

**Universidade de São Paulo  
Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”**

**Distribuições de probabilidades de velocidade do vento e avaliação do  
potencial de energia eólica**

**Verônica Gaspar Martins Leite de Melo**

Tese apresentada para obtenção do título de Doutora em  
Ciências. Área de concentração: Engenharia de Sistemas  
Agrícolas

**Piracicaba  
2024**

**Verônica Gaspar Martins Leite de Melo**  
**Engenheira Agrônoma**

**Distribuições de probabilidades de velocidade do vento e avaliação do potencial de  
energia eólica**

versão revisada de acordo com a Resolução CoPGr 6018 de 2011

Orientador:

Prof. Dr. **JOSÉ ANTÔNIO FRIZZONE**

Tese apresentada para obtenção do título de Doutora em  
Ciências. Área de concentração: Engenharia de Sistemas  
Agrícolas

**Piracicaba**  
**2024**

**Dados Internacionais de Catalogação na Publicação**  
**DIVISÃO DE BIBLIOTECA – DIBD/ESALQ/USP**

Melo, Verônica Gaspar Martins Leite de

Distribuições de probabilidades de velocidade do vento e avaliação do potencial de energia eólica / Verônica Gaspar Martins Leite de Melo. - - versão revisada de acordo com a Resolução CoPGr 6018 de 2011. Piracicaba, 2024.

149 p.

Tese (Doutorado) - - USP / Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz".

1. Função densidade de probabilidade. 2. Densidade de potência do vento. 3. Distribuição de mistura. 4. Distribuição híbrida. 5. Potência de saída da turbina eólica I. Título

## **DEDICATÓRIA**

Dedico este trabalho primeiramente ao meu criador, por ser essencial em minha vida. Aos meus filhos – Helena, Leonardo e Manuela, que, desde a descoberta da gestação, são a minha inspiração diária, minha razão de viver. Ao meu marido, Leonardo Leite de Melo, por todo apoio, carinho e motivação. Ao meu orientador, José Antônio Frizzone, por todos os ensinamentos e o apoio imprescindível para a realização deste trabalho, e aos meus pais, Eleuse e Itamar, e minha avó Neusa, que, com muito carinho e apoio, não mediram esforços para que eu chegasse a esta etapa da minha vida.

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço ao Professor José Antônio Frizzone, pela oportunidade de realizar este trabalho ao lado de um pesquisador que nos inspira todos os dias pela busca do conhecimento, detentor do meu eterno respeito e admiração, pelo seu dom de extrair o melhor de cada orientado e pela sua grande humildade, inibindo sempre a vaidade em prol do compartilhamento da ciência. Ao meu marido, Leonardo, por sempre ser o motivador e torcedor de todos os meus sonhos. Aos meus filhos, Helena, Leonardo e Manuela, por todo amor e sorrisos diários. Aos meus pais, Eleuse e Itamar, por todo apoio, carinho e esforços que me permitiram chegar até esta etapa. À minha amada avó Neusa, sempre presente em minha vida.

À fundação Coordenação de Capes), pela concessão da minha bolsa e pelo fomento da expansão e da consolidação da pós-graduação no país. Ao programa de pós-graduação em Engenharia de Sistemas Agrícolas (PPGESA) pela oportunidade de realizar o curso em um programa com perfil acadêmico bem fundamentado e de excelência.

## SUMÁRIO

RESUMO .....	8
ABSTRACT .....	10
LISTA DE FIGURAS .....	12
LISTA DE TABELAS .....	14
1 INTRODUÇÃO.....	15
2 HIPÓTESE E OBJETIVOS.....	19
3 REVISÃO DE LITERATURA .....	21
3.1 Energia eólica no Brasil .....	21
3.1.1 Histórico .....	21
3.1.2 Capacidade instalada e número de parques eólicos no Brasil.....	22
3.1.3 Transformação energética .....	24
3.1.4 Impactos socioeconômicos e ambientais da geração de energia eólica.....	25
3.2 Fundamentos analíticos de energia do vento .....	28
3.2.1 Potência disponível no vento .....	28
3.2.2 Potência extraída do vento.....	32
3.2.3 Potência Mecânica.....	35
3.2.4 Eficiências na transmissão e no gerador .....	36
3.2.5 Curvas características de um aerogerador.....	37
3.2.6 Previsão da densidade de potência por modelos de probabilidades de vento .....	40
3.2.7 Energia elétrica produzida por uma turbina eólica.....	41
3.2.8 Classes de velocidade do vento .....	42
3.3 Distribuições de probabilidades para velocidade do vento.....	43
3.3.1 Visão geral .....	43
3.3.2 Distribuições de probabilidades usuais em estudos de energia eólica.....	47
3.3.2.1 Distribuição de Rayleigh (Ray) .....	47
3.3.2.2 Distribuição de Weibull a dois parâmetros (Wei).....	47
3.3.2.3 Distribuição de Weibull a três parâmetros (Wei3).....	48
3.3.2.4 Distribuição de Weibull Exponenciada (WeiExp).....	49
3.3.2.5 Distribuição Log-Normal com dois parâmetros (LN).....	50
3.3.2.6 Distribuição de Gumbel de dois parâmetros (Gum) .....	51
3.3.2.7 Distribuição de Burr tipo XII com três parâmetros (Burr3).....	52

3.3.2.8	Distribuição Generalizada de Valores Extremos (Gev) .....	53
3.3.2.9	Distribuição de Burr tipo XII com quatro parâmetros (Burr4) .....	54
3.3.2.10	Distribuição Kappa com quatro parâmetros (Kappa) .....	55
3.3.2.11	Modelos de mistura de Distribuições Independentes.....	55
3.3.2.12	Distribuição de mistura de dois componentes BurrXII3 e GEV (Burr3Gev)....	57
3.3.2.13	Distribuição de mistura de dois componentes de Weibull (WeiWei).....	57
3.3.2.14	Distribuição de mistura com componentes das distribuições Generalizada de Valores Extremos e Weibull (GevWei).....	58
3.3.2.15	Distribuições de mistura de dois componentes de Gumbel (GumGum).....	59
3.3.3	Distribuições híbridas.....	60
3.3.4	Estimação de parâmetros de distribuições de probabilidades .....	60
3.4	Variação da velocidade do vento com a altura .....	62
3.5	Crítérios para a avaliação da qualidade do ajuste de modelos de funções de probabilidades de ventos.....	63
3.5.1	Log-Verossimilhança, Crítérios de Informação de Akaike e de informação Bayesiana.....	64
3.5.2	Coefficiente de determinação (R <sup>2</sup> ) .....	66
3.5.3	RPP2 .....	66
3.5.4	RQQ2 .....	67
3.5.5	RPP(HF)2 .....	68
3.5.6	Rpp2 .....	69
3.5.7	R2 ajustado .....	70
3.5.8	Coefficiente de correlação linear de Pearson (r).....	71
3.5.9	Erro médio absoluto (MAE).....	72
3.5.10	Erro médio absoluto relativo porcentual (PMARE%) .....	73
3.5.11	Raiz quadrada do erro médio (RMSE).....	74
3.5.12	Teste estatístico do Qui-Quadrado ( $\chi^2$ ).....	74
3.5.13	Teste estatístico do Kolmogorov-Smirnov (KS) e Anderson-Darling (AD) .....	75
4	MATERIAL E MÉTODOS.....	81
4.1	Caracterização dos locais de estudo e dos períodos analisados .....	81
4.2	Distribuições de probabilidades utilizadas para análise das velocidades do vento.....	83
4.3	Estimativa dos parâmetros das funções densidade de probabilidades.....	85
4.4	Qualidade do ajuste das distribuições de probabilidades .....	87
4.5	Densidade de potência disponível no vento .....	88

4.6	Densidade de potência extraída por uma turbina eólica.....	89
5	RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	91
5.1	Exploração estatística dos dados amostrais.....	91
5.1.1	Diagramas Box Plot das velocidades horárias de ventos observados .....	91
5.1.2	Resumo das principais estatísticas da amostra .....	93
5.2	Desempenho das funções densidades de probabilidades.....	95
5.2.1	Estação meteorológica de Aquiraz – CE.....	95
5.2.2	Estação meteorológica de Rio Grande – RS.....	100
5.2.3	Estação meteorológica de Luís Eduardo Magalhães – BA .....	105
5.2.4	Estação meteorológica de Imperatriz – MA .....	109
5.3	Curvas de duração da velocidade do vento .....	113
5.4	Produção de energia eólica.....	118
5.4.1	Densidade de potência eólica .....	118
5.4.2	Energia produzida pelas turbinas eólicas .....	123
6	CONCLUSÕES.....	129
	REFERÊNCIAS.....	131
	APÊNDICE.....	141



## RESUMO

### Distribuições de probabilidades de velocidade do vento e avaliação do potencial de energia eólica

A energia eólica é uma fonte de energia limpa, renovável e verde e possui potencial que pode ser confiável a longo prazo. A previsão acurada da velocidade e da potência do vento tornou-se uma tarefa crítica com impacto profundo e grandes benefícios para a sociedade, reduzindo a imprevisibilidade e a aleatoriedade da capacidade de produção de uma usina eólica, possibilitando prever e otimizar a estabilidade do sistema. A modelagem da velocidade do vento por uma função densidade de probabilidade (FDP) contribui para a estimativa da densidade de potência produzida, que, por sua vez, leva a uma estimativa do potencial de energia eólica em um determinado local. A FDP, que melhor descreve a curva de distribuição de velocidade do vento, é o modelo mais apropriado para avaliação do potencial de energia produzida. Este trabalho foi desenvolvido sob a hipótese de que funções densidades de probabilidades bimodais, compostas por mistura de dois componentes unimodais, apresentam melhores desempenhos que funções unimodais na modelagem da distribuição de velocidades médias horárias de ventos em diferentes regimes e conduzem a estimativas mais acuradas da densidade de potência eólica em uma região, com os seguintes objetivos: (a) investigar o uso de modelos teóricos probabilísticos, unimodais e bimodais, para modelar dados de velocidade do vento; (b) analisar o desempenho do uso de modelos teóricos funções densidades de probabilidades para estimar a densidade de potência do vento visando o embasamento científico nas tomadas de decisão quanto à geração de energia eólica e (c) estabelecer um ranqueamento de modelos teóricos probabilísticos para estimar a densidade de potência de energia eólica para diferentes regimes de vento. Foram analisadas dez funções densidades de probabilidades aplicadas a dados horários de velocidade de ventos obtidos em estações meteorológicas do Inmet de quatro localidades nas estações do ano, a saber: Rio Grande – RS; Aquiraz – CE; Luiz Eduardo Magalhães – BA e Imperatriz – MA. As FDPs utilizadas foram Weibull de dois parâmetros; Gumbel de dois parâmetros; Burr de três parâmetros; generalizada de valores extremos de três parâmetros; Burr de quatro parâmetros; Kappa de quatro parâmetros, mistura de dois componentes de Weibull com cinco parâmetros; mistura de dois componentes de Gumbel com cinco parâmetros; mistura de um componente de Gev e outro componente de Wei com seis parâmetros e mistura de um componente de Burr e outro componente de Gev com sete parâmetros. Entre as dez distribuições, foram analisadas quatro de mistura de dois componentes, que podem se ajustar melhor aos regimes de ventos bimodais. As outras seis distribuições são unimodais com múltiplos parâmetros. As estimações dos parâmetros das FDPs foram realizadas pelos métodos da máxima verossimilhança e L-momentos utilizando-se o Software Anaconda em conjunto com linguagens de programação e pacotes R e Python. Utilizaram-se os índices de desempenho Kolmogorov-Smirnov ( $KS$ ), raiz quadrada do erro médio ( $RMSE$ ), erro médio absoluto relativo ( $PMARE\%$ ) e critério de informação de Akaike ( $AIC$ ). Também foram calculados os erros absolutos relativos entre probabilidades observadas e estimadas; construídos gráficos 1:1 ( $y = x$ ) para os percentis estimados e observados e confeccionados histogramas de frequências para valores de probabilidades observadas e estimadas. A densidade de potência média observada em cada estação do ano foi comparada com a densidade de potência estimada pelas diferentes FDPs analisadas. Concluiu-se que (a) as funções densidades de probabilidades que se ajustaram com maior acurácia à distribuição das velocidades horárias dos ventos reduziram os erros nas estimativas de produção de energia eólica para uma determinada região de estudo e estação do ano; (b) ocorreram variações apreciáveis no desempenho das FDPs analisadas para todas as regiões estudadas devido ao comportamento estocástico da velocidade do vento, indicando distribuições distintas a depender da estação do ano, portanto, uma única distribuição não pode ser universalmente indicada; (c) entre todas as FDPs analisadas, os melhores desempenhos em

modelar a velocidade do vento pertencem ao grupo das distribuições de mistura bimodais; (d) considerando todas as regiões analisadas, independentemente da estação do ano, melhor desempenho para estimar a densidade de potência do vento visando a geração de energia eólica foi obtido pela FDP de mistura de dois componentes de Weibull (WeiWei), sendo esta considerada a escolha mais adequada; (e) entre as FDPs unimodais analisadas, a Kappa ofereceu melhores resultados na estimativa das probabilidades de velocidades horárias de ventos e na densidade de potência eólica; e (f) a FDP de Weibull, largamente utilizada para modelar distribuições de probabilidades de velocidades horárias de ventos para aplicações em engenharia eólica, não apresentou bom desempenho para os regimes de ventos estudados.

Palavras-chave: Função densidade de probabilidade, Densidade de potência do vento, Distribuição de mistura, Distribuição híbrida, Potência de saída da turbina eólica

## ABSTRACT

### Wind speed probability distributions and assessment of wind energy potential

Wind energy is a clean, renewable and green energy source and has potential that can be reliable in the long period of time. Accurately predicting wind speed and power density has become a critical task with a profound impact and great benefits for society, reducing the unpredictability and randomness of a wind farm's production capacity, allowing to predict and optimize the stability of the system. Modeling wind speed by a probability density function (PDF) contributes to the estimation of the power density produced, that allows estimate of the wind energy potential to a location. The PDF, which best describes the wind speed distribution curve, is the most appropriate model for evaluating the potential energy produced. This work was developed under the hypothesis that bimodal probability density functions, composed of a mixture of two unimodal components, perform better than unimodal functions in modeling the distribution of hourly average wind speeds in different regimes and lead to more accurate density estimates of wind power in a region, with the following objectives: (a) investigate the use of probabilistic theoretical models, unimodal and bimodal, to model wind speed data; (b) analyze the performance of using theoretical models and probability density functions to estimate wind power density with a view to providing a scientific basis for decision-making regarding wind energy generation and (c) establish a ranking of probabilistic theoretical models to estimate the power density of wind energy for different wind regimes. Ten probability density functions were analyzed applied to hourly wind speed data obtained from Inmet meteorological stations in four locations in all four seasons: Rio Grande – RS; Aquiraz – CE; Luiz Eduardo Magalhães – BA and Imperatriz – MA. The PDFs used were two-parameter Weibull; Two-parameter Gumbel; Three-parameter Burr; Generalized Extreme Values of Three parameters; Four-parameter Burr; Four-parameter kappa, Five-parameter Weibull two-component mixture; Gumbel two-component mixture with five parameters; mixture of a Gev component and another Wei component with six parameters and mixture of a Burr component and another Gev component with seven parameters. Among the ten distributions, four with two-component mixtures were analyzed, which can better adjust to bimodal wind regimes. The other six distributions are unimodal with multiple parameters. The estimations of PDF parameters were carried out using the maximum likelihood and L-moments methods using the Anaconda Software in conjunction with programming languages R and Python. The Kolmogorov-Smirnov (KS), root mean square error (RMSE), mean relative absolute error (PMARE%) and Akaike information criterion (AIC) performance indices were used. The relative absolute errors between observed and estimated probabilities were also calculated; 1:1 graphs ( $y=x$ ) were constructed for the estimated and observed percentiles and frequency histograms were created for observed and estimated probability values. The power density observed in each season of the year was compared with the power density estimated by the different FDPs analyzed. It was concluded (a) the probability density functions that adjusted more accurately to the distribution of hourly wind speeds reduced errors in wind energy production estimates for a given study region and season; (b) there were appreciable variations in the performance of the FDPs analyzed for all regions studied due to the stochastic behavior of wind speed, indicating different distributions depending on the season, therefore, a single distribution cannot be universally indicated; (c) among all the PDFs analyzed, the best performances in modeling wind speed belong to the group of bimodal mixture distributions; (d) considering all regions analyzed, regardless of the season, the best performance for estimating wind power density for wind energy generation was obtained by the Weibull two-component mixture PDF (WeiWei), which is considered the most appropriate choice; (e) among the unimodal FDPs analyzed, Kappa offered better results in estimating the probabilities of hourly wind speeds and wind power density; and (f) the Weibull PDF, widely used to model

probability distributions of hourly wind speeds for applications in wind engineering, did not perform well for the wind regimes studied.

Keywords: Probability density function, Wind power density, Mix distribution, Hybrid distributions, Wind turbine output power

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Evolução da capacidade instalada de todos os parques eólicos no Brasil .....	23
Figura 2 – Ilustração de um volume de controle por onde seguem linhas de corrente que passam pelo rotor.....	32
Figura 3 – Variação de $C_p$ com $v_2/v_1$ . .....	35
Figura 4 – Sistema elétrico eólico .....	37
Figura 5 – Curva de potência de uma turbina eólica hipotética ( $P(t)$ versus $v$ ), com potência nominal ( $P_n$ ) de 340 kW; Velocidade de ativação: $V_0 = 3 \text{ m s}^{-1}$ ; Velocidade nominal: $V_n = 13 \text{ m s}^{-1}$ e velocidade de corte: $V_c = 25 \text{ m s}^{-1}$ .....	38
Figura 6 – Exemplos de um gráfico P-P (a), um gráfico Q-Q (b), um gráfico P-P(HF) associado a um histograma de frequências (c) e um gráfico p-p associado às probabilidades nos intervalos de classes de um histograma de frequências (d), para a distribuição de Weibull a dois parâmetros ajustada a dados horários de velocidades de ventos em uma região hipotética .....	69
Figura 7 – Probabilidades acumuladas, frequências relativas e densidades de probabilidades de velocidades horárias de ventos (Weibull) organizadas em um histograma de frequências em uma região hipotética .....	70
Figura 8 – Exemplo de uma distribuição de probabilidade teórica acumulada (weibull a dois parâmetros, linha preta) e uma distribuição de probabilidade acumulada empírica (linha vermelha) dos dados horários de velocidades de ventos observados em um local hipotético .....	76
Figura 9 – FDA hipotética (a) e inversa da FDA (b).....	79
Figura 10 – Localização espacial das estações meteorológicas estudadas.....	82
Figura 11 – Interface do Software Anaconda com o usuário .....	85
Figura 12 – Curva de potência da turbina eólica VESTAS V-82/1650 .....	89
Figura 13 – Diagramas Box Plot para as velocidades horárias dos ventos nas estações do ano nos quatro locais estudados .....	92
Figura 14 – Gráficos P-P mostrando a qualidade do ajuste dos dados à FDP WeiWei nas quatro estações do ano em Aquiraz – CE .....	99
Figura 15 – Histogramas de frequências relativas observadas e estimadas pela FDP WeiWei e densidade de probabilidade para as velocidades dos ventos nas estações do ano em Aquiraz - CE.....	100
Figura 16 – Gráficos P-P mostrando a qualidade do ajuste dos dados à FDP WeiWei nas quatro estações do ano em Rio Grande - RS .....	104
Figura 17 – Histogramas de frequências relativas observadas e estimadas pela FDP WeiWei e densidade de probabilidade para as velocidades dos ventos nas estações do ano em Rio Grande - RS.....	105
Figura 18 – Gráficos P-P mostrando a qualidade do ajuste dos dados à FDP WeiWei nas quatro estações do ano em Luís Eduardo Magalhães - BA .....	108
Figura 19 – Histogramas de frequências relativas observadas e estimadas pela FDP WeiWei e densidade de probabilidade para as velocidades dos ventos nas estações do ano em Luís Eduardo Magalhães - BA....	109
Figura 20 – Gráficos P-P mostrando a qualidade do ajuste dos dados à FDP WeiWei nas quatro estações do ano em Imperatriz - MA.....	112

Figura 21 – Histogramas de frequências relativas observadas e estimadas pela FDP WeiWei e densidade de probabilidade para as velocidades dos ventos nas estações do ano em Imperatriz - MA .....	113
Figura 22 – Curvas de velocidade <i>versus</i> duração do vento nas estações do ano em Aquiraz – CE e Rio Grande – RS.....	115
Figura 23 – Curvas de velocidade <i>versus</i> duração do vento nas estações do ano em Luís Eduardo Magalhães – BA e Imperatriz – MA.....	116
Figura 24– Comparação entre as densidades médias de potência observadas e estimadas pelas dez FDPs nas estações do ano em Aquiraz – CE e Rio Grande – RS.....	120
Figura 25 – Comparação entre as densidades médias de potência observadas e estimadas pelas dez FDPs nas estações do ano em Luís Eduardo Magalhães – BA e Imperatriz – MA .....	121
Figura 26 – Curvas de densidade de potência disponível no vento e produzida pela turbina eólica, utilizando a FDP WeiWei, em função da velocidade do vento nas estações do ano em Aquiraz – CE e Rio Grande – RS.....	124
Figura 27 – Curvas de densidade de potência disponível no vento e produzida pela turbina eólica, utilizando a FDP WeiWei, em função da velocidade do vento nas estações do ano em Luís Eduardo Magalhães – BA e Imperatriz – MA.....	125

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Capacidade instalada e número de parques eólicos e aerogeradores por estado, no final de 2021 .....	24
Tabela 2 – Classes de velocidade média do vento e densidade de potência eólica a 10, 30 e 50 m de acordo com o Sistema internacional de classificação para vento do <i>Pacific Northwest Laboratory</i> (PNL) .....	43
Tabela 3 – classificação do coeficiente de Pearson .....	71
Tabela 4 – Classificação de desempenho sugerida para avaliação do modelo com base no <b>PMARE</b> .....	73
Tabela 5 – Altitude, Latitude, Longitude e código das estações do Inmet para as localidades estudadas ....	82

## 1 INTRODUÇÃO

A utilização de energia é um indicador importante de desenvolvimento social e de crescimento econômico (GÖKÇEK et al., 2007). As fontes de energia renováveis são inesgotáveis, limpas e gratuitas. Essas fontes oferecem benefícios ambientais e econômicos em contraste com as fontes tradicionais. Diante desse fato, os recursos renováveis – como energia eólica, solar e geotérmica – têm crescido à medida que seus custos de geração diminuem. Embora a humanidade utilize a energia eólica desde a antiguidade, seu uso para produzir eletricidade de forma eficaz se dá nas últimas duas décadas por meio do desenvolvimento de modernas turbinas eólicas (HE; ZHANG, 2020).

A energia eólica é uma fonte de energia limpa, renovável e verde. Possui um potencial que pode ser confiável a longo prazo, além de ser uma fonte de energia não poluente, pois não produz gases de efeito estufa nem radiações radioativas e ainda economiza combustíveis fósseis e reduz os poluentes por eles gerados. Portanto, o mundo é encorajado a usar o vento como uma fonte de energia verde, limpa e gratuita (GÖKÇEK et al., 2007).

Nos últimos anos, devido ao aumento da poluição térmica e à emissão de gases de efeito estufa causados pelo uso de energia gerada por combustíveis fósseis, a energia renovável tornou-se uma escolha necessária para a geração de energia limpa e um componente chave nas estratégias de desenvolvimento dos governos (HE; ZHANG, 2020). Entre as fontes de energias renováveis, a eólica está se tornando mais atrativa devido à sua universalidade e aos custos de produção relativamente baixos (LI et al., 2020). Essa fonte se tornou uma das mais populares do mundo em razão da sua ampla disponibilidade e da redução contínua nos custos de produção e de armazenamento, devido ao desenvolvimento de tecnologias dedicadas a esse tipo de geração de energia. De acordo com Lin et al. (2020), até o ano de 2050, aproximadamente metade da demanda de energia do mundo será fornecida por duas fontes de energia renováveis: a eólica e a solar.

As diferenças mais notáveis entre a energia eólica e a energia convencional referem-se à volatilidade, à estocasticidade, à intermitência e à incontrolabilidade. Volatilidade refere-se a estabilidade de determinado recurso ou variável, no qual indica a intensidade e a frequência das oscilações do mesmo. Estocasticidade refere-se a um estado indeterminado com origem em eventos aleatórios, que acontece a partir de probabilidades. Intermitência refere-se a característica de algo que não é permanente, que para durante um tempo e recomeça novamente, possui intervalos. Incontrolabilidade refere-se a algo, fator ou característica que não se consegue controlar.



O vento é um fenômeno que envolve o movimento do ar e está relacionado ao estado de movimento atmosférico. As mudanças nas características do vento estão intimamente relacionadas à circulação de energia e de matéria que ocorre na atmosfera. As mudanças na velocidade do vento são afetadas pelo movimento atmosférico de longo prazo e pela turbulência atmosférica em microescala causada por diversos fatores de superfície; estes, por sua vez, fazem com que o vento demonstre forte volatilidade instantânea no tempo e no espaço (LIN et al., 2020).

Para produzir energia elétrica a partir da energia cinética dos ventos, são necessários ventos com velocidade e constância suficientes para atingir as condições de início de produção de energia de cada tipo e modelo de turbinas existentes no mercado. Sendo assim, há sempre a necessidade de estudos prévios sobre distribuição das velocidades dos ventos para implementação de usinas eólicas (LI et al., 2020).

A incerteza associada aos ventos é uma das principais preocupações no processo de geração de energia eólica, pois a disponibilidade é o fator que mais afeta o processo de geração de energia elétrica. Para gestores de energia e operadores de eletricidade, a fim de reduzir a incerteza da natureza caótica dos ventos, uma previsão acurada da velocidade e da potência do vento tornou-se a tarefa mais importante. A previsão do vento pode ser usada para entender o potencial de energia eólica em projetos e gerenciamento de parques eólicos e de redes de energia (ERDEM; SHI, 2011). Assim, a previsão acurada da velocidade e da potência do vento tornou-se uma tarefa crítica com impacto profundo e grandes benefícios para a sociedade, reduzindo a imprevisibilidade e aleatoriedade da capacidade de produção de uma usina eólica, possibilitando prever e otimizar a estabilidade do sistema (HE; ZHANG, 2020). A imprevisibilidade da fonte de energia tem levado a uma crescente demanda por métodos preditivos precisos da potência produzida. Considerando o ponto de vista econômico, a capacidade preditiva precisa contribui significativamente na maximização da energia extraída de um determinado recurso, diminuindo o custo da eletricidade (LI et al., 2021).

A modelagem da velocidade do vento por uma função densidade de probabilidade (FDP) contribui para a estimativa da densidade de potência produzida, que, por sua vez, leva a uma estimativa do potencial de energia eólica em um determinado local. A FDP que melhor descreve a curva de distribuição de velocidade do vento é o modelo mais apropriado para avaliação do potencial de energia produzida. Assim, a escolha correta da função teórica de probabilidades é fundamental, devido ao fato de que a energia eólica pode ser formulada como uma função da distribuição de probabilidade teórica da velocidade do vento.

Um modelo teórico que se ajuste com maior acurácia à distribuição das velocidades dos ventos reduzirá as incertezas nas estimativas de produção de energia eólica. Vários estudos usaram variedades de FDPs unimodais com diversos níveis de sucesso (CARTA et al., 2009; GÖKÇEK et al., 2007; KIDMO et al. 2016; PARAJULI 2016; BASHAHU et al. 2022). Nesses estudos, a FDP de Weibull de dois parâmetros é a mais indicada para análise, mas, embora seja amplamente utilizada para avaliação da energia eólica, não é capaz de representar todos os regimes de velocidades de ventos. Como os ventos são muito variáveis no tempo e no espaço, é de se supor que FDPs bimodais possam modelar com mais acurácia as probabilidades associadas às velocidades médias horárias.



## 2 HIPÓTESE E OBJETIVOS

A hipótese desta pesquisa é que funções densidades de probabilidades bimodais, compostas por mistura de dois componentes unimodais, apresentam melhores desempenhos que funções unimodais na modelagem da distribuição de velocidades médias horárias de ventos em diferentes regimes e conduzem a estimativas mais acuradas da densidade de potência eólica em uma região.

Os objetivos da pesquisa são:

- a) Investigar o uso de modelos teóricos probabilísticos, unimodais e bimodais, para modelar dados de velocidade do vento;
- b) Analisar o desempenho do uso de modelos teóricos funções densidades de probabilidades para estimar a densidade de potência do vento visando o embasamento científico nas tomadas de decisão quanto à geração de energia eólica e
- c) Estabelecer um ranqueamento de modelos teóricos probabilísticos para estimar a densidade de potência de energia eólica para diferentes regimes de vento.



### 3 REVISÃO DE LITERATURA

#### 3.1 Energia eólica no Brasil

##### 3.1.1 Histórico

A energia eólica é uma fonte de energia limpa e livre de poluição que se tornou um suporte energético para vários países e se apresenta como uma das fontes de energia renovável de mais rápido crescimento no mundo. As tecnologias de geração e aproveitamento da energia eólica estão cada vez mais sólidas, e os custos de instalação de parques eólicos diminuíram, como resultado de inúmeras políticas de incentivo e subsídios governamentais, sendo comumente considerada uma solução atraente para a crise da energia fóssil e o efeito estufa (LI et al. 2021).

A ABEEólica – Associação Brasileira de Energia Eólica – oferece dados relevantes sobre o desenvolvimento da energia eólica no Brasil. De acordo com as informações constantes no seu site, o primeiro aerogerador instalado no Brasil entrou em operação em 1992, no arquipélago de Fernando de Noronha. O empreendimento foi o resultado de uma parceria entre o Centro Brasileiro de Energia Eólica (CBEE) e a Companhia Energética de Pernambuco (Celpe), com financiamento do instituto de pesquisas dinamarquês Folkecenter.

Nos dez anos seguintes a 1992, a energia eólica pouco cresceu no Brasil, em parte pela falta de políticas públicas, mas principalmente pelo alto custo da tecnologia. Durante a crise energética de 2001, criou-se o Programa Emergencial de Energia Eólica (Proeólica), na tentativa de incentivar a contratação de empreendimentos de geração de energia eólica no país. Esse programa tinha como objetivo a contratação de 1.050 MW de projetos de energia eólica até dezembro de 2003. A partir daí, começou-se a pensar na complementaridade sazonal do regime de ventos com os fluxos hidrológicos nos reservatórios hidrelétricos. No entanto, o Proeólica não surtiu resultados e foi substituído pelo Proinfa (Programa de Incentivo às Fontes Alternativas de Energia Elétrica), que, além de incentivar o desenvolvimento das fontes renováveis na matriz energética, possibilitou a fixação da indústria de componentes e turbinas eólicas no Brasil com exigências de conteúdo nacional para os aerogeradores.

No início do Proinfa, a tecnologia de geração de energia eólica ainda era incipiente e muito cara. Apenas no final de 2009 aconteceu o primeiro leilão de comercialização de energia voltado exclusivamente para a fonte eólica. Denominado Leilão de Energia de Reserva (LER), teve sucesso, com a contratação de 1,8 GW, e possibilitou novos eventos nos anos seguintes. Desde então, a energia eólica tem demonstrado um crescimento sólido e consistente, sendo hoje uma fonte de energia consolidada.

### 3.1.2 Capacidade instalada e número de parques eólicos no Brasil

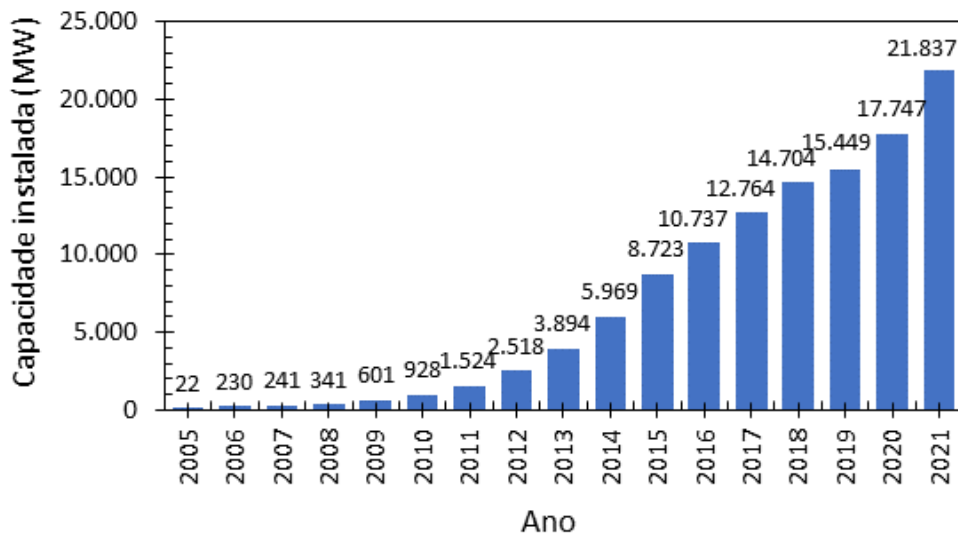
A energia eólica deixou de ser uma fonte “alternativa” para ter um papel fundamental na matriz elétrica brasileira. É hoje a segunda fonte da matriz elétrica, com mais de 10% de participação. Segundo a ABEEólica (2020; 2022), alguns fatores explicam o sucesso da produção de energia eólica no Brasil nos últimos anos:

- a) “Bons ventos” do Brasil – para produzir energia eólica, são necessários ventos estáveis, com velocidades adequadas e sem mudanças bruscas de direção. Usualmente, a geração de energia elétrica inicia-se com velocidades do vento da ordem de 2,5 a 3,0 m s<sup>-1</sup> (AMARANTE et al. 2001). Abaixo desses valores, o conteúdo energético dos ventos não justifica o investimento. As características dos bons ventos brasileiros resultam num fator de capacidade maior do que a média mundial (34%). O fator de capacidade médio mensal que as eólicas brasileiras alcançaram em 2020 foi 40,6%, tendo atingido valores maiores durante a safra dos ventos (período que vai de junho até final do ano). O máximo valor médio mensal de 59% ocorreu em setembro (ABEEólica 2020; 2022). Dados do InfoVento-25 (ABEEólica, 2022) destacam recordes de geração de energia pelos parques eólicos em 2020 por região. Os cinco estados que apresentaram maior fator de capacidade médio em 2020 foram Bahia (43,6%); Pernambuco (40,3%); Maranhão (40,2%); Piauí (40,1%) e Rio Grande do Norte (39,4%). Em médias diárias, o fator de capacidade dos parques eólicos brasileiros atingiu valores superiores a 80%, como foi o caso nos recordes de geração do subsistema NE (Nordeste) e SIN (Sistema Interligado Nacional). Estima-se que o Brasil tenha, em terra, um potencial de geração de energia eólica de mais de 700 GW.
- b) Rápido e eficiente desenvolvimento da cadeia produtiva local – a ABEEólica indica que esse processo começou com índice de nacionalização próximo de 60% e alcançou a fabricação em território nacional de 80% de um aerogerador, conforme regras de financiamento do Programa Finame do Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES). O Brasil tem hoje seis fabricantes de turbinas; fábricas de pás e torres eólicas; empresas que trabalham em outros componentes, além de transporte, consultorias diversas, planejamento e obras.
- c) Investimento no setor eólico – de acordo com dados apresentados pela ABEEólica (2020), o Brasil encerrou o ano de 2020 com US\$ 4 bilhões investidos no setor eólico, representando 45% dos investimentos realizados em renováveis (solar, eólica, biocombustíveis, biomassa e resíduos, PCHs e outros). No período de 2010 a 2020, o investimento foi da ordem de US\$ 37,3 bilhões. Os dados de investimento divulgados pela ABEEólica são fornecidos pela

*Bloomberg New Energy Finance* (BNEF) e podem ser vistos com mais detalhes no Boletim Anual de Geração Eólica: Dados de 2020, produzido pela associação. Um dos países que mais investe em energia eólica no mundo, o Brasil vem sendo classificado como uma potência eólica e já ocupa o 7º lugar no ranking mundial de Capacidade Instalada do GWEC (Conselho Global de Energia Eólica). Em 2012, ocupava o 15º lugar (ABEEólica, 2022).

Segundo Borges (2022), em trabalho preparado para a ABEEólica, em fevereiro de 2022, um levantamento indicou que a capacidade instalada de todos os parques eólicos instalados no Brasil chegou a 21,8 GW no final de 2021 (Figura 1). Isso representa um valor expressivo, uma vez que, dez anos antes (2012), a geração eólica brasileira era insignificante (2,5 GW). Segundo o autor, considerando os novos investimentos contratados até o final de 2021, em leilões e no mercado livre, a capacidade total de geração eólica *onshore* deverá aumentar em pelo menos 50% nos próximos cinco anos, atingindo a cifra de 33 GW. Além disso, a definição de uma regulamentação envolvendo os parques eólicos *offshore* em 2022 deverá dar impulso adicional ao setor para que o Brasil possa explorar todo o potencial disponível de geração eólica (*onshore* e *offshore*). No caso da produção *onshore*, a ABEEólica estima um potencial de mais de 500 GW de capacidade de geração (aproximadamente 25 vezes o parque instalado atual). No caso da produção *offshore*, sugere-se um potencial de pouco mais de 1200 GW. A capacidade total de geração elétrica no Brasil, considerando todas as fontes (hidrelétricas, termelétricas, biomassa, nuclear, eólicas, fotovoltaicas etc.), atingiu 183,1 MW em maio de 2022 (ANEEL, 2022).

FIGURA 1 – EVOLUÇÃO DA CAPACIDADE INSTALADA DE TODOS OS PARQUES EÓLICOS NO BRASIL



FONTE: BORGES (2022); ABEEÓLICA (2022)



Na Tabela 1, apresentam-se a capacidade instalada e o número de parques em operação por estado. Observa-se que o tamanho dessa indústria no Brasil é 21,8 GW de capacidade instalada, 805 parques eólicos em 12 estados. Desses estados, o Rio Grande do Norte e a Bahia apresentam as maiores potências instaladas e os maiores números de parques eólicos.

**Tabela 1 – Capacidade instalada e número de parques eólicos e aerogeradores por estado, no final de 2021**

UF	Potência (MW)	Parques	Aerogeradores
RN	6.709,88	219	2.722
BA	6.062,45	227	2.456
CE	2.496,94	97	1.121
PI	2.437,45	83	1.025
RS	1.835,89	80	830
PE	897,37	36	435
PB	628,44	30	257
MA	426,00	15	172
SC	242,70	15	174
SE	34,50	1	23
RJ	28,05	1	17
PR	2,50	1	5
Total	21.802,15	805	9.237

Fonte: ABEEólica (2022)

### 3.1.3 Transformação energética

Quando se fala de transformação energética, o conceito é mais amplo e envolve, por exemplo, todas as mudanças e tecnologias que se desenvolvem junto com as energias renováveis, para atender e permitir seu crescimento, além das consequências na sociedade. No Brasil, já existe uma matriz elétrica e energética com participação de renováveis acima da média mundial. No caso da energia elétrica, já se dispõe de 83% de renováveis, enquanto a média global é de cerca de 25%. Na matriz energética, 46% são de fontes renováveis, e a média mundial está ao redor dos 15%. No Brasil, ocorre um dos melhores ventos do mundo para geração de energia eólica em terra, e, em alguns anos, serão desenvolvidos os parques *offshore*. O potencial solar é enorme; a biomassa cresce com solidez, e há a possibilidade de aproveitar o gás natural do pré-sal para gerar energia (ABEEólica, 2022).

O desafio não é, portanto, gerenciar escassez de recursos naturais limpos, como é o caso de tantos países que precisaram investir bilhões em políticas de desenvolvimento de renováveis. O desafio é gerenciar sua abundância para produção de energia, tirar de cada um deles o melhor possível, protegendo a natureza e trazendo retornos sociais e econômicos para a sociedade (BORGES, 2022). E é por haver essa abundância que se deve entender o processo de transição

energética como uma oportunidade para que isso signifique uma transformação energética. O crescimento do uso de energias renováveis e a sua inserção crescente na produção de energia limpa levaram a uma mudança significativa no sistema de transmissão, interferindo no equilíbrio físico entre a energia extraída e a injetada na rede elétrica. A imprevisibilidade da fonte de energia tem levado a uma crescente demanda por métodos preditivos precisos da potência produzida. Considerando o ponto de vista econômico, um poder preditivo preciso pode dar contribuição significativa na maximização da energia extraída de um determinado recurso, diminuindo o custo da eletricidade (LI et al. 2021).

De acordo com a ABEEólica (2022), pode-se vislumbrar, então, que a verdadeira potencialidade e oportunidade da transformação é o fato de o investimento nos recursos naturais, de forma responsável, gerar desenvolvimento econômico e social por meio da distribuição de renda, da inclusão e da diminuição das desigualdades econômicas e sociais. É preciso dar esse salto de raciocínio e ação: não basta gerar energia renovável que não emita CO<sub>2</sub>, é preciso que essa energia impacte positivamente a vida da população. Nesse momento, começa-se a falar de uma real transformação energética. O Nordeste é um bom exemplo disso. Parques eólicos chegam a regiões remotas do Brasil, especialmente no Nordeste, impactando positivamente comunidades por meio de, por exemplo, empregos diretos e indiretos e geração de renda com os arrendamentos de terras dos pequenos proprietários, que seguem com suas criações de animais ou plantações, já que apenas uma pequena parcela da área é utilizada para colocação dos aerogeradores (BORGES, 2022). Há também impactos de aumento de arrecadação de impostos, que, com adequado gerenciamento público, podem significar melhorias para o município. O desenvolvimento tecnológico que chega com as renováveis também significa um novo caminho de atuação profissional.

#### 3.1.4 Impactos socioeconômicos e ambientais da geração de energia eólica

A geração de energia elétrica por meio de turbinas eólicas constitui uma alternativa para diversos níveis de demanda. As pequenas centrais podem suprir pequenas localidades distantes da rede, contribuindo para a universalização do atendimento. Já as centrais de grande porte têm potencial para atender uma significativa parcela do Sistema Interligado Nacional (SIN) com importantes ganhos: contribuindo para a redução da emissão de gases de efeito estufa, pelas usinas térmicas; de poluentes atmosféricos; diminuindo a necessidade da construção de grandes reservatórios; e reduzindo o risco gerado pela sazonalidade hidrológica.

Em novembro de 2020, a ABEEólica publicou o estudo “Impactos Socioeconômicos e Ambientais da Geração de Energia Eólica no Brasil”, realizado pela equipe do economista Gesner Oliveira (OLIVEIRA, 2020), que quantificou os impactos positivos da energia eólica. O trabalho analisa, por exemplo, os efeitos multiplicadores dos investimentos realizados pelas empresas, assim como o impacto dos valores pagos para arrendamentos de terras para colocação de aerogeradores. O estudo também fez uma comparação entre um grupo de municípios que recebeu parques eólicos e outro que não tem energia eólica, para avaliar o impacto da chegada dos parques no Índice de Desenvolvimento Humano Municipal Brasileiro – IDHM e no PIB Municipal.

No que se refere ao IDHM e PIB Municipal, os municípios que têm parques eólicos tiveram uma performance 20,19% e 21,15% melhor, respectivamente, para esses dois indicadores (OLIVEIRA et al. 2020). Esse é um resultado que indica que não há dúvidas: a energia eólica chega, e seus efeitos positivos multiplicadores impactam nos indicadores do município. O estudo também estimou os efeitos multiplicadores do pagamento de arrendamento. Esse é um ponto importantíssimo do estudo, porque os arrendamentos são uma injeção de renda direta na região. Quando um pequeno proprietário arrenda um pedaço da sua terra para colocação de um aerogerador, ele pode continuar com suas plantações ou criação de gado. O pagamento de arrendamento se torna, então, um valor fixo para os proprietários que podem investir em sua própria terra e ampliar sua produção.

Para 2018, o estudo estimou um valor de 165,5 milhões de pagamento em arrendamentos. A principal hipótese foi que o valor recebido pelas famílias pelo arrendamento seria utilizado principalmente para consumo em bens e serviços. Primeiramente, foi considerada a importância relativa dos gastos realizados pelas famílias, agregados em 12 macro setores no orçamento das famílias brasileiras que vivem na zona rural, dado que os parques eólicos estão comumente localizados em áreas rurais. Em segundo lugar, foram utilizados os dados mais recentes da Pesquisa de Orçamentos Familiares (POF) do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) (estrutura do consumo das famílias).

Considerando os dados de 2018, os pagamentos de arrendamento de terras para expansão do setor eólico ficaram em torno de R\$ 165,5 milhões ao ano; têm potencial de levar a uma expansão da produção das Regiões Nordeste e Sul (valor agregado) da ordem de R\$ 524,6 milhões, gerando mais de 8 mil empregos e R\$ 43,2 milhões em massa salarial. Além disso, são arrecadados R\$ 45,4 milhões em tributos relacionados, sendo quase R\$ 25,5 milhões em ICMS e R\$ 2,5 milhões em IPI (OLIVEIRA et al. 2020). O estudo também avaliou um benefício importante da energia eólica, que é a baixa taxa de ocupação do solo, chegando à conclusão de

que, mesmo num cenário em que os aerogeradores estariam mais próximos, pelo menos 92% da área ficaria livre para outras atividades, podendo esse valor ser maior dependendo da distribuição dos aerogeradores.

Em fevereiro de 2022, a ABEEólica divulgou novo estudo, “Estimativas dos impactos dinâmicos do setor eólico sobre a economia brasileira”, que mostrou impactos dos investimentos de eólica no PIB, empregos e redução de emissões de CO<sub>2</sub>. O material foi elaborado por Bráulio Borges, pesquisador-associado do FGV-IBRE e economista (BORGES, 2022). O objetivo do estudo foi quantificar os impactos diretos e indiretos dos investimentos em energia eólica para o PIB, para os empregos e para a redução de emissão de CO<sub>2</sub>. No caso do impacto do PIB, partiu-se do valor investido de 2011 a 2020 na construção de parques eólicos, que foi de R\$ 110,5 bilhões. Por meio de metodologia que calcula efeitos multiplicadores de diferentes tipos de investimentos, chegou-se ao valor de mais R\$ 210,5 bilhões referentes a efeitos indiretos e induzidos, num total de R\$ 321 bilhões. Isso significa que cada R\$ 1,00 investido num parque eólico tem impacto de R\$ 2,9 sobre o PIB, após 10 a 14 meses, considerando todos os efeitos.

O estudo de Borges (2022) também avaliou o impacto desses investimentos no emprego. Considerando pesquisas prévias sobre o tema em outros países e no Brasil, bem como uma avaliação de cenário mais geral, chegou-se a uma estimativa de quase 196 mil empregos entre 2011 e 2020, ou 10,7 empregos por MW instalado na fase de construção dos parques. O estudo também aponta média de 0,6 empregos por MW instalado para operação e manutenção. Esse número permite a prospecção de alguns cenários para o futuro próximo, uma vez que o setor tem um bom mapeamento de quanto será instalado nos próximos anos.

O estudo também avaliou o impacto das eólicas na redução de emissões de CO<sub>2</sub>, e o que isso significa em valores monetários. No acumulado de 2016 a 2024, o setor eólico brasileiro terá evitado emissões de gases do efeito estufa valoradas entre R\$ 60 e 70 bilhões. De acordo com Gannoum (2021), o conceito de Custo Social do Carbono tenta quantificar, em termos monetários, os custos econômicos associados às emissões de gases do efeito estufa (como o próprio dióxido de carbono, o metano, os CFCs, entre outros). Para estimar o Custo Social do Carbono, Borges (2022) construiu diversos cenários prospectivos para o PIB dos países, considerando distintos cenários de temperatura e seus impactos sobre a atividade econômica. As diferenças entre tais cenários foram trazidas a valor presente e isso gerou a estimativa de Custo Social do Carbono, geralmente apresentada em US\$ por tonelada de CO<sub>2</sub> equivalente. Desse modo, as emissões evitadas pelo setor eólico em valores monetários podem ser entendidas diretamente: evitou-se uma redução do PIB futuro brasileiro e mundial em algo entre R\$ 60 e R\$ 70 bilhões.

Entre os principais impactos socioambientais negativos das usinas eólicas destacam-se os sonoros e os visuais.

Os impactos sonoros são devidos ao ruído dos rotores e variam de acordo com as especificações dos equipamentos (ATLAS EÓLICO DO ESTADO DE SÃO PAULO, 2012). Para evitar transtornos à população vizinha, o nível de ruído das turbinas deve atender às normas e padrões estabelecidos pela legislação vigente.

Os impactos visuais são decorrentes do agrupamento de torres e aerogeradores, principalmente no caso de centrais eólicas com um número considerável de turbinas, também conhecidas como fazendas eólicas. Os impactos variam muito de acordo com o local das instalações, o arranjo das torres e as especificações das turbinas.

Outro impacto negativo das centrais eólicas é a possibilidade de interferências eletromagnéticas, que podem causar perturbações nos sistemas de comunicação e transmissão de dados (rádio, televisão etc.). Também a possível interferência nas rotas de aves deve ser considerada nos estudos e relatórios de impactos ambientais.

## **3.2 Fundamentos analíticos de energia do vento**

### **3.2.1 Potência disponível no vento**

A quantidade de energia que o vento transfere em cada segundo para o rotor depende diretamente da massa específica do ar, da velocidade do vento e da área do rotor (área de giro das lâminas) (CARTA; MENTADO, 2007). A energia cinética de um corpo depende diretamente da sua massa. Por isso, a energia cinética do vento depende diretamente da densidade do ar (ou seja, da massa por unidade de volume). Assim, quanto mais denso for o ar, maior será a energia cinética recebida pela turbina eólica. A densidade do ar depende da pressão atmosférica e da temperatura do ar, que, por sua vez, dependem da altitude do lugar. Para locais situados a grande altitude, a pressão atmosférica é mais baixa e o ar é menos denso. Ao nível do mar (altitude nula e pressão atmosférica de 101,325 kPa), a temperatura do ar é de aproximadamente 15°C e a sua massa específica é 1,225 kg m<sup>-3</sup>. Desse modo, uma fatia cilíndrica de ar com 1 m de espessura que se move através de um rotor com um diâmetro de 54m tem uma massa aproximadamente igual a  $1,25 \text{ (kg m}^{-3}) \times \pi 54^2/4 \text{ (m}^2) \times 1 \text{ m}^2 = 2.804,1 \text{ kg}$ .

A produção de energia da turbina eólica depende da interação entre o vento e o rotor da turbina. As pás do rotor da turbina extraem alguma energia cinética do fluxo de ar no vento e a

transformam em energia mecânica rotacional. Para obter a quantidade de energia mecânica transformada pelas pás da turbina, primeiramente, a energia cinética de uma massa de ar em movimento deve ser calculada pela Equação (1), onde  $E_{(v)}$  é a energia cinética em joules,  $m$  é a massa em kg e  $v$  é a velocidade da massa de ar em  $m\ s^{-1}$  (PATEL, 2006).

$$E_{(v)} = \frac{1}{2} m v^2 \quad (1)$$

A potência da massa de ar em movimento ( $P_{(v)}$ ), deslocando-se a uma velocidade  $v$  perpendicular à seção transversal de área  $A$  de um cilindro imaginário, pode ser encontrada pela derivada de  $E_{(v)}$  em relação ao tempo  $t$  [Equação (2)]:

$$\frac{dE_{(v)}}{dt} = \frac{d}{dt} \left( \frac{1}{2} m v^2 \right) = \frac{1}{2} v^2 \left( \frac{dm}{dt} \right) \quad (2)$$

A vazão mássica,  $dm/dt$ , pode ser expressa conforme a Equação (3), onde  $\rho$  é a massa específica do ar em  $kg/m^3$  e  $A$  é a área de fluxo em  $m^2$ .

$$\frac{dm}{dt} = \rho A v \quad (3)$$

Inserindo a Equação (3) na Equação (2), a potência disponível do ar em movimento que passa por uma área  $A$  pode ser calculada pela Equação (4) (PATEL, 2006; CARTA; MENTADO, 2007; JUNG et al., 2017):

$$P_{(v)}(v_i) = \frac{1}{2} \rho A v_i^3 \quad (4)$$

sendo  $P_{(v)}(v_i)$  – potência disponível no vento na velocidade  $v_i$ , em W;  $\rho$  – massa específica do ar, em  $kg\ m^{-3}$ ;  $A$  – área da seção transversal, em  $m^2$ ;  $v_i$  – velocidade do vento, em  $m\ s^{-1}$ .

A Equação (4) também pode ser escrita por unidade de área definindo, dessa forma, a densidade de potência  $DP_{(v)}(v_i)$  disponível no vento, ou fluxo de potência [Equação (5)]:

$$DP_{(v)}(v_i) = \frac{1}{2} \rho v_i^3 \quad (5)$$

Na Equação (5), se  $\rho$  é expresso em  $\text{kg m}^{-3}$  e  $v_i$  em  $\text{m s}^{-1}$ ,  $DP_{(v)}(v_i)$  é obtido em  $\text{W m}^{-2}$  (quantidade de energia por segundo e por metro quadrado de fluxo que se pode esperar em um local particular). A  $DP_{(v)}(v_i)$  é a unidade básica para medir a potência contida no vento e depende da massa específica do ar e da velocidade do vento (JUNG et al., 2017). A densidade de energia eólica é diretamente proporcional ao cubo da velocidade do vento e à massa específica do ar.

A massa específica do ar depende da temperatura, da pressão e da altitude local, podendo variar de 10-15% sazonalmente (GALVÃO et al., 2019). Se a pressão local e a temperatura, na altura especificada, são conhecidas, calcula-se a massa específica horária do ar pela Equação (6):

$$\rho = \frac{P}{RT} \quad (6)$$

em que  $\rho$  é a massa específica do ar ( $\text{kg m}^{-3}$ );  $P$  é a pressão do ar inferida no local (Pa ou  $\text{N m}^{-2}$ );  $R$  é a constante característica do ar ( $287 \text{ J kg}^{-1} \text{ K}^{-1}$ ) e  $T$  é a temperatura ambiente, também inferida no local em unidade Kelvin ( $^{\circ}\text{C}+273,15$ ). No caso de não haver aferição da pressão local ou em que haja erros, a massa específica do ar pode ser estimada pela Equação (7), que utiliza dados locais de altitude e temperatura.

$$\rho = \left( \frac{P_0}{RT} \right) e^{\left( \frac{gz}{RT} \right)} \quad (7)$$

em que  $P_0$  é a pressão atmosférica padrão ao nível do mar (101,325 Pa);  $g$  é a constante gravitacional ( $9,8 \text{ m.s}^{-2}$ ) e  $z$  é a altitude (cota) local em relação ao nível do mar (m). Substituindo os valores numéricos de  $P_0$ ,  $R$  e  $g$  na Eq. 6, obtém-se a Equação (8):

$$\rho = \left( \frac{353,05}{T} \right) e^{0,034 \left( \frac{z}{T} \right)} \quad (8)$$

Ou, ainda, é possível considerar a massa específica do ar em CNTP (Condições Normais de Temperatura e Pressão), onde são dados valores padrão para temperatura (273,15 K), pressão (101,325 kPa) e densidade do ar (1,2922 kg.m<sup>-3</sup>). Nessa condição, as incertezas são maiores.

Na literatura científica, quando a densidade de energia eólica é estimada, supõe-se que  $\rho$  é independente da velocidade do vento, da pressão atmosférica, da temperatura do ar e da umidade relativa (RAMÍREZ; CARTA, 2005; CARTA et al., 2009; CARTA; MENTADO, 2007; MORGAN et al., 2011, GRAH et al., 2014; BASHAHU et al., 2022). Geralmente, é usado um valor de  $\rho$  constante durante o ano igual a 1,225 kg m<sup>-3</sup>, correspondendo às condições padrão (nível do mar, temperatura do ar de 15 °C, pressão atmosférica de 101,325 kPa). Mas, a rigor, a massa específica do ar varia com a altitude, a temperatura, a pressão e a umidade do ar, não sendo exato, portanto, assumir que a massa específica do ar é constante (ESSA et al., 2004). Galvão et al. (2019) mostram que, em todos os meses do ano, a massa específica média do ar calculada foi inferior ao valor na CNTP. A diferença máxima entre  $\rho_{CNTP}$  e  $\rho_{calculada}$  foi inferior a 9%.

Um indicador do potencial de energia eólica local é a densidade anual de energia (JUNG et al., 2017), podendo ser calculada a partir de valores observados de velocidades horárias de ventos. Conhecendo-se em um dado período  $j$ , a distribuição de frequências relativas das velocidades horárias dos ventos (m s<sup>-1</sup>) e a massa específica do ar (kg m<sup>-3</sup>), a densidade média de potência eólica disponível no período  $j$  [ $DP_{(v)j}$ , W m<sup>-2</sup>] e de energia disponível no vento no mesmo período  $j$  [ $\bar{E}_{disponível(j)}$ , Wh m<sup>-2</sup>] são dadas pelas Equações (9) e (10).

$$DP_{(v)j} = \sum_{i=1}^n f_{o(i)j} DP_{(v)}(v_{i,j}) \quad (9)$$

$$E_{(v)j} = \sum_{i=1}^n f_{o(i)j} DP_{(v)}(v_{i,j}) T \quad (10)$$

sendo  $T$  o intervalo de tempo entre as medições (por exemplo, número de horas no ano, na estação ou no mês  $j$ );  $f_{o(i,j)}$  – frequência de ocorrência observada de uma velocidade de classe  $i$  no período  $j$ ;  $DP_{(v)}(v_{i,j})$  – densidade de potência para velocidade média de classe  $i$  (W m<sup>-2</sup>). A densidade anual de energia eólica disponível em um dado local obtém-se pela Equação (11):

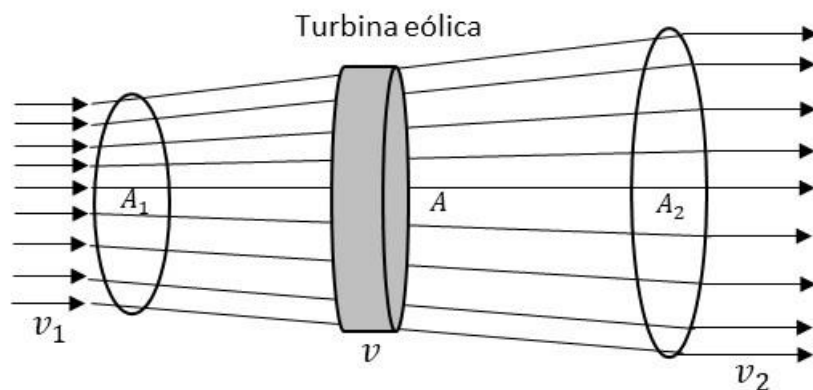


$$DP_{(v)} = \sum_{j=1}^J E_{(v)j} \quad (11)$$

### 3.2.2 Potência extraída do vento

Quando a velocidade do deslocamento da massa de ar é reduzida, a energia cinética do vento é convertida em energia mecânica através da rotação das pás. A potência disponível no vento não pode ser totalmente aproveitada pela turbina eólica na conversão de energia elétrica (DUTRA, 2010). Assim, depois de calcular a potência disponível do vento, a potência que é extraída pela turbina eólica deve ser calculada. Para considerar essa característica física, é introduzido um índice denominado coeficiente de potência ( $C_p$ ), que pode ser definido como a fração da potência eólica disponível que é extraída pelas pás do rotor. Para determinar o valor máximo dessa parcela de energia extraída do vento ( $C_p$  máximo), o físico alemão Albert Betz considerou um conjunto de pás em um tubo onde  $v_1$  representa a velocidade do vento na região anterior às pás;  $v$  a velocidade do vento no nível das pás e  $v_2$  a velocidade do vento após deixar as pás conforme apresentado na Figura 2. O valor máximo teórico de  $C_p$ , também chamado de limite de Betz, tem um valor de 0,593 (BANSAL et al., 2002).

Figura 2 – Ilustração de um volume de controle por onde seguem linhas de corrente que passam pelo rotor



$v_1$ ,  $v$  e  $v_2$  – a velocidades do vento a montante, no rotor e a jusante

$A_1$ ,  $A$  e  $A_2$  – áreas de seção transversal a montante, no rotor e a jusante das pás da turbina

Fonte: Jain (2011)

Como na Figura 2 (JAIN, 2011), Betz considerou um deslocamento homogêneo do fluxo de ar a uma velocidade  $v_1$ , que é retardada pelo conjunto de pás, assumindo uma velocidade  $v_2$  a jusante das pás. Pela lei da continuidade, tem-se que [Equação (12)]:

$$\rho v_1 A_1 = \rho v A = \rho v_2 A_2 \quad (12)$$

Como a redução da pressão do ar é mínima, a massa específica do ar pode ser considerada constante. A energia cinética extraída pela turbina eólica é a diferença entre a energia cinética a montante e a energia cinética a jusante do conjunto de pás [Equação (13)]:

$$E_{(v)(extraída)} = \frac{1}{2} m (v_1^2 - v_2^2) \quad (13)$$

Assumindo que a velocidade média do vento através do rotor de uma turbina é a média das velocidades  $v_1$ , antes da turbina, e  $v_2$ , depois da passagem pela turbina [Equação (14)], a massa de ar através da seção plana do rotor da turbina, na unidade de tempo, é expressa pela Equação (15):

$$v = \frac{v_1 + v_2}{2} \quad (14)$$

$$m = \rho A v \quad (15)$$

A potência extraída do vento pelo rotor da turbina é, portanto, proporcional à diferença dos quadrados das velocidades  $v_1$  e  $v_2$  [Equação (16)]:

$$P_{(v)(extraída)} = \frac{1}{2} \rho A v (v_1^2 - v_2^2) \quad (16)$$

Se a velocidade do vento não é alterada ( $v_1 = v_2$ ), nenhuma potência é extraída do vento. Se a velocidade do vento é reduzida a zero ( $v_2 = 0$ ), o fluxo de ar é zero e, nesse caso, também nenhuma potência é retirada do vento. A partir dessas duas considerações, a velocidade

correspondente à máxima potência extraída é um valor entre  $v_1$  e  $v_2$ . Essa velocidade pode ser calculada se a velocidade no rotor  $v$  é conhecida. Nesse caso, a massa de ar é calculada pela Equação (15), sendo  $A$  a área varrida pelas pás do rotor.

Se a velocidade  $v$  apresentada na Equação (14) for inserida na Equação (16), tem-se a Equação (17) (PATEL, 2006):

$$P_{(v)(extraída)} = \frac{1}{2} \rho A \frac{v_1 + v_2}{2} (v_1^2 - v_2^2) = \frac{1}{4} \rho A v_1 \left(1 + \frac{v_2}{v_1}\right) v_1^2 \left(1 - \frac{v_2^2}{v_1^2}\right) \quad (17)$$

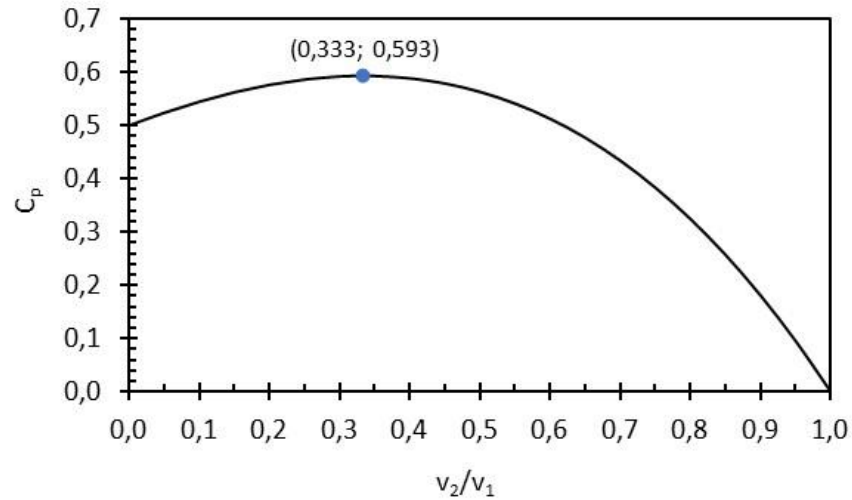
Dividindo a potência extraída do vento [(Equação (17))] pela respectiva potência disponível [Equação (4)], obtém-se a Equação (18):

$$\frac{P_{(v)(extraída)}}{P_{(v)(disponível)}} = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{v_2}{v_1}\right) \left(1 - \frac{v_2^2}{v_1^2}\right) \quad (18)$$

em que:  $\frac{1}{2} \left[1 + \frac{v_2}{v_1}\right] \left[1 - \left(\frac{v_2}{v_1}\right)^2\right]$  é o coeficiente de potência ( $C_p$ ).

Na Figura 3, representa-se a variação de  $P_{(v)(extraída)}/P_{(v)(disponível)}$  com  $v_2/v_1$ , podendo verificar-se que o máximo ocorre no ponto (1/3; 16/27), isso é, o máximo teórico de potência extraída do vento é  $P_{(v)(extraída)} = (16/27) P_{v(disponível)}$ , que se verifica quando  $v_2 = (1/3)v_1$ . O fator de potência 0,593 muitas vezes é chamado de coeficiente de Betz e mostra que uma turbina real não pode extrair mais do que 59,3% da energia em um tubo de ar não perturbado da mesma área. Conforme aponta Johnson (2006), na prática, a fração de potência extraída será sempre menor devido a imperfeições mecânicas. Um valor aceitável dessa fração é de 35 a 40 por cento da potência do vento em condições ótimas. Uma turbina que extrai 40% da energia do vento está extraíndo cerca de dois terços da quantidade que seria extraída por uma turbina ideal. Isso é razoável, considerando os problemas aerodinâmicos da constante mudança de velocidade e direção do vento, bem como a perda por atrito devido à rugosidade da superfície da pá.

Figura 3 – Variação de  $C_p$  com  $v_2/v_1$ .



Fonte: Johnson (2006)

### 3.2.3 Potência mecânica

O  $C_p$  é determinado pela estrutura aerodinâmica das pás e pela harmonia entre as pás e o vento. Tratando-se de estudos elétricos, a potência mecânica extraída do vento pela turbina eólica ( $P_{(m)}$ ) é geralmente expressa pelas Equações (19) e (20) (JOHNSON, 2006):

$$P_{(m)} = \frac{1}{2} \rho A v C_p(\lambda, \beta) \quad (19)$$

com,

$$\lambda = \frac{\omega_m R}{v} \quad (20)$$

sendo  $C_p$  o coeficiente de potência da turbina eólica em função de dois parâmetros: ângulo de inclinação das pás ( $\beta$ ) e  $\lambda$  (razão entre a velocidade tangencial da ponta da pá e a velocidade do vento incidente  $v$  – *tip speed ratio*);  $R$  o raio da turbina eólica (m);  $\omega_m$  a velocidade angular da turbina eólica ( $\text{rad s}^{-1}$ ) e  $v$  a velocidade incidente do vento na turbina eólica ( $\text{m s}^{-1}$ ).

A velocidade angular da turbina eólica ( $\omega_m$ ) é determinada a partir da velocidade de rotação  $N_{rpm}$  (rotações por minuto), pela Equação (21):

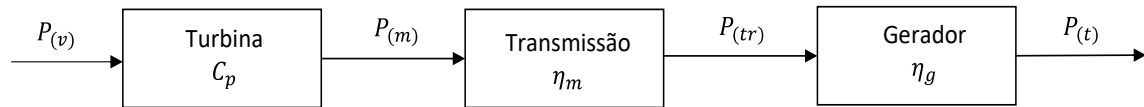
$$\omega_m = \frac{2 \pi N_{rpm}}{60} \quad (21)$$

Na Equação (19), o coeficiente de potência depende das características da turbina eólica, sendo função da razão de velocidades  $\lambda$  e do ângulo de passo das pás da turbina eólica (*pitch*)  $\beta$ . O  $C_p(\lambda, \beta)$  é expresso como uma característica bidimensional. Aproximações numéricas foram desenvolvidas para o cálculo de  $C_p$  para valores dados de  $\lambda$  e  $\beta$  (DUTRA, 2010). A estrutura do rotor pode ser alterada mudando o ângulo de inclinação das pás. Portanto,  $C_p$  muda com a mudança do ângulo de passo das pás. As curvas de coeficiente de potência *versus* velocidade tangencial da ponta das pás em relação a diferentes ângulos de inclinação são geralmente fornecidas pelos fabricantes de turbinas eólicas. A turbina eólica tem diferentes características potência-velocidade para cada velocidade do vento e ângulo de inclinação das pás.

### 3.2.4 Eficiências na transmissão e no gerador

A potência de saída do eixo da turbina não é usada diretamente, porque a turbina geralmente é acoplada a uma carga por meio de uma transmissão ou caixa de engrenagens e a carga pode ser gerador elétrico. Para fins de ilustração, considere-se a carga como um gerador elétrico (JOHNSON, 2006). O sistema básico é mostrado na Figura 4. Após a potência disponível do vento ( $P_{(v)}$ ) passar pela turbina, tem-se a uma potência mecânica extraída ( $P_{(m)}$ ) na velocidade angular da turbina, que é então fornecida à transmissão. A potência elétrica de saída da transmissão  $P_{(tr)}$  (Watt) é dada pelo produto da potência de saída da turbina  $P_{(m)}$  e a eficiência de transmissão  $\eta_m$  [Equação (22)]. A potência elétrica de saída do gerador  $P_{(t)}$  é dada pelo produto da potência de saída da transmissão e a eficiência do gerador  $\eta_g$  [Equação (23)].

**Figura 4 – Sistema elétrico eólico**



Fonte: JOHNSON (2006)

$$P_{(tr)} = \eta_m P_m \quad (22)$$

$$P_{(t)} = \eta_g P_{tr} \quad (23)$$

Na velocidade nominal do vento, a potência elétrica nominal gerada pode ser expressa pela Equação (24):

$$P_{(n)} = C_{pn} \eta_{mn} \eta_{gn} \frac{\rho}{2} A v_n^3 \quad (24)$$

em que  $C_{pn}$  é o coeficiente de desempenho na velocidade nominal do vento  $v_n$ ;  $\eta_{mn}$  é a eficiência de transmissão na potência nominal;  $\eta_{gn}$  é a eficiência do gerador na potência nominal;  $\rho$  é a densidade do ar e  $A$  é a área varrida pela turbina.

A quantidade  $C_{pn} \eta_{mn} \eta_{gn}$  é a eficiência global nominal da turbina ( $\eta_o$ ):

$$\eta_o = C_{pn} \eta_{mn} \eta_{gn} \quad (25)$$

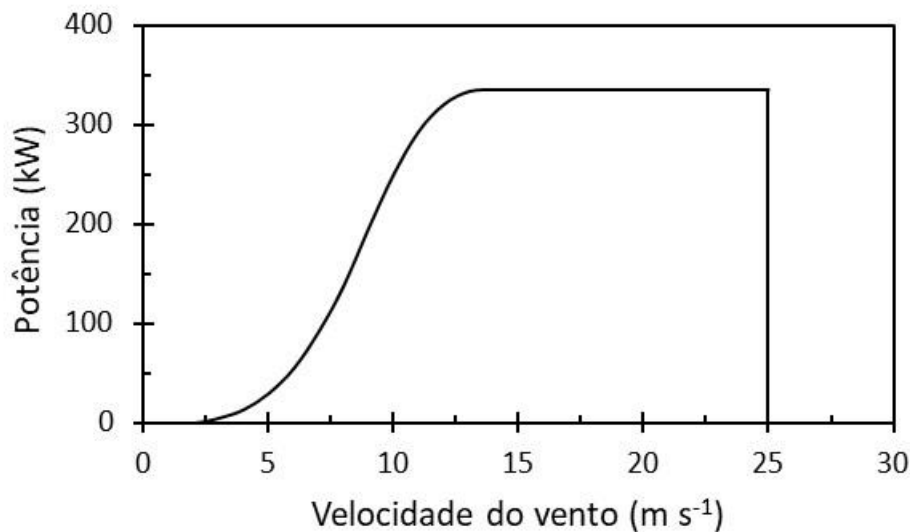
### 3.2.5 Curvas características de um aerogerador

As turbinas eólicas, ou aerogeradores, convertem a energia cinética do vento em energia elétrica. A quantidade de energia convertida depende do tipo de turbina instalada (D'AMICO et al., 2015). Os aerogeradores são constituídos, basicamente, por turbina ou rotor eólico; sistemas integrados ou auxiliares, como o sistema de orientação, a caixa de multiplicação de velocidade, o sistema de segurança e um gerador elétrico. O rotor, responsável por transformar a energia cinética em energia mecânica, é o primeiro estágio da conversão. Os outros dois são transmissão

mecânica e multiplicação de velocidade; e, por fim, o próprio gerador, responsável por converter a energia mecânica em energia elétrica.

As turbinas eólicas são projetadas para gerarem a máxima potência a uma determinada velocidade do vento. Essa potência é conhecida como potência nominal, e a velocidade do vento em que ela é atingida é designada velocidade nominal do vento. Essa velocidade é ajustada de acordo com o regime de ventos no local, sendo comum encontrar valores entre  $12$  e  $15 \text{ m s}^{-1}$ . Na Figura 5, mostra-se um exemplo de curva característica de um aerogerador, isso é, “potência elétrica *versus* velocidade do vento”, correspondente a um sistema de conversão de energia eólica com potência nominal de  $340 \text{ kW}$ .

**Figura 5 – Curva de potência de uma turbina eólica hipotética ( $P_{(t)}$  versus  $v$ ), com potência nominal ( $P_n$ ) de  $340 \text{ kW}$ ; Velocidade de ativação:  $V_0 = 3 \text{ m s}^{-1}$ ; Velocidade nominal:  $V_n = 13 \text{ m s}^{-1}$  e velocidade de corte:  $V_c = 25 \text{ m s}^{-1}$**



Fonte: Elaborada pela autora.

Devido à lei de variação cúbica da potência com a velocidade do vento, para velocidades abaixo de um certo valor (normalmente, cerca de  $3$  a  $4 \text{ m s}^{-1}$ , mas variando conforme o local), a extração de energia não é importante (CELIK, 2003). Pela mesma razão, para valores superiores à velocidade nominal do vento, não é econômico aumentar a potência, pois isso obrigaria a robustecer a construção, com o correspondente aumento no investimento, e apenas se tiraria proveito durante poucas horas no ano. Assim, a turbina é regulada para funcionar a uma potência constante, provocando-se, artificialmente, uma diminuição no rendimento da conversão. Quando

a velocidade do vento se torna muito elevada (superior a cerca de  $25 \text{ m s}^{-1}$ ), a turbina é desligada por razões de segurança (MATHEW, 2006).

O sistema de segurança, composto basicamente por freios, é um sistema auxiliar necessário para controlar o giro da turbina em condições adversas de operação. O regime de ventos não é constante, e a conexão da turbina à rede elétrica pode provocar oscilações e sobretensões. A quantidade de eletricidade que pode ser gerada pelo vento depende de quatro fatores: da massa e da velocidade do vento que passa pela hélice; do diâmetro da hélice; da dimensão do gerador e do rendimento de todo o sistema (BURTON et al., 2011).

A quantidade de energia disponível no vento varia de acordo com a época do ano e o horário. A distribuição de frequência de velocidade do vento é influenciada por efeitos das características locais de instalação, como topografia e rugosidade da superfície. Além disso, a quantidade de energia eólica extraível numa região depende das características de desempenho do aerogerador; altura de operação e espaçamento horizontal dos sistemas de conversão de energia eólica instalados. O regime de ventos do local deve ser avaliado a fim de determinar a posição que otimiza a quantidade de energia produzida (JAIN, 2011).

A questão de interesse primário em aplicações de energia eólica é: qual produção de energia elétrica pode ser esperada de uma determinada turbina eólica em um determinado local? Para responder isso, é necessário conhecer a curva de potência da turbina eólica, bem como a função densidade de probabilidade da velocidade do vento na altura do cubo do aerogerador (MOUANGUE et al., 2014). A produção de energia por uma turbina eólica varia com o vento que atinge o rotor. É prática comum usar a velocidade do vento na altura do cubo como referência para a resposta de potência da turbina eólica. A potência produzida em função da velocidade do vento na altura do cubo é convencionalmente chamada de curva de potência. A Figura 5 ilustra uma curva de potência de um gerador de turbina eólica.

Quando a velocidade do vento é menor que a velocidade mínima de ativação (*cut-in*), a turbina não será capaz de produzir energia. Quando a velocidade do vento excede a velocidade de ativação (por exemplo, acima de  $3 \text{ m s}^{-1}$ ), a potência aumenta com o aumento da velocidade do vento até um valor máximo (*rated speed*) em que a turbina atinge a potência nominal (*rated power*); depois disso, a potência de saída é quase constante. Em velocidades de vento muito elevadas (por exemplo, acima de  $25 \text{ m s}^{-1}$ ), ocorre o ponto de corte (*cut-out*), isso é, a turbina eólica é parada para evitar falhas estruturais (D'AMICO et al., 2015).



### 3.2.6 Previsão da densidade de potência por modelos de probabilidades de vento

Modelar de forma adequada a velocidade do vento não só permite tirar conclusões sobre o potencial de energia eólica em um local específico, mas também permite modelar a potência efetiva do sistema de entrega de energia, especialmente dos sistemas das linhas de transmissão. A modelagem da velocidade do vento por uma função densidade de probabilidade (FDP) contribui para a estimativa da densidade de potência produzida, que, por sua vez, leva a uma estimativa do potencial de energia eólica em um determinado local. A FDP que melhor descreve a curva de distribuição de velocidade do vento é o modelo mais apropriado para avaliação do potencial de energia produzida (CARTA et al., 2008; MOUANGUE et al., 2014; D'AMICO et al., 2015; BOKDE et al., 2019).

O comportamento estocástico e intermitente dos ventos confere alto nível de dificuldade na previsão da velocidade do vento. As frequências  $f_{o(i)}$  podem ser estimadas por um modelo de probabilidades ajustado às velocidades dos ventos. O planejamento e a programação de parques eólicos e redes de energia podem ser alcançados com mais confiabilidade usando-se modelos de previsão acurados e precisos. A evolução de modelos capazes de analisar dados de tal complexidade é uma área emergente da pesquisa (BOKDE et al., 2019).

Para a seleção de modelos de previsão adequados, o horizonte de previsão na escala de tempo pode ser um dos pontos de preocupação, porque a previsão de dados de vento varia dependendo do tamanho do período (JUNG et al., 2017; SOMAN et al., 2010). Nas previsões de velocidade e potência do vento, observa-se que a escala de tempo varia de minutos a dias. Geralmente, os horizontes de previsão dos ventos podem ser distinguidos em horizontes muito curtos (alguns segundos); curtos (alguns minutos); médios (horas) e longos (dias).

A energia total, proporcionada por todas as velocidades possíveis no regime de vento disponível por unidade de tempo e de área do rotor, denomina-se densidade de potência do vento. Um indicador da quantidade de energia eólica disponível em um local é a densidade média anual de potência eólica (WANG et al., 2021). Considerando  $\rho$  ( $\text{kg m}^{-3}$ ) constante e a velocidade do vento uma variável aleatória contínua distribuída conforme uma função densidade de probabilidade  $h(v_i, \Phi)$ , sendo  $\Phi$  um vetor que contém os parâmetros da função densidade de probabilidade, então a densidade média de potência eólica em um período  $j$  ( $DP_{(v)}$ , em  $\text{W m}^{-2}$ ) é dada pela Equação (26) (CARTA; MENTADO, 2007; MOUANGUE et al., 2014):

$$DP_{(v)} = \frac{1}{2} \rho \int_0^{\infty} v_i^3 h(v_i, \Phi) dv \quad (26)$$

sendo  $h(v_i, \Phi)$  a função densidade de probabilidade da velocidade do vento  $v_i$  ( $\text{m s}^{-1}$ ).

De acordo com o limite de Beltz, que indica a potência máxima que pode ser extraída do vento independentemente do projeto de uma turbina eólica, a máxima densidade de potência que uma turbina eólica pode extrair do vento é 59,3% de  $DP_{(v)}$  (BASHAHU et al., 2022). Uma vez que a densidade de potência eólica média de um local é conhecida, a densidade de energia eólica para um período com duração  $T$  (horas) pode ser calculada (em  $\text{Wh m}^{-2}$ ) aplicando a Equação (27) (BOUDIA et al., 2016):

$$DE_{(v)j} = T \frac{1}{2} \rho \int_0^{\infty} v_i^3 h(v_i, \Phi) dv \quad (27)$$

### 3.2.7 Energia elétrica produzida por uma turbina eólica

O produto da curva de potência da turbina  $P_{(t)}(v_i)$  (Figura 5) com a função densidade de probabilidade da velocidade do vento  $h(v_i)$  dá uma função densidade de potência elétrica produzida pela turbina, cuja integral é a densidade de potência elétrica média produzida  $DP_{(t)}$  (BATAINEH; DALALAH, 2013; MOUANGUE et al., 2014):

$$DP_{(t)} = \int_{V_0}^{V_n} DP_{(t)}(v_i) h(v_i) dv + P_n \int_{V_n}^{V_c} h(v) dv \quad (28)$$

$$DE_{(t)} = DP_{(t)} T \quad (29)$$

sendo:  $DP_{(t)}$  – densidade de potência produzida pela turbina,  $\text{kW m}^{-2}$ ;  $DP_{(t)}(v_i)$  – densidade de potência produzida pela turbina a uma velocidade do vento  $v_i$ ,  $\text{kW m}^{-2}$ ;  $DP_n$  – densidade de potência nominal da turbina,  $\text{kW m}^{-2}$ ;  $h(v)$  – função densidade de probabilidade;  $V_0$  – velocidade mínima de operação (*cut-in*),  $\text{m s}^{-1}$ ;  $V_n$  – velocidade nominal (*rated velocity*),  $\text{m s}^{-1}$ ;  $V_c$  – velocidade de corte (*cut-out*),  $\text{m s}^{-1}$ ;  $DE_{(t)}$  – densidade de energia ( $\text{kWh m}^{-2}$ ) produzida em um tempo  $T$  (h).

As curvas de potência reais são bastante suaves e podem ser bem aproximadas por uma função linear por partes com alguns nós  $(P_i, v_i)$  (CARTA et al., 2008; MOUANGUE et al., 2014; D'AMICO et al., 2015). Sendo assim, é possível realizar uma aproximação que consiste em assumir que a variação entre dois nós da curva de velocidade do vento é linear (TROEN; PETERSEN 1989; CARTA et al., 2008). Então, dados dois pontos conhecidos “ $i$ ” e “ $i + 1$ ” da curva de potência, a potência elétrica produzida pela turbina  $[P_t(v_i)]$  para uma velocidade do vento  $v_i$  pode ser calculada pela Equação (30).

$$P_t(v_i) = \frac{P_{(i+1)} - P_i}{v_{i+1} - v_i} (v - v_i) + P_i \quad (30)$$

### 3.2.8 Classes de velocidade do vento

De acordo com o sistema internacional de classificação de Elliott e Schwartz, do Pacific Northwest Laboratory (PNL), apresentado por Li e Li (2005) e Jain (2011) (Tabela 2), é popularmente aceito que a energia eólica Classe 4 e acima é o ideal para geração econômica de eletricidade em larga escala. Já foi comprovado que turbinas eólicas de grande escala com fontes eólicas suficientemente boas são competitivas em termos de custos e podem se tornar uma das fontes de energia de menor custo. Com o desenvolvimento da tecnologia de turbinas eólicas de geração, as áreas de Classe 2 e abaixo poderão ser viáveis para aplicações de grande escala em futuro próximo (LI; LI, 2005). Em seu estudo, Celik (2003) afirma que a eletricidade gerada por turbinas eólicas de médio porte é preferível em locais remotos, pois é socialmente valiosa e economicamente competitiva.

Quanto às turbinas de pequeno porte, Li e Li (2005) apontam que, quando dimensionadas adequadamente e usadas em condições ideais de trabalho, elas também podem ser fontes confiáveis de energia, produzindo energia de valor socioeconômico. Além da geração de eletricidade, o vento com velocidades variando de  $2,6 \text{ m s}^{-1}$  a cerca de  $4 \text{ m s}^{-1}$  a  $10 \text{ m}$  acima do nível do solo é utilizável para bombeamento de água e outros sistemas de conversão mecânica. Em todos os casos, os recursos eólicos têm usos específicos: velocidade do vento de baixa a moderada para utilização em pequena escala e altas velocidades do vento para fornecimento de eletricidade à comunidade. Para fornecer eletricidade confiável a um custo razoável em um determinado local, é necessário realizar um exame detalhado das características do vento e uma avaliação precisa da energia eólica (LI; LI, 2005).

**Tabela 2 – Classes de velocidade média do vento e densidade de potência eólica a 10, 30 e 50 m de acordo com o Sistema internacional de classificação para vento do *Pacific Northwest Laboratory* (PNL)**

Classe de potência do vento	Nome da classe	DP a 10 m de altura (W m <sup>-2</sup> )	Velocidade a 10 m de altura (m s <sup>-1</sup> )	DP a 30 m de altura (W m <sup>-2</sup> )	Velocidade a 30 m de altura (m s <sup>-1</sup> )	DP a 50 m de altura (W m <sup>-2</sup> )	DP a 50 m de altura (W m <sup>-2</sup> )
1	Pobre	≤ 100	≤ 4,4	≤ 160	≤ 5,1	≤ 200	≤ 5,6
2	Marginal	≤ 150	≤ 5,1	≤ 240	≤ 5,9	≤ 300	≤ 6,4
3	Razoável	≤ 200	≤ 5,6	≤ 320	≤ 6,5	≤ 400	≤ 7,0
4	Bom	≤ 250	≤ 6,0	≤ 400	≤ 7,0	≤ 500	≤ 7,5
5	Muito bom	≤ 300	≤ 6,4	≤ 480	≤ 7,4	≤ 600	≤ 8,0
6	Ótimo	≤ 400	≤ 7,0	≤ 640	≤ 8,2	≤ 800	≤ 8,8
7	Excelente	≤ 1000	≤ 9,4	≤ 1600	≤ 11,0	≤ 2000	≤ 11,9

Fonte: Li e Li, 2005; Jain, 2011

### 3.3 Distribuições de probabilidades para velocidade do vento

#### 3.3.1 Visão geral

A função de densidade de probabilidade (FDP) da velocidade do vento é importante em inúmeras aplicações de energia eólica. A distribuição de probabilidade da velocidade do vento é usada para estimar a potência de energia eólica. Carta et al. (2009) apontam que, desde 1940, muitos estudos foram publicados na literatura científica relacionados às energias renováveis que propõem o uso de uma variedade de FDPs para descrever as distribuições de frequência da velocidade do vento. Foram propostas distribuições bivariadas (CRUTCHER; BAER, 1968; MCWILLIAMS, 1969, 1980; COLIN et al., 1987; ETTOUMI, 2003; CARTA; MENTADO, 2007) e univariadas (WINGER, 1977; SAHIN; AKSAKAL, 1999; AUWERA et al., 1980; BARDSLEY, 1980; CARLIN; HASLETI, 1982; AR, 2007; SHAMILOV; KANTAR, 2008). Foram também sugeridas distribuições unimodais (UITZINGER et al., 1989; DRVLO, 2002; CELIK, 2003; RAMÍREZ; CARTA, 2005; TOURÉ, 2005), bimodais (JARAMILLO; BORJA, 2004; RAMÍREZ; CARTA 2006; CARTA; RAMÍREZ, 2007; CARTA et al., 2008; SHAMILOV et al., 2008) e híbridas (TULLER; BRETT, 1984; TAKLE; BROWN, 1978; MARTNER; MARWITZ, 1982; NFAOUI, 1998; KATSOULIS; METAXAS, 1992; PERSAUD, 1999; MERZOUK, 2000; CASTINO, 2003). O uso de distribuições geradas pelo princípio da máxima entropia também é comum (LI; LI, 2005; RAMÍREZ; CARTA, 2006; AKAPINAR et al., 2007; CHANG, 2011; ZHANG et al., 2014).

Tradicionalmente, a Weibull de dois parâmetros é a FDP mais utilizada em estudos relacionados à análise de dados de velocidades dos ventos (CARTA et al., 2009; KIDMO et al., 2016; PARAJULI, 2016; BASHAHU et al., 2022). Entretanto, a Weibull não é capaz de representar todos os regimes de velocidade do vento (CARTA et al., 2008; OUARDA et al., 2015; SHIN et al., 2016). Vários estudos usaram uma variedade de outras FDPs com níveis variáveis de sucesso (KISS; JÁNOSI, 2008; CARTA et al., 2009; OUARDA et al., 2015; WANG et al., 2016). Ouarda et al. (2015) relatam superioridade para a Gama Generalizada e a Kappa em relação à Weibull de dois parâmetros nos Emirados Árabes Unidos. Mert e Karakus (2015) apontam que a distribuição Burr é mais adequada do que a Gama Generalizada ou Weibull a dois parâmetros para dados de velocidade do vento em Antakya, Turquia. Qin et al. (2011) propôs aplicar o conceito de densidade de Kernel à velocidade do vento. Esse método foi desde então adotado em vários estudos (ZHANG et al., 2013; OUARDA et al., 2015; XU et al., 2015; WANG et al., 2016).

Em uma detalhada revisão de literatura realizada por Carta et al. (2009) sobre distribuições de probabilidades usadas nas análises de energia eólica, é apontado que, no período de 1940 a 1945, foram realizados nos Estados Unidos programas de energia eólica com o objetivo de investigar potenciais locais para instalação de turbinas eólicas. De acordo com os autores, a experiência obtida na construção de curvas de frequência de velocidade do vento mostrou que todas eram de um tipo semelhante e definidas por estatísticas como funções de Pearson Tipo III (Função de densidade de probabilidade Gama a dois parâmetros: escala e forma). Sherlock (1951) também propôs o uso da curva de Pearson Tipo III de dois parâmetros argumentando que: (a) tinha sido amplamente e com sucesso usada em muitos estudos estatísticos de fenômenos naturais; (b) estudos gráficos mostraram que ofereceu um ajuste razoavelmente bom para dados de velocidade e (c) tabelas estavam prontamente disponíveis para uso. No entanto, essa distribuição de probabilidade não foi amplamente utilizada no campo da energia eólica devido à escassez de referências (TAR, 2008), embora, posteriormente, tenha sido analisada por alguns autores (MORGAN et al., 2011; OUARDA et al., 2015; MASSERAN, 2015; WANG et al., 2016). Vários outros modelos foram propostos para representar funções de densidade de probabilidade de velocidade do vento.

Winger (1977) propôs um modelo normal de raiz quadrada. Esse modelo foi baseado na hipótese de que a transformação da raiz quadrada das velocidades observadas do vento pode ser ajustada por uma distribuição gaussiana centrada na média da raiz quadrada das velocidades observadas. Essa distribuição teve pouca repercussão em análises posteriores de energia eólica. Também a partir da década de 1970, surgiram as primeiras propostas para o uso das distribuições

de probabilidade da velocidade do vento de Rayleigh Weibull (CARTA et al., 2009). Essa distribuição coincide com a distribuição Weibull de dois parâmetros quando o parâmetro de forma apresenta o valor igual a 2. A distribuição Rayleigh tem sido amplamente utilizada em vários estudos de energia eólica, incluindo trabalhos regulatórios (AMARANTE et al., 2001), seja exclusivamente (FERON; LYSEN, 1981; MIHELIC-BOGDANIC . BUDIN, 1992; GORLA et al., 2019) ou em comparação com a distribuição Weibull (SAFARI; GASORE, 2010; MORGAN et al., 2011; JUNG; SCHINDLER, 2017), devido à sua simplicidade.

A FDP Weibull, que ocasionalmente tinha sido usada em cálculos das cargas exercidas pelos ventos nas estruturas, começou a ser usada em estudos de energia eólica no final da década de 1970 (CARTA et al., 2009). As características da distribuição de dois parâmetros de Weibull tornaram-na a distribuição de probabilidade mais amplamente usada e aceita na literatura especializada em energia eólica e outras fontes de energia renováveis (AL-BUHAIRI; AL-HAYDARI, 2012; PETKOVIC et al., 2014; JUNG; SCHINDLER, 2017; KIDMO et al., 2016; BASHAHU et al., 2022). De fato, conforme destacam Carta et al. (2009), a FDP Weibull (a) está incluída nos regulamentos de energia eólica; (b) faz parte dos pacotes de modelagem de computador mais populares e (c) é praticamente a única lei de distribuição recomendada nos manuais de energia eólica. Os autores apontam que, do ponto de vista prático, a função de Weibull de dois parâmetros é mais conveniente do que a função Gaussiana univariada e mais flexível do que a função de Rayleigh. É particularmente útil para descrever a ocorrência de ventos de alta velocidade. De acordo com Tuller e Brett (1984), a seleção da distribuição Weibull pode ser atribuída à sua flexibilidade, fornecendo um bom ajuste às distribuições de velocidade do vento observadas, e ao fato de que apenas dois parâmetros são necessários para a estimativa.

A distribuição Log-Normal de dois parâmetros foi utilizada na década de 1970 por Luna e Church (1974) em estudos sobre poluição do ar e por Justus et al. (1976) em análises de velocidade do vento. Desde então, essa distribuição foi proposta apenas excepcionalmente (TAR, 2008; GARCIA et al., 1998; BORGADI; MATYASOVZKY, 1998; MORGAN et al., 2011; WANG et al., 2016; JUNG; SCHINDLER, 2017).

Lavagnini et al. (1983) utilizaram, entre outras, a função Pearson Tipo I (distribuição beta) de três parâmetros em análises de energia eólica utilizando os valores de velocidade do vento de 48 estações meteorológicas na Itália. Carta et al. (2008) utilizaram a distribuição beta, juntamente com 13 outras distribuições, com o objetivo de analisar a influência do grau de ajuste de uma FDP aos dados de velocidade do vento na estimativa de potência média de um sistema de conversão de energia eólica.

Pelo fato de que a FDP Weibull não era capaz de representar todos os regimes de vento encontrados na natureza, os pesquisadores continuaram a propor outros modelos de probabilidade de velocidade do vento, que consistem, fundamentalmente, em distribuições paramétricas padrões. Takle e Brown (1978) propuseram o uso da FDP híbrida para descrever distribuições de velocidade do vento com probabilidade diferente de zero de velocidades de vento nulas. O método usado remove as medições de velocidades nulas e ajusta a distribuição Weibull às velocidades do vento diferentes de zero. As velocidades nulas são então reintroduzidas para fornecer a média e a variância adequadas e renormalizar a distribuição. Essa distribuição híbrida foi analisada e empregada em vários estudos (AUWERA et al., 1980; TULLER; BRETT, 1984; PERSAUD et al., 1999; MERZOUK, 2000; CASTINO et al., 2003; CARTA et al., 2009). No entanto, Tuller e Brett (1984) indicaram que, nos estudos que realizaram em sete estações localizadas na costa da Colúmbia Britânica, não se observou, em geral, que a distribuição híbrida oferecia muita vantagem sobre a distribuição convencional de Weibull e, em muitos casos, produziu um pior ajuste aos dados observados.

Stewart e Essenwanger (1978) propuseram uma variante de três parâmetros da distribuição Weibull, chamada de parâmetro de localização. Esses autores descobriram que a distribuição Weibull de três parâmetros é geralmente superior à distribuição Weibull comum de dois parâmetros para estimar certos limites de probabilidade. No entanto, Chade e Sharma (2001) apontam que o parâmetro de localização adicionado introduz dificuldades na estimativa, e um valor positivo para ele dá origem a uma condição irreal de probabilidade zero de velocidades do vento menores que o valor do parâmetro. A distribuição Gaussiana inversa foi sugerida por Bardsley (1980) como uma alternativa útil para a distribuição de Weibull de três parâmetros com um parâmetro de localização positivo para a descrição de dados de velocidade do vento com baixas frequências de baixas velocidades. De acordo com Bardsley (1980), uma comparação das duas distribuições indica uma região de forte similaridade. No entanto, os parâmetros da FDP Gaussiana inversa são mais difíceis de calcular quando o método de máxima verossimilhança é usado. Entretanto, de acordo com o autor, a FDP Gaussiana inversa possui uma série de recursos úteis no que diz respeito à avaliação de energia eólica.

Auwers et al. (1980) propuseram o uso da distribuição gama generalizada de três parâmetros (dois parâmetros de forma e um parâmetro de escala) para estimativa da densidade de energia eólica média. De acordo com os autores, essa FDP proporcionou melhor ajuste às velocidades do vento observadas do que uma série de outras funções de distribuição.

Uma distribuição Normal truncada simples foi usada por Carta et al. (2008) e Wang et al. (2016) para descrever regimes de vento com altas probabilidades de velocidades de vento nulas.

Para descrever regimes de ventos que apresentam bimodalidade, vários autores têm proposto o uso de distribuições com mistura de dois componentes. As distribuições de mistura propostas compreenderam misturas de duas FDP de Weibull (BURTON et al., 2001; JARAMILLO; BORJA, 2004; CARTA; RAMÍREZ, 2007; CARTA; MENTADO, 2007; WANG et al., 2016; GÓMEZ-LÁZARO et al., 2016; GUGLIANI et al., 2017); misturas de duas distribuições Normais (JARAMILLO; BORJA, 2004) e misturas de Weibull e Normal Truncada (CARTA; RAMÍREZ, 2007; CARTA et al., 2008; WANG et al., 2016).

### 3.3.2 Distribuições de probabilidades usuais em estudos de energia eólica

#### 3.3.2.1 Distribuição de Rayleigh (Ray)

A distribuição de Rayleigh é a distribuição mais simples, comumente usada para descrever velocidades médias de ventos, porque tem um modelo simples com um único parâmetro. A função densidade de probabilidade (FDP) correspondente é dada pela Equação (31), e a função de distribuição acumulada (FDA), pela Equação (32) (PARAJULI, 2016; GORLA et al., 2020).

$$f(v; \beta) = \left(\frac{v}{\beta^2}\right) \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{v^2}{\beta^2}\right) \quad (31)$$

$$F(v; \beta, \theta_0) = 1 - \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{v_i^2}{\beta^2}\right) \quad (32)$$

para  $v \geq 0$  e  $\beta \geq 0$ .

O parâmetro de escala  $\beta$  é estimado pela Equação (33):

$$\beta = \left(\frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n v_i^2\right)^{1/2} \quad (33)$$

#### 3.3.2.2 Distribuição de Weibull a dois parâmetros (Wei)

Definem-se a seguir [Equações (34) e (35)] a FDP e a FDA de Weibull a dois parâmetros (WEIBULL; SWEDEN, 1951), que têm sido as mais largamente utilizadas para estudos em



energia eólica e outras fontes de energia renováveis. Essa distribuição é uma generalização da Ray e tem mostrado melhores ajustes às velocidades de ventos por sua forma mais flexível, pois tem um parâmetro de forma adicional (MORGAN et al., 2011).

$$f(v; \alpha, \beta) = \left(\frac{\alpha}{\beta}\right) \left(\frac{v}{\beta}\right)^{\alpha-1} \exp\left[-\left(\frac{v}{\beta}\right)^\alpha\right] \quad (34)$$

$$F(v; \alpha, \beta) = 1 - \exp\left[-\left(\frac{v}{\beta}\right)^\alpha\right] \quad (35)$$

sendo  $\beta \geq 0$  o parâmetro de escala, medido na mesma unidade que  $v$ ;  $\alpha \geq 0$  o parâmetro de forma (adimensional), e  $v \geq 0$  a variável aleatória contínua.

Para a estimar os parâmetros da FDP, pode-se usar, preferencialmente, o método da máxima verossimilhança (CARTA et al., 2009), porque minimiza a variância dos estimadores, porém, requer processo iterativo para o cálculo de  $\alpha$  [Equação (36)].

$$\text{Max } \ln L(v, \alpha, \beta) = \sum_{i=1}^n \ln \left\{ \left(\frac{\alpha}{\beta}\right) \left(\frac{v}{\beta}\right)^{\alpha-1} \exp\left[-\left(\frac{v}{\beta}\right)^\alpha\right] \right\} \quad (36)$$

### 3.3.2.3 Distribuição de Weibull a três parâmetros (Wei3)

A distribuição de Weibull a três parâmetros é uma generalização da Wei a dois parâmetros, em que o parâmetro de localização  $\mu$  assume um limite inferior, que é considerado igual a zero na distribuição a dois parâmetros. Morgan et al. (2011) sugerem que a distribuição a três parâmetros proporciona melhor ajuste a velocidades de ventos do que a distribuição a dois parâmetros. As FDP e FDA são dadas pelas Equações (37) e (38) (JUNG et al., 2017).

$$f(v, \alpha, \beta, \mu) = \frac{\alpha}{\beta} \left(\frac{v - \mu}{\beta}\right)^{\alpha-1} \exp\left[-\left(\frac{v - \mu}{\beta}\right)^\alpha\right] \quad (37)$$

$$F(v, \alpha, \beta, \mu) = 1 - \exp\left[-\left(\frac{v - \mu}{\beta}\right)^\alpha\right] \quad (38)$$

definida para  $v \geq \mu$ ,  $\beta > 0$ ,  $\alpha > 0$ . Os parâmetros  $\mu$ ,  $\beta$  e  $\alpha$ , respectivamente, de localização, escala e forma, são estimados pelo método da máxima verossimilhança, por solução iterativa da Equação (39) (MORGAN et al., 2011).

$$\text{Max } \ln L(v, \alpha, \beta, \mu) = \sum_{i=1}^n \ln \left\{ \frac{\alpha}{\beta} \left( \frac{v - \mu}{\beta} \right)^{\alpha-1} \exp \left[ - \left( \frac{v - \mu}{\beta} \right)^{\alpha} \right] \right\} \quad (39)$$

### 3.3.2.4 Distribuição de Weibull Exponenciada (WeiExp)

Dentre as diversas distribuições exponenciadas, a distribuição Weibull exponenciada, proposta por Mudholkar et al. (1995), é uma das que mais se destaca, sobretudo em estudos de sobrevivência e confiabilidade, devido às diferentes formas que sua função de risco pode alcançar. Entretanto, não é comum encontrar aplicações dessa distribuição para descrever regimes de ventos com objetivos de estudar o potencial eólico de uma região.

De acordo com as considerações de Mudholkar et al. (1995), utiliza-se como base a Wei3 (Equação (38)). Seja  $v$  uma variável aleatória com distribuição Weibull de três parâmetros; a Weibull exponenciada com parâmetros  $\mu$  (de localização),  $\beta$  (de escala),  $\alpha_1$  (primeiro parâmetro de forma) e  $\alpha_2$  (segundo parâmetro de forma ou de exponenciação) possui as FDP e FDA dadas pelas Equações (40) e (41):

$$f(v; \alpha_1, \beta, \alpha_2, \mu) = \frac{\alpha_1 \alpha_2}{\beta} \left\{ 1 - \exp \left[ - \left( \frac{v - \mu}{\beta} \right)^{\alpha_1} \right] \right\}^{\alpha_2 - 1} \exp \left[ - \left( \frac{v - \mu}{\beta} \right)^{\alpha_1} \right] \left( \frac{v - \mu}{\beta} \right)^{\alpha_1 - 1} \quad (40)$$

$$F(v; \alpha, \beta, k, \mu) = \left\{ 1 - \exp \left[ - \left( \frac{v - \mu}{\beta} \right)^{\alpha_1} \right] \right\}^{\alpha_2} \quad (41)$$

definidas para  $v \geq 0$ ,  $\alpha_1 > 0$ ,  $\beta > 0$ ,  $\alpha_2 > 0$  e  $\mu \in R$ .

A distribuição WeiExp trata de uma família de distribuições, tendo como casos particulares as famílias de distribuições exponenciais exponenciadas, quando  $\mu = 0$  e  $\alpha_1 = 1$ , e Weibull dois parâmetros, quando  $\mu = 0$  e  $\alpha_2 = 1$ . Além disso, quando  $\mu = 0$  e  $\alpha_1 = 2$ , tem-se como caso particular a distribuição Burr tipo X de dois parâmetros.

Dada uma amostra aleatória  $v = (v_1, v_2, \dots, v_n)$ , proveniente de uma distribuição Weibull Exponenciada, a estimação do vetor de parâmetros pode ser obtida pelo método de máxima verossimilhança, maximizando a função log-verossimilhança [Equação (42)]:

$$\text{Max } \ln L(v; \alpha_1; \beta, \alpha_2, \mu) = \sum_{i=1}^n \ln \left\{ \frac{\alpha_1 \alpha_2}{\beta} \left\{ 1 - \exp \left[ - \left( \frac{v - \mu}{\beta} \right)^{\alpha_1} \right] \right\}^{\alpha_2 - 1} \exp \left[ - \left( \frac{v - \mu}{\beta} \right)^{\alpha_1} \right] \left( \frac{v - \mu}{\beta} \right)^{\alpha_1 - 1} \right\} \quad (42)$$

### 3.3.2.5 Distribuição Log-Normal com dois parâmetros (LN)

A distribuição Log-Normal padrão depende de dois parâmetros ( $\alpha$  e  $\beta$ , de forma e de escala, respectivamente) e não é definida para valores nulos de  $v$ . As FDP e FDA são expressas pelas Equações (43) e (44) (CARTA et al., 2009):

$$f(v, \alpha, \beta) = \frac{1}{v_i \beta \sqrt{2\pi}} \exp \left\{ - \frac{1}{2} \left[ \frac{\ln(v_i) - \alpha}{\beta} \right]^2 \right\} \quad (43)$$

$$F(v, \alpha, \beta) = \int_{>0}^{v^*} \frac{1}{v \beta \sqrt{2\pi}} e^{-\{(1/2)[(\ln(v)-\alpha)/\beta]^2\}} dv \quad (44)$$

Maximizando a função log-verossimilhança, obtêm-se as Equações (45) e (46) para a estimativa dos parâmetros da FDP. Os parâmetros de forma ( $\alpha$ ) e escala ( $\beta$ ) são a média e o desvio padrão dos logaritmos naturais de  $v_i$ , respectivamente.

$$\alpha = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln v_i \quad (45)$$

$$\beta = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [\ln(v_i) - \alpha]^2} \quad (46)$$

### 3.3.2.6 Distribuição de Gumbel de dois parâmetros (Gum)

Valores máximos ou mínimos de eventos climatológicos, que servem de subsídio para projetos de engenharia, podem ser tratados por distribuição de valores extremos, especialmente a distribuição de Fisher-Tippet do tipo I, também denominada distribuição de Gumbel. A FDP Gum para valores máximos, com assimetria à direita, é dada pela Equação (47) (ABDI, 2014; OUARDA et al., 2015; COTTA et al., 2016; LEE et al., 2020; MELO et al., 2021):

$$f(v; \mu, \beta) = \frac{1}{\beta} \exp \left\{ - \left( \frac{v - \mu}{\beta} \right) - \exp \left[ - \frac{(v - \mu)}{\beta} \right] \right\} \quad (47)$$

sendo  $\beta$  o parâmetro de escala ( $\beta > 0$ );  $\mu$  o parâmetro de posição ( $-\infty < \mu < \infty$ ) e  $v$  a variável aleatória associada aos valores de velocidade de vento ( $-\infty < v < \infty$ ).

A FDA é dada pela Equação (48):

$$F(v; \mu, \beta) = \exp \left\{ - \exp \left[ - \left( \frac{v - \mu}{\beta} \right) \right] \right\} \quad (48)$$

em que  $F(v, \mu, \beta)$  é a probabilidade de ocorrer um valor de  $V$  menor ou igual a um valor  $v$ . A moda da distribuição é  $\mu$ , a variância  $\beta^2 \pi^2 / 6$ , a mediana  $\mu - \beta \ln(2)$  e a curtose  $12/5$ .

Os estimadores de máxima verossimilhança para os parâmetros  $\mu$  e  $\beta$ , obtidos a partir da FDP GUM, são calculados pelas Equações (49) e (50) (OZONUR et al. 2020; CREMONEZE, 2016):

$$\beta = \bar{v} - \frac{\sum_{i=1}^N v_i e^{-v_i/\beta}}{\sum_{i=1}^N e^{-v_i/\beta}} \quad (49)$$

$$\mu = -\beta \ln \left( \frac{\sum_{i=1}^N e^{-v_i/\beta}}{n} \right) \quad (50)$$

sendo  $e$  a base dos logaritmos Neperianos,  $\bar{v}$  a média amostral e  $n$  o tamanho da amostra. Os parâmetros não possuem expressões explícitas, exigindo cálculos numéricos iterativos, estimando-se primeiramente  $\beta$ .

### 3.3.2.7 Distribuição de Burr tipo XII com três parâmetros (Burr3)

Burr (1942) propôs um sistema com 12 funções de distribuição de probabilidade, sendo algumas delas com suporte nos reais positivos, logo, muito usadas na análise de dados de clima (JUNG et al., 2017). Em decorrência da sua relação com outras distribuições de probabilidade, o membro do sistema Burr mais utilizado é a distribuição Burr tipo XII3, também conhecida como distribuição de Singh-Maddala (PERALTA et al., 2017).

Uma variável aleatória contínua não negativa  $v$  com distribuição Burr3 tem as FDP e FDA escritas, respectivamente, nas formas das Equações (51) e (52) (JUNG et al., 2017)

$$f(v; \alpha_1, \alpha_2, \beta) = \frac{\alpha_1 \alpha_2}{\beta} \left(\frac{v}{\beta}\right)^{\alpha_1-1} \left[1 + \left(\frac{v}{\beta}\right)^{\alpha_1}\right]^{-\alpha_2-1} \quad (51)$$

$$F(v; \alpha_1, \alpha_2, \beta) = 1 - \left[1 + \left(\frac{v}{\beta}\right)^{\alpha_1}\right]^{-\alpha_2} \quad (52)$$

tal que  $\beta > 0$  é o parâmetro de escala e  $\alpha_1 > 0$  é o parâmetro de forma. O parâmetro  $\alpha_2 > 0$  não influencia o comportamento da função de densidade, apesar de ser definido como um segundo parâmetro de forma. A formulação original da distribuição Burr considerou  $\beta = 1$ . A formulação em que  $\beta$  é desconhecido foi introduzida por Tadikamalla (1980). A função densidade de probabilidade é unimodal com máximo em  $v_{m\acute{a}x} = \beta \sqrt{(\alpha_1 - 1) / (1 + \alpha_1 \alpha_2)}$  quando  $\alpha_1 > 1$  e em forma de L para  $\alpha_1 \leq 1$ , sendo uma concorrente natural das distribuições de Valor Extremo Tipo I, Log-Normal, Inversa-Gaussiana, Log-Logística, entre outras (BINOTI et al., 2012).

As estimativas de máxima verossimilhança para os parâmetros da distribuição Burr3 ( $\alpha_1$ ,  $\alpha_2$ ,  $\beta$ ) são obtidas pela maximização da função log-verossimilhança [Equação (53)].

$$\text{Max } \ln L(v; \alpha_1, \alpha_2, \beta) = \sum_{i=1}^n \ln \left\{ \frac{\alpha_1 \alpha_2}{\beta} \left( \frac{v}{\beta} \right)^{\alpha_1 - 1} \left[ 1 + \left( \frac{v}{\beta} \right)^{\alpha_1} \right]^{-\alpha_2 - 1} \right\} \quad (53)$$

### 3.3.2.8 Distribuição Generalizada de Valores Extremos (Gev)

A distribuição generalizada de valores extremos combina três tipos de distribuições de valores extremos: Gumbel, Weibull e Fréchet. As aplicações dessa distribuição são amplas, incluindo uma variedade de fenômenos naturais, como precipitações máximas, níveis anuais de inundações, velocidade de ventos, radiação solar, entre outras. Sua FDP é dada pela Equação (54), e a FDA, pela Equação (55) (JUNG; SCHINDLER, 2017; OUARDA et al., 2015).

$$f(v, \mu, \alpha, \beta) = \frac{1}{\beta} \left[ 1 + \alpha \left( \frac{v - \mu}{\beta} \right) \right]^{-\left(\frac{1+\alpha}{\alpha}\right)} \exp \left\{ - \left[ 1 + \alpha \left( \frac{v - \mu}{\beta} \right) \right]^{-1/\alpha} \right\} \quad (54)$$

definida em,  $-\infty < v < \mu - \beta/\alpha$  para  $\alpha < 0$  e  $\mu - \frac{\beta}{\alpha} < v < +\infty$  para  $\alpha > 0$ . Como limite de  $f(v, \mu, \alpha, \beta, \theta_o)$  com  $\alpha$  tendendo a zero, tem-se a FDP de Gumbel.

$$F(v, \mu, \alpha, \beta) = \exp \left\{ - \left[ 1 + \alpha \left( \frac{v - \mu}{\beta} \right) \right]^{-\frac{1}{\alpha}} \right\} \quad (55)$$

definida em,  $-\infty < v < \mu - \beta/\alpha$  para  $\alpha < 0$ ,  $-\infty < v < +\infty$  para  $\alpha$  tendendo a zero  $\mu - \frac{\beta}{\alpha} < v < +\infty$ , para  $\alpha > 0$ , sendo  $\mu$ ,  $\beta$  e  $\alpha$ , respectivamente, os parâmetros de localização, escala e forma. As distribuições de valores extremos de Fréchet e de Weibull correspondem aos casos particulares da Eq. 54 em que  $\alpha > 0$  e  $\alpha < 0$ , respectivamente. Como limite de  $F(v, \mu, \alpha, \beta, \theta_o)$  com  $\alpha$  tendendo a zero, tem-se a distribuição de Gumbel.

A estimação dos parâmetros dessa distribuição pode ser feita pelo método da máxima verossimilhança. Supondo-se que há independência entre as observações, obtém-se a função de verossimilhança. Os parâmetros são obtidos pela maximização do logaritmo dessa função, expressa pela Equação (56):

$$\text{Max Ln}(v_i, \mu, \alpha, \beta) = -n \text{Ln } \beta - \left(\frac{1+\alpha}{\alpha}\right) \sum_{i=1}^n \text{Ln} \left[1 + \alpha \left(\frac{1+\mu}{\beta}\right)\right] - \sum_{i=1}^n \left[1 + \alpha \left(\frac{v_i - \mu}{\beta}\right)\right]^{-1/\alpha} \quad (56)$$

que, para  $\alpha < 0$ , assume valores diferentes de zero se todos os valores de  $v_i$  ( $i = 1, \dots, n$ ) forem menores que  $\mu - \beta/\alpha$ , ou seja, se  $\mu - \beta/\alpha > v_{(n)}$ , sendo  $v_{(n)}$  o maior valor da série de observações, e para  $\alpha > 0$ , se todos os valores de  $v_i$  ( $i = 1, \dots, n$ ) forem maiores do que  $\mu - \beta/\alpha$ , ou seja,  $\mu - \beta/\alpha < v_{(1)}$ , sendo  $v_{(1)}$  o menor valor da série de observações, caso contrário, a função de verossimilhança é igual a zero.

A FDP Gev tem três particularidades:

Se  $\alpha > 0$ , a Gev corresponde à distribuição de valores extremos de Fréchet.

Se  $\alpha < 0$ , a Gev corresponde à distribuição de valores extremos de Weibull.

Se  $\alpha \rightarrow \infty$ , a Gev tende à distribuição de valores extremos de Gumbel.

### 3.3.2.9 Distribuição de Burr tipo XII com quatro parâmetros (Burr4)

Além dos parâmetros  $\alpha_1$ ,  $\beta$  e  $\alpha_2$ , pode-se adicionar um parâmetro de localização nas Eqs. 51 e 52 a partir da transformação  $Y = \mu + V$  para  $V > \mu$ . Para  $\mu = 0$  e  $\beta = 1$ ,  $Y$  tem-se a distribuição Burr XII padrão. Para uma transformação da forma  $Y = V^{-1}$ , tem-se a distribuição Burr do tipo III, também conhecida como distribuição Dagum, e para  $Y = \log(V)$ , tem-se a distribuição Log-Burr XII (PERALTA et al., 2017).

A FDP da distribuição Burr4 é definida pela Equação (57), e a FDA, pela Equação (58).

$$f(v; \alpha_1, \alpha_2, \mu, \beta) = \frac{\alpha_1 \alpha_2}{\beta} \left(\frac{v - \mu}{\beta}\right)^{\alpha_1 - 1} \left[1 + \left(\frac{v - \mu}{\beta}\right)^{-\alpha_2 + 1}\right] \quad (57)$$

$$F(v; \alpha_1, \alpha_2, \mu, \beta) = 1 - \left[1 + \left(\frac{v - \mu}{\beta}\right)^{\alpha_1}\right]^{-\alpha_2} \quad (58)$$

sendo  $\alpha_1$  e  $\alpha_2$  os parâmetros de forma ( $\alpha_1 > 0$ ),  $\beta$  o parâmetro de escala ( $\beta > 0$ ) e  $\mu$  o parâmetro de localização ( $\mu = 0$  para uma distribuição com três parâmetros).

A estimativa dos parâmetros feita pelo método da máxima verossimilhança consiste em maximizar a função log-verossimilhança [Equação (59)].

$$\text{Max } \ln L(v, \alpha_1, \alpha_2, \mu, \beta) = \sum_{i=1}^n \ln \left\{ \frac{\alpha_1 \alpha_2}{\beta} \left( \frac{v - \mu}{\beta} \right)^{\alpha_1 - 1} \left[ 1 + \left( \frac{v - \mu}{\beta} \right)^{-(\alpha_2 + 1)} \right] \right\} \quad (59)$$

### 3.3.2.10 Distribuição Kappa com quatro parâmetros (Kappa)

A distribuição Kappa com quatro parâmetros é uma generalização de outras distribuições e inclui como casos especiais as distribuições Logística Generalizada, Generalizada de Valores Extremos e de Pareto Generalizada (MORGAN et al., 2011). As FDP e FDA correspondentes são dadas pelas Equações (60) e (61).

$$f(v, \mu, \beta, \alpha_1, \alpha_2) = \frac{1}{\beta} \left[ 1 - \frac{\alpha_1(v - \mu)}{\beta} \right]^{\frac{1}{\alpha_1 - 1}} [F(v)]^{1 - \alpha_2} \quad (60)$$

$$F(v, \mu, \beta, \alpha_1, \alpha_2) = \left\{ 1 - \alpha_2 \left[ 1 - \frac{\alpha_1(v - \mu)}{\beta} \right]^{\frac{1}{\alpha_1}} \right\}^{\frac{1}{\alpha_2}} \quad (61)$$

Se  $\alpha_1 > 0$ ,  $v$  tem um limite superior em  $\mu + \beta\alpha_1$ ; se  $\alpha_1 \leq 0$ ,  $v$  é ilimitado superiormente;  $v$  tem um limite inferior em  $\mu + \beta(1 - \alpha_2^{-\alpha_1})/\alpha_1$  se  $\alpha_2 > 0$ ; em  $\mu + \beta/\alpha_1$  se  $\alpha_2 \leq 0$  e  $\alpha_1 < 0$ , e em  $-\infty$  se  $\alpha_2 \leq 0$  e  $\alpha_1 \geq 0$ .

Para estimar os quatro parâmetros da FDP Kappa, utiliza-se o método dos L-momentos, pois FDP depende da FDA (HOSKING, 1990; VALVERDE et al., 2004; MURSHED et al., 2014).

### 3.3.2.11 Modelos de mistura de distribuições independentes

Vários autores propuseram distribuições de mistura (CARTA; RAMÍREZ, 2007; CARTA et al., 2008; CHANG, 2011; MORGAN et al., 2011; OUARDA et al., 2015; SHIN et al., 2016). Os modelos de mistura foram desenvolvidos para fornecer melhor ajuste no caso de distribuições



com características bimodais. Um modelo composto por duas distribuições de Weibull é mais frequentemente usado (JARAMILLO; BORJA, 2004; KOLLU et al., 2012; MORGAN et al., 2012; OUARDA et al., 2015). Os modelos de mistura mais utilizados são Normal-Normal, Normal-Weibull Truncada e o Gamma-Weibull. Shin et al. (2016) aplicaram diferentes modelos de mistura para dados de velocidade do vento nos Emirados Árabes Unidos e concluíram que a Weibull-Valores Extremos Tipo-1 é a distribuição mais apropriada. Essas distribuições têm a vantagem de poder modelar regimes de vento com altas porcentagens de velocidades nulas e distribuições bimodais (RAMÍREZ; CARTA, 2006). Modelos não paramétricos também foram propostos para modelar a distribuição da velocidade do vento.

As misturas de distribuições são muito eficazes na análise de dados por permitirem uma série de combinações de achatamento, assimetria e multimodalidade. Para modelar regimes de vento apresentando bimodalidade, é comum usar modelos com uma combinação linear de distribuições (OUARDA et al., 2015; JUNG et al., 2017; JUNG; SCHINDLER, 2017). Supondo que  $V_i$  ( $i = 1, 2, \dots, d$ ) são independentemente distribuídas com  $d$  distribuições  $f(v; \Phi_i)$  onde  $\Phi_i$  é o parâmetro da  $i$  – ésimas distribuição, a função densidade de mistura de  $V$  distribuída como  $v_i$  com parâmetros de mistura  $\omega_i$  é considerada uma distribuição de mistura de  $d$  componentes, onde  $\sum_{i=1}^d \omega_i = 1$ . Um valor de  $\omega = 0,5$  indica que os dois componentes da distribuição de mistura são comparáveis em peso no modelo, enquanto um valor igual a 1 indica que não existe um segundo componente. Um modelo com  $\omega < 0,5$  pode ser considerado como um modelo alternativo àquele com  $\omega_{alt} = 1 - \omega$  e com parâmetros de forma e escala alternados entre os dois componentes. A função densidade de mistura de  $V$  é dada pela Equação (62):

$$f(v; \omega, \Phi) = \sum_{i=1}^d \omega_i f_i(v; \Phi) \quad (62)$$

No caso de distribuição de mistura de dois componentes, a função densidade de mistura é dada pela Equação (63) (JUNG et al., 2017):

$$f(v; \omega, \Phi_1, \Phi_2) = \omega f(v; \Phi_1) + (1 - \omega) f(v; \Phi_2) \quad (63)$$

### 3.3.2.12 Distribuição de mistura de dois componentes BurrXIII e GEV (Burr3Gev)

As distribuições BurrXII [Equações (51) e (52)], com parâmetros  $(\alpha_1; \beta, \alpha_2)$ , e a distribuição Generalizada de Valores Extremos [Equações (54) e (55)], com parâmetros  $(\mu, \alpha_3, \beta)$ , são combinadas linearmente utilizando um parâmetro de mistura  $\omega$  ( $0 \leq \omega \leq 1$ ) (WANG et al., 2021), com a FDP e a FDA resultantes dadas pelas Equações (64) e (65), com sete parâmetros  $(\alpha_1, \alpha_2, \beta_1, \mu, \alpha_3, \beta_2, \omega)$ :

$$\begin{aligned}
 f(v, \alpha_1, \alpha_2, \beta_1, \mu, \alpha_3, \beta_2, \omega) &= \omega \left\{ \frac{\alpha_1 \alpha_2}{\beta_1} \left( \frac{v}{\beta_1} \right)^{\alpha_1 - 1} \left[ 1 + \left( \frac{v}{\beta_1} \right)^{\alpha_1} \right]^{-\alpha_2 - 1} \right\} \\
 &+ (1 - \omega) \left\{ \frac{1}{\beta_2} \left[ 1 + \alpha_3 \left( \frac{v - \mu}{\beta_2} \right) \right]^{-\frac{(1 + \alpha_3)}{\alpha_3}} \exp \left\{ - \left[ 1 + \alpha_3 \left( \frac{v - \mu}{\beta_2} \right) \right]^{-1/\alpha_3} \right\} \right\}
 \end{aligned} \tag{64}$$

$$F(v; \alpha_1, \alpha_2, \beta_1, \mu, \alpha_3, \beta_2, \omega) = \omega \left\{ 1 - \left[ 1 + \left( \frac{v}{\beta_1} \right)^{\alpha_1} \right]^{-\alpha_2} \right\} + (1 - \omega) \exp \left\{ - \left[ 1 + \alpha_3 \left( \frac{v - \mu}{\beta_2} \right) \right]^{-\frac{1}{\alpha_3}} \right\} \tag{65}$$

Os parâmetros da Burr3Gev podem ser estimados pela maximização da função log-verossimilhança, de acordo com a Equação (66):

$$\begin{aligned}
 \text{Maximizar } \ln L(v, \alpha_1, \alpha_2, \beta_1, \mu, \alpha_3, \beta_2, \omega) &= \sum_{i=1}^n \ln \left\{ \omega \left\{ \frac{\alpha_1 \alpha_2}{\beta_1} \left( \frac{v}{\beta_1} \right)^{\alpha_1 - 1} \left[ 1 + \left( \frac{v}{\beta_1} \right)^{\alpha_1} \right]^{-\alpha_2 - 1} \right\} \right. \\
 &+ (1 - \omega) \left. \left\{ \frac{1}{\beta_2} \left[ 1 + \alpha_3 \left( \frac{v - \mu}{\beta_2} \right) \right]^{-\frac{(1 + \alpha_3)}{\alpha_3}} \exp \left\{ - \left[ 1 + \alpha_3 \left( \frac{v - \mu}{\beta_2} \right) \right]^{-1/\alpha_3} \right\} \right\} \right\}
 \end{aligned} \tag{66}$$

### 3.3.2.13 Distribuição de mistura de dois componentes de Weibull (WeiWei)

Para distribuições de ventos bimodais uma distribuição padrão não oferece bons ajustes. Neste caso Carta et al. (2008) e Carta et al. (2009) sugerem o uso da distribuição de mistura com dois componentes de Weibull. Uma mistura de componentes de duas FDPs de Weibull de dois parâmetros tem a FDP dada pela Equação (67).

$$f(v; \alpha_1, \beta_1, \alpha_2, \beta_2, \omega) = \omega \frac{\alpha_1}{\beta_1} \left(\frac{v}{\beta_1}\right)^{\alpha_1-1} \exp\left[-\left(\frac{v}{\beta_1}\right)^{\alpha_1}\right] + (1-\omega) \frac{\alpha_2}{\beta_2} \left(\frac{v}{\beta_2}\right)^{\alpha_2-1} \exp\left[-\left(\frac{v}{\beta_2}\right)^{\alpha_2}\right] \quad (67)$$

em que  $0 \leq \omega \leq 1$  é um parâmetro de mistura;  $\alpha_1$  e  $\alpha_2$  são parâmetros de forma e  $\beta_1$  e  $\beta_2$  são parâmetros de escala.

A função de distribuição acumulada (FDA) é dada pela Equação (68):

$$F(v; \alpha_1, \beta_1, \alpha_2, \beta_2, \omega) = \omega [1 - e^{-(v/\beta_1)^{\alpha_1}}] + (1-\omega) [1 - e^{-(v/\beta_2)^{\alpha_2}}] \quad (68)$$

Para estimar os cinco parâmetros da FDP de mistura WeiWei, pode-se usar o método da máxima verossimilhança, cuja solução é encontrada pela maximização da função log-verossimilhança [Equação (69)].

*Maximizar*  $\text{Ln}(v_i, \alpha_1, \beta_1, \alpha_2, \beta_2, \omega)$

$$= \sum_{i=1}^n \text{Ln} \left\{ \omega \left[ \frac{\alpha_1}{\beta_1} \left(\frac{v_i}{\beta_1}\right)^{\alpha_1-1} \exp\left[-\left(\frac{v_i}{\beta_1}\right)^{\alpha_1}\right] \right] + (1-\omega) \left[ \frac{\alpha_2}{\beta_2} \left(\frac{v_i}{\beta_2}\right)^{\alpha_2-1} \exp\left[-\left(\frac{v_i}{\beta_2}\right)^{\alpha_2}\right] \right] \right\} \quad (69)$$

### 3.3.2.14 Distribuição de mistura com componentes das distribuições Generalizada de Valores Extremos e Weibull (GevWei)

Uma mistura de dois componentes, da distribuição Generalizada de Valores Extremos e da distribuição de Weibull de dois parâmetros (WANG et al. 2021) resulta nas seguintes FDP e FDA de mistura [Equações (70) e (71)]:

$$\begin{aligned} f(v; \mu, \omega, \alpha_1, \beta_1, \alpha_2, \beta_2) &= \frac{\omega}{\beta_1} \left[ 1 + \alpha_1 \left(\frac{v-\mu}{\beta_1}\right) \right]^{-\frac{1+\alpha_1}{\alpha_1}} e^{-\left\{ \left[ 1 + \alpha_1 \left(\frac{v-\mu}{\beta_1}\right) \right]^{-\frac{1}{\alpha_1}} \right\}} \\ &+ (1-\omega) \left\{ \frac{\alpha_2}{\beta_2} \left(\frac{v}{\beta_2}\right)^{\alpha_2-1} e^{-\left[\left(\frac{v}{\beta_2}\right)^{\alpha_2}\right]} \right\} \end{aligned} \quad (70)$$

$$F(v; \mu, \omega, \alpha_1, \beta_1, \alpha_2, \beta_2) = \omega e^{-\left\{ \left[ 1 + \alpha_1 \left(\frac{v-\mu}{\beta_1}\right) \right]^{-\frac{1}{\alpha_1}} \right\}} + (1-\omega) \left\{ 1 - e^{-\left[\left(\frac{v}{\beta_2}\right)^{\alpha_2}\right]} \right\} \quad (71)$$

em que  $0 \leq \omega \leq 1$  é um parâmetro de mistura;  $\alpha_1$  e  $\alpha_2$  são parâmetros de forma e  $\beta_1$  e  $\beta_2$  são parâmetros de escala e  $\mu$  um parâmetro de localização, sendo  $\alpha_1, \alpha_2, \beta_1$  e  $\beta_2 > 0$  e  $\mu \in R$ .

Para estimar os seis parâmetros da FDP de mistura GevWei, pode-se usar o método da máxima verossimilhança, cujo solução é encontrada pela maximização da função log-verossimilhança [Equação (72)].

$$\begin{aligned}
 & \text{Max } \ln(v_i, \omega, \alpha_1, \beta_1, \mu, \alpha_2, \beta_2) \\
 & = \sum \ln \left\{ \frac{\omega}{\beta_1} \left[ 1 + \alpha_1 \frac{(v - \mu)}{\beta_1} \right]^{-\frac{(1+\alpha_1)}{\alpha_1}} e^{-\left[ 1 + \alpha_1 \frac{(v - \mu)}{\beta_1} \right]^{\frac{1}{\alpha_1}}} \right\} \\
 & + (1 - \omega) \left\{ \frac{\alpha_2}{\beta_2} \left( \frac{v}{\beta_2} \right)^{\alpha_2 - 1} e^{-\left[ \left( \frac{v}{\beta_2} \right)^{\alpha_2} \right]} \right\}
 \end{aligned} \tag{72}$$

### 3.3.2.15 Distribuições de mistura de dois componentes de Gumbel (GumGum)

Uma mistura de dois componentes da distribuição de Gumbel (OUARDA; CHARRONS, 2018) resulta nas FDP e FDA seguintes [Equações (73) e (74)]:

$$\begin{aligned}
 & f(v; \mu_1, \beta_1, \mu_2, \beta_2, \omega) \\
 & = \omega \left\{ \frac{1}{\beta_1} \exp \left\{ -\left( \frac{v - \mu_1}{\beta_1} \right) - \exp \left[ -\frac{(v - \mu_1)}{\beta_1} \right] \right\} \right\} \\
 & + (1 - \omega) \left\{ \frac{1}{\beta_2} \exp \left\{ -\left( \frac{v - \mu_2}{\beta_2} \right) - \exp \left[ -\frac{(v - \mu_2)}{\beta_2} \right] \right\} \right\}
 \end{aligned} \tag{73}$$

$$F(v; \mu_1, \beta_1, \mu_2, \beta_2, \omega) = \omega \exp \left\{ -\exp \left[ -\left( \frac{v - \mu_1}{\beta_1} \right) \right] \right\} + (1 - \omega) \exp \left\{ -\exp \left[ -\left( \frac{v - \mu_2}{\beta_2} \right) \right] \right\} \tag{74}$$

A estimativa dos parâmetros pode ser feita pela maximização da função log-verossimilhança [Equação (75)].

$$\begin{aligned}
& \text{Maximizar } L(v; \mu_1, \beta_1, \mu_2, \beta_2, \omega) \\
& = \sum_{i=1}^n \ln \left\{ \omega \left\{ \frac{1}{\beta_1} \exp \left\{ -\left( \frac{v - \mu_1}{\beta_1} \right) - \exp \left[ -\frac{(v - \mu_1)}{\beta_1} \right] \right\} \right\} \right\} \\
& + (1 - \omega) \left\{ \frac{1}{\beta_2} \exp \left\{ -\left( \frac{v - \mu_2}{\beta_2} \right) - \exp \left[ -\frac{(v - \mu_2)}{\beta_2} \right] \right\} \right\}
\end{aligned} \tag{75}$$

### 3.3.3 Distribuições híbridas

Com o objetivo de obter vantagens ao considerar as velocidades nulas na descrição dos regimes de vento, utiliza-se uma função densidade de probabilidade (FDP) híbrida  $g(v, \Phi, \theta_0)$  (TAKLE; BROWN, 1978). A função  $g(v, \Phi, \theta_0)$  relaciona-se à função densidade de probabilidade  $f(v, \Phi)$  para  $v > 0$  pela Equação (76), em que  $g(v, \Phi, \theta_0)$  é definida para todo  $f(v, \Phi)$  que não considera a frequência de velocidades nulas de vento.

$$g(v, \Phi, \theta_0) = \theta_0 \delta(v) + (1 - \theta_0) f(v, \Phi) \tag{76}$$

em que  $\theta_0$  é a frequência de valores nulos de velocidade do vento;  $v$  é a velocidade do vento e  $\Phi$  é um vetor que contém os parâmetros da FDP. Quando  $\theta_0 = 0$ , a FDP híbrida  $h(v, \Phi, \theta_0)$  corresponde à FDP padrão  $f(v, \Phi)$ .  $\delta(v)$  é o operador de Dirac: se  $v = 0$ , então  $\delta(v) = 1$ ;  $v \neq 0$ , então  $\delta(v) = 0$ .

A função de distribuição acumulada  $G(v)$ , cuja sigla adotada é FDF, correspondente à Equação (76), é dada pela Equação (77) (TACKLE; BROWN, 1978):

$$G(v, \Phi, \theta_0) = \begin{cases} \theta_0 + (1 - \theta_0) F(v, \Phi) & \text{se } v \geq 0 \\ 0 & \text{se } v < 0 \end{cases} \tag{77}$$

### 3.3.4 Estimação de parâmetros de distribuições de probabilidades

O principal problema estatístico na aplicação de distribuições de probabilidades para dados de uma amostra é a estimação dos parâmetros da distribuição para tal amostra. O problema da estimação de parâmetros é um dos três problemas básicos e há vários métodos para estimar. Dois dos mais comuns são o método da máxima verossimilhança e o método dos

momentos. Os vários métodos de estimação não proporcionam igualmente bons resultados, porque algumas estimativas ou estatísticas são mais variáveis que outras.

O método de máxima verossimilhança (MVS) apresenta três propriedades estatísticas desejáveis (WASSERMAN, 2004): consistência, eficiência e suficiência. Consistência é a propriedade pela qual a exatidão de uma estimativa cresce quando o tamanho da amostra cresce. Se um estimador ou estatística é consistente, ele converge em probabilidade para sua população ou para o valor do parâmetro. Uma estimativa consistente T1 é dita ser mais eficiente que outra estimativa consistente T2 se a variância de T1 é menor que a variância de T2. Uma estimativa é dita ser eficiente se ela tem a menor variância de uma classe de estimativas consistentes. Uma estimativa é dita ser suficiente se fornece toda informação possível sobre o parâmetro de uma amostra de algum tamanho. Suficiência é a mais desejável propriedade de uma estimativa. A superioridade do método reside no fato de que as estimativas de MVS são consistentes e eficientes, e, se existe uma estimativa suficiente, ela será dada pelo método de MVS (GRIMALDI et al., 2011).

O método MVS consiste em maximizar uma função de verossimilhança que representa o produto de uma função de frequências de uma amostra (WASSERMAN, 2005). Seja  $f(v, \Phi)$  uma função de frequências (função de densidade), em que  $\Phi$  é o vetor de parâmetros  $(\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_r)$ , a verossimilhança é definida pela seguinte função [Equação (78)]:

$$L(v_1, v_2, \dots, v_n; \Phi) = \prod_{i=1}^n f(v_i; \Phi) \quad (78)$$

em que  $v_i$  é o  $i$ -ésimo valor da amostra de tamanho  $n$ . Para maximizar essa função, deve-se aplicar logaritmo e depois diferenciar e igualar a zero. Para uma FDP  $f(v_i; \Phi)$ , a função de verossimilhança será [Equação (79)]:

$$L(v_i; \Phi) = f(v_1; \Phi) \cdot f(v_2; \Phi) \dots f(v_n; \Phi) \quad (79)$$

A função log-verossimilhança é dada pela Equação (80):

$$\ln L(v_i; \Phi) = \ln f(v_1; \Phi) + \ln f(v_2; \Phi) + \dots + \ln f(v_n; \Phi) \quad (80)$$

em que:

$$\ln L(v_i; \Phi) = \sum_{i=1}^n \ln f(v_i; \Phi) \quad (81)$$

O objetivo é representado pela Equação (82):

$$\text{Maximizar } \ln L(v_i; \Phi) = \sum_{i=1}^n \ln f(v_i; \Phi) \quad (82)$$

que pode ser resolvida pela solução do seguinte sistema de equações [Equação (83)]:

$$\begin{cases} \frac{\partial \ln L}{\partial \phi_1} = 0 \\ \frac{\partial \ln L}{\partial \phi_2} = 0 \\ \vdots \\ \frac{\partial \ln L}{\partial \phi_r} = 0 \end{cases} \quad (83)$$

### 3.4 Variação da velocidade do vento com a altura

Os dados de velocidade de ventos, quando usados para analisar a produção de energia de aerogeradores comerciais que possuem o cubo a uma determinada altura, necessitam de correção da altura em que foram obtidos. Então, como a altura em relação ao solo influencia a velocidade do vento, têm-se que transformar as velocidades de ventos medidas a uma altura de referência nos valores correspondentes à altura do cubo da turbina. É conhecido na literatura que a velocidade do vento tem a seguinte dependência da altura em relação ao solo (D'AMICO et al., 2015) [Equações (84) e (85)]:

$$v_z = v_{ref} \left( \frac{z}{z_{ref}} \right)^y \quad (84)$$

$$\gamma = \frac{1}{\ln\left(\frac{z}{z_0}\right)} \quad (85)$$

em que  $v_z$  é a velocidade do vento na altura do cubo da turbina eólica;  $v_{ref}$  é a velocidade do vento na altura em que foi medida;  $z$  é a altura da turbina eólica e  $z_{ref}$  é a altura em que o vento foi medido (normalmente 10 m nas estações meteorológicas).  $z = 50$  m é altura típica de aerogeradores de eixo horizontal de porte médio. O parâmetro  $z_0$  é um fator que considera a morfologia da área próxima ao aerogerador. Para uma região sem edifícios ou árvores, esse parâmetro varia de 0,01 a 0,001, enquanto para a aplicação no mar é 0,0001. Nesta análise, considerou-se  $z_0 = 0,005$  um valor médio para aplicação em terra (D'AMICO et al., 2015). Com essa transformação, tem-se um aumento dos valores da velocidade do vento.

### 3.5 Critérios para a avaliação da qualidade do ajuste de modelos de funções de probabilidades de ventos

A avaliação do potencial de energia eólica em um determinado local é frequentemente baseada no uso de funções de densidade de probabilidade (FDPs) para caracterizar observações de velocidade do vento de curto prazo (AKPINAR; AKPINAR, 2005; AYODELE et al., 2012; PETKOVIC et al., 2014; SOLYALI et al., 2016). A seleção da FDP apropriada para modelar os dados de velocidade do vento é crucial em aplicações de energia eólica, pois reduz as incertezas de estimativa de produção. Diferentes critérios de bondade do ajuste são tradicionalmente usados para a avaliação da adequação e seleção de FDPs (OUARDA et al., 2016). Uma revisão dos critérios mais utilizados é apresentada nesta seção, juntamente com uma discussão de suas vantagens e desvantagens.

Uma abordagem padrão para a avaliação da qualidade do ajuste é comparar visualmente o ajuste das FDPs candidatas (OUARDA et al., 2016). Para isso, as amostras de velocidade do vento são geralmente divididas em intervalos de classe, e as frequências são representadas com histogramas. As distribuições candidatas são então sobrepostas aos histogramas. Alternativamente, gráficos da probabilidade cumulativa, gráficos P-P ou gráficos Q-Q também são representados. No entanto, os critérios de qualidade de ajuste fornecem uma comparação objetiva das distribuições candidatas e são amplamente usados junto com a abordagem visual. Esta seção revisa os critérios comumente usados na literatura relacionados às aplicações de energia eólica.



Conforme destacam Ouarda et al. (2016), os critérios mais utilizados são o log-verossimilhança ( $\ln L$ ), critério de informação de Akaike ( $AIC$ ), critério de informação Bayesiana ( $BIC$ ), coeficiente de determinação ( $R^2$ ), Qui-Quadrado ( $\chi^2$ ), Kolmogorov Smirnov ( $KS$ ) e Anderson Darling ( $AD$ ). As estatísticas  $KS$ ,  $\chi^2$  e  $AD$  estão associadas a testes estatísticos que permitem identificar se uma amostra é gerada a partir de uma dada distribuição teórica. No contexto da avaliação da distribuição da velocidade de ventos, as estatísticas desses testes são utilizadas para comparar o ajuste obtido por várias distribuições teóricas. Alternativamente, a avaliação do ajuste também pode se basear na capacidade do modelo de prever com acurácia a energia eólica.

### 3.5.1 Log-verossimilhança, critérios de informação de Akaike e de informação Bayesiana

Seja  $f(v, \Phi)$  uma FDP, em que  $\Phi$  é o vetor de parâmetros  $(\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_m)$ , a função de verossimilhança é definida por [Equação (86)] (OUARDA et al., 2016):

$$L(v_1, v_2, \dots, v_n; \Phi) = \prod_{i=1}^n f(v_i; \Phi) \quad (86)$$

em que  $v_i$  é o  $i$ -ésimo valor da amostra de tamanho  $n$ . Expandindo-se a Equação (86), a função de verossimilhança também pode ser expressa pela Equação (87):

$$L(v_i; \Phi) = f(v_1; \Phi) \cdot f(v_2; \Phi) \cdot \dots \cdot f(v_n; \Phi) \quad (87)$$

e a função log-verossimilhança é dada pelas Equações (88) e (89):

$$\ln L(v_i; \Phi) = \ln f(v_1; \Phi) + \ln f(v_2; \Phi) + \dots + \ln f(v_n; \Phi) \quad (88)$$

$$\ln L(v_i; \Phi) = \sum_{i=1}^n \ln f(v_i; \Phi) \quad (89)$$

O modelo que apresenta o maior valor de  $\ln L(v_i; \Phi)$  é aquele que se ajusta melhor aos dados (OUARDA et al., 2016).

Akaike (1973) desenvolveu o critério de informação de Akaike (*AIC*) para seleção de modelos, que se origina da minimização da informação de Kullback-Leibler ( $K - L$ ). A informação  $K - L$  é uma medida de distância entre o modelo verdadeiro e o modelo candidato. O modelo verdadeiro quase sempre é uma abstração (GRIMALDI et al., 2011). *AIC* baseia-se na função log-verossimilhança, no seu ponto de máximo, acrescida de uma penalidade associada à complexidade do modelo (número de parâmetros) (Equação 90).

$$AIC = -2 \operatorname{Ln} \left( \prod_{i=1}^n f(v_i; \Phi) \right) + 2m \quad (90)$$

em que  $m$  é o número de parâmetros da distribuição a estimar. Um valor mais baixo desse critério indica um melhor ajuste do modelo aos dados. O critério considera a parcimônia do modelo, pois inclui um termo de penalidade que aumenta com o número de parâmetros. Burnham e Anderson (2004) só recomendam usar o *AIC* para selecionar modelos quando o número de observações ( $n$ ) é maior do que pelo menos 40 vezes o número de parâmetros. Apontam, ainda, que o modelo que apresenta menor *AIC* deve ser preferido, e aqueles que apresentam diferenças superiores a 10 em relação ao valor mínimo podem ser omitidos em futuras aplicações; já quando a diferença está entre 0 e 2, podem ser considerados indiferentes. Quando  $n < 40$ , sugere-se calcular um *AIC* corrigido (*AICC*) (GÓMEZ-LÁZARO et al., 2016), conforme Equação (91):

$$AICC = AIC + \frac{2m(m+1)}{n-m-1} \quad (91)$$

Schwarz (1978) desenvolveu o critério de informação Bayesiana (*BIC*), também baseado na função Log-Verossimilhança (Equação 92). De acordo com Ouarda et al. (2016), o *BIC* fornece uma penalidade mais forte do que o *AIC* para o número de parâmetros do modelo.

$$BIC = -2 \operatorname{Ln} \left( \prod_{i=1}^n f(v_i; \Phi) \right) + m \operatorname{Ln}(n) \quad (92)$$

### 3.5.2 Coeficiente de determinação ( $R^2$ )

O  $R^2$  é uma medida de quanto a variância dos dados observados é explicada pelo modelo. A forma geral de  $R^2$  é dada por Ouarda et al, 2016; Wang et al., 2016 e Jung et al., 2017, conforme Equação (93):

$$R^2 = 1 - \frac{SQE}{SQT} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (93)$$

sendo:  $SQE$  a soma dos quadrados dos erros, que pode ser interpretada como uma medida da quantidade de variação em  $y$  deixada inexplicada pelo modelo;  $SQT$  a soma total dos quadrados, que corresponde à soma dos desvios quadrados ao redor da média amostral dos valores observados de  $y$ ;  $y_i$  o  $i$ -ésimo valor observado;  $\hat{y}_i$  o  $i$ -ésimo valor estimado pelo modelo;  $\bar{y}$  a média dos valores observados; e  $n$  o tamanho da amostra.

Quatro versões diferentes dessa estatística são frequentemente utilizadas na análise de distribuições de probabilidades de velocidades de ventos e são apresentadas a seguir.

### 3.5.3 $R_{PP}^2$

O  $R_{PP}^2$  é o coeficiente de determinação associado ao gráfico P-P (P-P plot), isso é, definido pelo modelo de probabilidades acumuladas versus as probabilidades empíricas acumuladas. Exemplo de um gráfico P-P é dado na Figura 6a.  $R_{PP}^2$  é calculado pela Equação (94) (JUNG; SCHINDLER, 2017):

$$R_{PP}^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (F_i - \hat{F}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (F_i - \bar{F})^2} \quad (94)$$

em que  $\widehat{F}_i$  é a probabilidade cumulativa teórica da  $i$ -ésima velocidade do vento observada;  $F_i$  é a probabilidade cumulativa empírica da  $i$ -ésima velocidade do vento observada e  $\bar{F}$  é o valor médio das probabilidades empíricas acumuladas, isso é:

$$\bar{F} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n F_i \quad 95)$$

Para calcular as probabilidades empíricas, a posição de plotagem de Weibull é geralmente usada [Equação (96)]:

$$F(v_i) = \frac{i}{n+1} \quad 96)$$

em que  $i = 1, \dots, n$  é a classificação em ordem ascendente para as velocidades de ventos observadas. Essa fórmula é frequentemente usada com gráficos P-P, porque sempre fornece uma estimativa imparcial das probabilidades cumulativas empíricas, independentemente da distribuição subjacente considerada (MORGAN et al., 2011). Alternativamente, pode-se usar a posição de plotagem de Cunnane (1978) [Equação (97)]:

$$F(v_i) = \frac{i - 0,4}{n + 0,2} \quad 97)$$

#### 3.5.4 $R_{QQ}^2$

O  $R_{QQ}^2$  é o coeficiente de determinação associado ao gráfico Q-Q (Q-Q plot), isso é, definido pelos quantis de velocidade do vento previstos versus as velocidades dos ventos observadas. Um exemplo de um gráfico Q-Q é dado na Figura 6b. O  $i$ -ésimo quantil de velocidade do vento previsto  $\hat{v}_i$  é dado por  $\hat{v}_i = F^{-1}(F_i)$ , em que  $F^{-1}$  é a função recíproca da FDA teórica e  $F_i$  é a probabilidade empírica da  $i$ -ésima velocidade do vento observada.  $R_{QQ}^2$  é calculado pela Equação (98) (JUNG; SCHINDLER, 2017):

$$R_{QQ}^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (v_i - \hat{v}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (v_i - \bar{v})^2} \quad (98)$$

em que  $v_i$  é a  $i$ -ésima velocidade do vento observada e  $\bar{v}$  é a velocidade média do vento observada,  $\bar{v} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n v_i$ .

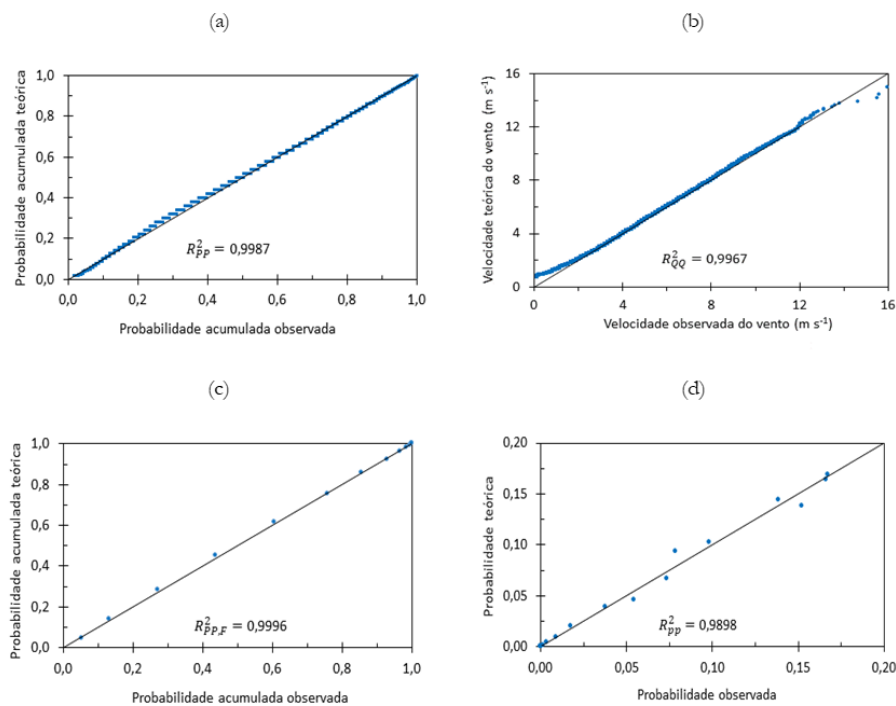
### 3.5.5 $R_{PP(HF)}^2$

Para as duas estatísticas  $R^2$  a seguir, os dados observados de velocidade do vento são organizados em um histograma de frequência relativa ( $HF$ ) com  $K$  intervalos de classes de amplitude  $C$  (OUARDA et al., 2016). Na Figura 7, mostra-se graficamente um histograma de frequências de velocidades horárias de ventos para uma região hipotética, utilizando amplitude de classe de 1 m s-1.  $R_{PP(HF)}^2$  é o coeficiente de determinação que mede o ajuste entre a FDA teórica e observada no histograma de frequências das velocidades do vento. É semelhante ao  $R_{PP}^2$ , mas baseia-se em uma abordagem de histograma. Um exemplo de um gráfico P-P com a abordagem de histograma é dado na Figura 3c.  $R_{PP,F}^2$  é calculado pela Equação (99).

$$R_{PP,F}^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^K (F_i - \hat{F}_i)^2}{\sum_{i=1}^K (F_i - \bar{F})^2} \quad (99)$$

sendo  $\hat{F}_i$  a probabilidade acumulada prevista no  $i$ -ésimo intervalo de classe;  $F_i$  a probabilidade acumulada observada no intervalo de classe  $i$  e  $\bar{F} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K F_i$ .

Figura 6 – Exemplos de um gráfico P-P (a), um gráfico Q-Q (b), um gráfico P-P(HF) associado a um histograma de frequências (c) e um gráfico p-p associado às probabilidades nos intervalos de classes de um histograma de frequências (d), para a distribuição de Weibull a dois parâmetros ajustada a dados horários de velocidades de ventos em uma região hipotética



As linhas sólidas  $y = x$  representam o caso ideal em que a distribuição teórica é igual à distribuição observada.

Fonte: Elaborada pela autora.

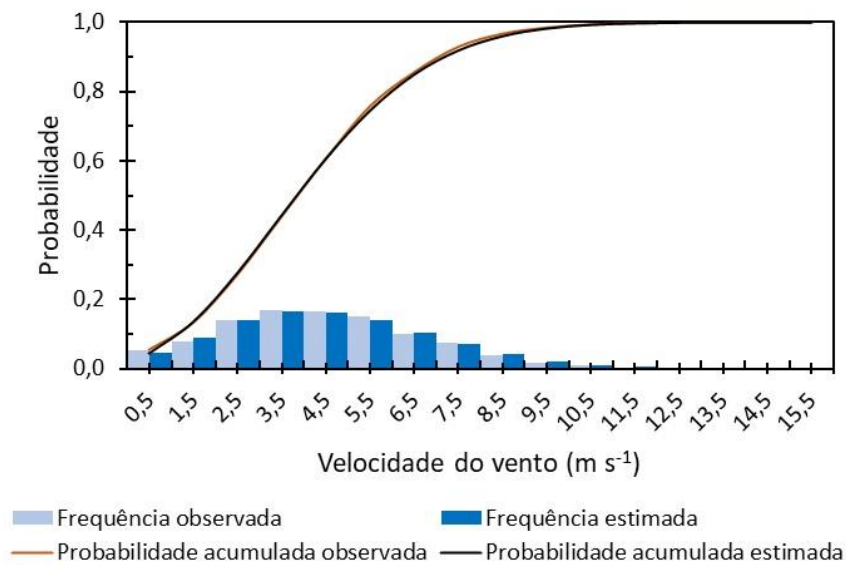
### 3.5.6 $R^2_{pp}$

$R^2_{pp}$  [Equação (100)] é o coeficiente de determinação que mede o ajuste entre as probabilidades previstas nos intervalos de classe obtidas com a FDP teórica e as frequências relativas observadas no histograma de dados de velocidades do vento, comparadas no centro da classe (OUARDA et al., 2016). Um exemplo de gráfico dessa relação é dado na Figura 6d.

$$R_{pp}^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^K (f_i - \hat{f}_i)^2}{\sum_{i=1}^K (f_i - \bar{f})^2} \quad (100)$$

em que  $\hat{f}_i = F(v_i) - F(v_{i-1})$  é a probabilidade estimada no  $i$ -ésimo intervalo de classe;  $v_{i-1}$  e  $v_i$  são, respectivamente, os limites inferior e superior do  $i$ -ésimo intervalo de classe;  $f_i$  é a frequência relativa observada no  $i$ -ésimo intervalo de classe e  $\bar{f} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K f_i$ .

**Figura 7 – Probabilidades acumuladas, frequências relativas e densidades de probabilidades de velocidades horárias de ventos (Weibull) organizadas em um histograma de frequências em uma região hipotética**



Fonte: Elaborada pela autora.

### 3.5.7 $R^2$ ajustado

Nas estatísticas  $R^2$  apresentadas anteriormente, a parcimônia do modelo não é considerada. Essas estatísticas tendem, portanto, a favorecer modelos mais complexos, que utilizam maior número de parâmetros e proporcionam maior flexibilidade. O  $R^2$  ajustado ( $R_{aj}^2$ ) foi desenvolvido para penalizar a estatística para parâmetros adicionais (OUARDA et al., 2017) [Equação (101)]:

$$R_{aj}^2 = 1 - (1 - R^2) \frac{n - 1}{n - m} \quad (101)$$

em que  $R^2$  é qualquer uma das estatísticas  $R^2$  apresentadas anteriormente;  $m$  é o número de parâmetros no modelo e  $n$  é o tamanho da amostra de velocidade do vento ou o número de intervalos de classe ( $K$ ) no caso de estatísticas baseadas na abordagem de histograma.

### 3.5.8 Coeficiente de correlação linear de Pearson ( $r$ )

O coeficiente de correlação ( $r$ ) [Equação (102)] é uma medida da força da correlação linear entre valores quantitativos emparelhados de  $y_i$  (valores observados) e  $\hat{y}_i$  (valores estimados) de uma amostra (ZHANG et al., 2013; MOUANGUE et al., 2014).

$$r = \frac{n \sum_{i=1}^n y_i \hat{y}_i - (\sum_{i=1}^n y_i) (\sum_{i=1}^n \hat{y}_i)}{\sqrt{n(\sum_{i=1}^n y_i^2) - (\sum_{i=1}^n y_i)^2} \cdot \sqrt{n(\sum_{i=1}^n \hat{y}_i^2) - (\sum_{i=1}^n \hat{y}_i)^2}} \quad (102)$$

O valor de  $r$  varia de -1 a 1. Quando negativo, é porque a relação é decrescente; quando positivo, é crescente. Quanto mais próximo de 1 estiver  $|r|$ , mais a distribuição ajustada concorda com os dados observados. Na Equação (102), a parcimônia da estatística não está considerada. Para considerá-la, deve-se calcular o  $r_{aj}$  de acordo com o conceito aplicado na Equação (101). Na Tabela 3, apresenta-se uma regra prática razoável para inferir sobre o coeficiente de correlação linear de Pearson (DEVORE, 2006; CAMPOS et al., 2008).

**Tabela 3 – classificação do coeficiente de Pearson**

$ r_{aj} $	Interpretação
0,00 a 0,19	Correlação muito fraca
0,20 a 0,39	Correlação fraca
0,40 a 0,69	Correlação moderada
0,70 a 0,89	Correlação forte
0,90 a 1,00	Correlação muito forte

Fonte: Adaptado de Devore (2006) e Campos et al. (2008).



O coeficiente de correlação de Pearson não diferencia entre variáveis independentes e dependentes. Com base nele, não se pode afirmar quem varia em função de quem. Simplesmente pode-se dizer que há ou não semelhanças entre a distribuição dos escores das variáveis (FIGUEIREDO FILHO; SILVA JÚNIOR, 2009). Por se tratar de uma medida padronizada, o valor da correlação não muda ao se alterar a unidade de mensuração das variáveis, isso é, o coeficiente é adimensional. Não faz sentido interpretar uma correlação de 0,3 como sendo 30%, por exemplo. Além disso, ele não se refere à proporção. Logo, uma correlação de 0,4 não pode ser interpretada como representando o dobro de uma correlação de 0,2 (CHEN; POPOVIC, 2002).

A correlação exige que as variáveis sejam quantitativas (contínuas ou discretas), não podendo ser utilizada para dados categorizados, já que é impossível calcular a média e o desvio padrão da variável. Um pressuposto a observar é que os valores observados estejam normalmente distribuídos, o que é especialmente importante em amostras pequenas ( $n < 40$ ). Isso porque, a partir do Teorema do Limite Central, sabe-se que, na medida em que o número de observações aumenta, a distribuição das médias amostrais se aproxima da curva normal, independente do formato da distribuição dos dados na população. Ainda como cuidado no uso de coeficiente de correlação de Pearson, Chen e Popovic (2002) apontam que é necessária uma análise de *outliers*, pois o coeficiente de correlação é fortemente afetado pela presença deles. A presença de *outliers* pode comprometer as estimativas, levando inclusive a cometer erros do tipo I ou do tipo II. Também, faz-se necessária a independência das observações, ou seja, a ocorrência de uma observação  $X_1$  não influencia a ocorrência de outra observação  $X_2$ . Segundo Schield (1995), a violação dessa orientação implica risco de assumir correlações espúrias, isso é, o pesquisador pode enfrentar o problema de *lurking* ou *confounding variables*.

### 3.5.9 Erro médio absoluto (**MAE**)

Um índice de desempenho simples para avaliar modelos é o erro absoluto médio (**MAE**). O **MAE** foi utilizado por Jung et al. (2017) para analisar modelos de distribuições em diferentes regiões do mundo. Para considerar a parcimônia das estimativas, utiliza-se aqui o número de parâmetros do modelo, e o cálculo do **MAE** é feito pela Equação (103).

$$MAE = \frac{1}{(n - m - 1)} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i| \quad (103)$$

sendo  $\hat{y}_i$  o  $i$ -ésimo valor estimado e  $y_i$  o  $i$ -ésimo valor observado. Pode ser aplicado aos gráficos P-P e Q-Q.

### 3.5.10 Erro médio absoluto relativo porcentual (*PMARE%*)

Ali e Abustam (2014) propuseram o erro médio absoluto relativo porcentual (*PMARE*) como uma medida de eficiência de modelos, justificando que apresenta muitas vantagens: é simples de calcular; tem significado físico; indica diretamente a acurácia ou a fraqueza da simulação, ajudando a decidir sobre a aceitabilidade do modelo; não produz resultados ambíguos; segue uma direção lógica e é uma medida relativa, portanto aplicável em qualquer campo de observação, independentemente das unidades (ou escalas de medidas) e faixas de valores. O *PMARE* é calculado pela Equação (104).

$$PMARE = \frac{100}{(n - m - 1)} \sum_{i=1}^n \frac{|\hat{y}_i - y_i|}{y_i} \quad (104)$$

Teoricamente, o valor de *PMARE* varia de 0% a  $\infty$  (infinito positivo). Como é uma medida de erro (mas relativa – em relação ao observado), o valor ótimo é 0, indicando que não há erro (isso é, simulação perfeita). Baixos valores indicam menos erro (ou seja, melhor simulação do modelo), e os valores mais altos indicam maior erro (ou seja, simulação menos perfeita). O intervalo  $0 < PMARE < 100$  pode ser considerado como prático e aceitável. A classificação de desempenho com base em qualquer indicador pode depender do tipo de modelo, campo de aplicação (ou seja, sensibilidade do trabalho/projeto em que a saída do modelo será usada) e disponibilidade de dados do mundo real. Em geral, para o valor *PMARE*, a seguinte classificação pode ser usada como guia (Tabela 4).

**Tabela 4 – Classificação de desempenho sugerida para avaliação do modelo com base no *PMARE***

<i>PMARE</i>	Interpretação
0 a 5	Excelente
5 a 10	Muito bom
10 a 15	Bom
15 a 20	Regular
20 a 25	Fraco
> 25	Insatisfatório

FONTE: ALI; ABUSTAN (2014)

### 3.5.11 Raiz quadrada do erro médio (*RMSE*)

A *RMSE* [Equação (91)] corresponde à raiz quadrada do erro médio quadrático. É uma medida de desempenho de modelos frequentemente utilizada na literatura relacionada a distribuições de probabilidades de ventos (YÜRÜSEN; MELERO, 2016; JUNG; SCHINDLER, 2017; GUGLIANI, 2020). Esse indicador de desempenho quantifica a dispersão entre valores estimados e observados. Pode ser calculado para os quantis (*RMSE<sub>QQ</sub>*) e para as probabilidades acumuladas (*RMSE<sub>PP</sub>*), com base nos dados da amostra. Quanto mais próximo de zero for o valor *RMSE*, melhor o ajuste da distribuição ao conjunto de dados analisados. Esse indicador de desempenho retorna o erro na unidade de medida. Os valores do *RMSE<sub>QQ</sub>* e do *RMSE<sub>PP</sub>* são utilizados para analisar o ajustamento nas caudas e no centro das distribuições, respectivamente (JUNG; SCHINDLER, 2017). Também pode ser calculado com base nas frequências previstas e observadas num histograma de frequências de velocidades do vento (*RMSE<sub>pp</sub>* e *RMSE<sub>PP</sub>*) (OUARDA et al., 2016). Os valores de *RMSE* associados aos gráficos *P – P* e *Q – Q* para a amostra de tamanho *n* são calculados pelas Equações (105) e (106), considerando o número de parâmetros do modelo. Da mesma forma se calcula para os dados do histograma de frequências.

$$RMSE_{PP} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (F_i - \hat{F}_i)^2}{(n - m - 1)}} \quad (105)$$

$$RMSE_{QQ} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (v_i - \hat{v}_i)^2}{(n - m - 1)}} \quad (106)$$

### 3.5.12 Teste estatístico do Qui-Quadrado ( $\chi^2$ )

O teste do Qui-Quadrado é usado para testar se uma amostra de dados veio de uma população com uma distribuição específica. Uma característica atraente do teste de ajuste Qui-Quadrado é que ele pode ser aplicado a qualquer distribuição univariada para a qual se possa calcular a função de distribuição cumulativa. O teste de ajuste Qui-Quadrado é aplicado a dados agrupados, ou seja, dados da amostra organizados em classes, a partir de um histograma de

frequências, com  $K$  intervalos de classes (YILMAZ; ÇELIK, 2008). A estatística do teste Qui-Quadrado é dada pela Equação (107).

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^K \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i} \quad (107)$$

em que  $O_i$  é a frequência absoluta amostral (número de valores amostrais) observada no intervalo de classe  $i$  e  $E_i$  é a frequência absoluta esperada no intervalo de classe  $i$ .  $E_i$  é estimada por  $\hat{F}(v_i) - \hat{F}(v_{i-1})$  multiplicado pelo tamanho da amostra  $n$ , em que  $v_{i-1}$  e  $v_i$  são os limites inferior e superior do  $i$ -ésimo intervalo de classe. Uma frequência absoluta amostral mínima geralmente é necessária para cada intervalo de classe, pois uma frequência muito pequena para um determinado intervalo de classe terá muito peso. Quando uma frequência absoluta amostral de um intervalo de classe é muito pequena, geralmente é combinada com o intervalo de classe adjacente. Meyer (1972) recomenda uma frequência absoluta mínima igual a 5.

O teste Qui-Quadrado aceita ou rejeita a hipótese nula de que a distribuição amostral observada é consistente com uma dada distribuição teórica. A estatística de teste é calculada primeiro, e um valor crítico para o teste é encontrado em um determinado nível de significância. No contexto da avaliação de modelos de distribuições para dados de velocidade do vento, o valor da estatística do teste é frequentemente usado para comparar a qualidade de ajuste de várias distribuições teóricas (OUARDA et al., 2016). Duas desvantagens do teste são: (a) o valor da estatística do teste Qui-Quadrado depende de como os dados são agrupados em classes e (b) requer um tamanho de amostra suficiente para que a aproximação do Qui-Quadrado seja válida.

O Qui-Quadrado está associado com as probabilidades distribuídas em classes e, por isso, constitui uma medida do erro relativo em intervalos de classe, sendo mais sensível às caudas da distribuição, em que as frequências esperadas são pequenas. Critérios que usam a abordagem de histograma têm a vantagem de serem menos afetados por observações individuais. No entanto, os resultados dependem da escolha subjetiva dos intervalos de classe.

### 3.5.13 Teste estatístico do Kolmogorov-Smirnov (**KS**) e Anderson-Darling (**AD**)

Os testes Kolmogorov-Smirnov (**KS**) e Anderson-Darling (**AD**) também são usados para julgar a adequação de uma determinada distribuição teórica para um determinado conjunto

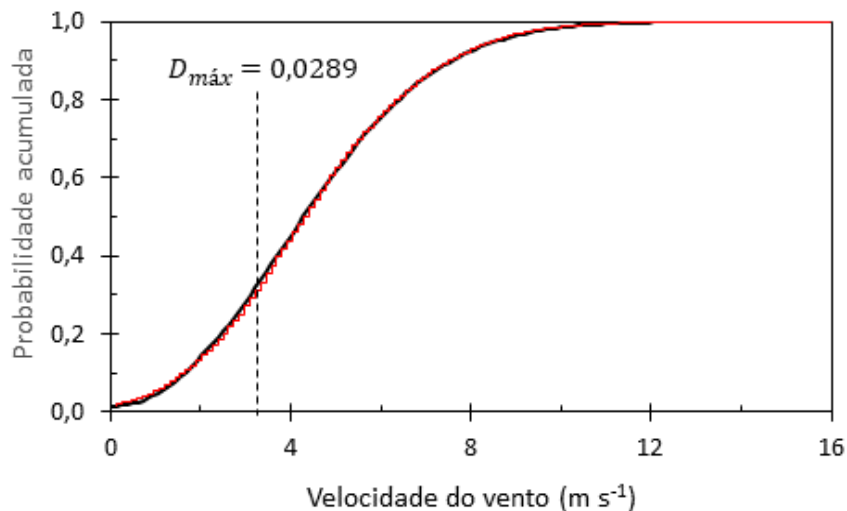
de dados de velocidade do vento observados. Assim como o teste Qui-Quadrado, no contexto da avaliação de distribuições de modelos para dados de velocidades dos ventos, os valores das estatísticas desses testes são frequentemente usados para comparar a qualidade de ajuste de várias distribuições teóricas aos dados observados (YILMAZ; ÇELIK, 2008). Ambas as estatísticas *KS* e *AD* comparam a FDA da distribuição teórica com a distribuição de probabilidade cumulativa empírica dos dados de velocidade do vento. A Figura 8 ilustra um exemplo de ambas as distribuições cumulativas esboçadas no mesmo gráfico.

O teste *KS* calcula a maior diferença absoluta entre a distribuição prevista e a observada. A estatística do teste *KS* é dada pela Equação (108) (OUARDA, et al., 2016):

$$KS = \max_{1 \leq i \leq n} |F_i - \hat{F}_i| \quad (108)$$

em que  $\hat{F}_i$  é a *i*-ésima probabilidade acumulada prevista a partir da FDA teórica e  $F_i$  é a probabilidade empírica da *i*-ésima velocidade do vento observada.

**Figura 8 – Exemplo de uma distribuição de probabilidade teórica acumulada (weibull a dois parâmetros, linha preta) e uma distribuição de probabilidade acumulada empírica (linha vermelha) dos dados horários de velocidades de ventos observados em um local hipotético**



\* A posição do máximo desvio entre as curvas é indicada pela linha vertical pontilhada.

Fonte: Elaborada pela autora.

A distribuição acumulada teórica que está sendo testada deve ser uma distribuição contínua e totalmente especificada, ou seja, os parâmetros de localização, escala e forma não podem ser estimados a partir dos dados. Para não violar essa restrição, aplica-se o teste em outra amostra de dados não contidos na amostra utilizada para estimar os parâmetros ou em dados simulados (YILMAZ; ÇELIK, 2008). A hipótese ( $H_0$ ) de que os dados seguem uma distribuição especificada é rejeitada quando a estatística de teste,  $KS$ , é maior que o valor crítico obtido em tabela ao nível de significância especificado. O teste  $KS$  é mais sensível próximo ao centro da distribuição do que nas caudas (OUARDA et al., 2016).

No contexto da avaliação e comparação de modelos de distribuições para dados de velocidade do vento, o valor da estatística do teste é frequentemente usado para inferir sobre a qualidade do ajuste entre várias distribuições teóricas (OUARDA et al., 2016). Embora a estatística de teste seja utilizada para a comparação das distribuições, o valor de  $KS$  associado a um nível de significância e a um determinado valor crítico para comparação é mais útil para determinar a qualidade do ajuste. Entretanto, não se podem violar os pressupostos do teste.

O teste  $AD$  é usado para testar se uma amostra de dados veio de uma população com uma distribuição específica. É uma modificação do teste  $KS$  e dá mais peso às caudas do que o teste  $KS$ . O teste  $KS$  é de distribuição livre no sentido de que os valores críticos não dependem da distribuição específica que está sendo testada (OUARDA et al., 2016). O teste  $AD$  usa uma distribuição específica no cálculo de valores críticos. Isso tem a vantagem de permitir um teste mais sensível e a desvantagem de que valores críticos devem ser calculados para cada distribuição. Atualmente, tabelas de valores críticos para o teste  $AD$  estão disponíveis apenas para algumas distribuições, como normal, lognormal, exponencial, Weibull, valor extremo tipo I e logística (ANDERSON; DARLING, 1954). A estatística do teste  $AD$ , escrita para uma amostra finita de dados, é expressa pela Equação (108):

$$AD = \left\{ -n - \sum_{i=1}^n \frac{2i-1}{n} [\ln(\hat{F}_i) + \ln(1 - \hat{F}_{n-i+1})] \right\} \quad (108)$$

É importante notar que  $\chi^2$ ,  $KS$  e  $AD$  são comumente usados na prática para avaliar se uma determinada distribuição teórica representa a distribuição empírica de um determinado conjunto de dados. Isso se deve ao fato de que estes representam testes estatísticos com valores

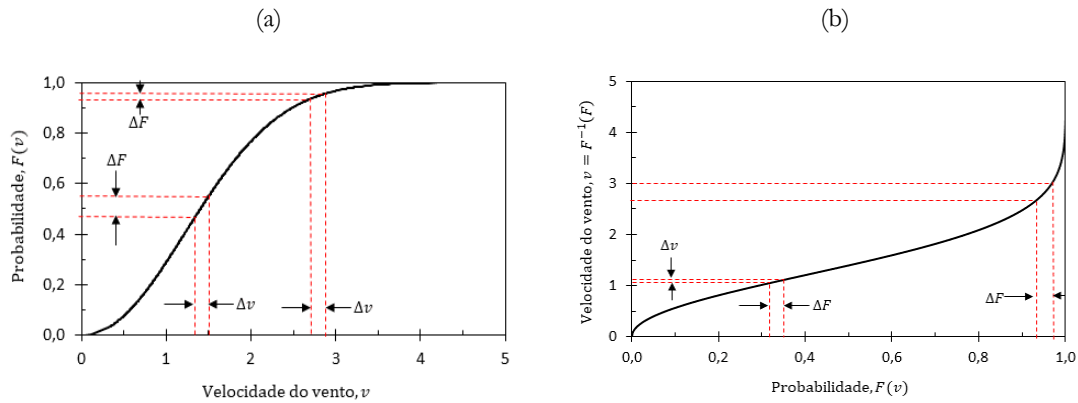
críticos de teste explicitamente definidos (OUARDA et al., 2016). Os valores críticos para  $\chi^2$  e  $AD$  dependem da distribuição teórica, enquanto o valor crítico é independente da distribuição teórica para  $KS$ .

Os métodos apresentados têm diferentes vantagens e desvantagens.  $R_{PP}^2$ ,  $R_{PP,F}^2$ ,  $KS$  e  $AD$  estão relacionados com o gráfico P-P. Eles são, portanto, mais sensíveis à parte central da distribuição da velocidade do vento, onde o gradiente da função de distribuição cumulativa é maior (GERSON, 1975). A Figura 9a apresenta um gráfico de um FDA hipotética mostrando o efeito de pequenas diferenças na velocidade do vento ( $\Delta v$ ) nas probabilidades  $F$ . Pode-se observar que  $\Delta v$  na parte central da distribuição produz uma variação maior em  $F$  do que na cauda direita. Por causa da função peso envolvida na definição do teste  $AD$ , ele é mais sensível às caudas da distribuição do que  $KS$ .

$R_{QQ}^2$  está relacionado ao gráfico Q-Q. É, portanto, mais sensível às caudas da distribuição onde o gradiente da função de distribuição acumulada inversa é maior (GERSON, 1975). A Figura. 9b apresenta um gráfico de uma FDA inversa hipotética mostrando o efeito de pequenas diferenças nos percentis ( $\Delta F$ ) sobre os quantis de velocidade do vento  $v$ . Pode-se observar que  $\Delta F$  na cauda direita da distribuição produz uma variação maior nos quantis do que  $\Delta F$  na parte central.

O uso de gráficos P-P é frequentemente preferível ao uso de gráficos Q-Q, porque a posição do gráfico Weibull fornece uma estimativa imparcial das probabilidades acumuladas observadas para o gráfico P-P, independentemente da distribuição teórica considerada (MORGAN et al., 2011; SOUKISSIAN, 2013).  $\ln L$ ,  $AIC$  e  $BIC$  também são mais sensíveis às caudas das distribuições. De fato, a definição desses critérios inclui a soma das densidades das velocidades dos ventos observadas transformadas logaritmicamente, e a magnitude da densidade transformada logaritmicamente é maior nas caudas do que na parte central da distribuição (OUARDA et al., 2016).

Figura 9 – FDA hipotética (a) e inversa da FDA (b)



Fonte: Elaborada pela autora.

$R_{pp}^2$ ,  $RMSE_{pp}$  e  $\chi^2$  estão associados a probabilidades em intervalos de classe. Como o  $\chi^2$  é uma medida do erro relativo em intervalos de classe, ele é mais sensível às caudas da distribuição, onde as frequências esperadas são pequenas, do que  $R_{pp}^2$  e  $RMSE_{pp}$  (OUARDA et al., 2016).

Conforme apontam Ouarda et al. (2016), a maioria dos critérios convencionais discutidos anteriormente não consideram a parcimônia dos modelos.  $AIC$ ,  $BIC$  e  $R_{aj}^2$ , por outro lado, penalizam modelos que possuem maior número de parâmetros. A utilização do  $R_{aj}^2$  é mais relevante quando se adota a abordagem do histograma de distribuição de frequências ( $R_{PP(HF)}^2$ ;  $R_{pp}^2$ ). Por outro lado, quando nenhum histograma é definido e os dados de velocidade do vento são usados diretamente ( $R_{PP}^2$  e  $R_{QQ}^2$ ), o  $R_{aj}^2$  é muito semelhante ao  $R^2$  convencional devido ao grande tamanho da amostra normalmente disponível na análise de velocidade do vento. De fato, a Equação (108) mostra que, quando  $n$  é muito grande em relação a  $m$ , tem-se  $R_{aj}^2 \approx R^2$  e o ajuste devido ao número de parâmetros não é significativo.

Os critérios que utilizam a abordagem do histograma ( $\chi^2$ ,  $R_{PP(HF)}^2$ ,  $R_{pp}^2$  e  $RMSE_{pp}$ ) têm a vantagem de serem menos afetados pelas observações individuais. No entanto, os resultados



dependem da escolha subjetiva dos intervalos de classe (OUARDA et al., 2016). É importante observar que  $\chi^2$ ,  $KS$  e  $AD$  são comumente usados na prática para avaliar se uma determinada distribuição teórica representa a distribuição de um determinado conjunto de dados. Isso se deve ao fato de que estes representam testes estatísticos com valores críticos de teste explicitamente definidos. Os valores críticos para  $\chi^2$  e  $AD$  dependem da distribuição teórica, enquanto o valor crítico de  $KS$  é independente da distribuição teórica.

Os valores dos critérios  $R^2$ ,  $\chi^2$ ,  $KS$  e  $AD$  estão em escalas independentes da amostra considerada e, portanto, podem ser usados para comparar o ajuste de amostras diferentes (OUARDA et al., 2016). Isso não é possível com critérios como  $AIC$  ou  $RMSE$ , pois seus valores diferem significativamente de uma amostra para outra. Tais critérios só podem ser usados para comparar o ajuste de diferentes modelos para o mesmo conjunto de dados.

## 4 MATERIAL E MÉTODOS

### 4.1 Caracterização dos locais de estudo e dos períodos analisados

Foram utilizados dados horários de velocidade de ventos das estações do Instituto Nacional de Meteorologia (Inmet) para as localidades de Rio Grande – RS, Aquiraz - CE, Luiz Eduardo Magalhães – BA e Imperatriz – MA. Esses locais foram selecionados visando à obtenção de diferentes regimes de ventos. Para este estudo, os dados foram organizados em períodos horários, dentro de cada estação do ano, a partir de uma amostra de 8 anos compreendidos entre 2009 e 2020 (12 anos). Esta sequência de doze anos foi aquela que apresentou registros de velocidades horárias de ventos em todos os anos, embora ocorressem várias falhas de registros. A seleção dos oito anos foi feita de forma que cada estação de um determinado ano atendesse aos seguintes requisitos: (a) o número total de falhas em cada estação de um determinado ano não poderia exceder 192 h, e (b) a sequência de falhas em cada estação do ano deveria ter uma duração máxima de 96 h. A estação meteorológica que limitou a seleção de oito anos de dados foi a de Imperatriz – MA. Não se realizou preenchimento de falhas, isto é, descartaram-se as velocidades dos ventos nas horas que apresentaram falhas de registro. Os dados foram divididos e analisados em períodos estacionais para cada região, de forma a compor quatro conjuntos de dados: Outono (20/03 a 20/06), Inverno (21/06 a 21/09), Primavera (22/09 a 20/12) e Verão (21/12 a 19/03).

Na Tabela 5, apresenta-se o tamanho da amostra de velocidades de ventos analisada para cada localidade e cada estação do ano, bem como a altitude, a latitude e a longitude; das estações meteorológicas utilizadas e o código das estações do Inmet. Na Figura 10, são apresentadas as localizações espaciais das estações meteorológicas.

**Tabela 5 – Altitude, Latitude, Longitude e código das estações do Inmet para as localidades estudadas**

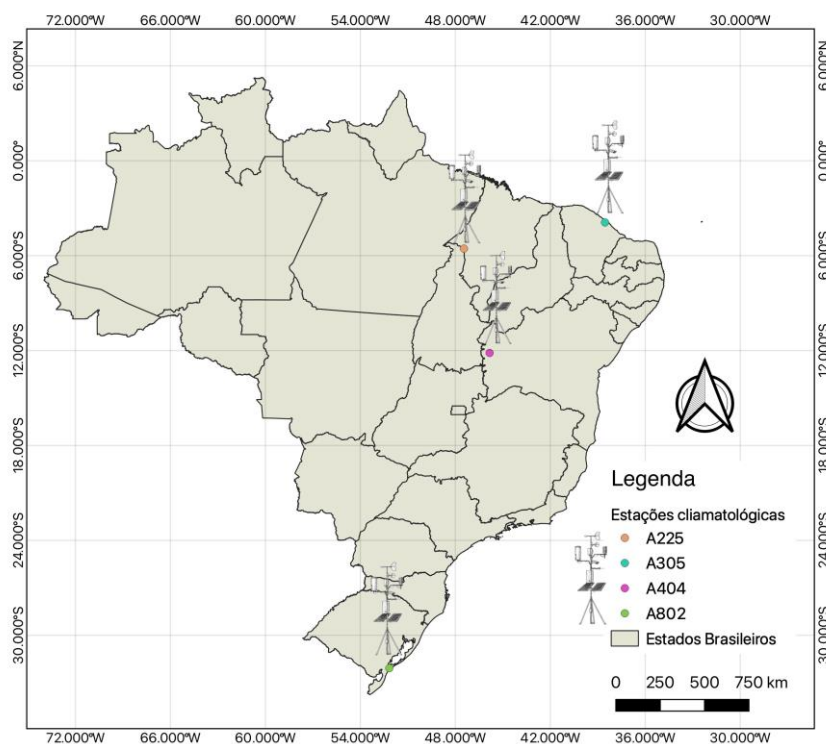
Localidades	Altitude (m)	Latitude	Longitude	Código da Estação
Rio Grande - RS	4,92	32° 05' 44" S	52° 10' 04" W	A802
Aquiraz - CE	29,55	3° 54' 09" S	38° 32' 16" W	A305
Luís Eduardo Magalhães - BA	760,68	12° 09' 09" S	45° 49' 47" W	A404
Imperatriz - MA	117,96	05° 33' 21" S	47° 27' 13" W	A225

Tamanho da amostra utilizada - n (h)				
	Outono	Inverno	Primavera	Verão
Rio Grande - RS	16.853	17.435	16.728	16.712
Aquiraz - CE	17.048	17.558	16.395	16.502
Luís Eduardo Magalhães - BA	16.910	16.894	15.982	16.005
Imperatriz - MA	16.325	16.157	15.876	15.914
Nº de h na estação/ano	2.232	2.232	2.160	2.136

Fonte: Elaborado pela autora.

**Figura 10 – Localização espacial das estações meteorológicas estudadas**



Fonte: Elaborada pela autora.

As velocidades médias horárias dos ventos obtidas nos bancos de dados do Inmet referem-se a 10 m de altura em relação ao nível do solo. Para alturas maiores, utiliza-se a Lei Logarítmica, que é a forma mais simples de estimar a velocidade do vento em uma determinada altura a partir de medições em um nível de referência. Para a aplicação neste trabalho, utilizaram-

se velocidades médias horárias de ventos estimadas a 50 m de altura em relação ao nível do solo (altura típica de aerogeradores de eixo horizontal de porte médio), visando dar subsídios a futuros estudos de potencial de energia eólica nas regiões. A transformação para 50 m de altura foi feita pelas Equações (84) e (85), considerando  $z_0 = 0,005$  de acordo com D'Amico et al. (2015) para estações de energia eólica em terra (*onshore*).

#### 4.2 Distribuições de probabilidades utilizadas para análise das velocidades do vento

Neste trabalho, foram utilizadas funções densidades de probabilidades e de distribuição acumuladas híbridas, conforme Equações (76) e (77), uma vez que existe grande concentração de velocidades horárias de ventos nulas nas amostras utilizadas.

Em todas as estações do ano e localidades, foram analisadas dez funções densidades de probabilidades (FDP) (Tabela 6): Weibull de dois parâmetros (Wei); Gumbel de dois parâmetros (Gum); Burr de três parâmetros (Burr3); Generalizada de valores extremos de três parâmetros (Gev); Burr de quatro parâmetros (Burr4); Kappa de quatro parâmetros; mistura de dois componentes de Weibull, com cinco parâmetros (WeiWei); mistura de dois componentes de Gumbel, com cinco parâmetros (GumGum); mistura de um componente de Gev e outro componente de Wei, com seis parâmetros (GevWei), e mistura de um componente de Burr3 e outro componente de Gev, com sete parâmetros (Burr3Gev).

**Tabela 6. Funções densidade de probabilidade [FDP,  $f(v)$ ] e de distribuição acumulada [FDA,  $F(v)$ ] utilizadas no estudo**

Sigla	Modelos de FDP e FDA	Fonte	Eq. Ref.
Wei	$f_W(v; \alpha, \beta) = \left(\frac{\alpha}{\beta}\right) \left(\frac{v}{\beta}\right)^{\alpha-1} \exp\left[-\left(\frac{v}{\beta}\right)^\alpha\right]$	Gughiani (2020)	34
	$F_W(v; \alpha, \beta) = 1 - \exp\left[-\left(\frac{v}{\beta}\right)^\alpha\right]$		35
Gum	$f_G(v; \mu, \beta) = \frac{1}{\beta} \exp\left\{-\left(\frac{v-\mu}{\beta}\right) - \exp\left[-\frac{(v-\mu)}{\beta}\right]\right\}$	Melo et al. (2021)	47
	$F_G(v; \mu, \beta) = \exp\left\{-\exp\left[-\left(\frac{v-\mu}{\beta}\right)\right]\right\}$		48
	$f_{GEV}(v, \mu, \alpha, \beta) = \frac{1}{\beta} \left[1 + \alpha \left(\frac{v-\mu}{\beta}\right)^{-\frac{(1+\alpha)}{\alpha}} \exp\left\{-\left[1 + \alpha \left(\frac{v-\mu}{\beta}\right)^{-1/\alpha}\right]\right\}\right]$		Ouarda et al. (2015)
Gev	$F_{GEV}(v, \mu, \alpha, \beta) = \exp\left\{-\left[1 + \alpha \left(\frac{v-\mu}{\beta}\right)^{-1/\alpha}\right]\right\}$		55
	$f_{B3}(v; \alpha_1, \alpha_2, \beta) = \frac{\alpha_1 \alpha_2}{\beta} \left(\frac{v}{\beta}\right)^{\alpha_1-1} \left[1 + \left(\frac{v}{\beta}\right)^{\alpha_1}\right]^{-\alpha_2-1}$	Burr (1942)	51
$F_{B3}(v; \alpha_1, \alpha_2, \beta) = 1 - \left[1 + \left(\frac{v}{\beta}\right)^{\alpha_1}\right]^{-\alpha_2}$	52		
Kappa	$f_K(v, \mu, \beta, \alpha_1, \alpha_2) = \frac{1}{\beta} \left[1 - \frac{\alpha_1(v-\mu)}{\beta}\right]^{\frac{1}{\alpha_1-1}} [F(v)]^{1-\alpha_2}$	Morgan et al. (2011)	60
	$F_K(v, \mu, \beta, \alpha_1, \alpha_2) = \left\{1 - \alpha_2 \left[1 - \frac{\alpha_1(v-\mu)}{\beta}\right]^{\frac{1}{\alpha_1}}\right\}^{\frac{1}{\alpha_2}}$		61
Burr4	$f_{B4}(v; \alpha_1, \alpha_2, \mu, \beta) = \frac{\alpha_1 \alpha_2}{\beta} \left(\frac{v-\mu}{\beta}\right)^{\alpha_1-1} \left[1 + \left(\frac{v-\mu}{\beta}\right)^{-\alpha_2}\right]$	Peralta et al. 2017	57
	$F_{B4}(v; \alpha_1, \alpha_2, \mu, \beta) = 1 - \left[1 + \left(\frac{v-\mu}{\beta}\right)^{-\alpha_2}\right]^{\alpha_1}$		58
WeiWei	$f_{WW}(v; \alpha_1, \beta_1, \alpha_2, \beta_2, \omega) = \omega f_W(v; \alpha_1, \beta_1) + (1-\omega) f_W(v; \alpha_2, \beta_2)$	Ouarda et al. (2015)	67
	$F_{WW}(v; \alpha_1, \beta_1, \alpha_2, \beta_2, \omega) = \omega F_W(v; \alpha_1, \beta_1) + (1-\omega) F_W(v; \alpha_2, \beta_2)$		68
GumGum	$f_{GG}(v; \mu_1, \beta_1, \mu_2, \beta_2, \omega) = \omega f_G(v; \mu_1, \beta_1) + (1-\omega) f_G(v; \mu_2, \beta_2)$	Ouarda e Charrons (2018)	73
	$F_{GG}(v; \mu_1, \beta_1, \mu_2, \beta_2, \omega) = \omega F_G(v; \mu_1, \beta_1) + (1-\omega) F_G(v; \mu_2, \beta_2)$		74
GevWei	$f_{GEVW}(v; \mu, \alpha_1, \beta_1, \alpha_2, \beta_2, \omega) = \omega f_{GEV}(v; \mu, \alpha_1, \beta_1) + (1-\omega) f_W(v; \alpha_2, \beta_2)$	Wang et al. 2021	70
	$F_{GEVW}(v; \mu, \alpha_1, \beta_1, \alpha_2, \beta_2, \omega) = F_{GEV}(v; \mu, \alpha_1, \beta_1) + (1-\omega) F_W(v; \alpha_2, \beta_2)$		71
Burr3Gev	$f_{B3GEV}(v, \alpha_1, \alpha_2, \beta_1, \mu, \alpha_3, \beta_2, \omega) = \omega f_{B3}(v; \alpha_1, \alpha_2, \beta) + (1-\omega) f_{GEV}(v; \mu, \alpha_1, \beta_1)$	Wang et al. 2021	64
	$F_{B3GEV}(v; \alpha_1, \alpha_2, \beta_1, \mu, \alpha_3, \beta_2, \omega) = \omega F_{B3}(v; \alpha_1, \alpha_2, \beta) + (1-\omega) F_{GEV}(v; \mu, \alpha_1, \beta_1)$		65

Fonte: Elaborado pela autora.

Entre as dez distribuições, foram analisadas quatro de mistura de dois componentes, que podem se ajustar melhor aos regimes de ventos bimodais. As outras seis distribuições são unimodais com múltiplos parâmetros. Distribuições bimodais apresentam maior capacidade para se ajustarem a diferentes formas de PDF (GUGLIANI, 2020), embora o modelo de Weibull de

dois parâmetros (Wei) seja a FDP mais utilizada pela comunidade científica na análise de distribuição de velocidade de ventos para a estimativa do potencial eólico de uma região (GORLA et al., 2019; DEEP et al., 2020).

### 4.3 Estimativa dos parâmetros das funções densidade de probabilidades

Para realizar as estimações dos parâmetros das funções densidade de probabilidade analisadas neste trabalho, utilizaram-se os dados brutos de velocidades de ventos à altura de 50 m. Foi utilizado o Software Anaconda, que permite o gerenciamento do conjunto das linguagens de programação e pacotes R e Python para computação científica. O Software inclui pacotes de ciência de dados adequados para Windows, Linux e macOS. A Figura 11 mostra a interface do Software Anaconda com o usuário para a amostra Inverno Rio Grande.

Figura 11 – Interface do Software Anaconda com o usuário

```

In [1]: #autocomplete -> press TAB
lib_path <- 'C:/Users/veronica/Documents/R/win-library/3.6'
install.packages('GoFKernel', lib = lib_path)

package 'GoFKernel' successfully unpacked and MD5 sums checked

The downloaded binary packages are in
  C:/Users/veronica/AppData/Local/Temp/RtmpEd3G3P/downloaded_packages

BURR12 DIU

In [2]: library('GoFKernel')
dat = as.numeric(readLines("../INVER_RIO_GRANDE.csv"))

Warning message:
"package 'GoFKernel' was built under R version 3.6.3"Loading required package: KernSmooth
KernSmooth 2.23 loaded
Copyright M. P. Wand 1997-2009

In [3]: #Histograma de frequências observadas
# length.out = número de classes de interesse
resp <- hist(dat, col="blue", xlab="janeiro", main="Ventos Horários", breaks= seq(min(dat), max(dat), length.out = 18))
print("frequencia acumulada para cada intervalo")

```

Fonte: Captura de tela pela autora.

Para estimativa dos parâmetros da distribuição de Weibull de dois parâmetros, foi utilizado o pacote Weibullness versão 1.22.12, do Software R, que utiliza o método da máxima verossimilhança (MVS) para realizar o ajuste dos parâmetros. O método MVS consiste em maximizar uma função de verossimilhança que representa o produto de uma função densidade de

probabilidade aplicada a cada valor da variável aleatória de uma amostra de acordo com as Equações (78) a (83) (WASSERMAN, 2005). Para estimativa dos parâmetros da distribuição Kappa, utilizou-se o pacote Homtest versão 1.0-5 do Software R, que aplica o método L-momentos, pois a FDP depende da FDA (HOSKING, 1990; VALVERDE et al., 2004; MURSHED et al., 2014). Para estimativa dos parâmetros da distribuição de Gumbel de dois parâmetros, foi utilizado o pacote EnvStats do Software R versão 2.7.0, que utiliza o método da máxima verossimilhança para realizar o ajuste. Utilizou-se o pacote ExtRemes versão 2.1-3 do Software R para realizar o ajuste dos parâmetros da distribuição Generalizada de Valores Extremos, o qual aplica o método da máxima verossimilhança. Foram utilizados os pacotes Vgam versão 1.1-8 e ExtDist versão 0.7-1, ambos do Software R, para realizar o ajuste dos parâmetros da distribuição Burr de três parâmetros, pelo método da máxima verossimilhança. A estimativa dos parâmetros das FDPs Burr de quatro parâmetros e a distribuições de mistura de dois componentes WeiWei, GumGum, GevWei e Burr3Gev foram realizadas pelo método da máxima verossimilhança utilizando-se o pacote BBMLE versão 1.0.25 do Software R, o qual permite ao usuário utilizar qualquer FDP para estimar os parâmetros necessários. O método de estimação para cada FDP analisada e o correspondente pacote estatístico utilizado são apresentados na Tabela 7. Os valores estimados dos parâmetros de cada FDP em cada região estudada são apresentados no Apêndice.

**Tabela 7 – Funções densidade de probabilidade FDP, método de estimação dos parâmetros, pacote estatístico utilizado e número de parâmetros**

Método de Estimação	FDP	Pacote Estatístico	Número de Parâmetros
MVS	Wei	Weibullness versão 1.22.12	2
MVS	Gum	EnvStats do Software R versão 2.7.0	2
MVS	Gev	ExtRemes versão 2.1-3	3
MVS	Burr3	Vgam versão 1.1-8 e ExtDist versão 0.7-1	3
MVS	Burr4	BBMLE versão 1.0.25	4
L-momentos	Kappa	Homtest versão 1.0-5	4
MVS	WeiWei	BBMLE versão 1.0.25	5
MVS	GumGum	BBMLE versão 1.0.25	5
MVS	GevWei	BBMLE versão 1.0.25	6
MVS	Burr3Gev	BBMLE versão 1.0.25	7

Fonte: Elaborado pela autora.

#### 4.4 Qualidade do ajuste das distribuições de probabilidades

A seleção adequada da função de distribuição de probabilidade para modelar dados de velocidade do vento e posteriormente estimar a densidade de potência de energia eólica é importante para aplicações de engenharia de energia eólica, assim como para tomadas de decisões, pois contribui com a redução das incertezas associadas do setor (AKPINAR; AKPINAR, 2005; AYODELE et al., 2012; PETKOVIC et al., 2014; SOLYALI et al., 2016).

Para realizar a avaliação da qualidade dos ajustes das funções de distribuições analisadas e seu ranqueamento de acordo com os melhores índices de desempenho para cada região e estação analisada, foram utilizadas as seguintes estatísticas: (a) a estatística de Kolmogorov-Smirnov (*KS*), que calcula a maior diferença absoluta entre a distribuição (FDA) prevista e a observada [Equação (108)]; (b) a raiz quadrada do erro médio (*RMSE*), que quantifica a dispersão entre valores estimados e observados [Equação (105)]; (c) o erro médio absoluto relativo (*PMARE%*) [Equação (104)], que é uma medida de eficiência de modelos que apresenta algumas vantagens (ALI; ABUSTAN, 2014), tais como ser simples de calcular; ter significado físico; indicar diretamente a acurácia ou a fraqueza da simulação, ajudando a decidir sobre a aceitabilidade do modelo; não produzir resultados ambíguos; seguir uma direção lógica e ser uma medida relativa, portanto aplicável em qualquer campo de observação, independentemente das unidades (ou escalas de medidas) e faixas de valores e (d) critério de informação de Akaike (*AIC*) [Equação (91)]. O *AIC* baseia-se na função log-verossimilhança, no seu ponto de máximo, acrescida de uma penalidade associada à complexidade do modelo (número de parâmetros).

Como informação auxiliar, também foram (a) calculados os erros absolutos entre probabilidades observadas e estimadas, obtidos para as dez distribuições de probabilidades acumuladas, a 95% de probabilidade; (b) construídos gráficos 1:1 ( $y = x$ ) para os percentis estimados e observados, comparando a FDA estimada e observada, e (c) confeccionados histogramas de frequências para valores de probabilidades observadas e estimadas em intervalos de classe de velocidades de vento de  $1 \text{ m s}^{-1}$ . Para essa comparação, foram calculados o  $R_{pp}^2$  [Equação (100)] e o  $RMSE_{pp}$  aplicado às frequências observadas e estimadas em um histograma de frequências das velocidades dos ventos com amplitude de classe de  $1 \text{ m s}^{-1}$ .



#### 4.5 Densidade de potência disponível no vento

A densidade de potência disponível no vento para uma velocidade  $v_i$  observada [ $DP_{(v)}(v_i)$ , W m<sup>-2</sup>], por unidade de área da seção transversal de fluxo ( $A$ , m<sup>2</sup>), foi calculada pela Equação (5). A rigor, a massa específica do ar ( $\rho$ , kg m<sup>-3</sup>) varia com a altitude, a temperatura, a pressão e a umidade do ar (ESSA et al., 2004). Entretanto, para fins de estimativa da densidade de energia eólica, supõe-se, como aproximação, que a massa específica do ar é constante (RAMÍREZ; CARTA, 2005; CARTA et al., 2009; CARTA; MENTADO, 2007; MORGAN et al., 2011, GRAH et al., 2014; BASHAHU et al., 2022). Neste trabalho, como geralmente é usado na literatura, assumiu-se um valor de  $\rho$  constante durante o ano igual a 1,225 kg m<sup>-3</sup>, correspondendo à condição padrão (nível do mar, temperatura do ar de 15 °C, pressão atmosférica de 101,325 kPa).

A densidade de potência média observada em cada estação do ano, utilizando as velocidades amostrais de ventos, foi obtida pela Equação (109):

$$DP_{(v)} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1,225}{2} v_i^3 \quad (109)$$

A densidade de potência média observada em cada estação do ano foi comparada com a densidade de potência estimada pelas diferentes FDPs analisadas utilizando a Equação (27), em que a integral foi resolvida por uma aproximação numérica usando o método dos trapézios com acréscimos na velocidade do vento de  $(v_{i+1} - v_i) = 0,001$  m s<sup>-1</sup>, conforme Equação (110):

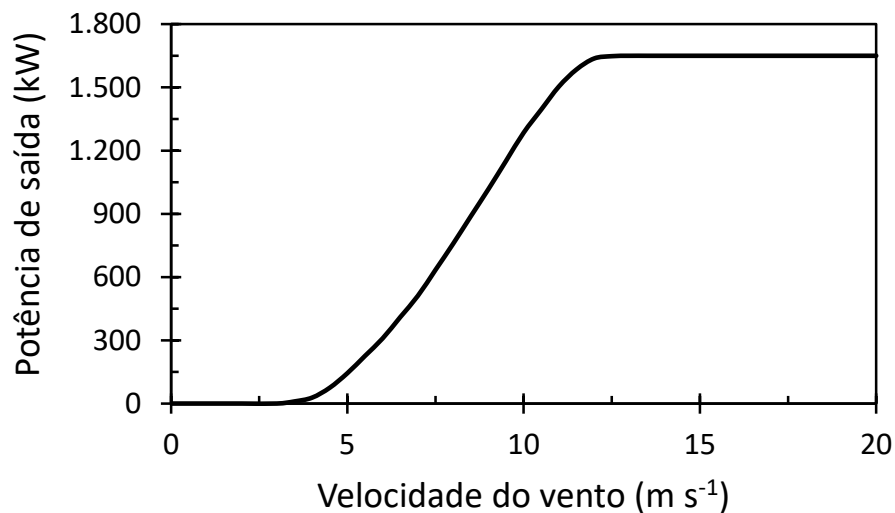
$$DP_{(v)} = \sum_{i=1}^n \frac{1}{2} \{ [DP_{(v)}(v_i) + DP_{(v)}(v_{i+1})] [v_{i+1} - v_i] \} \quad (110)$$

Conhecida a densidade de potência eólica média estacional disponível de um local, a densidade de energia eólica disponível no período com duração  $T$  [ $DE_{(v)}$  (Wh m<sup>-2</sup>)] foi calculada utilizando a Equação (27), conforme Boudia et al. (2016) e então transformada para kWh m<sup>-2</sup>.

#### 4.6 Densidade de potência extraída por uma turbina eólica

Para esta aplicação, utilizou-se a curva característica de uma turbina eólica VESTAS V-82/1650; potência nominal de 1.650 kW; velocidade nominal do vento de  $13 \text{ m s}^{-1}$ ; velocidade máxima de corte  $20 \text{ m s}^{-1}$ ; velocidade mínima de acionamento de  $3,5 \text{ m s}^{-1}$ ; diâmetro de varredura das pás de 82 m; área de varredura das pás de  $5.281 \text{ m}^2$  e altura do rotor de 50 m. A curva de potência da turbina é mostrada na Figura 12.

Figura 12 – Curva de potência da turbina eólica VESTAS V-82/1650



Fonte: Elaborada pela autora.

A curva de potência da turbina pode ser transformada em curva de densidade de potência em função da velocidade do vento  $v_i$  [ $DP_{(t)}(v_i)$ ] expressa em  $\text{W m}^{-2}$ . O produto da curva de densidade de potência da turbina  $DP_{(t)}(v_i)$ , expressa em  $\text{W m}^{-2}$ , com a função densidade de probabilidade da velocidade do vento  $h(v_i)$ , fornece uma função densidade de potência elétrica de saída da turbina, cuja integral sob essa curva representa a densidade potência elétrica média de saída  $DP_{(t)}$  no período analisado (BATAINEH; DALALAH, 2013; MOUANGUE et al., 2014), conforme expresso pela Equação (8). As curvas de densidade de potência reais são suaves e podem ser bem aproximadas por uma função linear por partes com alguns nós ( $DP_{(t)i}, v_i$ ) (CARTA et al., 2008; MOUANGUE et al., 2014; D'AMICO et al., 2015). Dessa forma, neste trabalho assumiu-se como linear a variação da densidade de potência entre dois nós da curva da turbina (TROEN; PETERSEN 1989; CARTA et al., 2008). Então, dados dois pontos

conhecidos “ $i$ ” e “ $i + 1$ ” da curva, a densidade de potência na saída da turbina  $[DP_{(t)}v_i]$  foi calculada pela Equação (30). A potência média de saída da turbina foi calculada pela integral sob a curva, utilizando, como aproximação, o método numérico dos trapézios para calcular a área sob a curva em cada intervalo de velocidade do vento e acumulando essas áreas. Dessa forma, considerando a curva da turbina, com potência de saída  $P_{(t)}(v_i)$  em kW, área de varredura da turbina de  $5.281 \text{ m}^2$  e a função densidade de probabilidade do vento  $h(v_i)$ , a densidade média de potência de saída da turbina ( $DP_{(t)}$ , em  $\text{W m}^{-2}$ ), em cada estação do ano, foi calculada pela Equação (111):

$$DP_{(t)} = \frac{1000}{5281} \sum_{i=1}^n DP_{(t)}(v_i) h(v_i) \quad (111)$$

## 5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 5.1 Exploração estatística dos dados amostrais

#### 5.1.1 Diagramas Box Plot das velocidades horárias de ventos observados

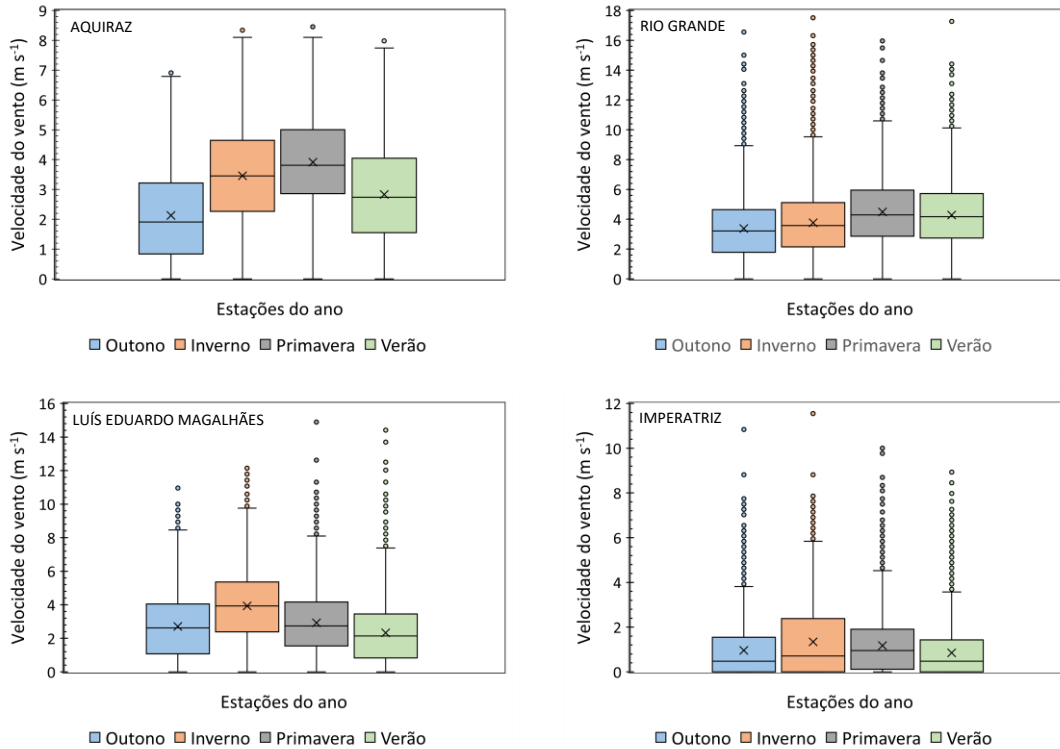
Na Figura 13, são apresentados os gráficos Box Plot para as velocidades dos ventos nas estações estudadas em Aquiraz, Rio Grande, Luiz Eduardo Magalhães e Imperatriz. O Box Plot permite uma análise visual da posição, da dispersão, da simetria, das caudas e dos valores discrepantes (*outliers*) do conjunto de dados, fornecendo um meio complementar para se ter uma perspectiva sobre a variabilidade dos dados. Além disso, o Box Plot também é uma disposição gráfica comparativa (LEVINE et al., 2000).

O percentil é uma medida de posição que, dada uma amostra disposta em ordem crescente e dividida em 100 partes, indica a porcentagem de elementos da amostra que são menores ou iguais ao valor determinado. Tem-se assim, por exemplo, os percentis 25, 50, 75 que formam os percentis 25, 50 e 75, representando respectivamente o primeiro quartil ( $Q1$ ), segundo quartil, ou mediana ( $Q2$ ) e terceiro quartil ( $Q3$ ). O segundo quartil equivale ao percentil 50, valor em que pelo menos 50% da amostra está acima dele e pelo menos 50% está abaixo (GUERRERO, 2019). O retângulo no meio da linha vertical possui três linhas horizontais: a linha inferior indica o primeiro quartil ( $Q1$ ), a superior indica o terceiro quartil ( $Q3$ ) e a linha interna indica o segundo quartil ou mediana ( $Q2$ ). O marcador “X” indica a média (GUERRERO, 2019). Os limites superior e inferior da linha vertical indicam, respectivamente, os valores máximo e mínimo de velocidade, excluindo-se os valores extremos (*outliers*), e os pontos indicam que aquelas observações são atípicas ou discrepantes (*outliers*). Os limites inferior e superior de detecção de *outlier* foram calculados de acordo com a regra do aplicativo Excel® da seguinte forma:  $Limite inferior = Q1 - 1,5 (Q3 - Q1)$  ;  $Limite superior = Q3 + 1,5 (Q3 - Q1)$  (LEVINE et al., 2000). A diferença entre o terceiro quartil e o primeiro quartil representa o tamanho da caixa e denomina-se intervalo interquartilico, proporcionando uma perspectiva da dispersão dos dados (Figura 13).

Para a estação de Aquiraz - CE, verifica-se que, no outono e no verão, ocorrem as menores velocidades horárias dos ventos, e, no inverno e na primavera, as velocidades são maiores, destacando-se os ventos de primavera. As estações de inverno e primavera apresentam os maiores valores para os quartis, destacando-se a primavera  $Q1 = 2,86 m s^{-1}$  ,  $Q2 = 3,81 m s^{-1}$  ;  $Q3 = 5,00 m s^{-1}$  e média de  $3,92 m s^{-1}$ . Para produção econômica de energia eólica, recomendam-se valores médios horários de velocidade do vento superiores a  $3,0 m s^{-1}$

(GRAH et al., 2014), o que se verifica, em Aquiraz, nas estações de inverno e primavera. No outono, as velocidades horárias dos ventos são as menores ( $Q1 = 0,83 m s^{-1}$ ,  $Q2 = 1,91 m s^{-1}$ ,  $Q3 = 3,22 m s^{-1}$  e média de  $2,13 m s^{-1}$ ).

**Figura 13 – Diagramas Box Plot para as velocidades horárias dos ventos nas estações do ano nos quatro locais estudados**



Fonte: Elaborada pela autora.

Na estação de Rio Grande, observam-se maiores velocidades diárias dos ventos nas estações de primavera e verão destacando-se levemente a estação de primavera com  $Q1 = 2,86 m s^{-1}$ ,  $Q2 = 4,29 m s^{-1}$ ;  $Q3 = 5,96 m s^{-1}$  e média de  $4,49 m s^{-1}$ . Verifica-se nessa estação maior potencial para produção econômica de energia eólica. Em Luiz Eduardo Magalhães, as menores velocidades dos ventos ocorrem no verão, sendo que no inverno ocorrem as maiores velocidades com  $Q1 = 2,38 m s^{-1}$ ,  $Q2 = 3,93 m s^{-1}$ ;  $Q3 = 5,36 m s^{-1}$  e média de  $3,93 m s^{-1}$ . Em Imperatriz, as maiores velocidades de ventos ocorrem no inverno, porém, é a estação que registrou as menores velocidades de ventos. No inverno, observa-se  $Q1 = 0,0 m s^{-1}$ ,  $Q2 = 0,72 m s^{-1}$ ;  $Q3 = 2,38 m s^{-1}$  e média de  $1,34 m s^{-1}$ . Entre as quatro regiões estudadas, a estação de Imperatriz revela o mais baixo potencial de energia eólica.

Em Aquiraz, a maior dispersão observada para as velocidades de ventos, medida pelo intervalo interquartil, ocorreu no verão ( $2,50 \text{ m s}^{-1}$ ), e a menor, na primavera ( $2,14 \text{ m s}^{-1}$ ). No outono e no inverno, as dispersões foram iguais a  $2,38 \text{ m s}^{-1}$ . Em Rio Grande, a maior variabilidade ocorreu na primavera ( $3,10 \text{ m s}^{-1}$ ). No outono, no inverno e no verão, as dispersões foram, respectivamente,  $2,86$ ;  $2,98$  e  $2,98 \text{ m s}^{-1}$ . Em Luiz Eduardo Magalhães, as dispersões foram  $2,98$ ;  $2,98$ ;  $2,62$  e  $2,62 \text{ m s}^{-1}$  para outono, inverno, primavera e verão, respectivamente. Em Imperatriz, observaram-se as menores dispersões das velocidades dos ventos:  $1,55$ ;  $2,38$ ;  $1,79$  e  $1,43 \text{ m s}^{-1}$  para outono, inverno, primavera e verão, respectivamente.

As linhas que vão do retângulo até aos *outliers* indicam o comprimento das caudas da distribuição. Observa-se na Figura 13 que as distribuições das velocidades horárias dos ventos em todas as estações do ano, nas estações meteorológicas estudadas, apresentam caudas longas à direita. O conjunto de dados que tem distribuição simétrica tem a linha da mediana no centro do retângulo. Quando a linha da mediana está mais próxima ao primeiro quartil, os dados são assimétricos positivos (a cauda da curva de distribuição declina para a direita). Quando a posição da linha da mediana é próxima ao terceiro quartil, os dados são assimétricos negativos (a cauda da curva de distribuição declina para a esquerda) (HEUMANN et al., 2016). Verifica-se na Figura 13 que as distribuições das velocidades dos ventos nas estações estudadas, nas quatro estações do ano, indicam leve assimetria positiva, sendo que as maiores assimetrias foram observadas no outono e no inverno em Imperatriz.

### 5.1.2 Resumo das principais estatísticas da amostra

As estatísticas descritivas da amostra como média; desvio-padrão; moda; mediana; assimetria e curtose são apresentadas na Tabela 8. Observa-se que a estação Rio Grande apresenta os maiores valores médios de velocidades dos ventos, seguida pela estação de Aquiraz. A estação de Imperatriz revela os menores valores médios de velocidade dos ventos e desvio padrão superior à média, indicando grande variabilidade (coeficiente de variação superior a 100%). Observa-se, contudo, que a variabilidade da velocidade horária do vento é grande em todas as localidades e em todas as estações do ano, superando 37%. Em todas as localidades, a maior variabilidade ocorreu no outono.

O coeficiente de assimetria ( $C_a$ ) é uma medida de centralidade. Em uma distribuição estatística, a assimetria é o quanto sua curva de frequência se desvia ou se afasta da posição simétrica. Quando  $C_a = 0$  diz-se que a distribuição é simétrica; se  $C_a > 0$  a distribuição

apresenta assimetria à direita, como é o caso das amostras estudadas (Tabela 8), e  $C_a < 0$  a distribuição apresenta assimetria à esquerda, não tendo ocorrido nos casos analisados. Uma distribuição simétrica apresenta o mesmo valor para a moda, a média e a mediana (BONAMENTE, 2017), tendo ocorrido no inverno em Aquiraz.

Montgomery e Runger (2014) e Bonamente (2017) relatam que a curtose mede a concentração ou dispersão dos valores de um conjunto de observações em relação às medidas de tendência central em relação a uma distribuição de frequências conhecida. Assim, uma curva de frequências com curtose igual a 3 assemelha-se a uma distribuição normal. Observe-se que, em Rio Grande, os dados de velocidades de vento no verão têm coeficiente de curtose muito próximo de 3. As distribuições leptocúrticas são identificadas pelos picos altos e finos, com coeficiente de curtose maior que 3. São os casos, por exemplo, de Imperatriz, Rio Grande e Luís Eduardo Magalhães na primavera e no verão. Em Aquiraz, os coeficientes de curtose são inferiores a 3, caracterizando distribuições platicúrticas, as quais apresentam curvas de frequências mais abertas que a da distribuição Normal. Essas distribuições têm caudas “leves” ou finas ou não têm cauda (BONAMENTE, 2017).

**Tabela 8 – Estatísticas descritivas das velocidades horárias do vento (m s<sup>-1</sup>): média; desvio-padrão; moda; mediana; assimetria e curtose para as localidades estudadas nas quatro estações do ano a 50 m de altura**

Estação meteorológica	Estação do ano	Média	Desvio-padrão	Moda	Mediana	Assimetria ( $C_a$ )	Curtose
Rio Grande -RS	Outono	3,38	2,07	2,52	3,22	0,751	3,830
	Inverno	3,76	2,26	2,54	3,57	0,631	3,578
	Primavera	4,49	2,28	3,52	4,29	0,404	3,109
	Verão	4,28	2,10	4,46	4,17	0,288	3,040
Aquiraz-CE	Outono	2,13	1,54	1,49	1,91	0,445	2,307
	Inverno	<b>3,46</b>	<b>1,61</b>	<b>3,50</b>	<b>3,45</b>	<b>0,022</b>	<b>2,471</b>
	Primavera	3,92	1,45	3,51	3,81	0,046	2,552
Imperatriz-MA	Verão	2,83	1,69	2,51	2,74	0,157	2,248
	Outono	0,96	1,16	0,21	0,48	1,392	4,983
	Inverno	1,34	1,52	0,18	0,72	1,065	3,457
	Primavera	1,17	1,18	0,26	0,95	1,073	4,356
Luís Eduardo Magalhães-BA	Verão	0,85	1,05	0,24	0,48	1,680	6,916
	Outono	2,71	1,99	2,50	2,62	0,377	2,560
	Inverno	3,93	2,16	4,46	3,93	0,013	2,729
Magalhães-BA	Primavera	2,93	1,89	2,50	2,74	0,476	3,174
	Verão	2,33	1,83	0,26	2,14	0,737	3,657

Fonte: Elaborada pela autora.

## 5.2 Desempenho das funções densidades de probabilidades

### 5.2.1 Estação meteorológica de Aquiraz – CE

Na Tabela 9, são apresentados os valores dos indicadores de desempenho para as dez FDPs utilizadas para o cálculo das probabilidades de velocidades dos ventos horários, nas quatro estações do ano em Aquiraz – CE. Observa-se que os valores têm variações apreciáveis entre as estações, indicando distribuições distintas a depender do indicador de desempenho e da estação do ano. De uma maneira geral, deve-se evitar o uso das FDPs Gumbel Tipo I e Burr a três parâmetros, uma vez que apresentaram desempenho muito fraco, evidenciado por todos os indicadores. Entre as FDPs unimodais, a Kappa, com quatro parâmetros, apresentou o melhor desempenho. Já, entre todas as FDPs analisadas, as melhores pertencem ao grupo das distribuições de mistura, bimodais. Conforme reportam Gugliani et al. (2020), em decorrência da velocidade do vento ter comportamento estocástico, uma única distribuição não pode ser universalmente aceita para todos os regimes de ventos analisados.

**Tabela 9 – Valores dos indicadores de desempenho para as dez funções densidades de probabilidades (FDP) nas quatro estações do ano em Aquiraz - CE**

FDP	OUTONO				INVERNO			
	$D_{m\acute{a}x}$	RMSE	PMARE	AIC	$D_{m\acute{a}x}$	RMSE	PMARE	AIC
Wei	0,0504	0,02484	5,47	59.483	0,0435	0,01978	6,33	66.100
Gum	0,0530	0,02753	6,10	61.047	0,0628	0,03381	8,55	67.686
Burr3	0,0691	0,03882	8,66	62.804	0,0729	0,04263	11,27	68.044
Gev	0,0500	0,02651	6,05	60.966	0,0236	0,00998	3,34	65.966
Burr4	0,0505	0,02461	5,43	59.489	0,0235	0,00998	3,17	65.828
Kappa	0,0291	0,01885	3,72	-----	0,0232	0,00982	2,37	-----
WeiWei	0,0225	0,00817	2,05	58.434	0,0222	0,00824	2,00	65.618
GumGum	0,0259	0,01273	2,76	58.589	0,0301	0,01201	3,12	66.349
GevWei	0,0240	0,01675	3,56	59.137	0,0215	0,00801	2,22	65.745
Burr3Gev	0,0198	0,00822	1,99	58.639	0,0219	0,00810	2,09	65.611
FDP	PRIMAVERA				VERÃO			
	$D_{m\acute{a}x}$	RMSE	PMARE	AIC	$D_{m\acute{a}x}$	RMSE	PMARE	AIC
Wei	0,0381	0,01159	4,02	61.803	0,0521	0,02824	7,39	61.434
Gum	0,0560	0,03002	9,25	63.722	0,0555	0,02925	6,80	62.461
Burr3	0,0887	0,05383	20,90	64.755	0,0415	0,02153	6,49	61.463
Gev	0,0358	0,01290	3,32	61.694	0,0363	0,01731	4,91	61.559
Burr4	0,0323	0,01384	3,85	61.688	0,0399	0,02193	6,44	61.447
Kappa	0,0279	0,00974	3,77	-----	0,0108	0,01397	3,78	-----
WeiWei	0,0380	0,01364	3,19	61.598	0,0253	0,00915	2,03	60.172
GumGum	0,0462	0,01883	4,01	62.539	0,0394	0,01540	2,83	61.173
GevWei	0,0315	0,01256	6,09	61.589	0,0284	0,01386	2,82	61.406
Burr3Gev	0,0322	0,01362	3,12	61.624	0,0282	0,01097	2,46	60.271

Fonte: Elaborada pela autora.



Carta et al. (2009), analisando 12 FDPs unimodais e bimodais para modelar distribuições de velocidade de ventos na Espanha, relataram que não foi possível elencar uma única distribuição como a melhor para todas as regiões estudadas. Morgan et al. (2011), utilizando 14 distribuições para descrever distintos regimes de ventos na América do Norte, destacaram que, devido à forte variação de regimes de vento, não foi possível ranquear uma única distribuição mais adequada para mais de uma região de estudo e apontaram a importância dos estudos prévios de desempenho dos modelos para cada região, visando uma modelagem acurada. Variações no desempenho de FDPs em diferentes regimes de ventos também são relatadas por Ouarda et al. (2015), Wang et al. (2016) e Jung e Schindler (2017).

Na Tabela 10, apresenta-se um resumo da classificação das FDPs até a terceira posição, com base no conjunto de indicadores de desempenho utilizados em cada estação do ano. As FDPs que aparecem em primeira colocação para a estimativa das probabilidades de velocidades de ventos horários nas quatro estações do ano são bastante variadas, sendo elas: WeiWei; Burr3Gev; GevWei e Kappa. A frequência com que é apontada a FDP WeiWei em primeiro lugar é 43,75%, seguida pela Bur3Gev com 25%. A Kappa, uma FDP unimodal, aparece com frequência de 18,75%, enquanto a GevWei com 12,5%.

**Tabela 10 – Classificação das três melhores funções densidades de probabilidades segundo os quatro indicadores de desempenho nas quatro estações do ano em Aquiraz - CE**

Estações	Classificação	$D_{máx}$	RMSE	PMARE	AIC
OUTONO	1	Burr3Gev	WeiWei	Burr3Gev	WeiWei
	2	WeiWei	Burr3Gev	WeiWei	GumGum
	3	GevWei	GumGum	GumGum	Burr3Gev
INVERNO	1	GevWei	GevWei	WeiWei	Burr3Gev
	2	Burr3Gev	Burr3Gev	Burr3Gev	WeiWei
	3	WeiWei	WeiWei	GevWei	GevWei
PRIMAVERA	1	Kappa	Kappa	Burr3Gev	WeiWei
	2	GevWei	Wei	WeiWei	GevWei
	3	Burr3Gev	GevWei	Gev	Burr3Gev
VERÃO	1	Kappa	WeiWei	WeiWei	WeiWei
	2	WeiWei	Burr3Gev	Burr3Gev	Burr3Gev
	3	Burr3Gev	GevWei	GevWei	GumGum

Fonte: Elaborada pela autora.

Em segunda colocação apareceram cinco FDPs: quatro de mistura (Bur3Gev, WeiWei, GevWei, GumGum) e uma unimodal (Wei). Neste caso, a maior frequência com que uma distribuição foi apontada ocorreu para a Bur3Gev (43,75%), seguida pela WeiWei (31,25%). A FDP Wei apresentou-se na segunda colocação indicada com uma frequência de 6,25% entre os

quatro indicadores aplicados nas quatro estações do ano, não se revelando, portanto, como uma FDP adequada para representar a distribuição das velocidades dos ventos nessa região.

Analisando-se apenas as FDPs unimodais, observa-se que a Kappa, com quatro parâmetros, foi a melhor entre as seis FDPs utilizadas, isso é, indicada com uma frequência 91,67% considerando-se os indicadores de desempenho, exceto o *AIC*, aplicados nas quatro estações do ano. Apenas em um caso foi inferior a Gev (pelo PMARE, na primavera), porém com valor próximo desta, isto é, 3,32% contra 3,77% (Tabela 9), ambos classificados como excelentes (ALI; ABUSTAN, 2014). Para a Kappa, a distribuição de frequência dos erros relativos absolutos entre valores de probabilidades estimados e observados indicou que 95% dos erros são iguais ou inferiores a 10,4% (Tabela 11).

Desejando-se selecionar uma única FDP para a estimativa das probabilidades das velocidades dos ventos nessa região, independente da estação do ano, a FDP de mistura de dois componentes de Weibull (WeiWei) é uma escolha adequada, o que é ratificado por Morgan et al. (2011) e Gómez-Lázaro et al. (2016), tendo-se em vista, também, a baixa complexidade na estimativa dos parâmetros em relação às demais distribuições de mistura. Com o uso dessa FDP, estimou-se que 95% dos erros relativos absolutos são iguais ou inferiores a 8,6%, o que ocorreu na primavera (Tabela 11). Constatações semelhantes são relatadas por Jung e Schindler (2017) ao avaliar o ajuste de 24 FDPs unimodais e 21 com mistura de dois componentes em escala global. Os autores destacam que FDPs de mistura geralmente fornecem ajustes superiores em relação às FDPs de um componente, principalmente quando comparadas com a FDP de Weibull a dois parâmetros.

**Tabela 11 – Máximos erros absolutos relativos entre probabilidades observadas e estimadas obtidos para as dez distribuições de probabilidades acumuladas a 95% de probabilidade – Aquiraz - CE**

FDP	OUTONO	INVERNO	PRIMAVERA	VERÃO
	Erros relativos absolutos (%) a 95% de probabilidade			
Wei	17,0	29,4	12,8	24,9
Gum	16,4	26	22,1	18,7
Burr3	25,6	29,8	89,8	26,6
Gev	16,5	11,3	8,4	15,4
Burr4	16,9	13,1	14,4	25,5
Kappa	7,8	7,5	14,4	8,5
WeiWei	7,9	5,8	8,6	5,8
GumGum	9,3	10,9	9,9	7,2
GevWei	10,9	8,0	16,6	14,0
Burr3Gev	6,4	7,1	9,4	7,1

Fonte: Elaborada pela autora.

Gómez-Lázaro et al. (2016) apontam que a abordagem da FDP de Weibull a dois parâmetros é usada sistematicamente para processar dados de vento com vistas à previsão de potencial de energia eólica de uma região. No entanto, existem casos em que essa abordagem não é boa o suficiente para obter resultados precisos de produção anual de energia. Resultados obtidos por Gugliani et al. (2017) e Yürüsen e Melero (2016) com FDP de mistura de dois componentes de Weibull indicaram melhora significativa do desempenho ao se comparar com a abordagem tradicional Weibull. Esses autores destacam que a metodologia multimodal pode ser utilizada mesmo no caso de não se conhecer a lei originária do comportamento dos dados.

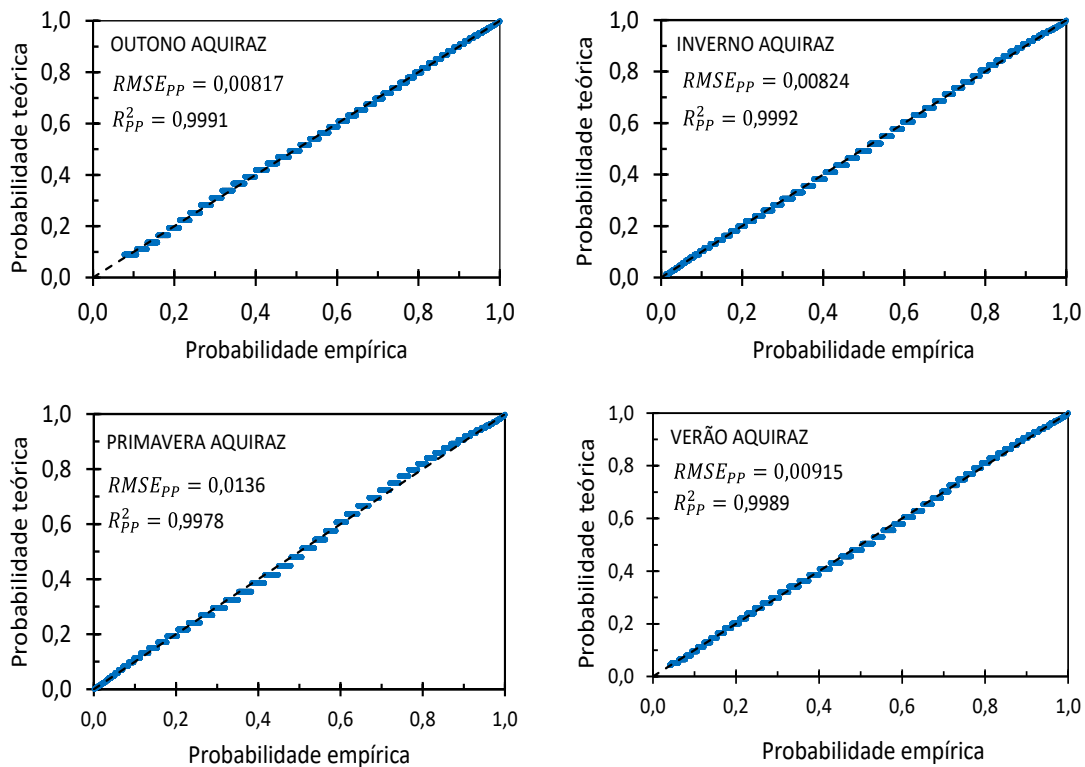
Morgan et al. (2011) analisaram dados de velocidade de ventos *offshore* registrados em 178 boias ao redor da América do Norte. Na análise, utilizaram 14 distribuições de probabilidades, comparando seus desempenhos com a distribuição de Weibull a 2 parâmetros para descrever as distribuições de frequências dos diferentes regimes de velocidades do vento. Os autores relataram que a distribuição de Weibull resultou fraco desempenho nas estimativas das distribuições de frequência quando comparada a outros modelos mais complexos. A FDP bimodal com dois componentes de Weibull e a FDP Kappa ofereceram ajustes significativamente melhores do que outros modelos. Essas FDPs proporcionaram desempenho superior à Weibull padrão em todos os locais estudados, em diferentes graus. Considerando apenas os modelos mais simples, com 2 e 3 parâmetros, a distribuição Weibull tradicional proporcionou melhores qualidades de ajuste do que os demais modelos de 2 e 3 parâmetros. Corroborando essas asserções, Ouarda et al. (2015) apontam que, para todas as estações e alturas analisadas, a FDP Kappa foi uma das melhores FDPs de um componente. A Weibull tradicional foi a melhor distribuição de 2 parâmetros e apresentou melhor desempenho do que a FDP Generalizada de Valores com 3 parâmetros.

Gugliani et al. (2020) analisaram dados de seis regiões da Índia para testar o uso de quatro FDPs com múltiplos parâmetros e confrontaram o desempenho com a FDP de Weibull a dois parâmetros. Constataram que a FDP de Weibull a dois parâmetros ficou classificada em terceiro lugar no ranqueamento de desempenho entre cinco das seis regiões analisadas. Para uma das estações que apresentou comportamento de ventos menos assimétrico e com baixa curtose, a distribuição de Weibull alcançou melhor desempenho do que as demais. Devido a esse fato, ainda concluíram que a assimetria e a curtose são tão importantes quanto a média e o desvio padrão para modelar dados de velocidade do vento, o que pode influenciar na acurácia da distribuição.

Tendo-se decidido pela FDP WeiWei, com base nos resultados e discussões, é apresentada na Figura 14 a comparação entre as distribuições acumuladas empírica e teórica WeiWei por meio dos gráficos P-P para representar as probabilidades das velocidades horárias dos ventos para as quatro estações do ano na estação meteorológica de Aquiraz. Nesta Figura,

observa-se a boa qualidade do ajuste indicada pelo  $RMSE$  e pelo  $R^2$ , calculados a partir das distribuições acumuladas observada e de WeiWei.

**Figura 14 – Gráficos P-P mostrando a qualidade do ajuste dos dados à FDP WeiWei nas quatro estações do ano em Aquiraz – CE**

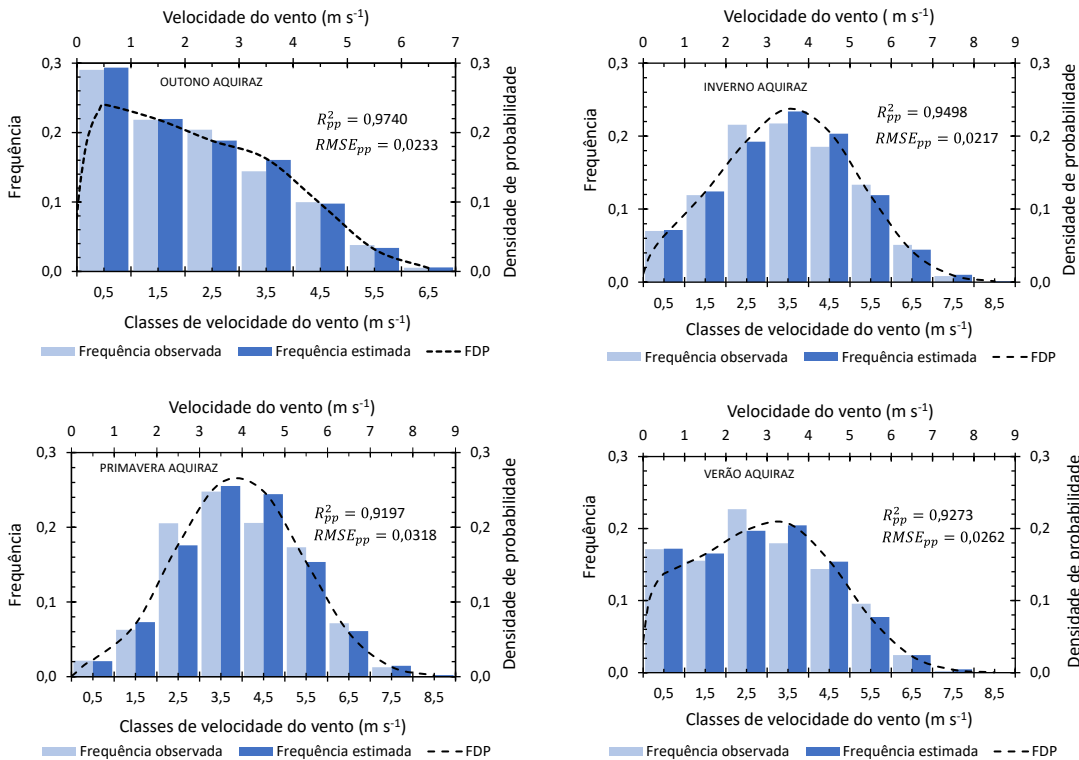


Fonte: Elaborada pela autora.

Na Figura 15, observam-se as distribuições de frequências observadas e estimadas, em classes com amplitude de  $1 \text{ m s}^{-1}$ , nas estações do ano em Aquiraz – CE. Essa forma de avaliar o desempenho da FDP selecionada por meio das observações dos histogramas de frequências também foi utilizado por Carta et al. 2009, Morgan et al. 2011 e Jung e Schindler (2017). Verifica-se que, em outono, os ventos se concentram na classe de  $0$  a  $1 \text{ m s}^{-1}$  (29%), e que ventos com velocidades inferiores a  $3 \text{ m s}^{-1}$  ocorrem em aproximadamente 70% do tempo. Já no inverno, a classe modal é  $3$  a  $4 \text{ m s}^{-1}$  (23 %), e velocidades inferiores a  $3 \text{ m s}^{-1}$  ocorrem com probabilidade de aproximadamente 39%. Na primavera a classe modal também ocorre para ventos entre  $3$  e  $4 \text{ m s}^{-1}$  (26%), com velocidades inferiores a  $3 \text{ m s}^{-1}$  ocorrendo em 53% do tempo. No verão, a maior frequência de ventos ocorre na classe de  $2$  a  $3 \text{ m s}^{-1}$  (aproximadamente 20%), com ventos

inferiores a  $3 \text{ m s}^{-1}$  ocorrendo com probabilidade de 54%. Os ventos de inverno e primavera revelam-se com os maiores potenciais de energia eólica.

**Figura 15 – Histogramas de frequências relativas observadas e estimadas pela FDP WeiWei e densidade de probabilidade para as velocidades dos ventos nas estações do ano em Aquiraz - CE**



Fonte: Elaborada pela autora.

### 5.2.2 Estação meteorológica de Rio Grande – RS

Na Tabela 12, são apresentados os valores dos indicadores de desempenho para as dez FDPs aplicadas às velocidades horárias dos ventos na estação de Rio Grande – RS, nas quatro estações do ano. Observa-se na Tabela 13, em que são apresentadas as três melhores FDPs, a superioridade das distribuições de misturas, que aparecem classificadas com maior frequência nos três primeiros lugares, corroborando as constatações de Gugliani et al. (2020).

As três distribuições de misturas, apontadas pelos quatro indicadores de desempenho na primeira colocação (Tabela 13), são: WeiWei, GevWei e BurrGev. Destaca-se a FDP WeiWei com 50% de frequência. A GevWei ocorre em 43,75% dos casos, e a BurrGev, em 6,25%. As

duas FDPs, WeiWei e GevWei, estão aptas para representar as distribuições de probabilidades das velocidades horárias dos ventos nessa região. Deve-se preferir a FDP com menor número de parâmetros a estimar, no caso a WeiWei com cinco parâmetros, conforme apontado por Morgan et al. (2011) e Jung e Schindler (2017). A FDP de mistura WeiWei apresentou os menores erros relativos absolutos na estimativa das probabilidades, sendo 95% destes iguais ou inferiores a 6,7% em todas as estações dos anos (Tabela 14). Já para a GevWei, o erro máximo foi 15,2%, e, para a BurrGev, foi 7,9%.

Na segunda colocação, aparecem classificadas duas FDPs: GevWei com frequência de 31,25% e BurGev com 68,75%. Observa-se que as diferenças nos indicadores de desempenho dessas duas FDPs são pouco relevantes. Na terceira colocação, aparecem três distribuições de mistura: WeiWei (50%), BurGev (25%) e GumGum (25%).

**Tabela 12 – Valores dos indicadores de desempenho para as dez funções densidades de probabilidades (FDP) nas quatro estações do ano em Rio Grande – RS**

FDP	OUTONO				INVERNO			
	$D_{m\acute{a}x}$	RMSE	PMARE	AIC	$D_{m\acute{a}x}$	RMSE	PMARE	AIC
Wei	0,0248	0,01041	2,80	72.328	0,0179	0,00642	2,06	74.832
Gum	0,0324	0,01374	3,81	72.848	0,0267	0,01218	3,01	75.247
Burr3	0,0196	0,00871	2,70	72.314	0,0240	0,00841	2,33	74.812
Gev	0,0276	0,01183	3,54	72.819	0,0216	0,00914	2,44	75.162
Burr4	0,0187	0,00862	3,04	72.377	0,0185	0,00696	2,24	74.905
Kappa	0,0186	0,00682	2,06	-----	0,0185	0,00695	1,56	-----
WeiWei	0,0148	0,00594	1,75	72.191	0,0177	0,00634	1,54	74.684
GumGum	0,0200	0,00752	2,00	72.425	0,0207	0,00776	1,70	74.934
GevWei	0,0155	0,00572	1,70	72.176	0,0164	0,00600	1,49	74.705
Burr3Gev	0,0156	0,00570	1,72	72.179	0,0168	0,00609	1,50	74.709

FDP	PRIMAVERA				VERÃO			
	$D_{m\acute{a}x}$	RMSE	PMARE	AIC	$D_{m\acute{a}x}$	RMSE	PMARE	AIC
Wei	0,0298	0,01024	3,30	75.154	0,0227	0,01028	4,54	72.583
Gum	0,0407	0,01960	5,28	75.742	0,0519	0,02819	5,67	73.567
Burr3	0,0226	0,00964	3,04	75.171	0,0297	0,01438	4,17	72.618
Gev	0,0157	0,00633	2,14	75.235	0,0234	0,01062	2,85	72.644
Burr4	0,0290	0,01024	3,30	75.159	0,0253	0,01213	4,21	72.588
Kappa	0,0245	0,00838	1,75	-----	0,0231	0,01151	3,85	-----
WeiWei	0,0145	0,00545	1,46	74.974	0,0162	0,00539	1,47	72.104
GumGum	0,0202	0,00758	1,69	75.201	0,0195	0,00736	2,03	72.417
GevWei	0,0150	0,00563	1,39	74.958	0,0205	0,00999	3,50	72.552
Burr3Gev	0,0151	0,00565	1,40	74.961	0,0183	0,00680	2,00	72.181

Fonte: Elaborada pela autora.

**Tabela 13 – Classificação das três melhores funções densidades de probabilidades segundo os quatro indicadores de desempenho nas quatro estações do ano Rio Grande – RS**

Estações	Classificação	$D_{m\acute{a}x}$	$RMSE$	$PMARE$	$AIC$
OUTONO	1	WeiWei	Burr3Gev	GevWei	GevWei
	2	GevWei	GevWei	Burr3Gev	Burr3Gev
	3	Burr3Gev	WeiWei	WeiWei	WeiWei
INVERNO	1	GevWei	GevWei	GevWei	WeiWei
	2	Burr3Gev	Burr3Gev	Burr3Gev	GevWei
	3	WeiWei	WeiWei	WeiWei	Burr3Gev
PRIMAVERA	1	WeiWei	WeiWei	GevWei	GevWei
	2	GevWei	GevWei	Burr3Gev	Burr3Gev
	3	Burr3Gev	Burr3Gev	WeiWei	WeiWei
VERÃO	1	WeiWei	WeiWei	WeiWei	WeiWei
	2	Burr3Gev	Burr3Gev	Burr3Gev	Burr3Gev
	3	GumGum	GumGum	GumGum	GumGum

Fonte: Elaborada pela autora.

Observando-se apenas as FDPs unimodais, verifica que se destaca a FDP Kappa, (Tabela 12). Os valores de três indicadores de desempenho (exceto  $AIC$ , porque não se pode calculá-lo para Kappa), nas 4 estações do ano, revelam que, entre 12 aplicações, essa FDP apareceu 100% das vezes entre as 3 primeiras colocações. Em 5 casos aparece em primeiro lugar (41,67%), em 1 caso em segundo e em outro em terceiro. A FDP Wei, largamente recomendada e utilizada em estudos de velocidades do vento, aparece em 1 das 3 primeiras colocações em 6 casos, sendo 4 vezes em primeiro lugar (33,33%), 1 vez em segundo e outra em terceiro. A FDP Kappa foi a que apresentou os menores erros relativos absolutos das estimativas das probabilidades (95% dos erros foram iguais ou inferiores a 7,1% em todas as estações do ano). Já para FDP Wei, o erro foi 24,4% (Tabela 14). Resultados obtidos por Ouarda et al. (2015) em estudos de velocidades horárias de ventos apontam que, para todas as estações e alturas analisadas, a FDP Kappa foi uma das melhores FDPs de um componente. Já Morgan et al. (2011) destacam que a distribuição de Weibull de 2 parâmetros resultou fraco desempenho nas estimativas das distribuições de frequências de velocidades de vento quando comparada a outros modelos mais complexos.

**Tabela 14 – Máximos erros absolutos relativos entre probabilidades observadas e estimadas obtidos para as dez distribuições de probabilidades acumuladas a 95% de probabilidade em Rio Grande – RS**

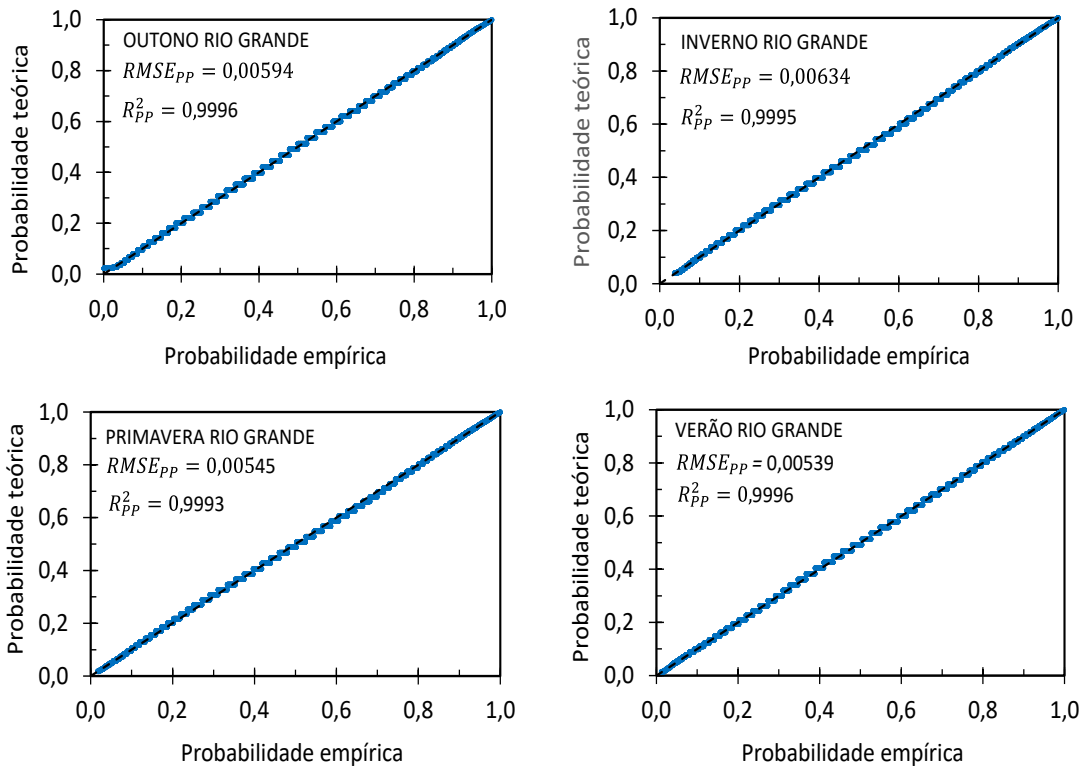
FDP	OUTONO	INVERNO	PRIMAVERA	VERÃO
	Erros relativos absolutos (%) a 95% de probabilidade			
Wei	11,5	9,3	11,2	24,4
Gum	12,5	9,7	16,9	12,5
Burr3	12,0	7,9	12,7	16,2
Gev	11,8	8,8	9,1	9,2
Burr4	16,0	10,7	11,2	20,1
Kappa	7,1	5,6	6,8	5,9
WeiWei	6,7	5,5	6,0	4,3
GumGum	6,8	5,8	4,7	7,0
GevWei	6,5	5,1	4,0	15,2
Burr3Gev	6,6	5,2	4,0	7,9

Fonte: Elaborada pela autora.

Na Figura 16, são apresentados os gráficos P-P utilizando-se a distribuição de probabilidades de mistura WeiWei, para as quatro estações do ano, na estação meteorológica de Rio Grande. Observa-se a boa qualidade do ajuste indicada pelo *RMSE* e pelo  $R^2$ , calculados a partir das distribuições acumuladas observada e de WeiWei.



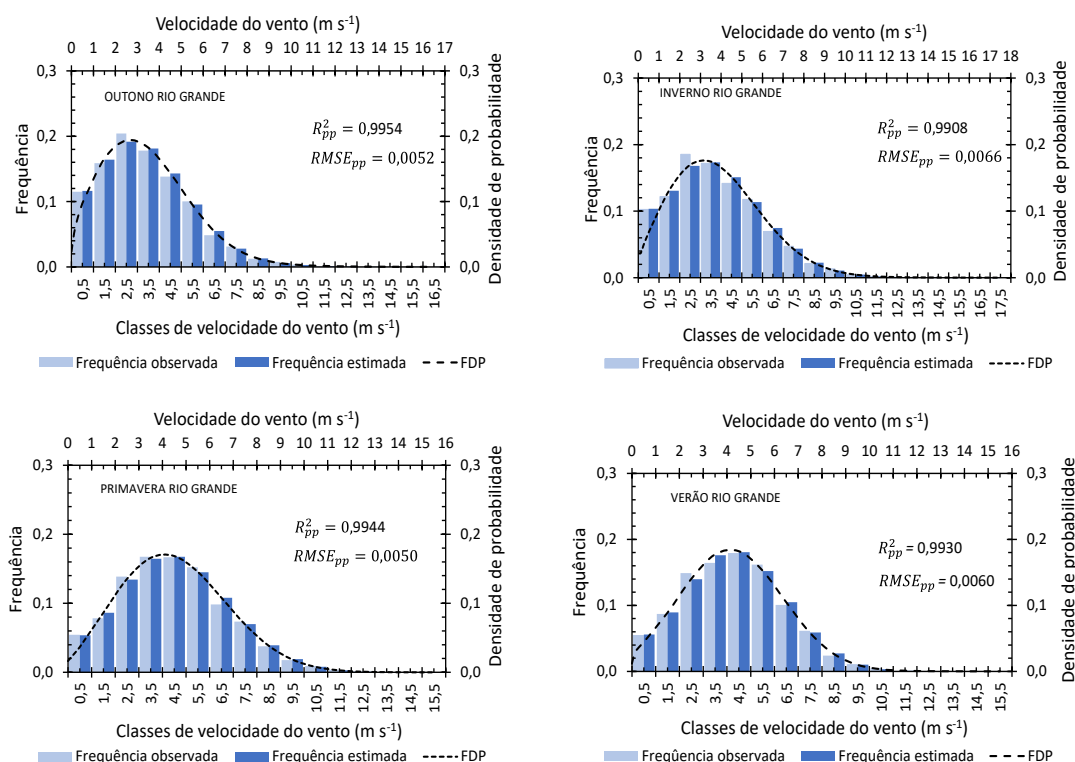
**Figura 16 – Gráficos P-P mostrando a qualidade do ajuste dos dados à FDP WeiWei nas quatro estações do ano em Rio Grande - RS**



Fonte: Elaborada pela autora.

Na Figura 17, são apresentadas as distribuições de frequências observadas e estimadas, em classes com amplitude de  $1 \text{ m s}^{-1}$ , nas estações do ano em Rio Grande - RS. No outono, os ventos se concentram na classe de 2 a  $3 \text{ m s}^{-1}$  (19%), e ventos com velocidades inferiores a  $3 \text{ m s}^{-1}$  ocorrem com probabilidade de aproximadamente 47%. No inverno, a classe modal é 2 a  $3 \text{ m s}^{-1}$  (23 %), e velocidades inferiores a  $3 \text{ m s}^{-1}$  ocorrem com probabilidade de aproximadamente 40%. Já na primavera, ocorrem as melhores velocidades de ventos, com classe modal de 3 e  $4 \text{ m s}^{-1}$  (16%), com velocidades inferiores a  $3 \text{ m s}^{-1}$  ocorrendo em 27% do tempo. No verão, a maior frequência de ventos ocorre na classe de 4 a  $5 \text{ m s}^{-1}$  (aproximadamente frequência de 18%), com ventos inferiores a  $3 \text{ m s}^{-1}$  ocorrendo em 28% do tempo. Em Rio Grande, nas quatro estações, os ventos possuem bom potencial para produção de energia eólica.

**Figura 17 – Histogramas de frequências relativas observadas e estimadas pela FDP WeiWei e densidade de probabilidade para as velocidades dos ventos nas estações do ano em Rio Grande - RS**



Fonte: Elaborada pela autora.

### 5.2.3 Estação meteorológica de Luís Eduardo Magalhães – BA

Na estação meteorológica de Luís Eduardo Magalhães – BA, as FDPs de mistura as FDPs bimodais apresentaram os melhores valores dos indicadores de desempenho (Tabela 15) para velocidades horárias dos ventos e ocuparam as três primeiras colocações quando classificadas em função de quatro indicadores, nas quatro estações do ano (Tabela 16). A FDP de mistura WeiWei posicionou-se em primeiro lugar por 68,75% das avaliações nas quatro estações. Esta FDP foi seguida pela GevWei com 31,25% das avaliações. Observe-se que, no inverno, a GevWei foi a primeira colocada, sendo apontada por todos os indicadores, e a WeiWei foi a terceira colocada. Entretanto, considerando-se todas as estações do ano, a WeiWei foi a indicada com maior frequência. Não houve indicação da Burr3Gev na primeira colocação em nenhuma estação do ano. Esta teve seis indicações (37,75%) para a segunda colocação e dez indicações (62,5%) para a terceira colocação. A GevWei revelou-se como a segunda colocada na classificação geral com 62,5% das dez indicações (Tabela 16). A FDP de mistura GumGum

apresentou desempenho variável, como se pode depreender dos valores apresentados na Tabela 15, sendo classificada entre a quarta e a nona classificação.

**Tabela 15 – Valores dos indicadores de desempenho para as dez funções densidades de probabilidades (FDP) nas quatro estações do ano em Luís Eduardo Magalhães – BA**

FDP	OUTONO				INVERNO			
	$D_{m\acute{a}x}$	RMSE	PMARE	AIC	$D_{m\acute{a}x}$	RMSE	PMARE	AIC
Wei	0,0401	0,01998	3,80	64.319	0,0534	0,02419	5,95	73.570
Gum	0,0426	0,02055	3,62	64.969	0,0660	0,03253	7,17	74.468
Burr3	0,0298	0,01598	3,03	64.401	0,0586	0,03433	7,08	74.210
Gev	0,0256	0,00998	1,81	64.555	0,0391	0,02195	5,56	74.198
Burr4	0,0401	0,01996	3,79	64.324	0,0534	0,02421	5,96	73.578
Kappa	0,0193	0,00805	1,47	-----	0,0226	0,00872	2,41	-----
WeiWei	0,0182	0,00624	1,06	63.485	0,0202	0,00726	1,42	72.657
GumGum	0,0352	0,01398	2,11	64.024	0,0205	0,00729	1,60	73.089
GevWei	0,0184	0,00639	1,11	63.614	0,0145	0,00531	1,20	72.639
BurrGev	0,0185	0,00644	1,11	63.617	0,0145	0,00531	1,20	72.642
FDP	PRIMAVERA				VERÃO			
	$D_{m\acute{a}x}$	RMSE	PMARE	AIC	$D_{m\acute{a}x}$	RMSE	PMARE	AIC
Wei	0,0280	0,01147	2,78	63.902	0,0353	0,01460	3,03	51.773
Gum	0,0328	0,01405	2,81	64.351	0,0283	0,01249	2,45	52.401
Burr3	0,0238	0,00843	2,10	63.957	0,0374	0,01772	3,56	52.011
Gev	0,0261	0,00874	1,88	64.159	0,0280	0,01159	2,32	52.390
Burr4	0,0377	0,01136	2,75	63.907	0,0315	0,01242	2,58	51.764
Kappa	0,0236	0,00813	1,67	-----	0,0293	0,01227	2,55	-----
WeiWei	0,0206	0,00766	1,64	63.639	0,0232	0,00830	1,39	51.515
GumGum	0,0292	0,01189	2,09	63.803	0,0268	0,01096	1,84	51.599
GevWei	0,0234	0,00806	1,60	63.643	0,0230	0,00836	1,49	51.517
Burr3Gev	0,0235	0,00812	1,61	63.646	0,0235	0,00839	1,50	51.518

Fonte: Elaborada pela autora.

**Tabela 16 – Classificação das três melhores funções densidades de probabilidades segundo os quatro indicadores de desempenho nas quatro estações do ano em Luís Eduardo Magalhães – BA**

Estações	Classificação	$D_{m\acute{a}x}$	RMSE	PMARE	AIC
OUTONO	1	WeiWei	WeiWei	WeiWei	WeiWei
	2	GevWei	GevWei	GevWei	GevWei
	3	Burr3Gev	Burr3Gev	Burr3Gev	Burr3Gev
INVERNO	1	GevWei	GevWei	GevWei	GevWei
	2	Burr3Gev	Burr3Gev	Berr3Gev	Burr3Gev
	3	WeiWei	WeiWei	WeiWei	WeiWei
PRIMAVERA	1	WeiWei	WeiWei	WeiWei	WeiWei
	2	GevWei	GevWei	Burr3Gev	GevWei
	3	Burr3Gev	Burr3Gev	WeiWei	Burr3Gev
VERÃO	1	GevWei	WeiWei	WeiWei	WeiWei
	2	Burr3Gev	GevWei	GevWei	GevWei
	3	WeiWei	Burr3Gev	Burr3Gev	Burr3Gev

Fonte: Elaborada pela autora.

Observa-se na Tabela 17 que 95% dos erros relativos absolutos ocorridos nas estimativas das probabilidades acumuladas pelas distribuições de mistura são pequenos, em relação às frequências acumuladas observadas; iguais ou inferiores a 5,3% para a GumGum considerando-se a aplicação nas quatro estações do ano, e iguais ou inferiores a 5,0% para as demais distribuições.

**Tabela 17 – Máximos erros absolutos relativos entre probabilidades observadas e estimadas obtidos para as dez distribuições de probabilidades acumuladas a 95% de probabilidade**

FDP	OUTONO	INVERNO	PRIMAVERA	VERÃO
	Erros relativos absolutos (%) a 95% de probabilidade			
Wei	9,4	17,6	9,2	8,9
Gum	7,7	16,4	7,6	8,4
Burr3	8,9	16,1	11,3	12,6
Gev	6,4	20,1	5,9	8,1
Burr4	9,4	17,6	9,2	8,1
Kappa	4,2	8,7	5,5	8,7
WeiWei	2,8	4,1	5,0	4,4
GumGum	4,7	5,0	5,3	4,9
GevWei	3,3	3,5	4,9	4,2
Burr3Gev	3,3	3,5	4,9	4,3

Fonte: Elaborada pela autora.

Por apresentar maior frequência das avaliações em primeira colocação e por ser uma FDP de mistura com cinco parâmetros e, portanto, com menor dificuldade em estimar os valores desses parâmetros, a FDP WeiWei pode ser recomendada para representar a distribuição das velocidades horárias dos ventos nessa região. Na Tabela 17, observa-se que a distribuição de frequências dos erros relativos absolutos associados às estimativas das probabilidades indica que 95% dos erros são inferiores a 5,0%.

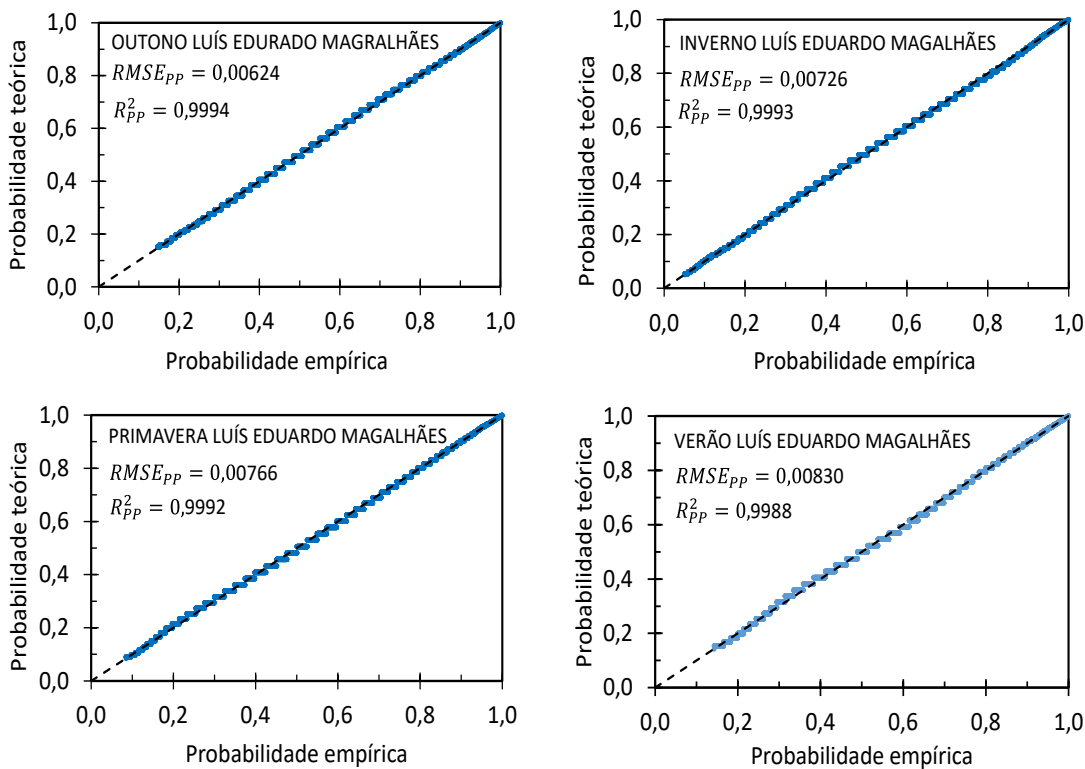
Entre todas as FDPs analisadas, observando-se os valores dos quatro indicadores de desempenho aplicados nas quatro estações do ano, apresentados na Tabela 15, verifica-se que, entre as 16 avaliações (4 estações do ano e 4 indicadores de desempenho), a FDP Wei aferiu valores relativamente pobres, variando sua classificação entre 5ª e 10ª colocação, sendo que a maior frequência dos indicadores de desempenho (35,25%) permite classificá-la em 7º lugar.

Considerando-se apenas a classificação entre as FDPs unimodais, há maior destaque para a Kappa, que figura entre as três melhores para esta classe, com 75% de frequência na primeira colocação. Já a Wei apresentou desempenho inferior, não se posicionando em primeira colocação em nenhuma avaliação, o que também foi constatado por Morgan et al. (2011) e Jung e Schindler (2017). Apenas em 25% das avaliações a Wei aparece em terceira colocação. Na hipótese de se utilizar uma FDP unimodal, sugere-se a Kappa para essa região, o que corrobora com as

indicações de Ouarda et al. (2015). Observa-se na Tabela 17 que a distribuição Kappa revelou 95% dos erros absolutos relativos, entre as probabilidades estimadas e observadas, inferiores a 8,7% considerando-se as quatro estações do ano.

Os gráficos P-P para as estações do ano em Luís Eduardo Magalhães são apresentados na Figura 18, considerando a distribuição acumulada empírica e a FDA WeiWei. Observa-se boa qualidade do ajuste indicada pelo  $RMSE$  e pelo  $R^2$ .

**Figura 18 – Gráficos P-P mostrando a qualidade do ajuste dos dados à FDP WeiWei nas quatro estações do ano em Luís Eduardo Magalhães - BA**

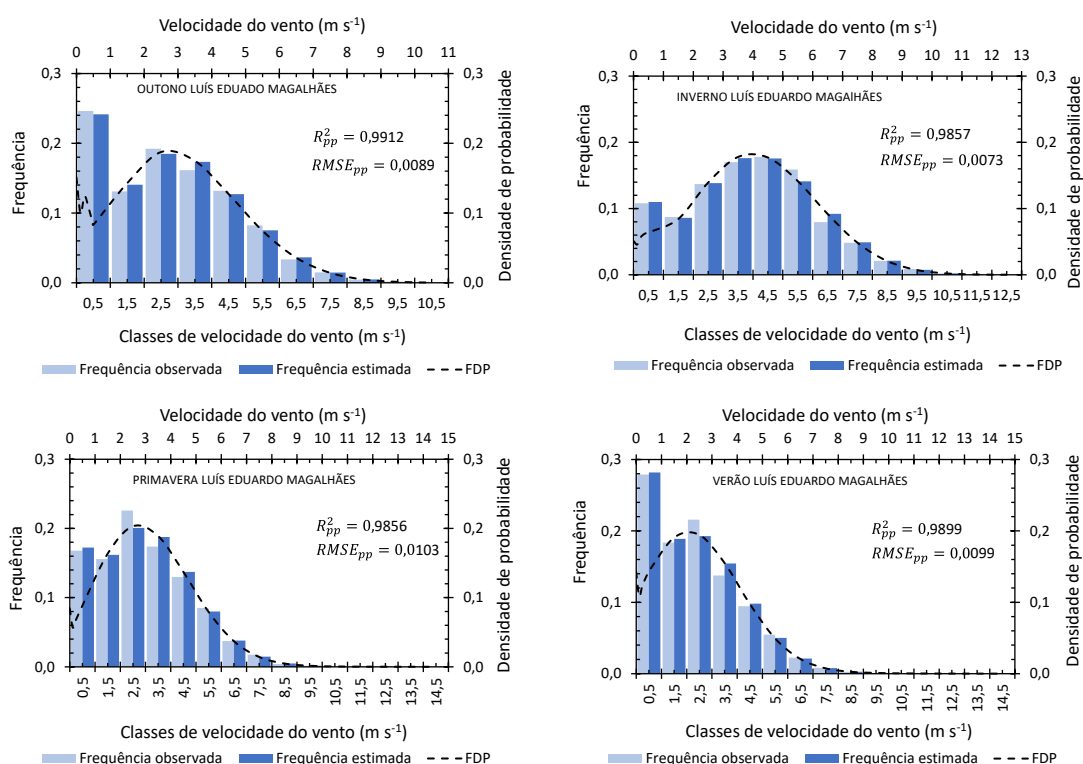


Fonte: Elaborada pela autora.

Na Figura 19, são apresentadas as distribuições de frequências observadas e estimadas, em classes com amplitude de  $1 \text{ m s}^{-1}$ , nas estações do ano em Luís Eduardo Magalhães – BA. No outono, os ventos se concentram na classe de  $0 \text{ a } 1 \text{ m s}^{-1}$  (24%), e ventos com velocidades inferiores a  $3 \text{ m s}^{-1}$  ocorrem com probabilidade de aproximadamente 57%. Já no inverno, os ventos possuem maiores velocidades: classe modal  $4 \text{ a } 5 \text{ m s}^{-1}$  (18%), e velocidades inferiores a  $3 \text{ m s}^{-1}$  ocorrem com probabilidade de aproximadamente 33%. Na primavera, a classe modal é entre  $2 \text{ a } 3 \text{ m s}^{-1}$  (20%), com velocidades inferiores a  $3 \text{ m s}^{-1}$  ocorrendo em 54% do tempo. No

verão, a maior frequência de ventos ocorre na classe de 0 a 1 m s<sup>-1</sup> (aproximadamente frequência de 28%), com ventos inferiores a 3 m s<sup>-1</sup> ocorrendo em 66% do tempo. Em Luís Eduardo Magalhães, observa-se baixo potencial de produção de energia eólica. Apenas na estação de inverno os ventos possuem melhor potencial.

**Figura 19 – Histogramas de frequências relativas observadas e estimadas pela FDP WeiWei e densidade de probabilidade para as velocidades dos ventos nas estações do ano em Luís Eduardo Magalhães - BA**



Fonte: Elaborada pela autora.

## 5.2.4 Estação meteorológica de Imperatriz – MA

Na Tabela 18, são apresentados os valores dos indicadores de desempenho para as dez FDPs utilizadas na análise da distribuição das velocidades horárias de ventos nas quatro estações do ano, em Imperatriz – MA. Identificam-se três diferentes FDPs na primeira classificação entre as dez estudadas (Tabela 19). A FDP WeiWei foi indicada em primeira colocação, com a maior frequência pelos indicadores de desempenho (87,5%), e a GumGum e a Bur3Gev por apenas 6,25%.

A distribuição dos erros relativos absolutos indicou que, para a WeiWei, 95% destes foram iguais ou inferiores a 8,2% (Tabela 20). Na segunda colocação, apresentaram-se cinco FDPs nas quatro estações do ano, sendo que a GevWei aparece em 31,25% dos casos e a GumGum e a Burr3Gev em 25%. Dessa forma, pode-se recomendar a aplicação da FDP de mistura WeiWei para modelar as distribuições das velocidades horárias de ventos na estação de Imperatriz – MA. Os Gráficos P-P para esta distribuição são apresentados na Figura 20.

**Tabela 18 – Valores dos indicadores de desempenho para as dez funções densidades de probabilidades (FDP) nas quatro estações do ano em Imperatriz – MA**

FDP	OUTONO				INVERNO			
	$D_{m\acute{a}x}$	RMSE	PMARE	AIC	$D_{m\acute{a}x}$	RMSE	PMARE	AIC
Wei	0,0413	0,01688	2,46	41.420	0,0462	0,02316	3,45	49149
Gum	0,0534	0,02162	3,09	43.571	0,0489	0,02196	3,27	51126
Burr3	0,0537	0,03136	4,39	42.096	0,0865	0,05441	7,88	52742
Gev	0,0487	0,01896	2,26	43.109	0,0511	0,02434	3,60	51083
Burr4	0,0411	0,01510	2,36	41.808	0,0516	0,01824	2,70	50884
Kappa	0,0381	0,01609	2,11	-----	0,0442	0,01966	2,25	-----
WeiWei	0,0310	0,00992	1,14	40.719	0,0292	0,00872	1,25	48007
GumGum	0,0323	0,01397	1,99	41.190	0,0279	0,01211	1,75	48446
GevWei	0,0409	0,01508	2,15	41.418	0,0470	0,01181	1,68	48755
BurrGev	0,0366	0,01423	1,97	41.663	0,0425	0,01798	2,24	51068
FDP	PRIMAVERA				VERÃO			
	$D_{m\acute{a}x}$	RMSE	PMARE	AIC	$D_{m\acute{a}x}$	RMSE	PMARE	AIC
Wei	0,0437	0,01941	3,16	44.273	0,0386	0,01793	2,50	36.982
Gum	0,0448	0,02018	3,29	44.931	0,0592	0,02574	3,82	39.182
Burr3	0,0190	0,05624	9,11	48.346	0,0832	0,04552	6,60	40.584
Gev	0,0497	0,03229	3,69	44.820	0,0496	0,02262	3,09	36.750
Burr4	0,0674	0,03256	5,07	45.008	0,0424	0,01426	2,02	36.954
Kappa	0,0459	0,01683	3,44	-----	0,0383	0,01208	1,77	-----
WeiWei	0,0347	0,01461	2,35	43.285	0,0353	0,01132	1,64	36.388
GumGum	0,0450	0,01712	2,88	44.928	0,0385	0,01563	2,24	36.738
GevWei	0,0410	0,01655	2,48	43.857	0,0461	0,02093	2,97	38.572
Burr3Gev	0,0350	0,01925	3,27	45.620	0,0381	0,01244	1,79	36.591

Fonte: Elaborada pela autora.

**Tabela 19 – Classificação das três melhores funções densidades de probabilidades segundo os quatro indicadores de desempenho nas quatro estações do ano em Imperatriz – MA**

Estações	Classificação	$D_{m\acute{a}x}$	$RMSE$	$PMARE$	$AIC$
OUTONO	1	WeiWei	WeiWei	WeiWei	WeiWei
	2	GumGum	GumGum	Burr3Gev	GumGum
	3	Burr3Gev	Burr3Gev	GumGum	GevWei
INVERNO	1	GumGum	WeiWei	WeiWei	WeiWei
	2	WeiWei	GevWei	GevWei	GumGum
	3	Burr3Gev	GumGum	GumGum	GevWei
PRIMAVERA	1	WeiWei	WeiWei	WeiWei	WeiWei
	2	Burr3Gev	GevWei	GevWei	GevWei
	3	GevWei	Kappa	GumGum	Wei
VERÃO	1	WeiWei	WeiWei	Burr3Gev	WeiWei
	2	Burr3Gev	Kappa	WeiWei	Burr3Gev
	3	Kappa	Burr3Gev	Kappa	GumGum

Fonte: Elaborada pela autora.

Considerando-se apenas a classificação entre as FDPs unimodais, há maior destaque para a Kappa, que figura entre as três melhores para essa classe de FDPs, com 75% de frequência na primeira colocação, o que se pode depreender da Tabela 19. Já a Wei apresenta desempenho inferior, atingindo uma frequência de indicação em primeira colocação de 16,67%. Ao se utilizar a FDP Kappa, espera-se que 95% dos erros relativos absolutos na estimativa das probabilidades acumuladas atinjam valores iguais ou inferiores a 6,6%.

**Tabela 20 – Máximos erros absolutos relativos entre probabilidades observadas e estimadas, obtidos para as dez distribuições de probabilidades acumuladas a 95% de probabilidade em Imperatriz – MA**

FDP	OUTONO	INVERNO	PRIMAVERA	VERÃO
Erros relativos absolutos (%) a 95% de probabilidade				
Wei	6,5	8,1	8,8	6,5
Gum	7,0	8,9	8,9	10,1
Burr3	9,0	16,3	20,3	14,2
Gev	8,1	9,0	10,2	7,1
Burr4	6,5	7,7	11,3	7,1
Kappa	4,9	4,5	6,6	6,2
WeiWei	4,8	3,6	8,2	6,1
GumGum	5,4	4,5	9,2	6,7
GevWei	5,6	7,4	8,5	7,8
Burr3Gev	6,2	7,4	9,5	5,5

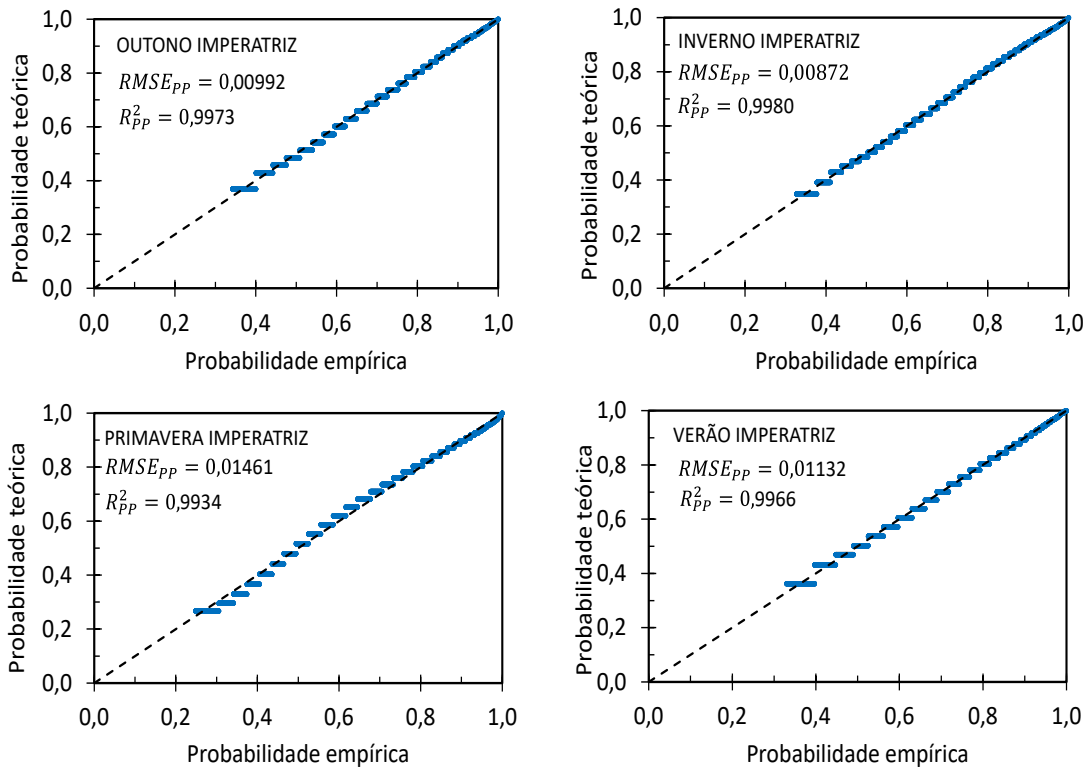
Fonte: Elaborada pela autora.

Os gráficos P-P para as estações do ano em Imperatriz, apresentados na Figura 20, considerando a distribuição acumulada empírica e a FDA WeiWei, revelam que, para os regimes



de ventos dessa estação, os ajustes foram inferiores aos das demais estações, tendo sido influenciados, possivelmente, pelas altas frequências de ventos nulos: 34,17%, 32,68%, 24,81% e 32,95% para as estações de outono, inverno, primavera e verão, respectivamente.

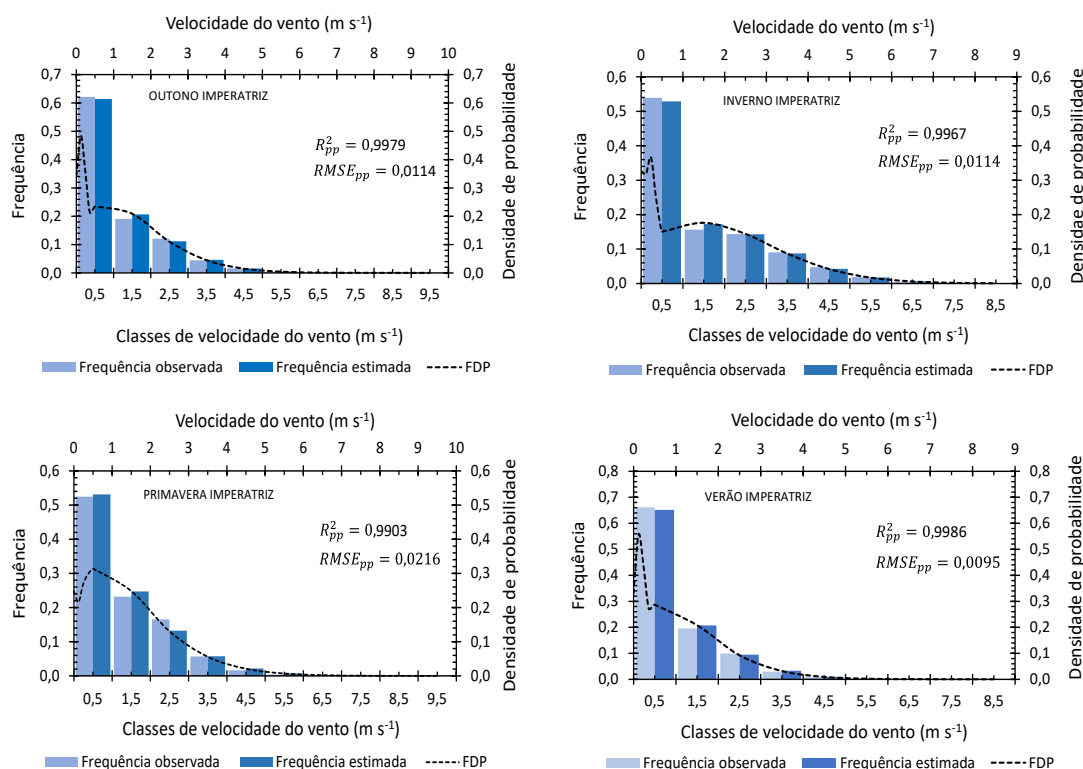
**Figura 20 – Gráficos P-P mostrando a qualidade do ajuste dos dados à FDP WeiWei nas quatro estações do ano em Imperatriz - MA**



Fonte: Elaborada pela autora.

Na Figura 21, são apresentadas as distribuições de frequências observadas e estimadas em classes com amplitude de  $1 \text{ m s}^{-1}$  nas estações do ano em Imperatriz – MA. Observa-se que, em todas as estações do ano, os ventos são fracos, com valores modais contidos na classe de 0 a  $1 \text{ m s}^{-1}$ . Ventos com velocidades inferiores a  $3 \text{ m s}^{-1}$  apresentam altas probabilidades: 93% no outono; 84% no inverno; 91% na primavera e 86% no verão. Isso revela que, nesse local, não há potencial para produção de energia eólica durante o ano.

**Figura 21 – Histogramas de frequências relativas observadas e estimadas pela FDP WeiWei e densidade de probabilidade para as velocidades dos ventos nas estações do ano em Imperatriz - MA**



Fonte: Elaborada pela autora.

### 5.3 Curvas de duração da velocidade do vento

Curvas de duração da velocidade do vento podem ser entendidas como distribuições que relacionam velocidade do vento com o número de horas ou dias em que ocorrem em um ano ou em outro período, como estação do ano. Nas Figuras 22 e 23, são apresentadas as curvas de duração da velocidade dos ventos nas quatro regiões estudadas e nas estações do ano. A distribuição de mistura WeiWei foi selecionada por apresentar o melhor desempenho na representação da distribuição dos ventos horários nas regiões e nos períodos analisados. Para efeito de comparação visual, essas curvas são apresentadas considerando as distribuições empíricas (com valores observados) e as distribuições teóricas (WeiWei). Pode-se verificar que as curvas observadas são muito próximas das curvas teóricas.

Para utilização mais criteriosa do vento como fonte alternativa de energia, o valor a ser adotado como representativo para uma região não deve estar baseado simplesmente na determinação de velocidades máximas que esse parâmetro assume ao longo do tempo, mas relacioná-la com o tempo de ocorrência ao longo do ano (MARQUES JÚNIOR et al., 1995;

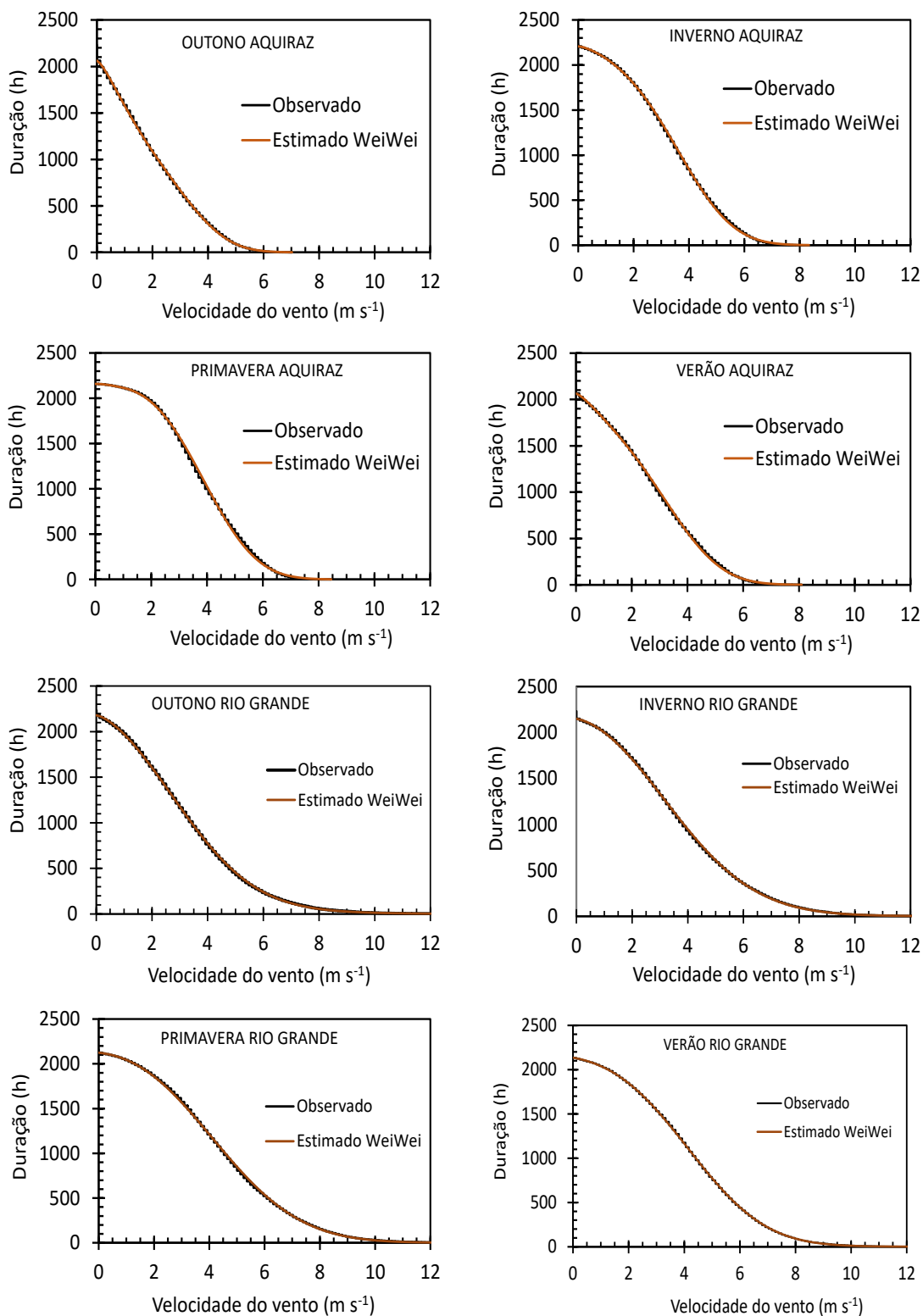
MOUANGUE et al., 2015). Principalmente porque esse elemento meteorológico pode ser considerado como aquele que apresenta a maior variabilidade espaço-temporal,

Há relatos na literatura que indicam  $3 \text{ m s}^{-1}$  a  $10 \text{ m s}^{-1}$  como o melhor intervalo de velocidades de ventos para produção de energia eólica<sup>1</sup> (GRAH et al., 2013). Goswami (1986) aponta que velocidades médias anuais de ventos para aplicação em engenharia energética é  $5 \text{ m s}^{-1}$ . De fato, a maioria das turbinas eólicas comerciais iniciam sua operação a velocidades de ventos superiores a  $3 \text{ m s}^{-1}$ . De qualquer forma, é necessário combinar as curvas características de turbinas eólicas com a FDP dos ventos para estimar a produção anual média de energia, a fim de atender os objetivos desejados.

Considerando-se ventos com velocidades iguais ou superiores a  $3 \text{ m s}^{-1}$ , observa-se que, entre as quatro regiões analisadas, Imperatriz tem o menor potencial eólico (Tabela 21). Por exemplo, das 2.232 h disponíveis no outono e no inverno, em apenas 137 h no outono (6,1% do tempo) e 347 h no inverno (15,6% do tempo) as velocidades são iguais ou superiores a  $3 \text{ m s}^{-1}$ . No ano (8.760 h), essa velocidade é igualada ou superada em apenas 778 h (8,9% do tempo). Já em Aquiraz, das 2.232 h no inverno, existem 1.366 h (61,2% do tempo) com velocidades de ventos iguais ou superiores a  $3 \text{ m s}^{-1}$ . Em Rio Grande, são 1.334 h (59,8% do tempo); em Luís Eduardo Magalhães, 1.485 h (66,5%).

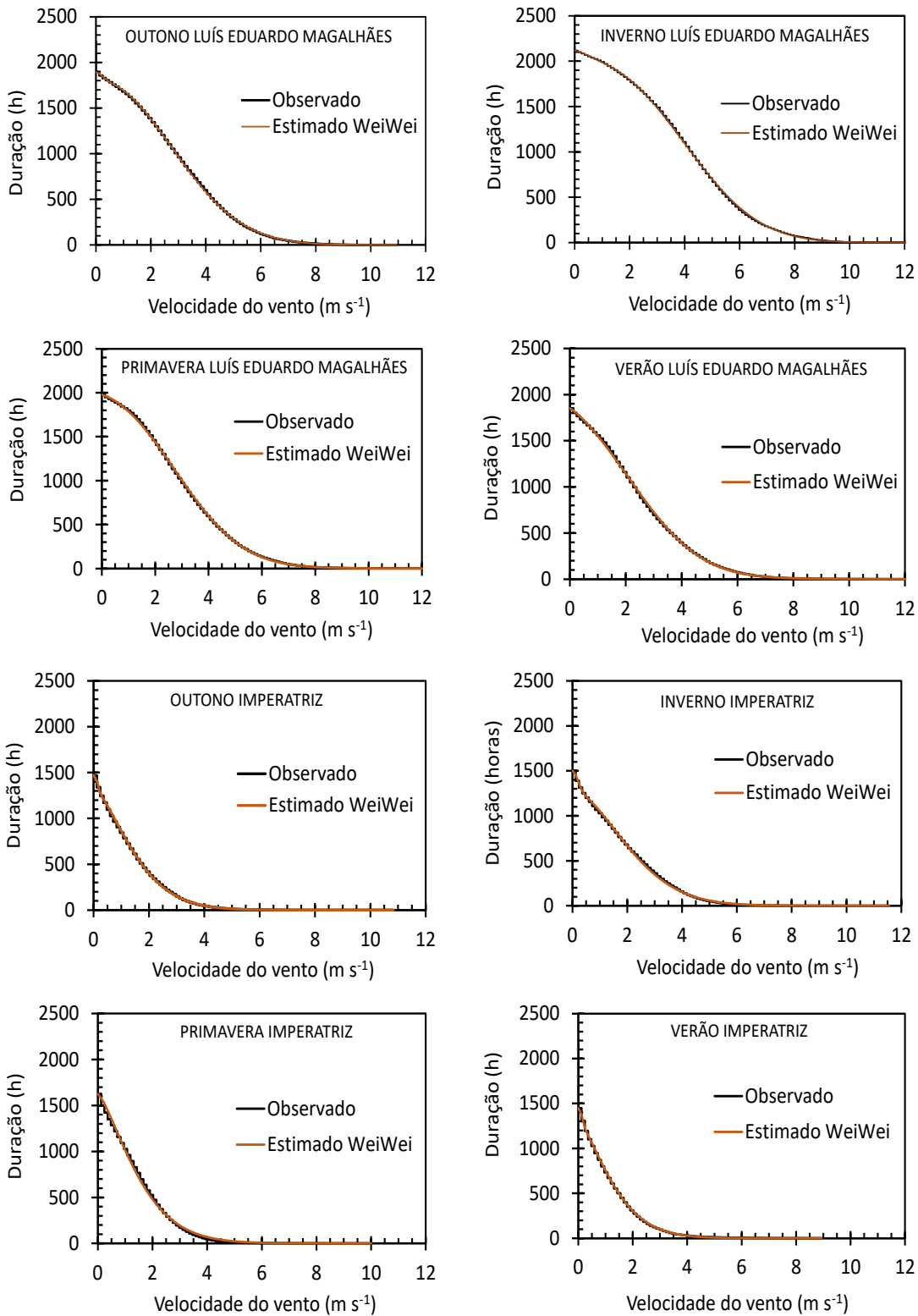
Assim, como exemplo, considerando 8.760 por ano (2.232 h no outono e inverno, 2.160 h na primavera e 2.136 h no verão), obtém-se da Tabela 21 que ventos com velocidades de pelo menos  $3 \text{ m s}^{-1}$  no ano ocorrem em 52,7% do tempo em Aquiraz; 64,2% do tempo em Rio Grande; 47,8% do tempo em Luís Eduardo Magalhães e 8,9% do tempo em Imperatriz. Revela-se, assim, o baixo potencial eólico em Imperatriz e, em ordem, os maiores em Rio Grande, Aquiraz e Luís Eduardo Magalhães.

Figura 22 – Curvas de velocidade *versus* duração do vento nas estações do ano em Aquiraz – CE e Rio Grande – RS



Fonte: Elaborada pela autora.

**Figura 23 – Curvas de velocidade *versus* duração do vento nas estações do ano em Luís Eduardo Magalhães – BA e Imperatriz – MA**



Fonte: Elaborada pela autora.

**Tabela 21 – Duração de velocidades de ventos maiores ou iguais a 3 m s<sup>-1</sup> nos diferentes locais e estações do ano**

Estação meteorológica	Estação do ano	Tempo (h) em cada estação	Duração (h)
Aquiraz - CE	Outono	2.232	666
	Inverno	2.232	1.366
	Primavera	2.160	1.578
	Verão	2.136	1.006
	TOTAL	8.760	4.616
Rio Grande - RS	Outono	2.232	1.181
	Inverno	2.232	1.334
	Primavera	2.160	1.567
	Verão	2.136	1.545
Luís Eduardo Magalhães - BA	TOTAL	8.760	5.627
	Outono	2.232	967
	Inverno	2.232	1.485
	Primavera	2.160	1.004
Imperatriz - MA	Verão	2.136	727
	TOTAL	8.760	4.183
	Outono	2.232	137
	Inverno	2.232	347
Imperatriz - MA	Primavera	2.160	194
	Verão	2.136	100
	TOTAL	8.760	778

Fonte: Elaborada pela autora.

A adoção de um valor de velocidade do vento que caracterize uma certa região apresenta controvérsias na literatura. Velocidades máximas locais instantâneas ou médias são pouco representativas quando não se conhece a distribuição do evento na região ao longo do tempo. A seleção de velocidades máximas pode resultar no superdimensionamento de estruturas ou mecanismos que venham utilizar essa fonte de energia (MARQUES JÚNIOR et al., 1995). As velocidades instantâneas máximas de vento têm uma variação significativa com a época do ano, latitude e altitude, o que mostra o perigo na adoção desse valor como critério de análise para essa fonte de energia (ANGELOCCI et al., 1995).

De acordo com Marques Júnior et al. (1995), Mialhe (1980), conceitualmente a velocidade do vento que gera o maior potencial eólico para uma região é o valor modal, sendo denominada de valor nominal (PANOFSKY; BRIER, 1968). Na Tabela 22, são apresentados os valores modais da velocidade dos ventos nas regiões estudadas nas quatro estações do ano associados à duração, evidenciando o potencial eólico de cada região em cada estação do ano. A potência eólica é proporcional ao cubo da velocidade do vento, e a energia produzida depende da duração do vento.

**Tabela 22 – Duração de velocidades de ventos maiores ou iguais à moda nos diferentes locais e estações do ano**

Estação meteorológica	Estação do ano	Moda (m s <sup>-1</sup> )	Duração (h)
Aquiraz - CE	Outono	1,49	1.324
	Inverno	3,51	1.103
	Primavera	3,51	1.308
	Verão	2,51	1.222
Rio Grande - RS	Outono	2,52	1.394
	Inverno	2,54	1.512
	Primavera	3,52	1.380
	Verão	4,46	973
Luís Eduardo Magalhães - BA	Outono	2,50	1.178
	Inverno	4,46	906
	Primavera	2,50	1.225
	Verão	0,26	1.791
Imperatriz - MA	Outono	0,21	1.303
	Inverno	0,18	1.406
	Primavera	0,26	1.507
	Verão	0,24	1.225

Fonte: Elaborada pela autora.

## 5.4 Produção de energia eólica

### 5.4.1 Densidade de potência eólica

A densidade de potência eólica disponível ( $W m^{-2}$ ) é um indicador do potencial de energia do vento em um determinado local (JUNG et al., 2017) calculado a partir das velocidades horárias dos ventos (Equação 5), e representa a quantidade de energia por segundo e por metro quadrado de fluxo que se pode esperar em um local.

Conhecendo-se em um dado período  $j$ , a distribuição de frequências relativas das velocidades horárias dos ventos ( $m s^{-1}$ ) e a massa específica do ar ( $kg m^{-3}$ ), a densidade média de potência eólica disponível no período  $j$  é calculada pela Equação (9). Também pode ser calculada considerando-se a velocidade do vento uma variável aleatória contínua distribuída conforme uma função densidade de probabilidade  $f(v, \Phi)$ . Então, a densidade média de potência eólica em um período  $j$  é dada pela Equação (26), conforme Carta e Mentado (2007), Mouangue et al. (2014) e Wang et al. (2021).

Nas Figuras 24 e 25, são apresentadas as densidades médias de potência do vento [ $DP(v)$ ] nas estações do ano para as quatro localidades estudadas. Para Aquiraz, observa-se que as maiores densidades de potência ocorrem no inverno e no verão, e a menor, no outono.

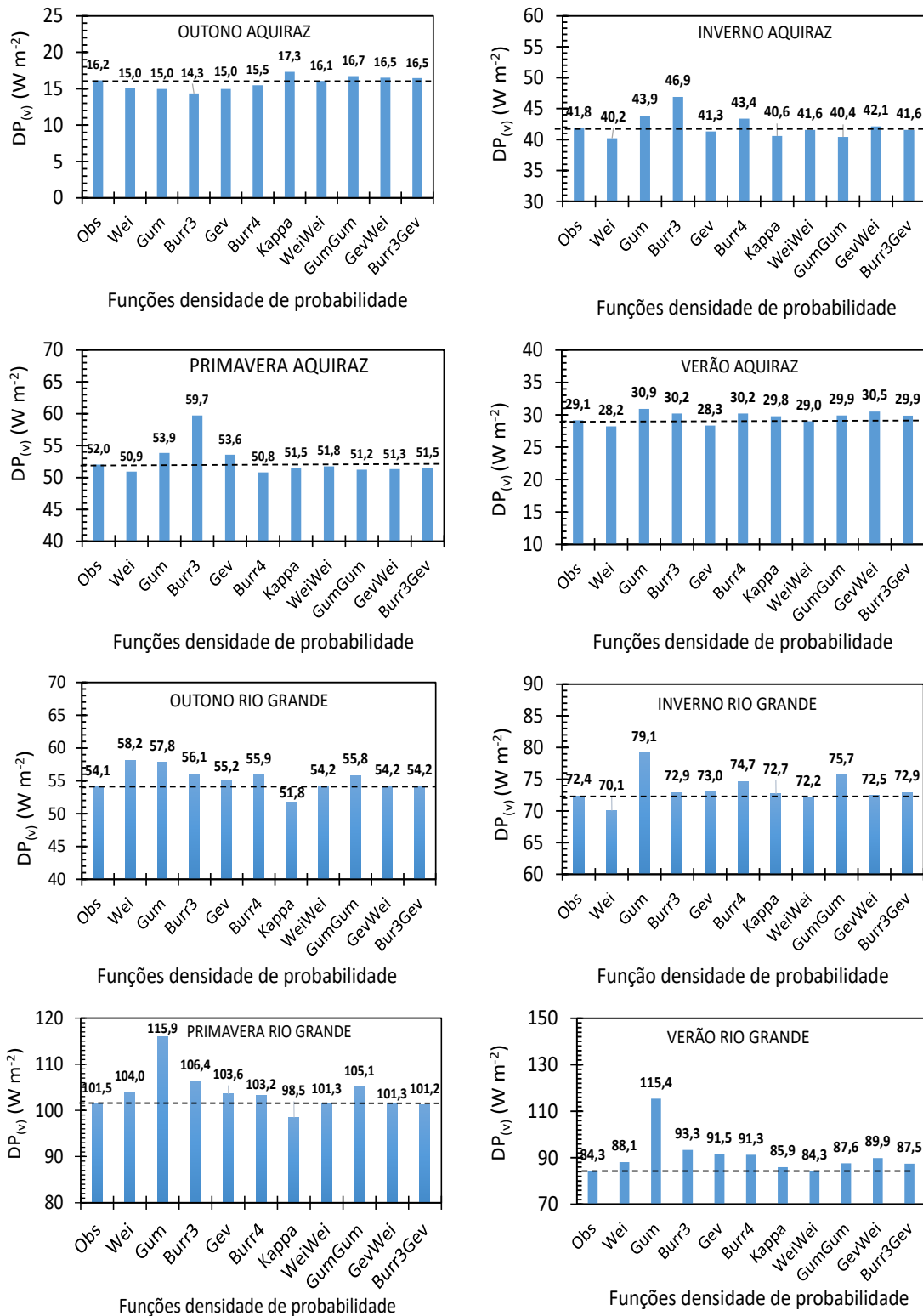
Em Aquiraz – CE (Figura 24), os erros de previsão da densidade de potência pelas FDPs analisadas, em relação aos valores observados, não foram tão expressivos, exceto quando se utilizam as FDPs Gum e Burr3, que mostraram tendência de superestimar a densidade de potência. Entretanto, de uma maneira geral, a WeiWei sempre apresentou os menores erros relativos (inferiores a 0,54%). Já a Wei, amplamente utilizada nas previsões de  $DP_{(v)}$ , apresentou erros entre 2,15% (primavera) e 6,92% (outono) em Aquiraz. A FDP Kappa apresentou erro variando de 1,06% (primavera) a 7,25% (outono).

Observa-se na Figura 24, em Rio Grande – RS, que as maiores densidades de potência do vento ocorrem na primavera e verão. Em todas as estações do ano os valores são superiores aos de Aquiraz – CE. No inverno, as melhores estimativas da densidade de potência foram proporcionadas pelas FDPs GevWei (erro relativo de 0,16%); WeiWei (erro relativo de 0,24%); Burr3Gev (erro relativo de 0,44%) e Kappa (erro relativo de 0,74%), e; como se verifica, os erros foram inferiores a 1%, sendo praticamente indiferente a seleção entre elas para estimar a densidade de potência do vento. Já a Wei proporcionou um erro de 3,2%. No outono, as melhores estimativas foram realizadas pelas FDPs: WeiWei, BurGev e GevWei, cujos erros relativos foram inferiores a 0,09%. Já para a Wei, a qualidade da estimativa foi inferior, resultando um erro relativo de 7,51%. Na primavera, destacou-se a WeiWei, com erro relativo na densidade de potência média de 0,05%, embora a Burr3Gev tenha, também, apresentado erro relativo baixo (0,22%), enquanto o erro da Wei foi 2,5%. No verão, apenas a WeiWei apresentou erro relativo muito baixo (0,44%). Todas as demais FDPs apresentaram erros superiores a 3%.

Na Figura 25, apresentam-se os valores de densidade média de potência do vento para as localidades de Luís Eduardo Magalhães – BA e Imperatriz – MA nas quatro estações do ano. O maior potencial de energia eólica se dá no inverno. No outono, as FDPs de mistura se destacaram, sendo a WeiWei aquela que apresentou o menor erro relativo (0,16%), seguida pela GevWei (0,26%) e pela Burr3Gev (0,29%). Entre as FDPs unimodais, a Kappa foi a que apresentou o menor erro relativo na estimativa da densidade média de potência (0,56%). Esse desempenho se repete no inverno, em que os erros relativos de estimativa da densidade média de potência foram: 0,12% para a GevWei; 0,17% para a Bur3Gev e 0,18% para a WeiWei.

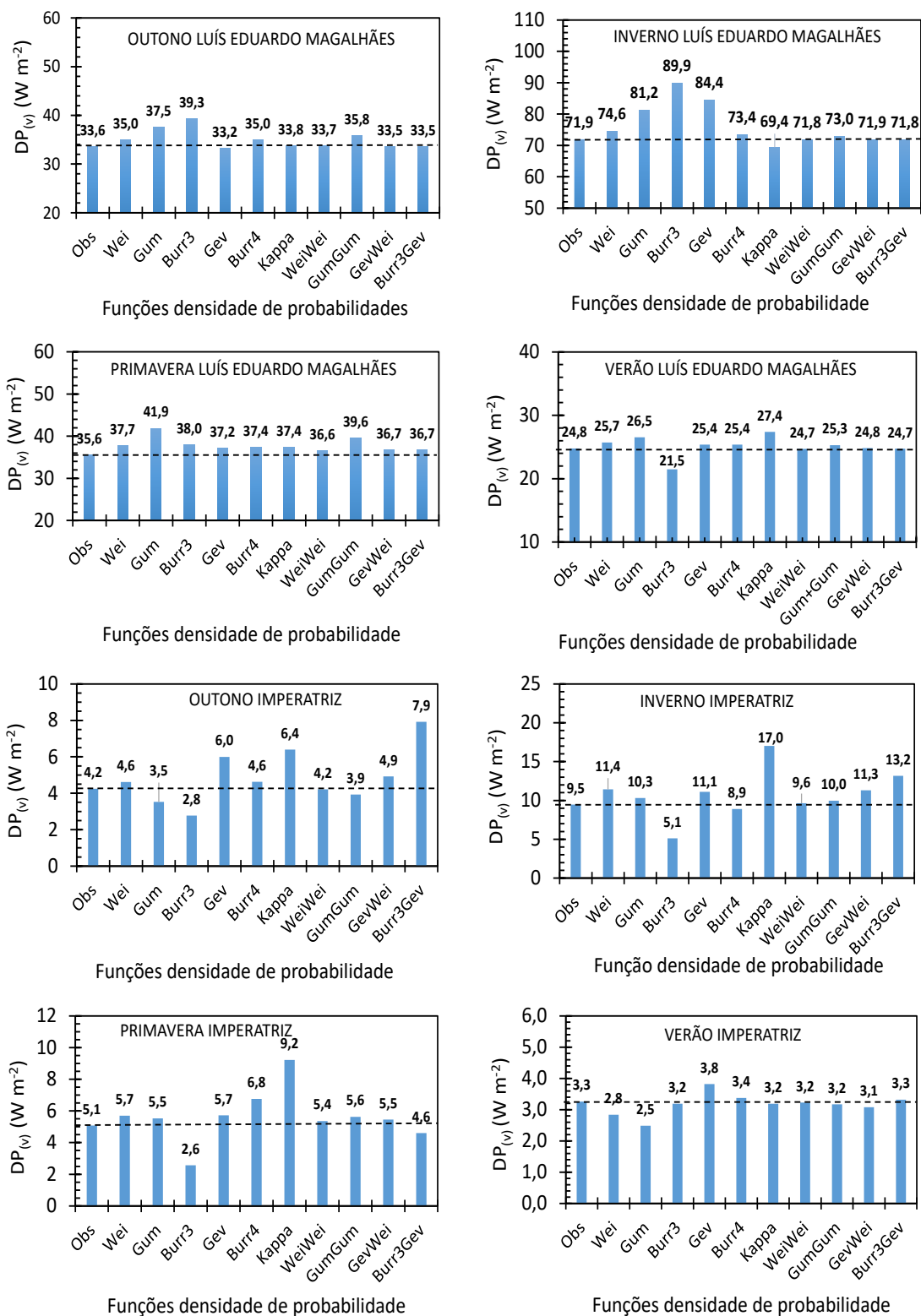


Figura 24– Comparação entre as densidades médias de potência observadas e estimadas pelas dez FDPs nas estações do ano em Aquiraz – CE e Rio Grande – RS



Fonte: Elaborada pela autora.

Figura 25 – Comparação entre as densidades médias de potência observadas e estimadas pelas dez FDPs nas estações do ano em Luís Eduardo Magalhães – BA e Imperatriz – MA



Fonte: Elaborada pela autora.

Na primavera em Luís Eduardo Magalhães, os desempenhos das FDPs foram semelhantes aos do outono e do inverno, com as três FDPs de mistura revelando baixos erros relativos da estimativa: WeiWei apresentou o menor erro (0,04%), contra 0,22% para a Bur3Gev e 0,23% para a GevWei, tornando indiferente a seleção entre elas. No verão, também se destaca o desempenho da WeiWei (erro relativo de 0,17%), seguida da GevWei (0,17%) e da Bur3Gev (0,20%). Dessa forma, observa-se o desempenho robusto das FDPs de mistura WeiWei, GevWei e Burr3Gev, com destaque para WeiWei em todas as estações do ano em Luís Eduardo Magalhães.

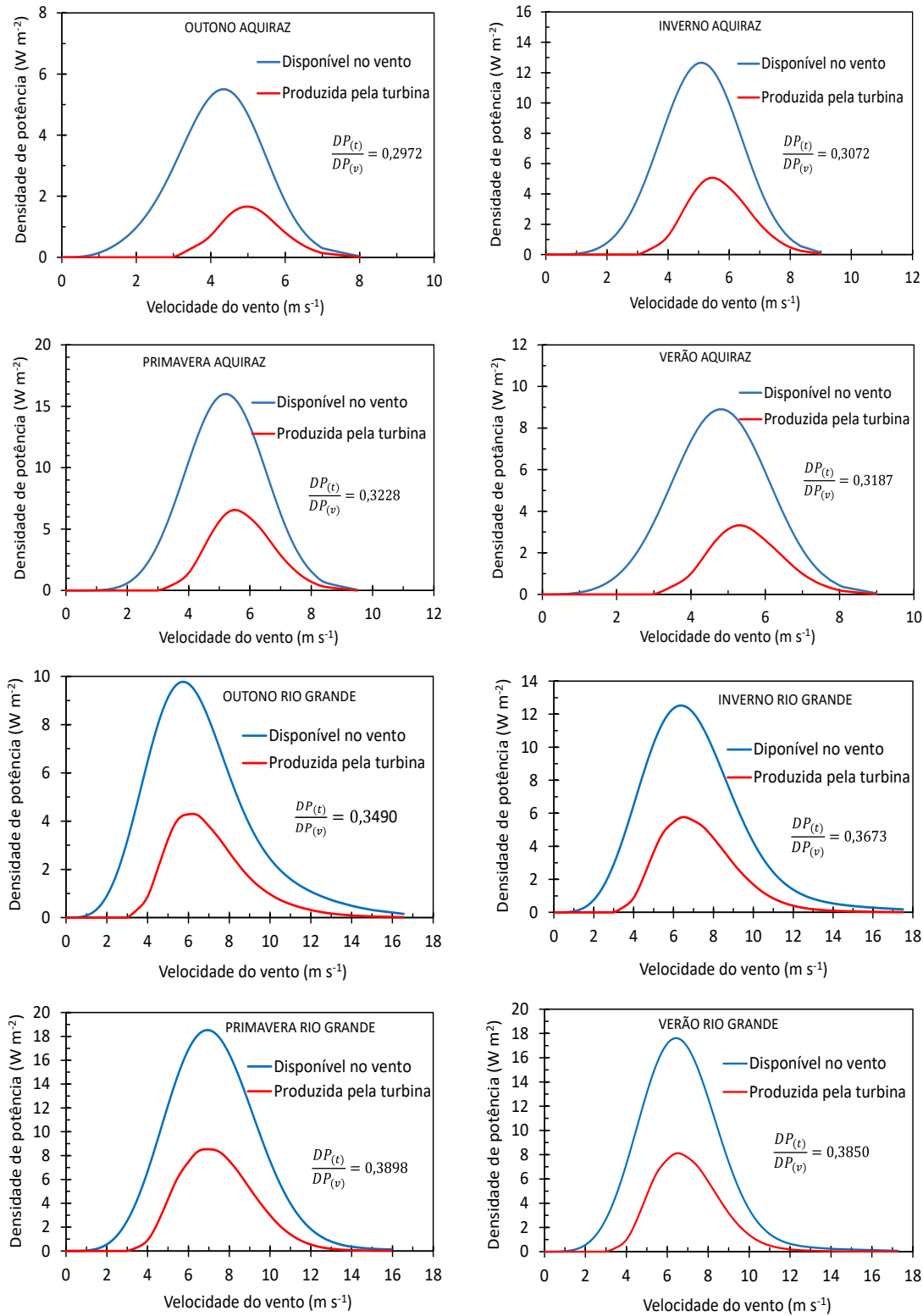
O regime de ventos em Imperatriz é bastante variável entre as estações do ano, revelando baixas velocidades médias horárias, com baixos valores de densidade média de potência. Nas estações do ano, destaca-se a FDP WeiWei na estimativa da densidade média de potência, com erro relativo de 0,68% no outono e 1,67% no inverno; 5,45% na primavera e 1,07% no verão. Carta et al. (2009) analisaram várias FDPs para estimar a densidades de potência em vários regimes de ventos e concluíram que não se pode generalizar uma única FDP para qualquer regime, entretanto, distribuições de mistura bimodais apresentam melhores desempenhos, especialmente a distribuição com dois componentes de Weibull.

Observa-se que a FDP WeiWei destacou-se como a mais robusta para estimar a densidade média de potência do vento em todas as localidades estudadas e em todas as estações do ano, corroborando os resultados das análises realizadas no estudo da bondade do ajuste das FDPs aos dados observados. Esta constatação também foi feita em vários trabalhos de pesquisa divulgados na literatura, mostrando a habilidade das distribuições de mistura, em especial da WeiWei, na modelagem das probabilidades de velocidades horárias de ventos e na estimativa da densidade média de potência para diferentes regimes de ventos (CARTA; MENTADO, 2007; CARTA et al., 2009; MORGAN et al., 2011; MOUANGUE et al., 2014; OUARDA et al., 2015; OUARDA et al., 2015; WANG et al., 2016; GÓMES-LÁZARO et al., 2016; GUGLIANI et al., 2017; JUNG; SCHINDLER, 2017; LIANG et al., 2022 e ALJEDDANI et al., 2023). Entre as FDPs unimodais, a Kappa apresentou melhores desempenhos em várias localidades e estações do ano. Relatos semelhantes são apresentados por Morgan et al. (2011) e Jung et al. (2017). A FDP Wei apresentou fraco desempenho em todas as condições estudadas.

#### 5.4.2 Energia produzida pelas turbinas eólicas

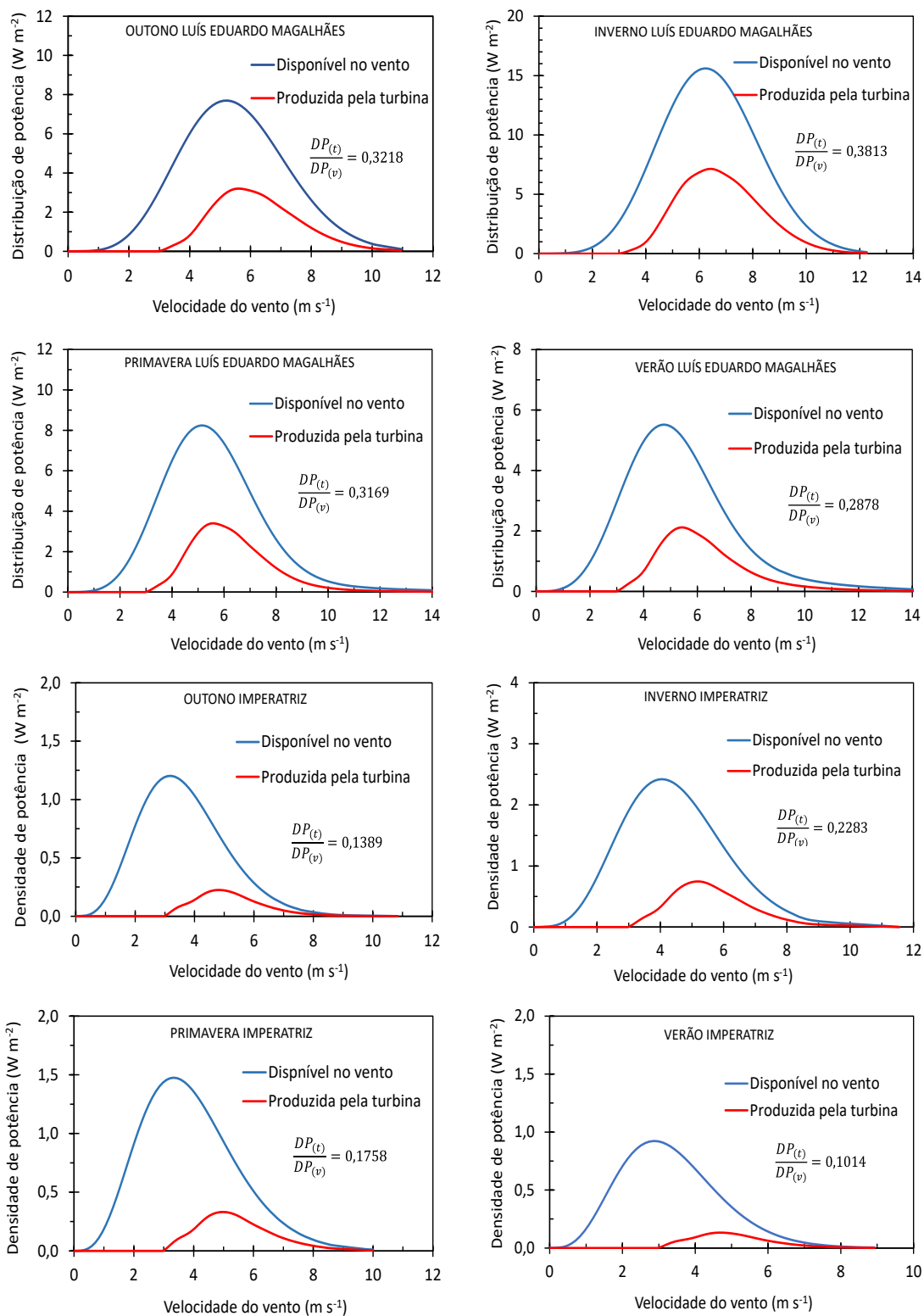
As turbinas eólicas convertem a energia cinética do vento em energia elétrica. A quantidade de energia convertida depende do tipo de turbina instalada (D'AMICO et al. 2015). As Figuras 26 e 27 apresentam as densidades de potência disponíveis no vento e as densidades de potência convertidas pela turbina eólica utilizada nos locais estudados em todas as estações do ano. As áreas sob essas curvas representam as densidades médias de potência em cada estação do ano (CELIK, 2003; D'AMICO et. al., 2015; MOUANGUE et al., 2014; MOUANGUE et al., 2015; KIDMO et al., 2016; BASHAHU et al., 2022).

Figura 26 – Curvas de densidade de potência disponível no vento e produzida pela turbina eólica, utilizando a FDP WeiWei, em função da velocidade do vento nas estações do ano em Aquiraz – CE e Rio Grande – RS



Fonte: Elaborada pela autora.

Figura 27 – Curvas de densidade de potência disponível no vento e produzida pela turbina eólica, utilizando a FDP WeiWei, em função da velocidade do vento nas estações do ano em Luís Eduardo Magalhães – BA e Imperatriz – MA



Fonte: Elaborada pela autora.

Observa-se que, entre todos os locais analisados, a estação meteorológica de Rio Grande (Figura 26) revela os maiores potenciais de energia eólica, em especial na primavera e no verão. Nesse local, consegue-se a maior produção anual de energia eólica, isso é, 256,006 kWh m<sup>-2</sup> de energia produzida em relação a 680,911 kWh m<sup>-2</sup> disponíveis no vento (Tabela 23). Nesse caso, a taxa de extração de energia pela turbina eólica foi 37,6% (Tabela 23). Em decorrência do teorema de Betz, o máximo dessa relação é 59,3% (PATEL, 2006). Assim, a turbina estaria extraindo cerca de 63,4% de uma turbina ideal.

**Tabela 23 – Densidade de potência eólica disponível no vento ( $DP_{(v)}$ ), produzida pela turbina eólica ( $DP_{(t)}$ ), densidades de energia disponível ( $E_{(v)}$ ) e produzida ( $E_{(t)}$ ) e relação de extração de energia pela turbina ( $DP_{(t)}/DP_{(v)}$ ), utilizando a FDP WeiWei, nos diferentes locais e estações do ano**

Locais	Estações	$DP_{(v)}$ (W m <sup>-2</sup> )	$DP_{(t)}$ (W m <sup>-2</sup> )	$DE_{(v)}$ (kWh m <sup>-2</sup> )	$DE_{(t)}$ (kWh m <sup>-2</sup> )	$\frac{DP_{(t)}}{DP_{(v)}}$
AQ	Outono	16,066	4,775	35,858	10,660	0,2972
	Inverno	41,573	12,772	92,791	28,507	0,3072
	Primavera	51,760	16,710	111,801	36,093	0,3228
	Verão	29,011	9,245	61,967	19,749	0,3189
	<b>Ano</b>			<b>302,417</b>	<b>95,009</b>	<b>0,3142</b>
RG	Outono	54,151	18,897	120,865	42,177	0,3490
	Inverno	72,189	26,516	161,126	59,184	0,3673
	Primavera	101,340	39,505	218,894	85,331	0,3898
	Verão	84,282	32,450	180,026	69,314	0,3850
	<b>Ano</b>			<b>680,911</b>	<b>256,006</b>	<b>0,3760</b>
LEM	Outono	33,686	10,841	75,187	24,197	0,3218
	Inverno	71,108	27,378	160,277	61,108	0,3813
	Primavera	36,588	11,596	79,030	25,048	0,3169
	Verão	24,732	7,117	52,273	15,044	0,2878
	<b>Ano</b>			<b>366,767</b>	<b>125,397</b>	<b>0,3419</b>
IMP	Outono	4,215	0,585	9,408	1,306	0,1389
	Inverno	9,631	2,199	21,491	4,907	0,2283
	Primavera	5,360	0,942	11,579	2,036	0,1758
	Verão	3,225	0,327	6,889	0,698	0,1014
	<b>Ano</b>			<b>49,367</b>	<b>8,947</b>	<b>0,1812</b>

AQ: Aquiraz – CE; RG: Rio Grande – RS; LEM: Luís Eduardo Magalhães – BA; IMP: Imperatriz – MA.

Fonte: Elaborada pela autora.

Johnson (2006) relata que, na prática, a fração de potência extraída será sempre inferior à ideal devido às imperfeições mecânicas da turbina. Valores aceitáveis dessa fração são de 35 a 40% da potência do vento em condições ótimas, embora tenham sido relatadas frações maiores e até menores. Em Rio Grande, os valores dessa relação variaram de 34,90% a 38,98% nas estações do ano; valores que, segundo Johnson (2006), são razoáveis, considerando os problemas

aerodinâmicos da constante mudança de velocidade e de direção do vento, bem como a perda por atrito devido à rugosidade da superfície da pá.

Em Aquiraz, o potencial de produção de energia eólica, expresso pela densidade de potência, é inferior ao de Rio Grande, devido à maior frequência de ventos calmos. Os valores variam de 29,72% a 32,28%, com média ponderada de 31,42%. Nesse caso, possivelmente a seleção de uma turbina eólica com início de operação a velocidades do vento inferiores a  $3 \text{ m s}^{-1}$  possibilitaria a obtenção de melhores valores da porcentagem de conversão de energia, conforme analisaram Mouangue et al. (2015), Kidmo et al. (2016) e Bashahu et al. (2022).

Em Luís Eduardo Magalhães e, principalmente, em Imperatriz, as densidades de energia disponíveis no vento são muito baixas, decorrente da alta concentração de ventos calmos em todas as estações do ano. Essas localidades não revelam potenciais de energia eólica suficientes para produção comercial de energia elétrica. Observa-se na Tabela 21 que o número de horas no ano com velocidades de vento iguais ou superiores a  $3 \text{ m s}^{-1}$  é pequeno e muito variável com a estação do ano, especialmente em Imperatriz.





## 6 CONCLUSÕES

- (1) Entre todas as FDPs analisadas, os melhores desempenhos em modelar a velocidade do vento pertencem ao grupo das distribuições de mistura bimodais.
- (2) Considerando todas as regiões analisadas, independentemente da estação do ano, o melhor desempenho para estimar a densidade de potência do vento visando a geração de energia eólica evidenciou a FDP de mistura de dois componentes de Weibull (WeiWei) como a escolha mais adequada.
- (3) O uso da função densidade de probabilidade que se ajustou com maior acurácia à distribuição das velocidades horárias dos ventos reduziu os erros nas estimativas de produção de energia eólica para uma determinada região de estudo e estação do ano.
- (4) Para a estação meteorológica de Aquiraz – CE, as FDPs bimodais WeiWei, Burr3Gev, GevWei apresentaram os melhores desempenhos para estimar a densidade de potência do vento visando o embasamento científico nas tomadas de decisão quanto a geração de energia eólica.
- (5) Para a estação meteorológica de Rio Grande – RS, as FDPs bimodais WeiWei, GevWei e Burr3Gev apresentaram os melhores desempenhos para estimar a densidade de potência do vento.
- (6) Para a estação meteorológica de Luís Eduardo Magalhães – BA, as FDPs de mistura WeiWei, GevWei e Burr3Gev apresentaram os melhores desempenhos para estimar a densidade de potência do vento.
- (7) Para a estação meteorológica de Imperatriz – MA, as FDPs de mistura WeiWei, GumGum e BurrGev apresentaram os melhores desempenhos para estimar a densidade de potência do vento.
- (8) Evidenciaram-se variações apreciáveis no desempenho das FDPs analisadas para todas as regiões estudadas devido ao comportamento estocástico da velocidade do vento, indicando distribuições distintas a depender da estação do ano; portanto, uma única distribuição não pode ser universalmente indicada.
- (9) Entre as FDPs unimodais analisadas, a Kappa ofereceu melhores resultados na estimativa das probabilidades de velocidades horárias de ventos e na densidade de potência eólica.

- (10) A FDP de Weibull, largamente utilizada para modelar distribuições de probabilidades de velocidades horárias de ventos para aplicações em engenharia eólica, não apresentou bom desempenho para os regimes de ventos estudados.

## REFERÊNCIAS

- ABDI, M. Confidence interval for the two-parameter exponentiated Gumbel distribution based on record values. **International Journal of Applied Operational Research**, v. 4, n. 1, p. 61 – 68, 2014.
- ABEEólica – Associação Brasileira de Energia Eólica. Boletim Anual: Dados 2020. 19p. 2022. Disponível em <https://abeeolica.org.br/energia-eolica/o-setor/>. Acesso em 07 jul. 2022.
- ABEEólica – Associação Brasileira de Energia Eólica. InfoVento – Boletim 24, 2p., 18 de janeiro de 2022. Disponível em <https://abeeolica.org.br/energia-eolica/o-setor/>. Acesso em 07 jul. 2022.
- ABEEólica – Associação Brasileira de Energia Eólica. InfoVento – Boletim 25, 2p., 18 de março de 2022. Disponível em <https://abeeolica.org.br/energia-eolica/o-setor/>. Acesso em 07 jul. 2022.
- AL-BUHAIRI, M. H.; AL-HAYDARI, A. Monthly and seasonal investigation of wind characteristics and assessment of wind energy potential in Al-Mokha, Yemen. **Energy and Power Engineering**, v.4, p.125 – 131, 2012.
- ALI, M.H; ABUSTAN, I. A new novel index for evaluating model performance. **Journal of Natural Resources and Development**, v. 4, p.1–9, 2014.
- AMARANTE, O. A. C.; ZACK, J; BROWER, M; de SÁ, A. L; Atlas do potencial eólico brasileiro, Brasília: Ministério de Minas e Energia, 2001.
- ANDERSON, T.W., DARLING, D.A. A test of goodness of fit. **Journal of American Statistics Association**, v. 49, p. 765–769, 1954.
- ANEEL – Agência Nacional de Energia Elétrica. Com acréscimo de 601,5 MW, maio tem a maior expansão da geração em 2022. 06 jun. 2022. Disponível <https://www.gov.br/aneel/pt-br/assuntos/noticias/2022/com-acrescimo-de-601-5-mw-maio-tem-a-maior-expansao-da-geracao-em-2022#>. Acesso em 04 jul. 2022.
- ANGELOCCI, L.R.; WIENDL, F.W.; ARRUDA, H.V. Probabilidades mensais de ocorrência de rajadas de vento na região de Piracicaba – SP. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE AGROMETEOROLOGIA, 9. Campina Grande, 1995. **Resumos**. Campina Grande: SBA/Pb. 1995, 505p., p. 498 - 500.
- ALJEDDANI, S. M.; MOHAMMED, M. A. An extensive mathematical approach for wind speed evaluation using inverse Weibull distribution. **Alexandria Engineering Journal**, v. 76, p. 775 - 786, 2023.
- AKAIKE, H.A. A new look at the statistical model. **IEEE Transactions on Automatic Control**, v. 19, n. 6, p. 716–723, 1974.
- AKPINAR, E.K.; AKPINAR, S. A statistical analysis of wind speed data used in installation of wind energy conversion systems. **Energy Conversion Management**, v. 46, n. 515–532, 2005.
- AUWERA, L.V.; MEYER, F.; MALET, L.M. The use of the Weibull three-parameter model for estimating mean wind power densities. **Journal of Applied Meteorology**, v. 19, p. 819–825, 1980.
- AYODELE, T.R.; JIMOH, A.A; MUNDA, J.L., AGEE, J.T. Wind distribution and capacity factor estimation for wind turbines in the coastal region of South Africa. **Energy Conversion Management**, v. 64, n. 614–625, 2012.
- BANSAL, R. C.; BHATTIB, T. S.; KOTHARIC, D. P. On some of the design aspects of wind energy conversion systems. **Energy Conversion and Management**, v. 43, p. 2175-2187, 2002.

BARDSLEY WE. Note on the use of inverse Gaussian distribution for wind energy applications. **Journal of Applied Meteorology**, v. 19, n. 1126–1130, 1980.

BASHAHU, M.; NSABIMANA, P.; BARAKAMFITIYE, J.; NIYUKURI, F. Assessment of the Wind Energy Potential of Two Burundian Sites. **Energy and Power Engineering**, v. 14, p. 181-200, 2022.

BATAINEH, K.M.; DALALAH, D. Assessment of wind energy potential for selected areas in Jordan. **Renewable Energy**, v. 59, p. 75-81, 2013.

BINOTI, D.H. B.; BINOTI, M. L. M. S.; LEITE, H. G.; FARDIN, L.; OLIVEIRA, J. C. Probability density functions for description of diameter distribution in thinned stands of *Tectona grandis*. **Cerne**, v. 18, n. 2, p. 185–196, 2012.

BOKDE, N.; ANDRÉS FEIJÓO, A.; VILLANUEVA, D.; KULAT, K. A Review on Hybrid Empirical Mode Decomposition Models for Wind Speed and Wind Power Prediction. **Energies**, v. 12, n. 254; 2019. doi:10.3390/en12020254

BORGES, B. **Estimativas dos impactos dinâmicos do setor eólico sobre a economia brasileira**. Associação Brasileira de Energia Eólica, 2022. 28p. Disponível em <https://abeeolica.org.br/energia-eolica/o-setor/>. Acesso em 07 jul. 2022.

BOGARDI, I.; MATYASOVZKY, I. Estimating daily wind speed under climate change. **Solar Energy**, v. 57, p. 239 – 248, 1996.

BOUDIA, S.M., BERRACHED, S.; BOURI, S. On the Use of Wind Energy at Tlemsen, North-Western Region of Algeria. **Energy Procedia**, v. 93, p. 141–145, 2016.

BURNHAM, K.P.; ANDERSON, D.R. Multimodel inference: understanding AIC and BIC in model selection. **Sociological Methods and Research**, v. 33, n. 2, p. 261-304, 2004.

BURR, I. W. Cumulative frequency functions. *The Annals of Mathematical Statistics*. 1942, p. 215 – 234. JOINT MEETING OF THE INSTITUTE OF MATHEMATICAL STATISTICS, The American Mathematical Society and the Econometric Society. Chicago, 1941.

BURTON, T.; JENKINS, N.; SHARPE, D.; BOSSANYI, E. **Wind Energy Handbook**. New Delhi: John Wiley & Sons, Ltd., 2011. 742p.

CARLIN, J; HASLETT, J. The probability distribution of wind power from a dispersed array of wind turbine generators. **Journal of Applied Meteorology**, v. 21, p. 303–313, 1982.

CARTA, J. A.; RAMÍREZ, P. Analysis of two-component mixture Weibull statistics for estimation of wind speed distributions. **Renewable Energy**, v. 32, p. 518–531, 2007.

CARTA J.A., P. RAMÍREZ; S VELÁZQUEZ. Influence of the level of fit of a density probability function to wind-speed data on the WECS mean power output estimation. **Energy Conversion and Management**, v. 49, n. 10, p. 2647-2655, 2008.

CARTA, J. A.; RAMÍREZ, P.; VELÁZQUEZ, S. A review of wind speed probability distributions used in wind energy analysis. Case studies in the Canary Islands. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 13, p. 933–955, 2009.

CARTA, J.A.; MENTADO, D. A continuous bivariate model for wind power density and wind turbine energy output estimations. **Energy Conversion and Management**, v.4 8, p. 420–432, 2007.

CASTINO, F.; RUSCA, L.; SOLARI, G. Wind climate micro-zoning: a pilot application to Liguria Region (Northwestern Italy). **Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics**, v. 91, p. 1353–1375, 2003

- CAMPOS, E.H.; ALVES, R. R.; SERATO, D.S.; RODRIGUES, G.S.S.C; RODRIGUES, S.C. Acúmulo de serrapilheira em fragmentos de mata mesofítica e cerrado stricto sensu em Uberlândia-MG. **Sociedade & Natureza**, v. 20, n.1, p. 189-203, 2008.
- CELIK, A.N. Assessing the suitability of wind speed probability distribution functions based on wind power density. **Renewable Energy**, v. 28, n. 1563–1574, 2003.
- CHADEE, J.C.; SHARMA, C. Wind speed distributions: a new catalogue of defined models. **Wind Engineering**, v. 25, p. 319–337, 2001.
- CHANG, T.P. Estimation of wind energy potential using different probability density functions. **Applied Energy**, v. 88, p. 1848–1856, 2011.
- CHEN, P. Y.; POPOVICH, P. M.'s. **Correlation: Parametric and Nonparametric Measures**. London: SAGE University Paper, v. 139, 2002, 95p.
- COLIN, B.; COUPAL, B.; FRAYCE, D. Considerations of the effects of winds on the drift of oil slicks at sea: statistical and temporal aspects of wind velocity, direction and persistence. **Wind Engineering**, v. 11, p. 51–65, 1987.
- COTTA, H. H. A.; CORREA, W. S. C.; ALBUQUERQUE, T. T. A. Aplicação da distribuição de Gumbel para valores extremos de precipitação no município de Vitória – ES. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 19, Ano 12, p. 203 – 217, 2016.
- CRUTCHER, H.L.; BAER, L. Computations from elliptical wind distribution statistics. **Journal of Applied Meteorology**, v. 14, p. 1512–1520, 1962.
- CUNNANE C. Unbiased plotting positions—a review. **Journal of Hydrology**, v. 37, p. 205–222, 1978.
- D'AMICO, G.; PETRONI, F.; PRATTICO, F. Wind speed prediction for wind farm applications by Extreme Value Theory and Copulas. **Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics**, v. 145, p. 229–236, 2015.
- DEVORE, J.L. **Probabilidade e estatística para engenharia e ciências**. Trad. Joaquim Pinheiro Nunes da Silva. São Paulo: Thomson Learning, 2006. 692p.
- DORVLO, A. S. S. Estimating wind speed distribution. **Energy Conversion and Management**. v. 43, p. 2311–2318, 2002.
- DUTRA, R. (org.). **Energia Eólica Princípios e Tecnologias**. Rio de Janeiro: Centro de Referência para Energia Solar e Eólica Sérgio de Salvo Brito – Cresesb, 2010. 58 p.
- ERDEM, E.; SHI, J. ARMA based approaches for forecasting the tuple of wind speed and direction. **Applied Energy**, v. 88, p. 1405–1414, 2011.
- ESSA, K. S. M.; ETMAN, S. M.; EMBABY, M. The effect of air density variation on power flux. **Wind Energy**, v. 28, p. 305-310, 2004.
- ETTOUMI, F.Y.; SAUVAGEOT, H.; ADANE, A.E.H. Statistical bivariate modelling of wind using first-order Markov chain and Weibull distribution. **Renewable Energy**, v. 28, p. 1787–1802, 2003.
- FERON, P.; LYSÉN, E. H. Effective output and availability of wind turbines for household loads. **Wind Engineering**, v. 5, p. 194 – 206, 1981.
- FIGUEIREDO FILHO, D.B.; SILVA JÚNIOR, J.A. da. Desvendando os mistérios do coeficiente de correlação de Pearson ( $r$ ). **Revista Política Hoje**, v.18, n. 1, p. 115-146, 2009.

GALVÃO, L. C. R.; RELVA, S. G.; VALADÃO, F. M.; PAULA, R. V DE; GIMENES, A. L. V.; SILVA, V. O. DA; UDAETA, M. E. M.; LINHARES, A. L.; M. D. **Análise procedimental da energia contida no recurso do vento verificada através de tecnologias consolidadas de geração eólica.** Anuário Trabalhos Técnicos BWP2019. 2019, 12p. Disponível em: <https://abeeolica.org.br/energia-eolica/dados-abeeolica/>. Acesso em 08 jul. 2022.

GARCIA A.; TORRES, J. L.; PRIETO E., FRANCISCO, A de. Fitting wind speed distributions: a case study. **Solar Energy**, v.62, p.139–144, 1998.

GANNOUM, E. Energia eólica no Brasil: os motivos do sucesso e o futuro dos nossos bons ventos. **Revista Brasileira de Energia**, v. 27, n. 3, Ed. Especial, p. 44 – 60, 2021.

GERSON, M. The techniques and uses of probability plotting. **Journal of the Royal Statistical Society. Series D (The Statistician)**, v. 24, n. 4, p .235–257, 1975. <https://doi.org/10.2307/2987921>

GO Associados. **Impactos socioeconômicos e ambientais da geração de energia eólica no Brasil.** 2020, 84p. Disponível em <https://abeeolica.org.br/energia-eolica/o-setor/>. Acesso em 07 jul. 2022.

GÓMEZ-LÁZARO, E.; BUESO, M., C.; KESSLER, M.; MARTÍN-MARTÍNEZ, S.; ZHANG, J.; HODGE, B-M; MOLINA-GARCÍA, M. Probability density function characterization for aggregated large-scale wind power based on Weibull mixtures. **Energies**, v. 9, 15 p., 2016; doi: 10.3390/en9020091.

GORLA, R.S.R.; PALLIKONDA, M. K.; WALUNG, G. Use of Rayleigh Distribution Method for Assessment of Wind Energy Output in Cleveland–Ohio. **Renewable Energy Research and Application**, v. 1, p. 11–18, 2020.

GÖKÇEK MURAT; AHMET BAYÜLKEN; ŞÜKRÜ BEKDEMİR.; Investigation of wind characteristics and wind energy potential in Kırklareli, Turkey, **Renewable Energy**, v. 32, n. 10, p. 1739–1752, 2007.

GRAH, V. F.; PONCIANO, I. M.; BOTREL, T. A. Potential for Wind energy generation in Piracicaba, SP, Brazil. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 18, n. 5, p. 559–564, 2014.

GRIMALDI, S.; KAO, S-C, CASTELLARIN, A.; PAPALEXIOU, S-M, VIGLIONE, A.; LAIO, F., AKSOY, H.; GEDIKLI, A. Statistical Hydrology. In: WILDERER, P. (ed.). **Treatise on Water Science.** Oxford: Academic Press. v. 2, 2011. p. 479–517.

GOSWAMI, D. Y. **Alternative Energy in Agriculture.** Florida: Boca Raton, CRC Press, 1986. 181 p.

GUGLIANI, G. K.; SARKAR, A.; MANDAL, S.; AGRAWAL, V. Location wise comparison of mixture distributions for assessment of wind potential: A parametric study. **International Journal of Green Energy**, v. 14, n. 9, p. 737–753, 2017.

GUGLIANI, G. K. Comparison of different multi-parameters probability density models for wind resources assessment. **Journal of Renewable Sustainable Energy**, v. 12, 063303, 2020. DOI: 10.1063/5.0024052.

GUERRERO, H. **Excel Data Analysis: Modeling and Simulation.** Cham: Springer International Publishing Switzerland, 2019. 456p.

HE, Y.; ZHANG, W. Probability density forecasting of wind power based on multi-core parallel quantile regression neural network. **Knowledge-Based Systems**, v. 209, 106431, 2020. [Doi.org/10.1016/j.knosys.2020.106431](https://doi.org/10.1016/j.knosys.2020.106431).

HEUMANN, C.; SCHOMAKER, M.; SHALABH, H. T. Introduction to statistics and data analysis – With exercises, solutions and applications. R. Cham: Springer International Publishing Switzerland, 2016. 456p.

- HOSKING, J. R. M. L-moments: Analysis and estimation of distributions using linear combinations of order statistics. **Journal of the Royal Statistical Society**. Series B (Methodological), v. 52, p. 105-124, 1990.
- HOSKING, J.R.M; WALLIS, J.R. **Regional Frequency Analysis: an Approach Based on L-Moments**. New York: Cambridge University Press, 1997. 244p. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511529443>.
- JAIN, P. **Wind Energy Engineering**. New York: McGraw-Hill Companies, Inc. 330p. 2011.
- JARAMILLO, O.A.; BORJA, M.A. Wind speed analysis in La Ventosa, Mexico: a bimodal probability distribution case. **Renewable Energy**, v. 29, p. 1613–1630, 2004.
- JOHNSON, G. L. **Wind Energy Systems**. Manhattan, KS: Electronic Edition. 2006. Chapter 4, p.4.1 – 4.45.
- JUSTUS, C. G.; HARGRAVES, W. R.; YALCIN, A. Nationwide assessment of potential output from wind powered generators. **Journal of Applied Meteorology**, v. 15, p. 673 – 678, 1976.
- JUNG, C.; SCHINDLER, D. Global comparison of the goodness-of-fit of wind speed distributions. **Energy Conversion and Management**, v. 133 p. 216–234, 2017. <http://dx.doi.org/10.1016/j.enconman.2016.12.006>
- JUNG, C.; SCHINDLER, D; LAIBLE, J.; BUCHHOLZ, A. Introducing a system of wind speed distributions for modeling properties of wind speed regimes around the world. **Energy Conversion and Management**, v. 144, p. 181–192, 2017.
- JUNG, W.; LINGYU, T.; YUYAN, L.; PENG, G. A weighted EMD-based prediction model based on TOPSIS and feed forward neural network for noised time series. **Knowl. Based Syst.**, v. 132, p. 167–178, 2017.
- KATSOULIS, B. D.; METAXAS, D. A. The wind energy potential of Western Greece. **Solar Energy**, v. 49, p. 463–476, 1992.
- KOLLU R.; RAYAPUDI, S.R.; NARASIMHAM, S.; PAKKURTHI, K.M. Mixture probability distribution functions to model wind speed distributions. **International Journal of Energy and Environmental Engineering**, v. 3, p. 1–10, 2012.
- KIDMO, D. K.; DELI, K.; RAIDANDI, D.; YAMIGNO, S. D. Wind energy for electricity generation in the far north region of Camerron. **Energy Procedia**, v. 93, p. 66 – 73, 2016.
- KISS, P.; JÁNOSI, I.M. Comprehensive empirical analysis of ERA-40 surface wind speed distribution over Europe. **Energy Conversion Management**, v. 49, p. 2142–2151, 2008
- LAVAGNINI, A.; STELLATO, G.; TOSATO, G.C. Climatological analysis of Italian data wind energy applications. In: PALZ, W.; SCHNELL, W. (Eds.). **Wind energy**, v. 2. Holland: D. Reider Publishing Company, 1983. p. 97–103.
- LEE, J.H; KIM, H.; PARK, H.J; HEO, J.H. Temporal prediction modeling for rainfall-induced shallow landslide hazards using extreme value distribution. **Landslides**, published online, 2020.
- LEVINE, D. M.; BERENSON, M. L.; STEPHAN, D. **Estatística: Teoria e aplicações – Usando o Microsoft® Excel em português**. Rio de Janeiro: LTC – Livros Técnicos e Científicos, 2000. 346p.
- LIANG, Y.; WU, C.; ZHANG, M.; JI, X.; SHEN, Y.; HE, J.; ZHANG, Z. Statistical modelling of the joint probability density function of air density and wind speed for wind resource assessment: A case study from China. **Energy Conversion and Management**, v. 268, 116054, 2022.



LI, M.; LI, X. Investigation of wind characteristics and assessment of wind energy potential for Waterloo region, Canada. **Energy Conversion and Management**, v. 46, p. 3014–3033, 2005.

LI LIJUAN, YUAN LI, BIN ZHOU, QIUWEI WU, XIAOYANG SHEN, HONGLIANG LIU, ZHENG GONG, An adaptive time-resolution method for ultra-short-term wind power prediction, **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 118, 2020.

LI DAN, MIAO SHUWEI, Fitting the wind speed probability distribution with Maxwell and power Maxwell distributions: A case study of North Dakota sites, **Sustainable Energy: Technologies and Assessments**, v. 47, 2021.

LIN ZI, X. L., MAURIZIO, C. Wind power prediction based on high-frequency SCADA data along with isolation forest and deep learning neural networks, **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 118, 2020.

LUNA, R. E.; CHURCH, H. W. Estimation of long-term concentrations using a “Universal” wind speed distribution. **Journal of Applied Meteorology**, v. 13, p. 910–916, 1974.

MARQUES JÚNIOR, S.; VIEIRA, A.R.R.; MOURA, M.V.T. Curvas de duração da velocidade de vento para Botucatu – SP. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v. 4, n.1, p. 127 – 132, 1996.

MARTNER, B.E.; MARWITZ, J.D. Wind characteristics in Southern Wyoming. **Journal of Applied Meteorology**, v. 21, p. 1815–1827, 1982.

MASSERAN, N. Evaluating wind power density models and their statistical properties, **Energy**, v. 84, p. 533 – 541, 2015.

MATHEW, S. **Wind Energy: Fundamentals, Resource Analysis and Economics**. Netherlands: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2006. 246p.

MCWILLIAMS, B.; NEWMANN, M.M.; SPREVAK, D. The probability distribution of wind velocity and direction. **Wind Engineering**, v. 3, p. 269–273, 1979.

MCWILLIAMS B.; SPREVAK; D. The estimation of the parameters of the distribution of wind speed and Direction. **Wind Engineering**, v. 4, p. 227–238, 1980.

MELO, V. G. M. L.; FRIZZONE, J. A.; MELO, L. L.; CAMARGO, A. P. Extreme values of  $ET_0$  at Piracicaba, Brazil, for designing irrigation systems. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 25, n. 10, p. 677-683, 2021.

MERT, I.; KARAKUS, C. A. statistical analysis of wind speed data using Burr, generalized gamma, and Weibull distributions in Antakya, Turkey. **Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Science**, v. 23, p. 1571–1586, 2015.

MERZOUK, N.K. Wind energy potential of Algeria. **Renewable Energy**, v. 21, p. 553–562, 2000.

MEYER, P.L. **Probabilidades: Aplicações à estatística**. Rio de Janeiro: Ao Livro Técnico, 1972. 391p.

MIALHE, L. G. **Máquinas Motoras na Agricultura**. v.1. 1. ed., São Paulo: Editora Universidade de São Paulo, 1980. 289p.

MIHELÍĆ-BOGDANIĆ, A.; BUDIN, R. Specific wind energy as a function of mean speed. **Renewable Energy**, v. 2, p. 573–576, 1992.

MORGAN, E.C., LACKNER, M., VOGEL, R.M., BAISE, L.G. Probability distributions for offshore wind speeds. **Energy Conversion and Management**, v. 52, p. 15–26, 2011.

- MOUANGUE, R.M.; KAZET, M.Y.; KUITCHE, A.; NDJAKA, J.M. Influence of the determination methods of K and C parameters on the ability of Weibull distribution to suitably estimate wind potential and electric energy. **International Journal of Renewable Energy Development**, v. 3, n. 2, p. 145-154, 2014.
- MUDHOLKAR, G.S; SRIVASTAVA, D.K; FREIMER, M. The exponentiated Weibull family. **Technometrics**, v. 37, p. 436 – 445, 1995.
- MURSHED, S.; SEO, Y. A.; PARK, J.S. LH-moment estimation of a four-parameter kappa distribution with hydrologic applications. **Stoch Environ Res Risk Assess**, v. 28, p. 253–262, 2014.
- NFAOUI, H.; BURET, J.; SAYIGH, A. A.M. Wind characteristics and wind energy potential in Morocco. **Solar Energy**, v. 63, p. 51–60, 1998.
- OLIVEIRA, G.; CURTI, A. Z.; FELINI, P. S.; FICARELLI, T. GO Associados: **Impactos socioeconômicos e ambientais da geração de energia eólica no Brasil**. São Paulo; v. 1, 2020, p. 1-84. Disponível em: [http:// abeeolica.org.br/wp-content/uploads/2020/10/ABEE%C3%B3lica\\_GO-Associados-V.-Final.pdf](http://abeeolica.org.br/wp-content/uploads/2020/10/ABEE%C3%B3lica_GO-Associados-V.-Final.pdf). Acesso em: 05 jul. 2022.
- OUARDA, T.B.M.J; CHARRON, C.; SHIN, J.-Y.; MARPU, P.R., AL-MANDOOS, A.H.; AL-TAMIMI, M.H., GHEDIRA, H.; AL HOSARY, T.N. Probability distributions of wind speed in the UAE. **Energy Conversion and Management**, v. 93 p. 414–434, 2015.
- OUARDA, T.B.M.J.; CHARRON, C.; CHEBANA, F. Review of criteria for the selection of probability distributions for wind speed data and introduction of the moment and L-moment ratio diagram methods, with a case study. **Energy Conversion and Management**, v. 125, p. 247-265, 2016.
- OUARDA, T.B.M.J.; CHARRON, C. On the mixture of wind speed distribution in a Nordic region. **Energy Conversion and Management**, v. 174, p. 33 – 44, 2018.
- OZONUR, D.; POBOCIKOVA, I.; SOUZA, A. Statistical analysis of monthly rainfall in Central West Brazil using probability distributions. **Modeling Earth Systems and Environment** published online, 2020. <https://doi.org/10.1007/s40808-020-00954-z>.
- PANOFSKY, H.A.; BRIER, G. W. **Some Applications of Statistics to Meteorology**. Pennsylvania, University Park, 1968. 223p.
- PATEL, M. R. **Wind and Solar Power Systems: Design, Analysis, and Operation**. Boca Raton: CRC Press – Taylor & Francis Group. Second Edition, 2006. 448p.
- PERALTA, D.; MAZUCHELI, J.; EMANUELLI, I. P.; ROSSI, R. M. Aplicação da distribuição Burr XII na análise do tempo até a primeira postura de codornas. **Revista Brasileira de Biometria**, v. 35, n. 1, p. 1-16, 2017.
- PARAJULI, A. A statistical analysis of wind speed and power density based on Weibull and Rayleigh models of Jumla, Nepal. **Energy and Power Engineering**, v. 8, p. 271 – 282, 2016.
- PERSAUD, S., FLYNN, D.; FOX, B. Potential for wind generation on the Guyana coastlands. **Renewable Energy**, v. 18, p. 175–189, 1999.
- PETKOVIC, D.; SHAMSHIRBAND, S.; ANUAR, N.B.; SABOOHI, H.; WAHAB, A.W.A.; PROTIC, M.; ZALNEZHAD, E.; MIRHASHEMI, S. M.A. An appraisal of wind speed distribution prediction by soft computing methodologies: a comparative study. **Energy Conversion Management**, v. 84, p. 133–139, 2014.
- QIN, Z.L.; LI, W.Y.; XIONG, X.F. Estimating wind speed probability distribution using kernel density method. **Electric Power Systems Research**, v. 81, p. 2139–2146, 2011.

RAMÍREZ, P.; CARTA, J. A. Influence of the data sampling interval in the estimation of the parameters of the Weibull wind speed probability density distribution: a case study. **Energy Conversion and Management**, v. 46, n. 2419–2438, 2005.

RAMÍREZ, P.; CARTA J.A. The use of wind probability distributions derived from the maximum entropy principle in the analysis of wind energy: a case study. **Energy Conversion and Management**, v. 47, p. 2564–2577, 2006.

SAFARI, B.; GASORE, J. A statistical investigation of wind characteristics and wind energy potential based on the Weibull and Rayleigh models in Rwanda. **Renewable Energy**, v. 35, p. 2874 – 2880, 2010.

SAHIN AZ; AKSAKAL A. A statistical analysis of wind energy potential at the eastern region of Saudi Arabia. **International Journal of Energy Research**, v. 23, p. 909–917, 1999.

SCHWARZ, G. Estimating the dimensional of a model. **Annals of Statistics**, v. 6, n. 2, p. 461-464, 1978.

SOLYALI, D.; ALTUNÇ, M. TOLUN, S.; ASLAN, Z. Wind resource assessment of Northern Cyprus. **Renewable & Sustainable Energy Reviews**, v. 55, p. 180-187, 2016.

SOUKISSIAN T. Use of multi-parameter distributions for offshore wind speed modeling: the Johnson SB distribution. **Applied Energy**, v. 111, p. 982–1000, 2013.

SÃO PAULO (ESTADO). **Atlas Eólico do Estado de São Paulo**. São Paulo: Governo do Estado de São Paulo/ Secretaria de Energia. 2012. 31p. Disponível em:<https://www.infraestruturameioambiente.sp.gov.br/infraestrutura/coordenadorias/coordenadoria-de-energias-eletrica-e-renovaveis/atlas-eolico-do-estado-de-sao-paulo/>. Acesso em: 06 jul. 2022.

SOMAN, S. S.; ZAREIPOUR, H.; MALIK, O.; MANDAL, P. A review of wind power and wind speed forecasting methods with different time horizons. In PROCEEDINGS OF THE NORTH AMERICAN POWER SYMPOSIUM (NAPS), Arlington, TX, USA, 26–28 September, p. 1-8, 2010.

SHERLOCK, R. H. Analyzing winds for frequency and duration. **Meteorological Monographs**, v. 1, p. 42–49, 1951.

SHAMILOV A, KANTAR YM, Usta I. Use of MinMaxEnt distributions defined on basis of MaxEnt method in wind power study. **Energy Conversion and Management**, v. 49, p. 660–677, 2008.

SHIN J-Y, OUARDA TBMJ, LEE T. Heterogeneous mixture distributions for modeling wind speed, application to the UAE. **Renewable Energy**, v. 91, p. 40–52, 2016.

SCHIELD, M. Correlation, determination and causality. In: Introductory Statistics. **American Statistical Association**, Section on Statistical Education, 1995. 6p.

STEWART, D.A.; ESSENWANGER, O.M. Frequency distribution of wind speed near the surface. **Journal of Applied Meteorology**, v. 17, p. 1633–1742, 1978.

TADIKAMALLA, P. R. A look at the Burr and related distributions. *International Statistical Review*. **Revue Internationale de Statistique**, v. 48, n. 3, p. 337–344, 1980.

TAR K. Some statistical characteristics of monthly average wind speed at various heights. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 12, p. 1712 – 1724, 2008.

TAKLE E. S.; BROWN J. Note on the use of Weibull to characterize wind speed data. **Journal of Applied Meteorology**, v. 17, p. 556–559, 1978.

TOURÉ, S. Investigations on the Eigen-coordinates method for the 2-parameter Weibull distribution of wind speed. **Renewable Energy**, v. 30, p. 511–521, 2005.

TROEN, I.; PETERSEN, E.L. **European Wind Atlas**. 1<sup>st</sup> ed. Roskilde, Denmark: Risoe National Laboratory, 1989. 656 p.

TULLER, S.E.; BRETT, A.C. The characteristics of wind velocity that favour the fitting of a Weibull distribution in wind speed analysis. **Journal of Climate and Applied Meteorology**, v. 23, p. 124–134, 1984.

UITZINGER, J., VERKUIJLEN, E., VAN MIERLO, B. On the impracticability of Weibull statistics in the comparison of wind speed time series. **Wind Engineering**, v. 13, n. 207–212, 1989.

VALVERDE, A.; VALVERDE, E. L.; LEITE, H. G.; SILVA, D. D. DA; PRUSKI, F. F. Momentos-L: Teoria e aplicação em hidrologia. **R. Árvore**, v. 28, p. 927–933, 2004.

XU, X.; YAN, Z.; XU, S. Estimating wind speed probability distribution by diffusion-based kernel density method. **Electric Power Systems Research**, v. 121, p. 28–37, 2015.

YILMAZ, V.; ÇELİK, H.E. A statistical approach to estimate the wind speed distribution: the case of Gelibolu region. **Doğuş Üniversitesi Dergisi**, v. 9, n. 1, p. 122–132, 2008.

YÜRÜSEN, N. Y.; MELERO, J. J. Probability density function selection based on the characteristics of wind speed data. **Journal of Physics: Conference Series**, v. 753, 032067, 2016. DOI:10.1088/1742-6596/753/3/032067.

WASSERMAN, L. **All of Statistics: A concise course in statistical inference**. New York: Springer Science+ Business Media, 2004. 442p.

WEIBULL, W.; SWEDEN, S. A statistical distribution function of wide applicability. **Journal of Applied Mechanics**, v. 51, p. 293–297, 1951.

WINGER W. K. Estimations of wind speed frequency distributions using only the monthly average and fastest mile data. **Journal Applied Meteorology**, v. 16, p. 244–247, 1977.

WANG, J.; HU, J.; MA, K. Wind speed probability distribution estimation and wind energy assessment. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 60, p. 881–899, 2016.

WANG, Y.; LI, Y.; ZOU, R.; SONG, D. Bayesian infinite mixture models for wind speed distribution estimation. **Energy Conversion and Management**, v. 236, p. 1–23, 113946, 2021.

ZHANG, H.; YU, Y-J, LIU, Z-Y. Study on the Maximum Entropy Principle applied to the annual wind speed probability distribution: a case study for observations of intertidal zone anemometer towers of Rudong in East China Sea. **Applied Energy**, v. 114, p. 931–938, 2014.

ZHANG, J.; CHOWDHURY, S.; MESSAC, A.; CASTILLO, L. A multivariate and multimodal wind distribution model. **Renewable Energy**, v. 51, p. 436–447, 2013.



## APÊNDICE

Parâmetros estimados das funções densidade de probabilidade (FDP) utilizadas no estudo para Aquiraz-CE.

	FDP	Parâmetros										
		$\mu$	$\alpha$	$\beta$	$\alpha_1$	$\alpha_2$	$\omega$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\mu_1$	$\mu_2$	$\alpha_3$
Outono	KAP	0,5525 1		2,68702	0,3894 8	0,81470						
	W		1,5250 8	2,54485								
	G	1,6033 1		1,21517								
	GEV	1,6553 3	- 0,0784	1,25372								
	B(3)			1,17000	2,0000 0	1,17000						
	B(4)	0		368,847 15	1,5230 7	1955,656 11						
	WW				1,3901 3	3,17210	0,5583 6	1,58366	3,7870 4			
	GG							0,27791	1,1740 5	0,4269 9	2,1380 1	
	GEV W	1,6553 3			- 0,0584	1,35051	0,4600 5	1,25372	2,6448 5			
	BGEV	2,6300 2			1,3878 6	85,01790	0,4445 3	35,8996 0	1,3871 6			- 0,3010 4
		$\mu$	$\alpha$	$\beta$	$\alpha_1$	$\alpha_2$	$\omega$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\mu_1$	$\mu_2$	$\alpha_3$
Inverno	KAP	2,7087 2		1,87609	0,3325 5	0,19971						
	W		2,3335 0	3,93026								
	G	2,7173 1		1,47289								
	GEV	2,9298 6	- 0,2657 9	1,54740								
	B(3)			150,000 00	1,8404 6	769,5212 0						
	B(4)	- 0,7346		55,2468	2,9637	1443,229						

		7		0	1	76						
	WW				1,49169	3,00548	0,17620	2,06166	4,31088			
	GG						0,4922	1,14833	0,97351	1,90058	3,87611	
		$\mu$	$\alpha$	$\beta$	$\alpha_1$	$\alpha_2$	$\omega$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\mu_1$	$\mu_2$	$\alpha_3$
	GEVW	3,30469			-0,30293	1,79818	0,68150	1,53574	3,15810			
	BGEV	3,43561			1,63974	80,29012	0,24391	34,27693	1,35275			-0,25610
Primave ra	KAP	3,22302		1,66502	0,31351	0,16944						
	W		2,95153	4,38714								
	G	3,20015		1,38311								
	GEV	3,40120	-0,27243	1,43188								
	B(3)			110,0000	2,13355	893,00000						
	B(4)	-0,49897		44,80290	3,37346	1757,88675						
	WW				2,08451	3,07233	0,01040	0,610350	4,426591			
	GG							1,15896	1,07043	2,17254	3,75732	
	GEVW	3,39878			-0,29463	2,81965	0,99000	1,49023	1,94825			
	BGEV	0,40407			3,07652	84,50831	0,99000	18,57582	0,24968			-0,02930
		$\mu$	$\alpha$	$\beta$	$\alpha_1$	$\alpha_2$	$\omega$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\mu_1$	$\mu_2$	$\alpha_3$
Verão	KAP	1,76665		2,39422	0,37810	0,45352						
	W		1,82794	3,30828								
	G	2,17210		1,43587								
	GEV	2,34665	-0,2209	1,52879								
	B(3)			144,68281	1,83851	999,98810						
	B(4)	-0,00550		147,68281	1,82861	999,98806						

	WW				1,3371 7	2,88324	0,3051 0	1,66083	4,03041			
	GG						0,2200 0	0,48244	1,14346	0,6594 3	2,8935 2	
	GEV W	2,3466 4			- 0,2209 0	1,70135	0,5910 0	1,52879	3,40828			
	BGEV	3,2570 2			1,4035 4	67,96797	0,4249 7	43,3540 7	1,38204			- 0,2696 9





			5									
	G	1,05226		0,90003								
	GEV	1,02198	0,65419	0,83548								
	B(3)			50,0	1,98000	905,0						
	B(4)	0,10		222,0210	1,13491	286,92795						
	WW				1,37051	1,37051	0,45041	1,72000	1,72900			
	GG						0,58231	0,90031	0,90031	1,05010	1,05101	
	GEVW	1,15920			-0,11243	1,37051	0,37210	1,02188	1,72900			
	BGEV	1,01920			1,98033	895,36700	0,290	57,33400	1,03188			-0,11243
		$\mu$	$\alpha$	$\beta$	$\alpha_1$	$\alpha_2$	$\omega$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\mu_1$	$\mu_2$	$\alpha_3$
Verão	KAP	0,16874		1,34366	0,14717	0,88779						
	W		1,22227	1,30								
	G	0,81575		0,72866								
	GEV	0,69700	0,20625	0,66610								
	B(3)			70,0	1,670	821,0						
	B(4)	0		825,5160	1,22302	2542,81142						
	WW				2,97551	1,40321	0,0990	0,17941	1,53089			
	GG						0,20120	0,08442	0,71684	0,17282	1,093624	
	GEVW	1,08982			-0,19088	1,57755	0,28750	1,58094	1,10967			
	BGEV	1,09781			1,96830	4866,0172	0,23549	21,12040	0,66705			0,13741

Parâmetros estimados das funções densidade de probabilidade (FDP) utilizadas no estudo para Luiz Eduardo Magalhães-BA

	FDP	Parâmetros										
		$\mu$	$\alpha$	$\beta$	$\alpha_1$	$\alpha_2$	$\omega$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\mu_1$	$\mu_2$	$\alpha_3$
Outono	KAP	2,2301 3		1,93056	0,2133 7	0,20909						
	W		1,7998 0	3,56377								
	G	2,3422 1		1,53020								
	GEV	2,4555 6	- 0,1349 3	1,58856								
	B(3)			161,0	1,7532 2	756,0						
	B(4)	0		496,5710 0	1,8003 0	7244,5487 7						
	WW				1,8137 2	2,08025	0,0476 0	0,31396	3,7646 8			
	GG						0,0754 0	0,2092 0	1,3797 9	0,2983 4	2,6392 1	
	GEV W	3,1098 8			- 0,1149 4	1,25269	0,7127 0	1,3757 0	1,8952 5			
	BGE V	3,0982 46			1,2594 7	53,26424	0,2761 6	42,623 91	1,3762 5			- 0,1144 1
		$\mu$	$\alpha$	$\beta$	$\alpha_1$	$\alpha_2$	$\omega$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\mu_1$	$\mu_2$	$\alpha_3$
Inverno	KAP	3,4184		1,88809	0,2063 4	-0,03603						
	W		2,1023 1	4,64957								
	G	3,15910		1,83817								
	GEV	3,30164	- 0,0359 1	1,86090								
	B(3)			179,0	1,8404 6	775,0						
	B(4)	0		118,2193 0	2,1035 4	904,39872						
	WW				1,4097 6	2,47071	0,0563	0,75268	4,9043 2			
	GG						0,3172 0	1,09999	1,3123 9	1,5915 5	4,2919 9	
	GEV W	4,02658			- 0,1385 6	1,36220	0,7539 0	1,56282	2,5388 0			
	BGE V	4,01674			1,3688 5	57,51810	0,2379 1	47,3879 6	1,5656 3			- 0,1389 4
Primave	KAP	2,28818		1,70766	0,1203	0,15544						

ra					1							
	W		1,86293	3,58541								
	G	2,37197		1,46949								
	GEV	2,43909	-0,08359	1,50501								
	B(3)			120,0	1,950	920,0						
	B(4)	0		139,90990	1,86398	924,97787						
	WW				1,09642	2,18698	0,15540	2,27218	3,81687			
	GG						0,04111	0,15464	1,37258	0,24901	2,53568	
	GEV W	2,91772			-0,08056	1,32361	0,68580	1,35573	2,50588			
	BGE V	2,91639			1,32671	50,44382	0,29841	46,03996	1,35926			-0,07984
		$\mu$	$\alpha$	$\beta$	$\alpha_1$	$\alpha_2$	$\omega$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\mu_1$	$\mu_2$	$\alpha_3$
Verão	KAP	1,55234		1,80084	0,09510	0,38296						
	W		1,59855	3,01343								
	G	1,93004		1,36109								
	GEV	1,94918	-0,02577	1,37356								
	B(3)			130,0	1,75322	754,3900						
	B(4)	-0,04409		1030,68130	1,64430	14209,74675						
	WW				1,12711	2,11331	0,32891	2,11543	3,44409			
	GG						0,07110	0,13650	1,26907	0,22622	2,15934	
	GEV W	2,64590			-0,02344	1,24143	0,60571	1,25065	1,87481			
	BGE V	2,63541			1,23718	47,85175	0,43377	46,79600	1,23885			-0,04481

Parâmetros estimados das funções densidade de probabilidade (FDP) utilizadas no estudo para Rio Grande-RS

	FDP	Parâmetros										
		$\mu$	$\alpha$	$\beta$	$\alpha_1$	$\alpha_2$	$\omega$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\mu_1$	$\mu_2$	$\alpha_3$
Outono	KAP	2,3349 7		1,98367	0,1334 8	0,21045						
	W		1,7414 8	3,95403								
	G	2,5199 5		1,63558								
	GEV	2,5498 1	- 0,0334 5	1,65416								
	B(3)			171,387 31	1,7532 3	754,390						
	B(4)	0,0410 0		171,986 31	1,7432 2	745,167 53						
	WW				1,3484 8	2,19283	0,3958 1	3,39248 6	4,1593 6			
	GG						0,1399 1	0,5239 9	1,5079 1	0,7360 9	2,9833 3	
	GEV W	3,3318 7			- 0,0556 0	1,47286	0,4102 1	1,4647 8	3,3247 1			
	BGEV	3,3490 6			1,4801 0	49,2220 5	0,5752 2	45,150 97	1,4767 1			- 0,0624 8
		$\mu$	$\alpha$	$\beta$	$\alpha_1$	$\alpha_2$	$\omega$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\mu_1$	$\mu_2$	$\alpha_3$
Inverno	KAP	2,7016 1		2,18116	0,1334 8	0,21045 1						
	W		1,8889 8	4,38647								
	G	2,8896 8		1,79019								
	GEV	2,9441 0	- 0,0557 1	1,82184								
	B(3)			162,216 21	1,8404 6	769,521 21						
	B(4)	0,0488 9		162,216 21	1,8404 6	769,521 23						
	WW				1,1641 2	2,07743	0,1516 1	3,24616 3	4,5768 86			
	GG						0,2341	0,60696	1,6422 06	0,8552 4	3,3457 35	
	GEV W	3,6268 8			- 0,0768 3	1,51676	0,4812 1	1,64016	3,7604 5			
	BGEV	3,6477 9			1,5239 0	52,6500 7	0,5036 1	49,3801 4	1,6536 1			- 0,0807 0

Primave ra	KAP	3,5764 5		2,12115	0,1655 1	0,06042						
	W		2,1320 9	5,14183								
	G	1,9393 5		3,50134								
	GEV	3,6378 1	- 0,1290 10	1,99912								
	B(3)			125,404 01	2,1335 5	886,166 71						
	B(4)	0		124,880 51	2,1334 1	903,490 13						
	WW				1,0986 1	2,32790	0,0709 1	2,8930 1	5,3059 9			
	GG						0,2519 1	1,08813	1,5866 1	1,7157 4	4,4125 1	
	GEV W	4,2001 4			- 0,1133 0	1,54637	0,7049 1	1,79448	3,7727 3			
	BGEV	4,1996 0			1,5479 8	56,2729 5	0,2794 1	48,9068 1	1,7989 7			- 0,1131 7
		$\mu$	$\alpha$	$\beta$	$\alpha_1$	$\alpha_2$	$\omega$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\mu_1$	$\mu_2$	$\alpha_3$
Verão	KAP	3,4554 5		1,98814	0,1439 1	0,05070 1						
	W		2,2400	4,95612								
	G	3,3351 6		1,99066								
	GEV	3,500	-0,140	1,960								
	B(3)			119,970	2,1335 5	889,938 01						
	B(4)	- 0,0021 3		114,998 71	2,1827 6	947,917 15						
	WW				1,2160 3	2,59285	0,1445 1	3,07878	5,1517 3			
	GG						0,4936 0	1,42497	1,2963 1	2,3198 5	4,7608 7	
	GEV W	3,50			- 0,1421 3	2,29871	0,5910 0	1,96800	4,9771 0			
	BGEV	4,1222 2			1,5205 1	58,1431 5	0,2848 1	46,5176 3	1,7021 4			- 0,1294 1