

Fábio Sandro dos Santos

**Modelagem Matemático-Computacional de Ventos na
Região Nordeste do Brasil**

Recife

Novembro/2019



UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM BIOMETRIA E ESTATÍSTICA APLICADA

Modelagem Matemático-Computacional de Ventos na Região Nordeste do Brasil

Dissertação julgada adequada para obtenção do título de Mestre em Biometria e Estatística Aplicada, defendida e aprovada por unanimidade em 27/11/2019 pela comissão examinadora

Área de concentração: Biometria e Estatística Aplicada

**Orientador: Dr. Tiago Alessandro Espí-
nola Ferreira**

Recife

Novembro/2019

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal Rural de Pernambuco
Sistema Integrado de Bibliotecas
Gerada automaticamente, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

722m

dos Santos, Fábio Sandro
Modelagem Matemático-Computacional de Ventos na Região Nordeste do Brasil / Fábio Sandro dos Santos. -
2019.
65 f. : il.

Orientador: Tiago Alessandro Espinola Ferreira.
Inclui referências.

Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal Rural de Pernambuco, Programa de Pós-Graduação em Biometria e
Estatística Aplicada, Recife, 2022.

1. Weibull-2p. 2. Weibull Inversa. 3. Burr. 4. Weibull-5p. 5. Energia Eólica. MFDFA. I. Ferreira, Tiago Alessandro
Espinola, orient. II. Título

CDD 519.5

**UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM BIOMETRIA E ESTATÍSTICA APLICADA**

Modelagem Matemático-Computacional de Ventos na Região Nordeste do Brasil

Fábio Sandro dos Santos

Dissertação julgada adequada para obtenção do título de Mestre em Biometria e Estatística Aplicada, defendida e aprovada por unanimidade em 27/11/2019 pela comissão examinadora

Orientador:

**Dr. Tiago Alessandro Espínola
Ferreira
Orientador**

Banca examinadora:

**Dra. Tatijana Stosic
Universidade Federal Rural de
Pernambuco**

**Dr. Manoel Henrique da Nóbrega
Marinho
Escola Politécnica da Universidade de
Pernambuco**

Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus por ter me permitido chegar até este momento tão importante em minha vida, o qual muitos queriam estar vivenciando em meu lugar. Muito obrigado meu Deus por tudo em minha vida. Muitos momentos difíceis aconteceram ao longo do caminho, mas o Senhor sempre esteve ao meu lado me guiando em meu caminho.

Agradeço ao meu pai João de Deus, a minha mãe Joana Darc de Souto Santos, aos meus três irmãos: a pedagoga Sandra Maria dos Santos, a física Simone Mark Santos e o historiador Alexandro dos Santos. E claro, não esquecendo de minhas sobrinhas Hiandra Mel dos Santos Alfredo e Hillary dos Santos Alfredo. Vocês sempre estiveram ao meu lado, aconselhando a não desistir de meus sonhos. Meu pai e minha mãe sempre falaram para mim e meus irmãos que só através dos estudos poderíamos vencer na vida e aqui está mais uma conquista nossa, meu pai e minha mãe.

Agradeço a minha namorada Kerolly Kedma Felix do Nascimento, por estar sempre ao meu lado, ajudando nas horas difíceis e nas horas felizes. No momento mais difícil, ela estava ao meu lado, me aconselhando a não desistir de meu objetivo, que era naquele momento a conquista do título de mestre em estatística.

Aqui ficam meus sinceros agradecimentos ao meu orientador professor Tiago Alessandro Espínola Ferreira, pelos conselhos, paciência, dedicação, estando sempre prestativo com minhas pesquisas. Em uma hora tão complicada em minha vida, ele estendeu a mão e me apoiou, me convidou para fazer parte de um projeto de pesquisa tão grandioso como é o projeto IRIS, onde tive a oportunidade de trabalhar com pessoas de alto gabarito do conhecimento científico. Aprendi e estou aprendendo muito com este projeto. Professor Tiago, meu muito obrigado por tudo, eu sei que não sou o melhor aluno do mundo, mas sempre que precisar de mim, eu estarei à disposição.

Agradeço muito ao professor Jader da Silva Jale por estar sempre me ajudando nas pesquisas. Neste período de mestrado, dentre outras coisas, você esteve à disposição para me ajudar na questão da programação, onde eu consegui aprender algo que antes parecia impossível para mim. Jader, fica o meu muito obrigado por tudo.

Agradeço também a professora Tatijana Stosic pela acolhida, conselhos e disponibilidade em ajudar em minhas pesquisas. Professora Tatijana, obrigado por ter acreditado que eu seria capaz de chegar aos resultados esperados de um estudante de mestrado.

Agradeço aos meus amigos Diego Alves, Rosendo Chagas, Rodrigo Leon e Edyniesky Miranda, todos sempre me ajudaram com conselhos e orientações. Em especial, a Diego pelos dez anos de amizade acadêmica e pessoal e Rodrigo pelo ar condicionado. Às meninas que aguentam minhas brincadeiras: Menina 1 (Mickaelle), Menina 2 (Leika), bichota fortinha (Herica), Valéria (pelos pudins) e Elielma (pelos bolos de leite).

Agradeço a todos os colegas do Programa de Pós-Graduação em Biometria e Estatística Aplicada, por sempre estarmos juntos compartilhando conhecimento científico.

Agradeço aos professores que colaboraram para que eu chegasse a este momento: Guilherme, Viviane, Antônio Samuel, ao coordenador do programa professor Moacyr Cunha e ao secretário do programa, Marco, pela paciência e por sempre ser prestativo.

Agradeço ainda a Capes, ao Programa de Pós-Graduação em Biometria e Estatística Aplicada e a Universidade Federal Rural de Pernambuco.

*“Algumas vezes coisas ruins acontecem em nossas
vidas para nos colocar na direção das melhores
coisas que poderíamos viver”
(Autor Desconhecido)*

Resumo

Diante do aumento da população mundial, amplia-se também a necessidade de investimento em novas fontes energéticas, especialmente as limpas e renováveis. Uma das formas mais viáveis para suprir a demanda por energia se dá pela energia eólica, gerada pela força dos ventos. Atualmente, o Brasil ocupa uma posição de destaque no ranking mundial: como o oitavo maior produtor de energia eólica, ficando atrás de países como China (primeiro lugar) e Estados Unidos (segundo lugar). Propriedades como estabilidade dos ventos, poucas mudanças nas intensidades das velocidades médias e baixa dispersão das ocorrências são características observadas na região Nordeste brasileira e contribuem para a geração de energia eólica nessa localidade (maior fornecedora do país). Buscou-se a modelagem e análise das séries horárias de velocidade do vento da região Nordeste do Brasil. Para isso, foram empregadas funções densidade de probabilidade que têm apresentado êxito na melhor aproximação com estes tipos de dados, tais como a Weibull, a Weibull Inversa, a Burr e Weibull-5p. Além disso, o método *Multifractal Detrended Fluctuation Analysis* (MF DFA) foi empregado visando verificar se há persistência nas séries. Os resultados obtidos mostram que a distribuição de probabilidade que melhor se ajustou aos dados foi a Weibull-5p, sendo observado comportamento de bimodalidade na maioria das séries analisadas. A aplicação da metodologia MF DFA mostrou que as séries de velocidade do vento apresentaram comportamento multifractal, caracterizando persistência das mesmas ao longo do tempo. Com relação à direção do vento predominante, observou-se que para Campina Grande na Paraíba é a direção norte para todo o período analisado, com variação entre $\sim 345^\circ$ e $\sim 15^\circ$ com velocidade média de vento entre $\sim 2,76 \text{ m/s}$ e $\sim 4,76 \text{ m/s}$. Em contrapartida, a direção do vento que ocorre com maior frequência para Petrolina em Pernambuco é a direção sudeste, com variação entre $\sim 105^\circ$ e $\sim 135^\circ$ com média entre 8 e 9 m/s , aproximadamente. Além disso, as áreas na região Nordeste com maior potencial para geração de energia eólica são as mais próximas da linha do Equador. Tais regiões apresentam maior média de velocidade do vento e quanto mais distante da linha do Equador maior é a variabilidade das séries de vento.

Palavras-chaves: Weibull-2p, Weibull Inversa, Burr, Weibull-5p, Energia Eólica, MF DFA.

Abstract

In view of the increase in the world population, the need for investment in new energy sources, especially clean and renewable ones, also increases. One of the most viable ways to meet the demand for energy is through wind power generated by wind force. Currently, Brazil occupies a prominent position in the world ranking: as the eighth largest producer of wind energy, behind countries like China (first place) and the United States (second place). Properties such as wind stability, few changes in mean velocity intensities and low dispersion of occurrences are characteristics observed in the Brazilian Northeast region and contribute to the generation of wind energy in this locality (largest supplier in the country). The modeling and analysis of the hourly wind speed series of the Northeast region of Brazil was sought. For this, probability density functions were employed that have presented successful in the best approximation with these data types, such as Weibull, Inverse Weibull, Burr and Weibull-5p. In addition, the *Multifractal Detrended Fluctuation Analysis* (MFDFA) method was employed to check for persistence in the series. The results show that the probability distribution that best fitted the data was Weibull-5p, being observed bimodality behavior in most of the analyzed series. The application of the MFDFA methodology showed that the wind velocity series presented multifractal behavior, characterizing their persistence over time. Regarding the prevailing wind direction, it was observed that for Campina Grande in Paraíba it is the north direction for the whole period analyzed, ranging from $\sim 345^\circ$ to $\sim 15^\circ$ com average wind speed between ~ 2.76 m/s and ~ 4.76 m/s. By contrast, the most frequent wind direction for Petrolina in Pernambuco is the southeast direction, ranging from $\sim 105^\circ$ to $\sim 135^\circ$ with an average of 8 to 9 m/s, approximately. In addition, the areas in the Northeast with the greatest potential for wind power generation are closest to the Equator. These regions have higher average wind speeds and the farther from the equator the greater the variability of wind series.

Keywords: Weibull-2p, Inverse Weibull, Burr, Weibull-5p, Wind Energy, MFDFA.

Sumário

LISTA DE FIGURAS	x
LISTA DE TABELAS	xii
INTRODUÇÃO	1
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	3
CAPÍTULO 1	
COMPARAÇÃO ENTRE A WEIBULL-2P E A WEIBULL INVERSA NO ESTUDO DO POTENCIAL EÓLICO EM CAMPINA GRANDE-PB	5
1 INTRODUÇÃO	5
2 METODOLOGIA	6
3 RESULTADOS E DISCUSSÃO	7
4 CONSIDERAÇÕES FINAIS	8
REFERÊNCIAS	9
AGRADECIMENTOS	9
CAPÍTULO 2	
ANÁLISE ESTATÍSTICA DA VELOCIDADE DO VENTO EM PETROLINA-PE UTILIZANDO AS DISTRIBUIÇÕES WEIBULL E A BURR	10
1 INTRODUÇÃO	11
2 MATERIAL E MÉTODO	11
3 RESULTADOS	13
4 DISCUSSÃO	15
4 CONCLUSÃO	16
AGRADECIMENTOS	16
REFERÊNCIAS	16
CAPÍTULO 3	
MODELAGEM MULTIFRACTAL DA VELOCIDADE HORÁRIA DO VENTO NO MUNICÍPIO DE PATOS, PARAÍBA	18
1 INTRODUÇÃO	19
2 METODOLOGIA	20
3 RESULTADOS	22
4 CONCLUSÕES	24
AGRADECIMENTOS	24
REFERÊNCIAS	25

CAPÍTULO 4

MISTURA DE DISTRIBUIÇÕES E ANÁLISE MULTIFRACTAL APLICADOS A VELOCIDADE HORÁRIA DO VENTO NA REGIÃO NORDESTE BRASILEIRA	27
1 INTRODUÇÃO	27
2 DADOS E METODOLOGIA	29
3 RESULTADOS E DISCUSSÕES	35
4 CONCLUSÃO	46
AGRADECIMENTOS	47
REFERÊNCIAS	48

Lista de Figuras

CAPÍTULO 1

Figura 1 - Rosa dos ventos	07
Figura 2 - Histograma e FDP's Weibull-2p e Weibull Inversa (à esquerda) e FDA's Weibull-2p e Weibull Inversa (à direita).....	08

CAPÍTULO 2

Figura 1 - Localização do município de Petrolina-PE	11
Figura 2 - Série de velocidade do vento, de três em três horas, no período de 01/01/2015 a 31/12/2016, em Petrolina-PE	13
Figura 3 - Rosa dos Ventos indicando a variabilidade da direção predominante do vento em Petrolina-PE.	14
Figura 4 - Ajustes da função densidade de probabilidade da Weibull-2p e da Burr	14
Figura 5 - Função de distribuição acumulada dos dados amostrais, das distribuições Weibull-2p e da Burr ajustadas	15

CAPÍTULO 3

Figura 1 - Localização geográfica do município de Patos na Paraíba	20
Figura 2 - Histograma da série de velocidade do vento para os dados estudados	20
Figura 3 - Série de velocidade do vento de 21/07/07 a 30/09/18	22
Figura 4 - Série temporal da anomalia da velocidade do vento de Patos-PB	22
Figura 5 - Resultados do MF DFA nas séries de velocidade do vento (em m/s) da estação meteorológica explorada: (a) Funções de flutuação para $q = -10$, $q = 0$, $q = 10$ (b) Expoente de Hurst generalizado para cada q (c) Expoente de Rényi τ_q d) Espectro multifractal $f(\alpha)$	23
Figura 6 - Espectro multifractal $f(\alpha)$ para anomalias calculadas dos dados originais (à direita) e randomizado (à esquerda), respectivamente	24

CAPÍTULO 4

Figura 1 - Distribuições geográficas das estações distribuídas ao longo dos nove estados da região Nordeste brasileira.....	29
Figura 2 - Média (a) e desvio padrão (b) da velocidade média horária do vento no Nordeste do Brasil, no período de 01/01/2004 a 29/09/2018	36

Figura 3 -	Boxplot das horas de todos os dias para Petrolina e Recife, Pernambuco brasileira....	37
Figura 4 -	Ajustes da distribuição Weibull-5p utilizando o algoritmo <i>Expectation-Maximization</i> às séries de velocidade média horária do vento, em Petrolina e Recife, Pernambuco..	38
Figura 5 -	Parâmetros estimados da Weibull-5p utilizando o método iterativo Expectation Maximization para as 136 estações meteorológicas analisadas.....	40
Figura 6 -	À esquerda, série de velocidade do vento (em m/s) original é a direita, série temporal das anomalias da velocidade do vento (em m/s) de Petrolina-PE.....	41
Figura 7 -	Resultados obtidos com o MF DFA nas séries de velocidade do vento da estação meteorológica de Petrolina-PE: funções de flutuação para $q = -10$, $q = 0$ e $q = 10$; expoente de Hurst generalizado para cada q ; função τ_q e espectro multifractal.....	42
Figura 8 -	À esquerda, parâmetro α_0 da série original e à direita, α_0 da série randomizada para as 119 estações.....	44
Figura 9 -	À esquerda, parâmetro w da série original e à direita, w da série randomizada para as 119 estações	45
Figura 10 -	À esquerda, parâmetro r de assimetria da série original e à direita, r da série randomizada para as 119 estações	45
Figura 11 -	Diferença dos parâmetros w_{orig} e w_{rand} (Δw) para as 119 estações	46

Lista de Tabelas

CAPÍTULO 1

Tabela 1 - Estatísticas descritivas para velocidade do vento (m/s) em Campina Grande.....	07
Tabela 2 - Critério de seleção para verificar a distribuição que se ajustou-se aos dados de velocidade do vento	08

CAPÍTULO 2

Tabela 1 - Definições estatísticas dos critérios de seleção de modelos e das medidas de acurácia..	13
Tabela 2 - Estatística descritiva da série temporal de velocidade do vento em Petrolina-PE.....	13
Tabela 3 - Estatística de Anderson-Darling para avaliação do ajuste das distribuições Weibull-2p e Burr aos dados analisados	15
Tabela 4 - Critérios de seleção e acurácias para o ajuste das distribuições Weibull-2p e Burr para o estudo da velocidade do vento em Petrolina-PE.....	15

CAPÍTULO 3

Tabela 1 - Análise descritiva das observações da velocidade do vento do município de Patos-PB.....	22
Tabela 2 - Parâmetros Multifractais α_0 , w e r das séries de anomalias (SA) e das séries randomizadas (SR), respectivamente	24

CAPÍTULO 4

Tabela 1 - Localização geográfica das estações distribuídas na região Nordeste brasileira.....	30
Tabela 2 - Parâmetros mínimos e máximos estimados da distribuição Weibull-5p em cada estado do Nordeste.....	38
Tabela 3 - Parâmetros de complexidade do processo multifractal em cada estação estudada.....	42

Introdução

Dada a crescente demanda por energia em todo o mundo, surge a necessidade de investimento em energias oriundas de fontes renováveis (KISITO et al., 2015; KAOGA et al., 2014). Dentre essas, a energia eólica vem se destacando no cenário internacional como uma das principais fontes energéticas, tendo uma relação custo-benefício mais vantajosa em comparação a outras. Além disso, pode-se mencionar que a energia proveniente dos ventos causa menos agressões ao meio ambiente (CAMELO et al., 2015).

Nos últimos anos, têm se intensificado as investigações sobre os ventos na região Nordeste do Brasil. Uma vez, que estes tratam-se de um recurso considerado limpo e inesgotável (ALSAAD, 2013). Sabendo que esta localidade apresenta escassez de chuvas em grande parte do ano, a instalação de parques eólicos na região pode ser uma alternativa para redução da necessidade de utilização de fontes energéticas não renováveis, tais como a água usada nas hidrelétricas para o abastecimento energético da população deste território. É importante mencionar, que a região apresenta disponibilidade de vento em todos os meses do ano, com uma frequência mais elevada entre os meses de Agosto a Novembro em relação aos outros meses (CARNEIRO et al., 2016; SANTOS et al., 2016).

Uma forma de investigar se uma região é propícia à instalação de parque eólico consiste na realização do ajuste de modelos probabilísticos, através das funções densidade de probabilidade (fdp) e suas funções de distribuição acumulada (fda), às séries históricas de velocidade do vento ao longo do tempo. Neste contexto, as distribuições estatísticas vem sendo empregadas na compreensão do comportamento da velocidade do vento, buscando-se as que mais se adequem ao conjunto de dados analisado (KOLLU et al., 2012; SANTOS et al., 2016). Dentre essas, existem a distribuição Weibull de dois parâmetros (DOKUR; CEYHAN; KURBAN, 2017), a Burr (QIN; LI; XIONG, 2012), a Weibull de três parâmetros (KATINAS; GECEVICIUS; MARCIUKAITIS, 2018), a Rayleigh (PARAJULI, 2016), a Logística (KASSEM; GÖKÇEKUS; ÇAMUR, 2018), a Lognormal (ZAHARIM et al., 2009), a Gamma (LAIB et al., 2018), a Weibull Inversa (AKGÜL; SENOGLU; ARSLAN, 2016) e a Gaussiana Inversa (SOHONI; GUPTA; NEMA, 2016), além das misturas de distribuições de probabilidade (BRACALE; CARPINELLI; FALCO, 2017).

Devido aos bons resultados obtidos com os ajustes das distribuições Weibull, Weibull Inversa, Burr e a mistura de duas Weibull aplicadas às séries históricas de velocidade do vento, optou-se pela utilização dessas distribuições de probabilidade nesta dissertação.

Para as séries de velocidade do vento com comportamento unimodais, ajustaram-se as distribuições Weibull-2p, Weibull Inversa e Burr. Por outro lado, para as séries de velocidade do vento com comportamento bimodal aplicou-se a distribuição Weibull de cinco parâmetros à base de dados.

Para verificar a viabilidade de instalação de parque eólico em uma região, é importante também averiguar se há persistência de ventos nessa localidade. Com isso, os órgãos responsáveis podem evitar gastos desnecessários com a instalação de usinas eólicas que não serão produtivas ao longo do ano. Dada a robustez do método *Multifractal Detrended Fluctuation Analysis* (MFDFA), pode-se recorrer à sua aplicação nessa averiguação.

Por fim, conhecendo quais regiões são favoráveis à possível instalação de turbinas eólicas para geração de energia proveniente dos ventos, há necessidade de se verificar a direção predominante dos ventos, para um correto posicionamento das pás dos aerogeradores. Tal verificação pode ser feita com o auxílio da Rosa dos Ventos (SANTOS et al., 2019b).

A estrutura desta dissertação é composta por 4 capítulos descritos a seguir:

Capítulo 1 - Comparação entre a Weibull-2p e a Weibull Inversa no estudo do potencial eólico em Campina Grande-PB: Capítulo de livro apresentado no III Encontro de Educação, Ciência e Tecnologia.

Capítulo 2 - Análise estatística da velocidade do vento em Petrolina-PE utilizando as distribuições Weibull e a Burr: Artigo publicado no *Journal of Environmental Analysis and Progress*.

Capítulo 3 - Modelagem multifractal da velocidade horária do vento no município de Patos, Paraíba: Artigo publicado na revista *Sigmae*.

Capítulo 4 - Mistura de distribuições e análise multifractal aplicados a velocidade horária do vento na região Nordeste brasileira: Artigo a ser submetido à avaliação na revista *Applied Energy*.

Os trabalhos listados a seguir correspondem a outras publicações de pesquisas realizadas no mestrado.

- Avaliação da viabilidade da instalação de parque eólico no município de Parelhas-RN (SANTOS et al., 2019a) apresentado no COINTER 2018;
- Análise de velocidade do vento em Campina Grande-PB utilizando cadeia de Markov de ordem superior (SANTOS et al., 2019b) apresentado no III Encontro de Educação, Ciência e Tecnologia.
- Análise de Velocidade do Vento em Petrolina-PE Usando Cadeias de Markov de Ordem Superior (SANTOS et al., 2019a) publicado na revista *Sigmae*.

Referências Bibliográficas

- AKGÜL, F. G.; ŞENOĞLU, B.; ARSLAN, T. An alternative distribution to weibull for modeling the wind speed data: Inverse weibull distribution. **Energy conversion and management**, Elsevier, v. 114, p. 234–240, 2016.
- ALSAAD, M. Wind energy potential in selected areas in Jordan. **Energy Conversion and Management**, Elsevier, v. 65, p. 704–708, 2013.
- BRACALE, A.; CARPINELLI, G.; FALCO, P. D. A new finite mixture distribution and its expectation-maximization procedure for extreme wind speed characterization. **Renewable Energy**, Elsevier, v. 113, p. 1366–1377, 2017.
- CAMELO, H. do N. et al. Previsão de Velocidade Média do Vento através da utilização de modelagem Auto-Regressiva de Médias Móveis (ARMA) em Região Serrana no Estado do Ceará-Brasil. **Revista Brasileira de Energias Renováveis**, v. 4, n. 3, 2015.
- CARNEIRO, T. C. et al. Particle Swarm Optimization method for estimation of Weibull parameters: A case study for the Brazilian northeast region. **Renewable energy**, Elsevier, v. 86, p. 751–759, 2016.
- DOKUR, E.; CEYHAN, S.; KURBAN, M. Finsler Geometry for Two-Parameter Weibull Distribution Function. **Mathematical Problems in Engineering**, Hindawi, v. 2017, 2017.
- KAOGA, D. K. et al. Assessment of wind energy potential for small scale water pumping systems in the north region of Cameroon. **International Journal of Basic and Applied Sciences**, Science Publishing Corporation, v. 3, n. 1, p. 38, 2014.
- KASSEM, Y.; GÖKÇEKUŞ, H.; ÇAMUR, H. Economic assessment of renewable power generation based on wind speed and solar radiation in urban regions. **Global Journal of Environmental Science and Management**, ISWA-GJESM, v. 4, n. 4, p. 465–482, 2018.
- KATINAS, V.; GECEVICIUS, G.; MARCIUKAITIS, M. An investigation of wind power density distribution at location with low and high wind speeds using statistical model. **Applied Energy**, Elsevier, v. 218, p. 442–451, 2018.
- KISITO, T. P. et al. Wind Energy Assessment at Bafoussam, Cameroon. **Journal of Sustainable Development**, v. 8, n. 9, p. 106, 2015.
- KOLLU, R. et al. Mixture probability distribution functions to model wind speed distributions. **International Journal of Energy and Environmental Engineering**, Springer, v. 3, n. 1, p. 27, 2012.

LAIB, M. et al. Multifractal analysis of the time series of daily means of wind speed in complex regions. **Chaos, Solitons & Fractals**, Elsevier, v. 109, p. 118–127, 2018.

PARAJULI, A. A statistical analysis of wind speed and power density based on Weibull and Rayleigh models of Jumla, Nepal. **Energy and Power Engineering**, Scientific Research Publishing, v. 8, n. 07, p. 271, 2016.

QIN, Z.; LI, W.; XIONG, X. Generation system reliability evaluation incorporating correlations of wind speeds with different distributions. **IEEE Transactions on Power Systems**, IEEE, v. 28, n. 1, p. 551–558, 2012.

SANTOS, A. T. S. dos et al. Assessment of wind resources in two parts of Northeast Brazil with the use of numerical models. **Meteorological Applications**, Wiley Online Library, v. 23, n. 4, p. 563–573, 2016.

SANTOS, F. S. dos et al. Avaliação da viabilidade da instalação de parque eólico no município de Parelhas-RN. **COINTER**, 2018a.

SANTOS, F. S. dos et al. Análise de velocidade do vento em Campina Grande-PB utilizando cadeia de Markov de ordem superior. **III Encontro de Educação, Ciência e Tecnologia**, 2018b.

SANTOS, F. S. dos et al. Análise de Velocidade do Vento em Petrolina-PE Usando Cadeias de Markov de Ordem Superior. **Sigmae**, v. 8, n. 2, p. 385–392, 2019.

SANTOS, F. S. dos et al. Análise estatística da velocidade do vento em Petrolina-PE utilizando as distribuições Weibull e a Burr. **Journal of Environmental Analysis and Progress**, v. 4, n. 1, p. 057–064, 2019.

SOHONI, V.; GUPTA, S.; NEMA, R. A comparative analysis of wind speed probability distributions for wind power assessment of four sites. **Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences**, The Scientific and Technological Research Council of Turkey, v. 24, n. 6, p. 4724–4735, 2016.

ZAHARIM, A. et al. Fitting of statistical distributions to wind speed data in Malaysia. **European Journal of Scientific Research**, European Journals Inc., v. 26, n. 1, p. 6–12, 2009.



Área de Publicação: Probabilidade e Inferência

Comparação entre a Weibull-2p e a Weibull Inversa no estudo do potencial eólico em Campina Grande-PB

RESUMO

Quando se fala em energia eólica, o Brasil apresenta-se com grande capacidade de produção desse recurso e a região Nordeste brasileira, detentora da maior produção de energia eólica do país, destaca-se com vasto potencial de instalação de parques eólicos. Com isso, surge a necessidade de verificar locais propícios à instalação de novos aerogeradores, recorrendo-se ao estudo da direção e da velocidade média dos ventos com o auxílio de distribuições de probabilidade. Realizamos neste trabalho uma comparação entre o ajuste realizado pela distribuição Weibull-2p e a Weibull Inversa e também observamos o Diagrama de Rosa dos Ventos da série de dados da direção e velocidade média diária do vento da cidade de Campina Grande-PB. Os resultados apontam que a distribuição Weibull-2p realizou o melhor ajuste e os ventos possuem velocidade média mais frequente na direção norte para todo o período analisado.

PALAVRAS-CHAVE: Energia renovável. Velocidade do vento. Investimento.

1. INTRODUÇÃO

Com a crescente demanda mundial por fontes de energia renováveis, a energia eólica vem se tornando uma alternativa promissora (Carneiro e de Carvalho, 2015). Neste cenário, o Brasil tem grande destaque quanto ao seu vasto potencial em recursos naturais energéticos, onde os estados do Rio Grande do Norte, da Bahia, do Ceará, do Rio Grande do Sul e do Piauí no nordeste brasileiro possuem uma gigantesca capacidade de expansão em geração de energia eólica (ABEEólica, 2018). No cenário internacional, o Brasil é atualmente detentor do oitavo lugar no *ranking*, ultrapassando o Canadá e ficando atrás de países como China, que ocupa o primeiro lugar, e Estados Unidos, que detém o segundo lugar em geração de energia eólica (ABEEólica, 2018).

Para modelar o potencial de velocidade do vento, várias distribuições de probabilidade vêm sendo utilizadas na literatura, entre elas: Gamma-2p, Rayleigh, Log-normal, Gumbel-maximum, Erlang, Weibull e Weibull Inversa (Zhou *et al.*, 2010). Dentre essas, destaca-se a Weibull, cuja função densidade de probabilidade (FDP) tem sido mais amplamente adotada para modelagem de velocidade do vento (Ozay e Celiktas, 2016). Dessa maneira, o objetivo deste trabalho é comparar as funções de probabilidade da Weibull-2p e da Weibull Inversa no ajuste de velocidade média do vento, no município de Campina Grande-PB, região situada no Agreste paraibano.

2. METODOLOGIA

Dados

Foram utilizados dados diários de velocidade e direção médias do vento da estação meteorológica localizada sob as coordenadas geográficas de longitude 7°13'12"W, latitude 35°52'48"S e altitude 547.56m, na cidade de Campina Grande-PB, no período compreendido entre 01/01/2000 e 13/12/2017. Esses dados foram obtidos no *site* do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET, 2018). Toda a análise foi realizada com o auxílio do software R (R Core Team, 2018).

Funções Densidades de Probabilidade da Weibull-2p e da Weibull Inversa

Para descrever o comportamento da frequência da velocidade do vento foram utilizadas as distribuições de probabilidade da Weibull-2p e da Weibull Inversa. Suas FDP's estão expressas nas equações 1 e 3, respectivamente. A Função de Distribuição da Weibull-2p é uma das principais funções de distribuição que vem sendo bastante utilizadas na verificação do potencial eólico (Dokur *et al.*, 2017; Dokur *et al.*, 2017; Allouhi *et al.*, 2017). Sua Função de Distribuição Acumulada (FDA) está indicada na Equação 2. Já a FDA da distribuição Weibull Inversa pode ser visualizada na Equação 4.

$$f_W(x; \gamma, \alpha) = \frac{\gamma}{\alpha} \left(\frac{x}{\alpha}\right)^{\gamma-1} \exp\left[-\left(\frac{x}{\alpha}\right)^\gamma\right] \quad x; \gamma, \alpha > 0 \quad (1)$$

$$F_W(x; \gamma, \alpha) = 1 - \exp\left[-\left(\frac{x}{\alpha}\right)^\gamma\right] \quad x; \gamma, \alpha > 0 \quad (2)$$

$$f_{WI}(x; \gamma, \alpha) = \frac{\gamma}{\alpha} \left(\frac{x}{\alpha}\right)^{(\alpha-1)} \exp\left[-\left(\frac{x}{\alpha}\right)^{-\gamma}\right], \quad x; \gamma, \alpha > 0 \quad (3)$$

$$F_{WI}(x; \gamma, \alpha) = \exp\left[-\left(\frac{x}{\alpha}\right)^{-\gamma}\right], \quad x; \gamma, \alpha > 0 \quad (4)$$

Em que α e γ são, respectivamente, os parâmetros de forma e de escala das funções Weibull-2p e Weibull Inversa. Eles denotam o potencial de velocidade do vento na região em estudo.

Crítérios de seleção

Neste trabalho utilizamos o Critério de Informação de Akaike (AIC), o Critério de Informação de Bayesiano (BIC) e as estatísticas RMSE e R^2 , apresentados nas equações (5), (6), (7) e (8), respectivamente (Kollu *et al.*, 2012). Com eles pode-se verificar a distribuição que melhor se ajusta aos dados de velocidade do vento.

$$AIC = -2 \log(L) + 2[(p + 1) + 1], \quad (5)$$

$$BIC = -2 \log(L) + [(p + 1) + 1] \log(n), \quad (6)$$

$$RMSE = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\hat{F}(X_{(i)}) - \frac{i}{n+1} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}}, \quad (7)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n \left(\hat{F}(X_{(i)}) - \frac{i}{n+1} \right)^2}{\sum_{i=1}^n \left(\hat{F}(X_i) - \bar{\hat{F}}(X_i) \right)^2} \quad (8)$$

Em que n é o número de observações, L é a função de verossimilhança do modelo, p é a quantidade de parâmetros, \hat{F} é o estimador das distribuições Weibull-2p e Weibull Inversa e $X_{(i)}$ indica as ordenações das variáveis observadas. Já $\bar{\hat{F}}$ é obtido

pela expressão: $\bar{F} = \left(\frac{1}{n}\right) \sum_{i=1}^n \hat{F}$ (Akgül et al., 2016). Na seleção do modelo, quanto menor o valor do AIC e do BIC, melhores são os ajustes realizados pelo modelo em comparação aos demais. Além disso, realiza-se o teste estatístico Anderson-Darling (AD^2), cuja hipótese consiste em verificar se os dados observados provêm de uma distribuição acumulada $F(v)$.

Diagrama de Rosa dos Ventos

No estudo de potencial eólico de uma região é fundamental a determinação da direção predominante do vento, pois este é um fator extremamente determinante para a tomada de decisão sobre a instalação de parques eólicos (Alavi et al., 2016). A análise da direção predominante evita prejuízo de instalação errônea, pois o aerogerador deve ser fixado de forma que tire o máximo proveito da direção predominante do vento, para gerar energia. Nesse sentido, o diagrama de rosa dos ventos (composto por setores circulares) tem sido utilizado para indicar a direção e velocidade predominantes do vento.

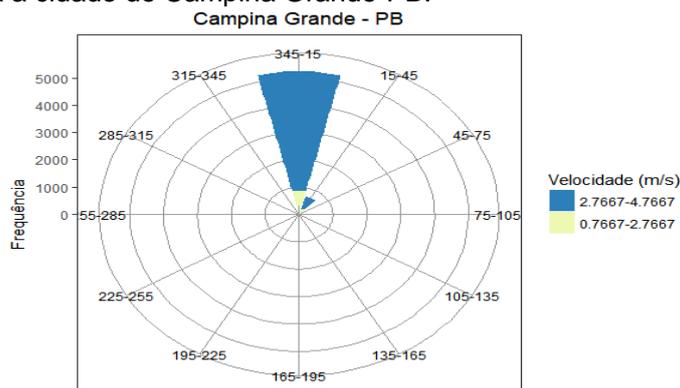
3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Na Tabela 1 estão expressas as estatísticas descritivas para os dados de velocidade do vento (em m/s) da estação meteorológica do município de Campina Grande-PB.

Tabela 1 – Estatísticas descritivas para velocidade do vento (m/s) em Campina Grande.

Mínimo	Q_1	Mediana	Média	Q_3	Máximo	DP	CV	Assim.	Curt.
0,77	3,13	3,67	3,64	4,17	6,03	0,75	0,21	-0,19	2,96

Na Figura 1 visualiza-se a direção predominante do vento, dividida em parcelas de 12 setores, em que cada setor é composto por um ângulo de 15° no sentido horário. Com base na Rosa dos Ventos, verifica-se que a frequência da direção média predominante do vento é a direção norte para todo o período analisado, com variação entre $\sim 345^\circ$ e $\sim 15^\circ$ com velocidade média de vento entre $\sim 2,76\text{m/s}$ e $\sim 4,76\text{m/s}$, para a cidade de Campina Grande-PB.



As funções densidade de probabilidade (FDP) e suas funções de distribuição acumuladas (FDA) para Weibull e Weibull Inversa referentes ao ajuste da velocidade média do vento podem ser visualizadas na Figura 1.

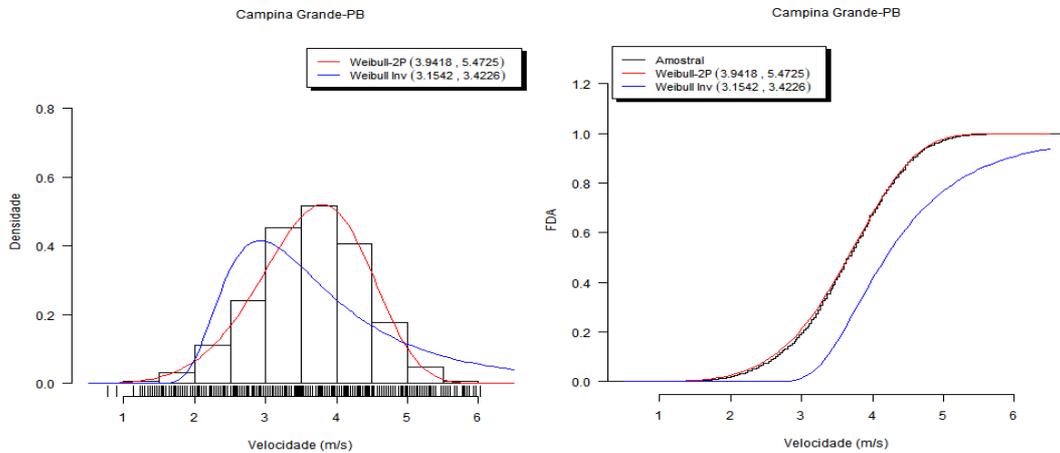


Figura 2: Histograma e FDP's Weibull-2p e Weibull Inversa (à esquerda) e FDA's Weibull-2p e Weibull Inversa (à direita).

Observa-se na Figura 2 que a Weibull-2p apresenta melhor ajuste ao histograma dos dados de velocidade do vento em relação a Weibull Inversa. Esta verificação gráfica das FDP's e FDA's justifica a escolha da Weibull-2p em vez da Weibull Inversa para modelar a velocidade média do vento em Campina Grande-PB. Análise semelhante foi realizada por Dokur *et al.* (2016) e verificou-se que a Weibull-2p apresentou melhor ajuste em relação a Weibull Inversa.

Na Tabela 2 encontram-se os resultados dos critérios de seleção AIC, BIC, RMSE, R^2 e AD^2 , realizados para validação dos resultados obtidos graficamente (os melhores valores são indicados por *). Observa-se que a Weibull-2p para os critérios AIC, BIC e RMSE apresenta menores valores em comparação a Weibull Inversa. Além disso, o R^2 obtido para a Weibull-2p é bem próximo de 1, sendo maior que o valor de R^2 obtido para a Weibull Inversa. Isso confirma que a distribuição Weibull-2p é mais indicada que a Weibull Inversa para modelar dados de velocidade média do vento em Campina Grande-PB. Com o teste AD constatou-se que a Weibull-2p realmente se ajusta aos dados de velocidade do vento.

Tabela 2: Critério de seleção para verificar a distribuição que se ajustou-se aos dados de velocidade do vento.

Distribuições	AIC	BIC	R^2	RMSE	AD^2	p-valor
Weibull-2p	13522,7259*	13536,1139*	0,9993*	0,0116*	1,49	0,1785*
Weibull Inversa	17291,7563	17305,1443	0,9486	0,0904	190	0

4. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Por meio dos resultados obtidos neste trabalho, verificou-se que a distribuição Weibull-2p proporcionou melhor ajuste aos dados diários de velocidade média do vento, enquanto a distribuição Weibull Inversa mostrou desempenho inferior, para todo o período analisado. Portanto, a distribuição Weibull-2p é mais indicada que a Weibull Inversa para modelagem do potencial de velocidade média do vento na região de Campina Grande-PB.



REFERÊNCIAS

1. ABEEÓLICA - ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE ENERGIA EÓLICA. Boletim de Dados de Fevereiro de 2018. Disponível em: <<http://www.abeeolica.org.br/noticias/ccee-geracao-eolica-cresce-265-em-2017/>> . Acesso em: 19 Fev. 2018.
2. ABEEÓLICA - ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE ENERGIA EÓLICA. Boletim de Dados de Fevereiro de 2018. Disponível em:<<http://www.abeeolica.org.br/noticias/brasil-sobe-mais-uma-posicao-noranking-mundial-de-capacidade-instalada-de-energia-eolica/>> . Acesso em: 15 Fev. 2018.
3. AGRICULTURA, P. e. A. Ministério da. Instituto Nacional de Meteorologia - INMET. 2017. Disponível em: <http://www.inmet.gov.br>.
4. Akgül, F. G., Şenoğlu, B., e Arslan, T. An alternative distribution to weibull for modeling the wind speed data: Inverse weibull distribution. *Energy Conversion and Management*, 114:234–240 (2016).
5. Alavi, O., Mostafaeipour, A., e Qolipour, M. Analysis of hydrogen production from wind energy in the southeast of iran. *international journal of hydrogen energy*, 41(34):15158–15171(2016).
6. Allouhi, A., Zamzoum, O., Islam, M., Saidur, R., Kousksou, T., Jamil, A., e Derouich, A. Evaluation of wind energy potential in morocco's coastal regions. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 72:311–324 (2017).
7. Carneiro, T. C. e de Carvalho, P. C. M. (2015). Caracterização de potencial eólico: estudo de caso para Maracanaú (CE), Petrolina (PE) e Parnaíba (PI). *Revista Brasileira de Energia Solar*, 6(1).
8. Dokur, E., Ceyhan, S., e Kurban, M. Using a new method based on finsler geometry for wind speed modelling. *International Journal of Energy Applications and Technologies*, 4(3):109–116 (2017).
9. Dokur, E., Ceyhan, S., e Kurban, M. Finsler geometry for two-parameter weibull distribution function. *Mathematical Problems in Engineering*, 2017, (2017).
10. Dokur, E., Kurban, M., e Ceyhan, S. Wind speed modelling using inverse weibull distribution: A case study for Bilecik, Turkey. *International Journal of Energy Applications and Technologies*, 3 (2): 55–59 (2016).
11. Kollu, R., Rayapudi, S. R., Narasimham, S., e Pakkurthi, K. M. Mixture probability distribution functions to model wind speed distributions. *International Journal of Energy and Environmental Engineering*, 3(1):27 (2012).
12. Ozay, C. e Celiktas, M. S. Statistical analysis of wind speed using two-parameter Weibull distribution in Alaçatı region. *Energy Conversion and Management*, 121:49–54 (2016).
13. R Core Team (2018). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>.
14. Zhou, J., Erdem, E., Li, G., e Shi, J. Comprehensive evaluation of wind speed distribution models: A case study for North Dakota sites. *Energy Conversion and Management*, 51(7):1449–1458 (2010).

AGRADECIMENTOS

Agradecemos à Capes pelo apoio financeiro.



ISSN: 2525-815X

Journal of Environmental Analysis and Progress

Journal homepage: www.jeap.ufrpe.br/

10.24221/JEAP.4.1.2019.2057.057-064



Análise estatística da velocidade do vento em Petrolina-PE utilizando as distribuições Weibull e a Burr

Statistical analysis of the Wind speed in Petrolina-PE using the Weibull and Burr distributions

ARTICLE INFO

Recebido 20 Jul 2018
Aceito 30 Jan 2019
Publicado 31 Jan 2019

ABSTRACT

For investment deliberation and consequent installation of a wind farm in each region, analyzes with probability density functions of distribution models can be carried out that are adjusted to the local wind speed data. Therefore, in order to assist in the optimal decision-making, it is necessary to choose the model that presents the best fit in relation to the others. The objective of this study is to verify the quality of the adjustments made by the Weibull distributions with two parameters and Burr to the historical series of wind speed in Petrolina-PE, 01/01/2015 to 12/31/2016. The parameters of the distributions were estimated with the Maximum Likelihood Method, which has reached optimal values in relation to other methods of parameter estimation. The Akaike Information Criterion, Bayesian Information Criterion, Anderson-Darling statistic, and Mean Absolute Percent Error and Mean Absolute Standard Deviation estimates were used to evaluate the goodness of distributions adjustments. In addition, the predominant direction of the winds was observed through the Wind Rose. The results showed that Weibull, with two parameters, provided a better modeling of the analyzed data and the predominant direction of the observed winds was to the southeast, varying between $\sim 105^\circ$ and $\sim 135^\circ$ and mean velocity of 8.4 m.s^{-1} . According to the classification of the National Renewable Energy Laboratory, the region studied achieved a splendid assessment for the viability of wind energy generation. Therefore, it is recommended to use the Weibull distribution with two parameters for further investigation.

Keywords: Adjustment, energy, modeling, wind potential, Wind rose.

RESUMO

Para deliberação do investimento e consequente instalação de parque eólico em uma dada região, podem ser realizadas análises com funções densidade de probabilidade de modelos de distribuição que se ajustam aos dados de velocidade do vento da localidade. Por isso, para auxiliar a tomada de decisão ideal, faz-se necessária a escolha do modelo que apresente o melhor ajuste em relação aos demais. O objetivo deste estudo foi verificar a qualidade dos ajustes realizados pelas distribuições Weibull com dois parâmetros e Burr para a série histórica de velocidade do vento em Petrolina-PE, de 01/01/2015 a 31/12/2016. Os parâmetros das distribuições foram estimados com o Método da Máxima Verossimilhança, o qual tem alcançado valores ótimos em relação a outros métodos de estimativa de parâmetros. O Critério de Informação de Akaike, o Critério de Informação Bayesiano, a estatística de Anderson-Darling e as acurácias de Média Percentual Absoluta do Erro e Desvio Padrão Absoluto da Média foram adotados para avaliação da bondade dos ajustes das distribuições. Além disso, a direção predominante dos ventos foi observada por meio da Rosa dos Ventos. Os resultados indicam que a Weibull, com dois parâmetros, forneceu melhor modelagem aos dados analisados e a direção predominante dos ventos observada foi a sudeste, com variação entre $\sim 105^\circ$ e $\sim 135^\circ$ e velocidade média de $8,4 \text{ m.s}^{-1}$. Segundo classificação do *National Renewable Energy Laboratory*, a região estudada alcançou avaliação esplêndida para a viabilidade de geração de energia eólica. Portanto, recomenda-se a utilização da distribuição Weibull com dois parâmetros para investigações posteriores.

Palavras-Chave: Ajuste, energia, modelagem, potencial eólico, Rosa dos ventos.

Introdução

No atual cenário mundial, onde buscam-se fontes renováveis de energia, o Brasil tem obtido destaque devido a variedade de recursos naturais disponíveis em seu território. Neste âmbito, destacam-se os ventos como potenciais produtores de energia, pois os mesmos não emitem gases poluentes na atmosfera, estão em constante processo de renovação e, com sua utilização, reduz-se a necessidade de utilização de combustíveis fósseis. Entre outras vantagens para a sociedade, pode-se mencionar a geração de emprego e investimento nas localidades onde são instalados os parques eólicos. Além disso, a relação custo-benefício da energia eólica pode ser considerada das melhores, em comparação a outras fontes de energia, além de não exigir frequência na manutenção de seus equipamentos (PE, 2018).

A região Nordeste do Brasil apresenta rajadas de vento com altas frequências em suas velocidades médias (Lopes et al., 2017), o que proporciona um grande potencial para o aproveitamento de produção de energia elétrica. Em destaque, os estados da Bahia, do Ceará, do Rio Grande do Norte, do Rio Grande do Sul e do Piauí, em sua grande maioria contidos na região Nordeste, concentram grande quantidade dos parques eólicos instalados no país, gerando mais de 10GWs de capacidade instalada de energia eólica (ABEólica, 2018).

Para a escolha de locais adequados à instalação de um sistema com capacidade de aproveitamento de energia eólica faz-se necessário

o estudo da frequência e da intensidade em que os ventos ocorrem (Zaharim et al., 2009). Neste sentido, pesquisadores, utilizando a estatística, podem desenvolver procedimentos para a compreensão do comportamento dos ventos, com o auxílio das distribuições probabilísticas que melhor se adequam a esses conjuntos de dados. Entre as diversas distribuições existentes, aquelas que são comumente empregadas, e se encontram abundantemente na literatura, sobre modelagem de regimes de ventos são: a Burr, a Gama, a Erlang, a Weibull e a Lognormal (Masseran et al., 2012; Brano et al., 2011).

Dentre os diferentes métodos que podem ser aplicados para a estimativa de parâmetros e sabendo que os mesmos podem apresentar diferentes desempenhos de acordo com cada conjunto de dados utilizado e suas aplicações (Ozawa, 2017), é importante a escolha adequada do método empregado.

Diante do exposto, o objetivo do estudo é identificar uma melhor distribuição probabilística para a modelagem da velocidade dos ventos, sob diferentes condições ambientais.

Material e Métodos

Área de estudo

O estudo foi realizado na cidade de Petrolina-PE (Figura 1), localizada no sertão pernambucano, no Nordeste brasileiro, próxima ao rio São Francisco, com população estimada de, aproximadamente, 343.219 habitantes, em 2017 (IBGE, 2018).

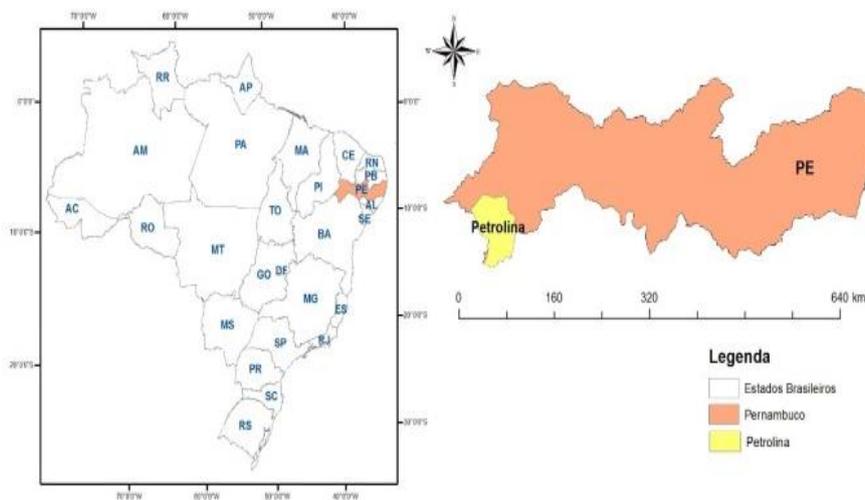


Figura 1. Localização do município de Petrolina-PE.

Dados

Os dados de velocidade do vento utilizados para a realização deste estudo foram obtidos no Instituto Nacional de Meteorologia (INMET, 2018), para o período compreendido entre 01/01/2015 e 31/12/2016, com registro a cada três horas. Esses dados foram obtidos da estação meteorológica localizada nas coordenadas geográficas de longitude -40,367, latitude -9,150 e altitude de 366 m, na cidade de Petrolina-PE.

Rosa dos Ventos

A Rosa dos Ventos exibe a predominância dos ventos em cada direção, com suas respectivas velocidades. Em geral, encontra-se dividida em setores (Keyhani et al., 2010; Pishgar-Komleh et al., 2015). Através do estudo adequado da Rosa dos Ventos é possível posicionar os aerogeradores de modo mais eficiente para captação dos ventos e, conseqüentemente, geração de energia.

Modelo de distribuição Weibull-2p

A função densidade de probabilidade (FDP) da Weibull-2p vem sendo usada repetidamente na verificação do potencial eólico e da viabilidade de instalação de parques eólicos (Dokur et al., 2016; Akgül et al., 2016; Rosa Filho et al., 2018). A FDP da Weibull-2p pode ser definida conforme a expressão matemática da Equação 1.

$$f_w(x; \gamma, \alpha) = \frac{\gamma}{\alpha} \left(\frac{x}{\alpha}\right)^{\gamma-1} \exp\left[-\left(\frac{x}{\alpha}\right)^\gamma\right]; \gamma, \alpha > 0, \quad (1)$$

onde $f_w(x; \gamma, \alpha)$ é a probabilidade calculada da velocidade do vento; x , γ e α são parâmetros de forma e escala, respectivamente.

Além disso, foi usada a Função de Distribuição Acumulada (FDA) para determinar o potencial de velocidade do vento na região em estudo. A FDA da distribuição Weibull-2p está definida na Equação 2.

$$F_w(x; \gamma, \alpha) = 1 - \exp\left[-\left(\frac{x}{\alpha}\right)^\gamma\right]; \gamma, \alpha > 0 \quad (2)$$

Modelo de distribuição Burr

As aplicações da distribuição Burr aos dados de velocidade de vento são mais recentes, em comparação às realizadas pela distribuição Weibull-2p. Entretanto, os resultados obtidos têm se mostrado bastante promissores e seu modelo tem sido cada vez mais empregado no estudo dos potenciais eólicos de regiões propícias à instalação de usinas que permitam o aproveitamento dos ventos para geração de energia (Branco et al., 2011; Allouhi et al., 2017).

As Equações 3 e 4 expressam a FDP e a FDA da distribuição Burr, respectivamente,

$$f_B(x; \gamma, \alpha, c) = \frac{\alpha \gamma x^{\alpha-1}}{c^\alpha \left[1 + \left(\frac{x}{c}\right)^\alpha\right]^{1+\gamma}} \quad x, \gamma, \alpha, c > 0 \quad (3)$$

$$F_B(x; \gamma, \alpha, c) = 1 - (1 + x^\alpha)^{-\gamma} \quad x, \gamma, \alpha, c > 0, \quad (4)$$

onde $f_B(x; \gamma, \alpha, c)$ expressa a probabilidade da velocidade do vento; x , α e c são os parâmetros de escala e γ o parâmetro de forma.

Método de Máxima Verossimilhança (MMV)

Para a estimação dos parâmetros de forma e de escala dos modelos adotados neste trabalho existe uma variedade de métodos. Contudo, devido a sua imensa aplicabilidade estatística, adotou-se o Método de Máxima Verossimilhança (Alavi et al., 2016).

Esse método é considerado como um dos melhores para a estimação de parâmetros das distribuições de probabilidade. Em sua busca, o estimador de máxima verossimilhança é o valor que maximiza a função de verossimilhança. Matematicamente, pode-se expressá-la segundo a Equação 5.

$$L(\theta; x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n f(x_i; \theta) \quad (5)$$

Crerios de seleção do ajuste das distribuições Weibull-2p e Burr e medidas de acurácia

Na verificação da bondade dos ajustes realizados pelos modelos das distribuições Weibull-2p e Burr, à base de dados, foram utilizados o Critério de Informação de Akaike (AIC), o Critério de Informação Bayesiano (BIC) e as estatísticas Anderson-Darling (AD), Média Percentual Absoluta do Erro (MAPE) e o Desvio Padrão Absoluto da Média (MAD).

Considerando os resultados após aplicação dos critérios AIC e BIC, quanto menores os valores encontrados para essas medidas, melhores são os ajustes realizados pelas distribuições. O teste estatístico de Anderson-Darling pode ser usado para definir a melhor adequabilidade de uma determinada distribuição de probabilidade em relação a outra distribuição, em um conjunto de dados (Yilmaz & Çelik, 2008). Para as medidas de acurácia MAPE e MAD, além da avaliação dos erros associados aos ajustes, quanto mais próximo de zero for o valor da estimativa encontrada, melhor é o ajuste da distribuição na série histórica de velocidade do vento.

A Tabela 1 exibe as expressões matemáticas para cada uma dessas estatísticas.

Tabela 1. Definições estatísticas dos critérios de seleção de modelos e das medidas de acurácia.

Estatística	Fórmula matemática
AIC	$AIC = -2 \log(L) + 2[(p + 1) + 1]$
BIC	$BIC = -2 \log(L) + [(p + 1) + 1] \log(n)$
AD	$AD^2 = -N - S$
MAPE	$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left \frac{y_i - \hat{y}}{\hat{y}} \right * 100$
MAD	$MAD = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{y_i - \hat{y}}{\hat{y}} \right) * 100$

$$S = \sum_{i=1}^n \frac{(2i-1)}{N} [\log F(y_i) + \log(1 - F(y_{(N+1-i)}))] \quad (6)$$

onde y_i representa as observações de velocidade do vento, \hat{y} é cada valor estimado, n é a quantidade de observações de velocidade do vento, L é função de verossimilhança do modelo e p é a quantidade de parâmetros.

Resultados

A aplicação da estatística descritiva permitiu caracterizar o comportamento da principal variável em estudo, velocidade do vento na cidade de Petrolina-PE, conforme a Tabela 2. Observa-se que o Coeficiente de Variação (CV) referente à série examinada foi de 41% (Tabela 2), indicando, portanto, que os dados são bastante dispersos em torno da sua média.

Os resultados mostram que o município de Petrolina-PE apresenta um valor médio de velocidade do vento em torno de $8,4 \text{ m.s}^{-1}$. A série histórica dos dados pode ser visualizada através da Figura 2

Tabela 2. Estatística descritiva da série temporal de velocidade do vento em Petrolina-PE.

Min	Q_1	Med	Méd	Q_3	Max	SD	CV	a_3	a_4
0.4	5.7	8.3	8.4	10.9	19.8	3.4	0.41	0.21	2.38

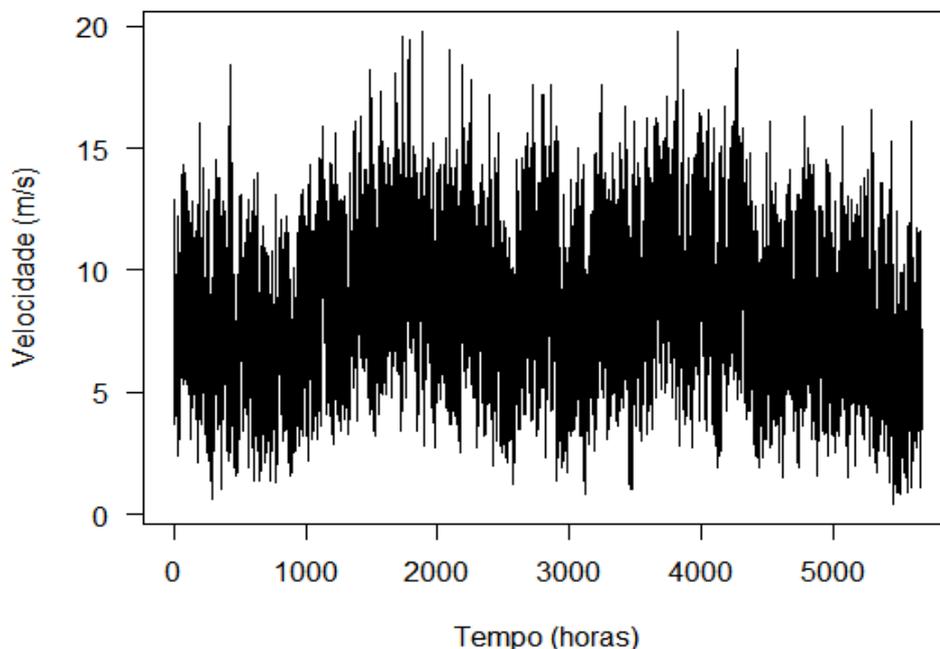


Figura 2. Série de velocidade do vento, de três em três horas, no período de 01/01/2015 a 31/12/2016, em Petrolina-PE.

Com a Rosa dos Ventos (Figura 3) foi possível verificar a variabilidade da direção predominante do vento no período analisado. O diagrama está dividido em parcelas de 12 setores,

compostos por ângulos de 15° cada, no sentido horário. Verifica-se que a direção predominante é a direção sudeste, com variação entre $\sim 105^\circ$ e $\sim 135^\circ$.

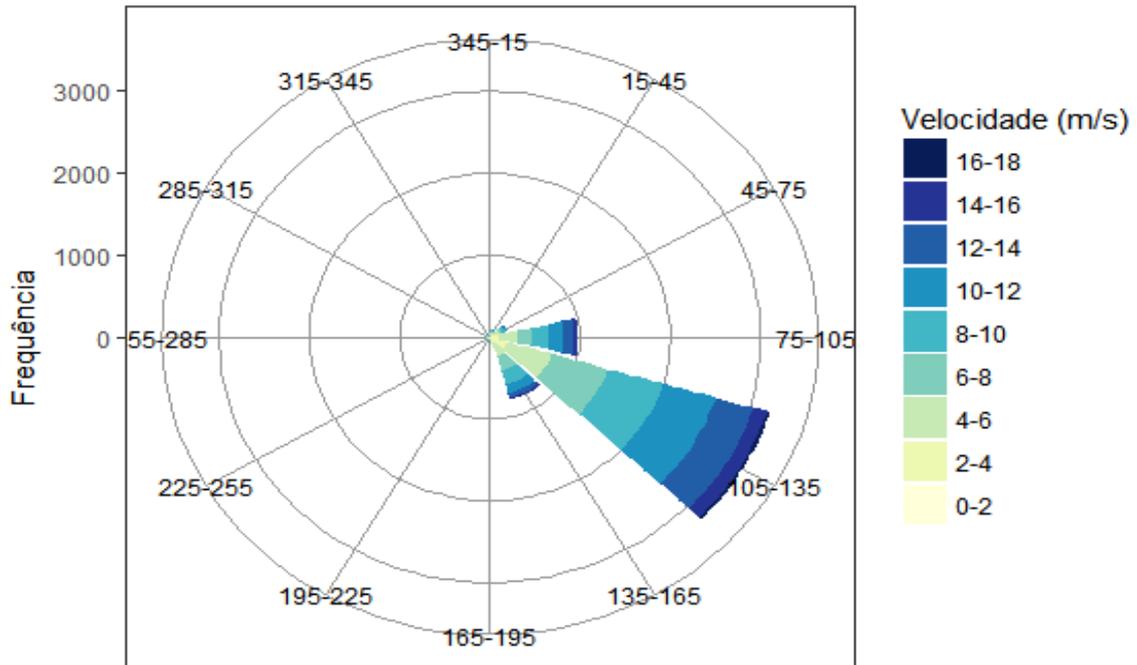


Figura 3. Rosa dos Ventos indicando a variabilidade da direção predominante do vento em Petrolina-PE.

O cálculo dos parâmetros das distribuições Weibull-2p e Burr permitiu uma melhor

modelagem dos dados amostrais. Os resultados das FDP's e FDA's encontram-se nas Figuras 4 e 5.

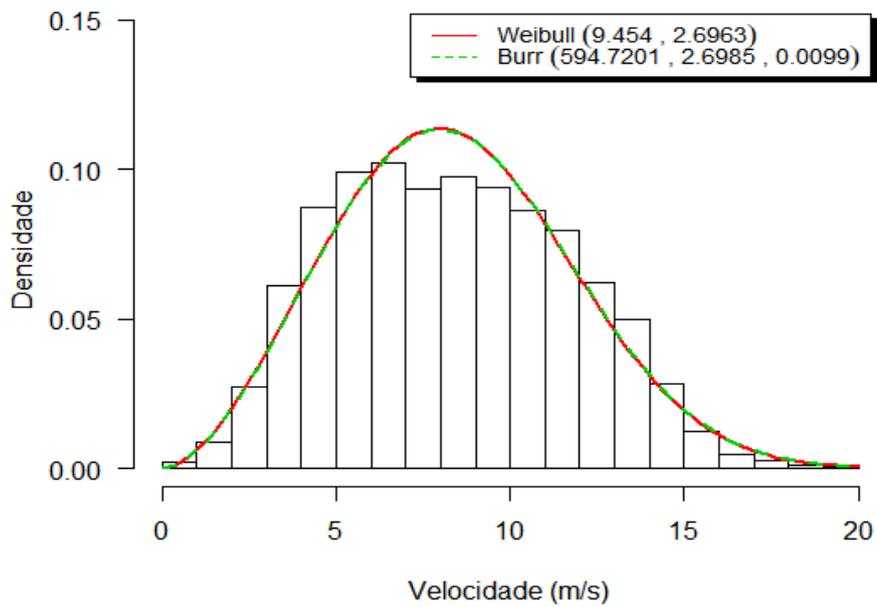


Figura 4. Ajustes da função densidade de probabilidade da Weibull-2p e da Burr.

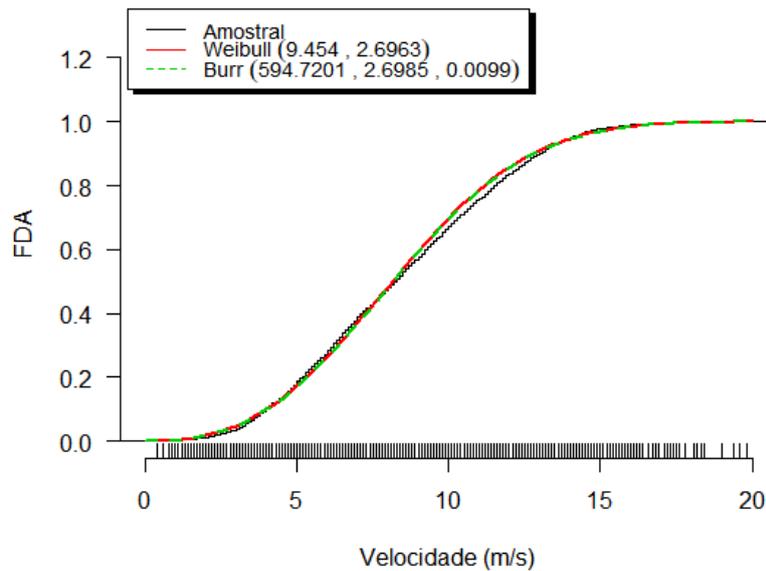


Figura 5. Função de distribuição acumulada dos dados amostrais, das distribuições Weibull-2p e da Burr ajustadas.

Para a validação dos resultados, obtidos graficamente, e análise, quanto à distribuição com melhor ajuste aos dados, foi aplicado o teste estatístico de Anderson-Darling (Stephens, 1986), apresentado na Tabela 3.

Tabela 3. Estatística de Anderson-Darling para avaliação do ajuste das distribuições Weibull-2p e Burr aos dados analisados.

Distribuição	AD	p-value
Weibull-2p	4.96	0.003
Burr	3.25	0.0206

A partir dos valores obtidos após aplicação da estatística, foi detectado que eles são bem próximos. Portanto, foram utilizados critérios de seleção de modelos (AIC e BIC) e medidas de acurácia dos erros (MAPE e MAD) para auxiliar na decisão sobre qual delas é a melhor distribuição para o ajuste, conforme resultados indicados na Tabela 4.

Tabela 4. Critérios de seleção e acurácias para o ajuste das distribuições Weibull-2p e Burr para o estudo da velocidade do vento em Petrolina-PE.

Critérios e erros	Weibull-2p	Burr
AIC	29611,0305	29613,7014
BIC	29624,3093	29633,6196
MAPE	5,1803	5,2531
MAD	0,0144	0,0144

Discussão

A distribuição Burr, ao nível de significância de 0,05, pelo teste de Anderson-Darling, apresenta indícios de um melhor ajuste à série de dados analisada, em comparação à distribuição Weibull-2p, em concordância com estudos anteriores (Abbas et al., 2012; Mert & Karakus, 2015).

Abbas et al. (2012) ajustaram as distribuições Gama, Weibull, Lognormal, Rayleigh, Burr e Frechet aos dados diários de velocidade do vento, em Islamabad, Paquistão, entre 2001 e 2003, utilizando três testes de qualidade de ajuste, ao nível de significância de 5% (qui-quadrado, Kolmogorov-Smirnov e Anderson-Darling). Os autores concluíram que as distribuições Gama, Lognormal e Burr apresentaram melhor ajuste em comparação com as outras três.

Mert & Karakus (2012) analisaram, estatisticamente, o potencial de energia eólica da cidade de Antáquia, no sudeste da Turquia, entre 2002-2009, e testaram o ajuste das distribuições Burr-4p, Gama generalizada-3p e Weibull utilizando R^2 , $RMSE$, qui-quadrado e Kolmogorov-Smirnov. Esses autores concluíram que a distribuição Burr foi mais adequada que a Gama generalizada ou Weibull.

Entretanto, nesse estudo, a análise estatística, para ambos os testes, mostrou valores bem próximos. Por isso, foram calculados os critérios de seleção e as acurácias, com o objetivo de fazer uma escolha mais acertada quanto ao modelo que melhor se ajustasse aos dados. Assim,

verificou-se que o AIC, o BIC e o MAPE apresentaram menores valores para a distribuição Weibull-2p; o MAD foi igual para ambas as distribuições. Isso indica que, para o conjunto de dados de Petrolina-PE, no período analisado, a distribuição Weibull-2p consegue modelar melhor as informações, em detrimento da distribuição Burr.

Em estudos recentes, realizados em diferentes localidades do Brasil (Grah et al., 2014), com destaque especial para aqueles no Nordeste brasileiro (Santos & Silva, 2016; Rocha et al., 2012), observa-se a utilização da distribuição Weibull com dois parâmetros e seu bom ajuste aos dados de velocidade do vento.

Segundo a classificação do *National Renewable Energy Laboratory* (NREL) e Santos et al. (2018), o valor encontrado para a velocidade média do vento, a 10 m da superfície, correspondendo à classe de vento 7, comparada ao valor médio de, aproximadamente, $8,4 \text{ m.s}^{-1}$, obtido em Petrolina-PE, representando a descrição definida como “esplêndida”, para a caracterização do potencial eólico na região analisada.

Dessa maneira, os resultados encontrados neste estudo, para o ajuste da distribuição Weibull-2p, têm se mostrado coerentes, quando comparados aos encontrados na literatura.

Conclusão

As distribuições Weibull-2p e Burr apresentaram ajustes semelhantes à série de velocidade do vento em Petrolina-PE, no período estudado. Entretanto, pelos critérios de seleção aqui adotados, verificou-se que a distribuição Weibull-2p é mais indicada à modelagem dos dados analisados.

Constatou-se um valor médio de velocidade do vento, com uma classificação que apresenta indícios de que a localidade possui potencial para investigações mais aprofundadas e possível instalação de um parque eólico na região, tendo as pás dos aerogeradores voltadas na direção sudeste, a qual foi observada como a predominante dos ventos, com o auxílio da Rosa dos Ventos.

Agradecimentos

Os autores agradecem à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pelo apoio financeiro.

Referências

ABBAS, K.; ALAMGIR, K. S.; ALI, A., KHAN, D. M.; KHALIL, U. 2012. Statistical analysis of wind speed data in Pakistan. *World Applied Sciences Journal*, v. 18, n. 11, p. 1533-1539.

ABEEÓlica. 2018. Disponível em: <http://abeeolica.org.br/noticias/brasil-chega-a-13-gw-de-capacidade-instalada-de-energia-eolica/>. Acesso em: 10-jul-2018.

AKGÜL, F. G.; ŞENOĞLU, B.; ARSLAN, T. 2016. An alternative distribution to Weibull for modeling the wind speed data: Inverse Weibull distribution. *Energy Conversion and Management*, v. 114, p. 234-240.

ALAVI, O.; MOSTAFAEIPOUR, A.; QOLIPOUR, M. 2016. Analysis of hydrogen production from wind energy in the southeast of Iran. *International Journal of Hydrogen Energy*, v. 41, n. 34, p. 15158-15171.

ALLOUHI, A.; ZAMZOU, O.; ISLAM, M. R.; SAIDUR, R.; KOUSKSOU, T.; JAMIL, A.; DEROUICH, A. 2017. Evaluation of wind energy potential in Morocco's coastal regions. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 72, p. 311-324.

BRANO, V. L.; ORIOLI, A.; CIULLA, G.; CULOTTA, S. 2011. Quality of wind speed fitting distributions for the urban area of Palermo, Italy. *Renewable Energy*, v. 36, n. 3, p. 1026-1039.

DOKUR, E.; KURBAN, M.; CEYHAN, S. 2016. Wind speed modelling using inverse Weibull distribution: a case study for Bilecik, Turkey. *International Journal of Energy Applications and Technologies*, v. 3, n. 2, p. 55-59.

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

IBGE. 2018. Disponível em: <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/pe/petrolina/panorama>. Acesso em: 19-jul-2018.

INMET. 2018. Instituto Nacional de Meteorologia. Disponível em: <http://www.inmet.gov.br>. Acesso em: 09-Jun-2018.

KEYHANI, A.; GHASEMI-VARNAMKHAZI, M.; KHANALI, M.; ABBASZADEH, R. 2010. An assessment of wind energy potential as a power generation source in the capital of Iran, Tehran. *Energy*, v. 35, n. 1, p. 188-201.

LOPES, I.; DE CERQUEIRA JÚNIOR, E. P.; DE MELO, J. M. M.; LEAL, B. G. 2017. Potencial de

geração de energia eólica no Submédio São Francisco. *Journal of Environmental Analysis and Progress*, v. 2, n. 3, p. 330-340.

MASSERAN, N.; RAZALI, A. M.; IBRAHIM, K. 2012. An analysis of Wind Power density derived from several Wind speed density functions: The regional assessment on wind power in Malaysia. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 16, n. 8, p. 6476-6487.

MERT, I.; KARAKUŞ, C. (2015). A statistical analysis of wind speed data using Burr, generalized gamma, and Weibull distributions in Antakya, Turkey. *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences*, v. 23, n. 6, p. 1571-1586.

OZAWA, M. T. 2017. Aplicação de parâmetros da distribuição de Weibull na análise do potencial energético de um microgerador eólico em cidades do estado do Paraná. Trabalho de Conclusão de Curso. Universidade Tecnológica Federal do Paraná.

PATEL, M. R. 1999. *Wind and Solar Power Systems*. Copyrighted material. 345p.

PE. 2018. Portal energia – energia renováveis. Disponível em: <https://www.portal-energia.com/vantagens-desvantagens-da-energia-eolica/>. Acesso em: 11-jul-2018.

PISHGAR-KOMLEH, S. H.; KEYHANI, A.; SEFEEDPARI, P. 2015. Wind speed and power density analysis based on Weibull and Rayleigh distributions (a case study: Firouzkooch county of Iran). *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 42, p. 313-322.

ROCHA, P. A. C.; DE SOUSA, R. C.; DE ANDRADE, C. F.; DA SILVA, M. E. V. 2012.

Comparison of seven numerical methods for determining Weibull parameters for Wind energy generation in the northeast region of Brazil. *Applied Energy*, v. 89, n. 1, p. 395-400.

ROSA FILHO, C. DE D.; PARISI, S. A.; DE ALBUQUERQUE SOARES, W. 2018. Avaliação da distribuição estatística e elaboração de modelo de regressão múltipla linear da velocidade média do vento. *Journal of Environmental Analysis and Progress*, v. 3, n. 1, p. 24-36.

SANTOS, D. V. G. DOS; LIRA, C. C. S.; LEAL JUNIOR, J. B. V. 2018. Avaliação do potencial eólico da região do Vale do Jaguaribe no semiárido cearense utilizando modelagem numérica regional. *Journal of Environmental Analysis and Progress*, v. 3, n. 1, p. 69-74.

SANTOS, A. T. S.; SILVA, C. M. S. 2016. Assessment of Wind resources in two parts of Northeast Brazil with the use of numerical models. *Meteorological Applications*, v. 23, n. 4, p. 563-573.

STEPHENS, M. A. 1986. Tests Based on EDF Statistics, In: D'AGOSTINO, R. B.; STEPHENS, M. A. (Eds.) *Goodness-of-Fit Techniques*, Marcel Dekker, New York, pp. 97-193.

YILMAZ, V.; ÇELİK, H. E. 2008. A statistical approach to estimate the wind speed distribution: the case of Gelibolu region.

ZAHARIM, A.; RAZALI, A. M.; ABIDIN, R. Z.; SOPIAN, K. 2009. Fitting of statistical distributions to wind speed data in Malaysia. *European Journal of Scientific Research*, v. 26, n. 1, p. 6-12.

Modelagem multifractal da velocidade horária do vento no município de Patos, Paraíba

Resumo: *Nos últimos anos, as investigações acerca das propriedades da velocidade do vento têm se intensificado com o objetivo de alcançar um melhor aproveitamento dos ventos e redução de eventuais prejuízos decorrentes da instalação de parques eólicos em locais ineficazes à produção de energia eólica. Neste trabalho utilizamos o método Multifractal Detrended Fluctuation Analysis (MFDFA) aplicado aos registros horários de velocidade do vento durante o período de 21 de julho de 2007 a 30 de setembro de 2018 na cidade de Patos, sertão paraibano. Verificou-se uma velocidade média dos ventos de 3,367m/s, apontando que essa região apresenta um tímido potencial para geração de energia eólica, justificado, provavelmente, por sua localização vizinha ao município de Santa Luzia-PB, o qual apresenta características essenciais à instalação de uma usina eólica. Os resultados obtidos indicam comportamento de multifractalidade na base de dados analisada e persistência de longo alcance na velocidade do vento, sendo um indicativo para a necessidade de planejamentos que viabilizem a futura instalação de uma fazenda eólica em Patos.*

Palavras-chave: Energia eólica; MFDFA; Persistência; Potencial.

Abstract: *In recent years, investigations on wind speed properties has intensified in order to achieve a better use of the wind and reduction of possible losses arising from the installation of wind farms in places that are ineffective in wind energy production. In this work we used the Multifractal Detrended Fluctuation Analysis (MFDFA) method applied to hourly wind speed records during the period from July 21, 2007 to September 30, 2018 in the city of Patos, Sertao Paraiba. It was observed a mean wind velocity of 3,367m/s, indicating that this region presents a timid potential for wind energy generation, probably due to its neighboring location the municipality of Santa Luzia-PB, which presents characteristics essential to the installation of a wind farm. The results obtained indicate multifractal behavior in the analyzed database and long-range persistence in wind speed, being an indicative of the need for planning that will enable the future installation of a wind farm in Patos.*

Keywords: Wind Energy; MFDFA; Persistence; Potential.

1 Introdução

A velocidade do vento trata-se de uma variável atmosférica complexa e não-linear, sendo amplamente discutida em todo o mundo devido, especialmente, à sua importante contribuição à geração de energia proveniente de fontes renováveis. Seu papel na geração de energia têm sido crescente, à medida em que vem substituindo as fontes energéticas convencionais e não renováveis (GUIGNARD et al., 2019), como a água.

Uma outra justificativa para a difusão desse tipo de energia, trata-se da compra de energia eólica produzida, garantida pelos órgãos responsáveis através das políticas de incentivo dos governos de países como Alemanha e Dinamarca (pioneiros neste posicionamento) e Brasil, por exemplo. Este último, com o Programa de Incentivo às Fontes Alternativas (PROINFA), vem encorajando empreendedores a ampliarem a produção de energia elétrica através de fontes alternativas (LEITE; FALCÃO; BORGES, 2006).

Deve-se observar, entretanto, que uma desvantagem no processo para geração de energia eólica é a irregular ou escassa disponibilidade de ventos fortes com velocidades constantes ao longo do ano. Sendo, portanto, importante estudar previamente o regime de ventos nos locais pre-indicados e considerados adequados à instalação de parques eólicos. Com isso, busca-se evitar gastos desnecessários e prováveis prejuízos.

No Brasil, o aproveitamento energético dos ventos na região Nordeste tem aumentado nos últimos anos, onde o estado do Rio Grande do Norte tem se mantido como maior produtor do país, seguido dos estados da Bahia, do Piauí, do Rio Grande do Sul e do Ceará (INVESTIMENTOS E NOTÍCIAS, 2018). Esse cenário contribuiu para que o Brasil subisse de posição no cenário mundial em desenvolvimento de energia eólica: ocupando, atualmente, a oitava posição no *ranking* internacional e ultrapassando países como Canadá - grande potência econômica - e ficando atrás da China (primeiro lugar) e dos Estados Unidos (segundo lugar) em geração de energia eólica (ABEEOLICA, 2018a).

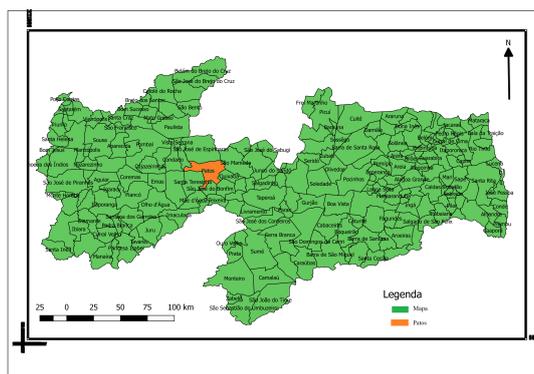
Em particular, o estado da Paraíba tem sido investigado quanto à possibilidade de aproveitamento dos ventos para produção de energia eólica, pois essa região possui características que a classificam como detentora de alto potencial para a produção desse tipo de fonte energética. Por exemplo, próximo ao município de Santa Luzia-PB está sendo aguardada a construção do maior parque eólico da América Latina, com capacidade de 565 *megawatts* (MW) de potência (ABEEOLICA, 2018b) e favorecendo à redução do emprego de combustíveis fósseis para geração de energia a ser utilizada pela população local. Outras cidades do estado, como Patos, também podem ser vistas como portadoras de capacidade para se tornarem grandes polos de produção desse tipo de energia limpa (ABEEOLICA, 2017). Sendo necessário o estudo do regime de ventos do lugar para verificação desta possibilidade.

Dessa forma, com o objetivo de entender o comportamento das séries de velocidade do vento na cidade de Patos-PB e verificar se o vento desta localidade se caracteriza como persistente, sendo favorável à instalação de parque eólico na região, foi adotada a *Multifractal Detrended Fluctuation Analysis* (MFDFA). O MFDFA foi proposto para examinar características multifractais presentes em séries temporais não estacionárias (KANTELHARDT et al., 2002). Este método vem sendo empregado com êxito na análise multifractal da dinâmica de chuvas (STOSIC; STOSIC, 2006), em séries de finanças (YUAN; ZHUANG; JIN, 2009), processos fisiológicos (DUTTA et al., 2014) e em séries de velocidade do vento (TELESCA; LOVALLO, 2011), entre outros.

2 Metodologia

2.1 Dados

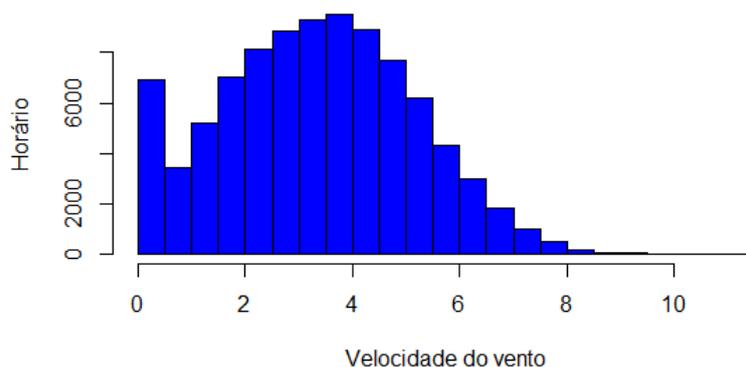
Nessa investigação foram utilizados dados horários de velocidade do vento, em metros por segundo (m/s), obtidos junto ao Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) no período de 21 de julho de 2007 a 30 de setembro de 2018, totalizando 11 anos de observações. Essa base de dados é composta por informações da estação automática instalada no município em estudo e ilustrado na Figura 1. Todas as análises foram feitas utilizando o *software* R (R CORE TEAM, 2018).



Fonte: próprio autor

Figura 1: Localização geográfica do município de Patos na Paraíba.

Observa-se no histograma da base de dados, apresentado na Figura 2, que há um comportamento de bimodalidade na série de observações. Tal comportamento é característico das informações de velocidade do vento.



Fonte: próprio autor

Figura 2: Histograma da série de velocidade do vento para os dados estudados.

2.2 *Multifractal Detrended Fluctuation Analysis* (MF DFA)

Sendo x_k , $k = 1, 2, \dots, N$, uma série temporal, o procedimento para realização do *Multifractal Detrended Fluctuation Analysis* (MF DFA) consiste nos cinco passos listados a seguir (KANTE LHARDT et al., 2002; KAVASSERI; NAGARAJAN, 2005).

Sigmae, Alfenas, v.8,3n,2, p. 238-247, 2019.

64ª Reunião da Região Brasileira da Sociedade Internacional de Biometria (RBRAS).
18º Simpósio de Estatística Aplicada à Experimentação Agrônoma (SEAGRO).

1. Integrar a série x_k formando a série $\sum_{i=1}^{i=k} [x_{(i)} - \bar{x}]$, com $k = 1, 2, \dots, N$ e \bar{x} é o valor médio da série.
2. Dividir a série y_k em $n_s = \text{int}(N/s)$ caixas não sobrepostas de comprimentos iguais (s). Já que o comprimento (N) da série, em geral, não é um inteiro múltiplo da escala temporal considerada, uma parte pequena no final da série pode não ser examinada no procedimento. Dessa maneira, é necessário realizar também a subdivisão da série y_k a partir da extremidade oposta. Com isso, são obtidos $2N_s$ segmentos.
3. Calcular a tendência polinomial local y_v através de um ajuste de mínimos quadrados da série e definir a variação correspondente segundo as equações a seguir:

$$F^2(s, v) = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s \{Y[(v-1)s + i] - y_v(i)\}^2, \quad v = 1, 2, \dots, N_s$$

e

$$F^2(v, s) = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s \{Y[N - (v - N_s)s + i] - y_v(i)\}^2, \text{ para } v = N_{(s+1)}, \dots, 2N_s.$$

$y_v(i)$ é o polinômio de ajuste no seguimento v .

4. Calcular a média de todos os segmentos e obter a função de flutuação segundo $F_q(s) = \left\{ \frac{1}{2N_s} \sum_{v=1}^{2N_s} [F^2(v, s)]^{\frac{q}{2}} \right\}^{\frac{1}{q}}$, em que, em geral, o índice q pode assumir qualquer valor real, exceto zero.
5. Examinar gráficos log-log $F_q(s)$ em relação à escala de tempo (s) para cada valor de q e estabelecer o comportamento de escala das funções de flutuação. Se a série original x_i for correlata à lei de potência de longo alcance, $F_q(s)$ aumenta como uma lei de potência $F_q(s) \propto s^{(h_q)}$ para grandes valores de s .

Em séries temporais estacionárias, $h(2)$ é idêntico ao expoente de Hurst (H). Por isso, a função $h(q)$ é chamada de expoente de Hurst Generalizado. Para $q = 0$, o valor de $h(0)$ corresponde ao limite $h(q)$ quando $q \rightarrow 0$ e deve ser determinado através da média logarítmica

$$F_0(s) \equiv \exp \left\{ \frac{1}{4N_s} \sum_{v=1}^{2N_s} \ln [F^2(s, v)] \right\} \propto s^{h_0}. \quad (1)$$

Dependendo da relação entre q e o expoente h_q , a série pode ser classificada em mono-fractal ou multifractal. Assim,

- se h_q é dependente de q e monotonicamente diminui à medida em que q aumenta, diz-se que a série é multifractal;
- se h_q é independente de q , conclui-se que a série é mono-fractal.

Aplicando-se a transformada de Legendre em séries multifractais, obtém-se o espectro da singularidade $f(\alpha)$ representando a dimensão do subconjunto da série que α caracteriza: basta relacionar o expoente de Rényi τ_q da equação $\tau_q = qh_q - 1$ com $\alpha = \frac{d\tau}{dq}$. Desse modo, $f(\alpha) = q\alpha - \tau(q)$, em que α é o expoente de Hölder. Os vários expoentes fractais presentes na série são observados a partir do espectro multifractal, que indica o quanto os mesmos são dominantes. O grau de multifractalidade da série pode ser mensurado quantitativamente pelo intervalo do expoente de Hurst generalizado, dado por $\max(h_q) - \min(h_q)$, e pela largura do espectro. As séries que apresentam maior espectro possuem mais multifractalidade (LAIB et al., 2018).

Sigmae, Alfenas, v.8,41,2, p. 238-247, 2019.

64ª Reunião da Região Brasileira da Sociedade Internacional de Biometria (RBRAS).
18º Simpósio de Estatística Aplicada à Experimentação Agrônoma (SEAGRO).

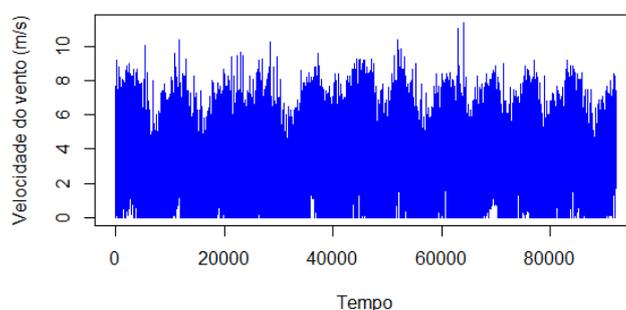
3 Resultados

A Tabela 1 exibe a estatística descritiva dos dados observados. Com uma média de 3,376 m/s e coeficiente de variação (CV) de 53,393% pode-se dizer que na localidade em estudo há uma alta dispersão das observações de velocidade do vento em torno da média, embora a mesma tenha um valor dentro do limite tolerado à instalação de usina eólica na região. A Figura 3 ilustra essas informações no período investigado.

Tabela 1: Análise descritiva das observações da velocidade do vento do município de Patos-PB.

Mín.	1º Qu.	Mediana	Média	3º Qu.	Máx.	Desvio Padrão	CV%
0,000	2,100	3,400	3,376	4,700	11,400	1,803	53,393

Fonte: próprio autor



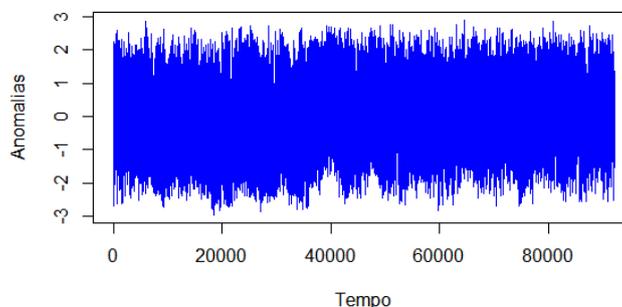
Fonte: próprio autor

Figura 3: Série de velocidade do vento de 21/07/07 a 30/09/18.

Conforme esperado para a velocidade dos ventos, a base de dados apresenta comportamento de não-estacionariedade. Em séries multifractais, recomenda-se fazer o cálculo das anomalias para retirada do efeito da sazonalidade nos dados (JÚNIOR et al., 2018). Obteve-se a série de anomalias ilustrada na Figura 4, segundo a Equação 2 proposta por Kantelhardt et al. (2006).

$$\phi_{x_t} = \frac{(x_t - \langle x_t \rangle)}{\sigma}, \quad (2)$$

em que x_t corresponde a cada valor observado em determinada hora t , $\langle x_t \rangle$ é a média dos dados da velocidade do vento para t e σ é a raiz quadrada da variância (desvio padrão) em t .



Fonte: próprio autor

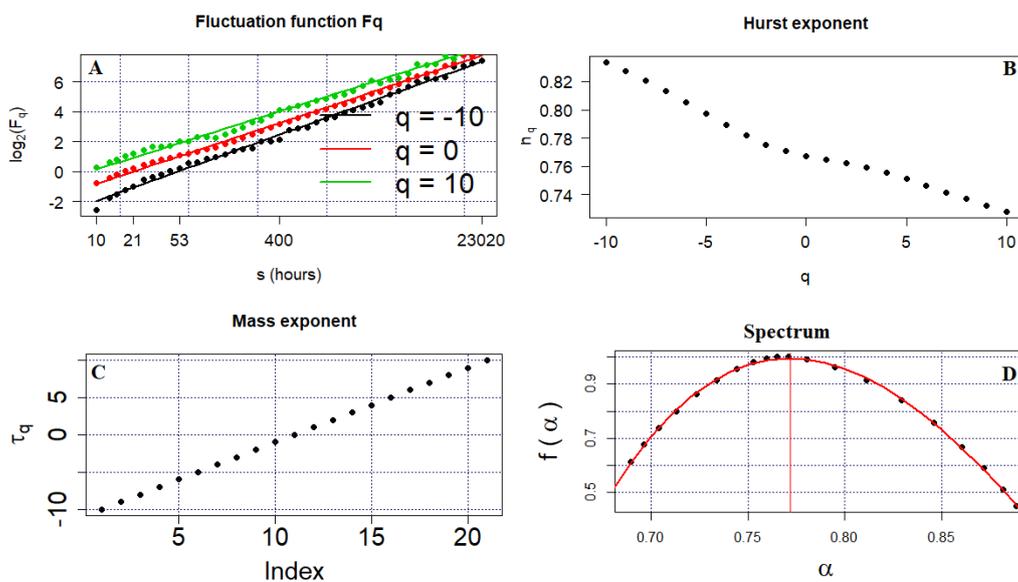
Figura 4: Série temporal da anomalia da velocidade do vento de Patos-PB.

Sigmae, Alfenas, v.8,5n,2, p. 238-247, 2019.

64ª Reunião da Região Brasileira da Sociedade Internacional de Biometria (RBRAS).
18º Simpósio de Estatística Aplicada à Experimentação Agrônômica (SEAGRO).

Observa-se que a série de anomalias apresenta flutuações de alta frequência em diferentes momentos ao longo dos anos, refletindo características da dinâmica da velocidade média dos ventos. Em alguns meses observa-se maior média dos ventos. Em especial, entre os meses de agosto a novembro, em que há seca na região. Em contrapartida, de dezembro a maio constatou-se menor média nos valores das velocidades devido ao período chuvoso se concentrar nessa época do ano.

A partir da série de anomalias, foi definido um polinômio de segundo grau para aplicação do MFDFA, com escalas de tempo de 10 a 23020 horas diárias ao longo dos onze anos de observações analisadas. As funções de flutuação, mostradas na Figura 5A, foram ajustadas em escala log-log com $q = -10, 0$ e 10 , indicando o comportamento multifractal da série horária de velocidade do vento, semelhante ao observado no trabalho de Laib et al. (2018). A Figura 5B exibe o gráfico para o expoente de Hurst generalizado, o qual, neste caso, trata-se de uma função decrescente. Isso indica que existem flutuações multifractais ao longo do tempo. A Figura 5C mostra a medida multifractal τ_q e confirma o comportamento não-linear esperado para o processo. A forma côncava para baixo com um ponto de máximo no espectro multifractal da Figura 5D confirma a presença de multifractalidade na série de velocidade do vento. O valor do expoente α encontrado é maior que 0,5, indicando propriedades persistentes para a velocidade do vento.

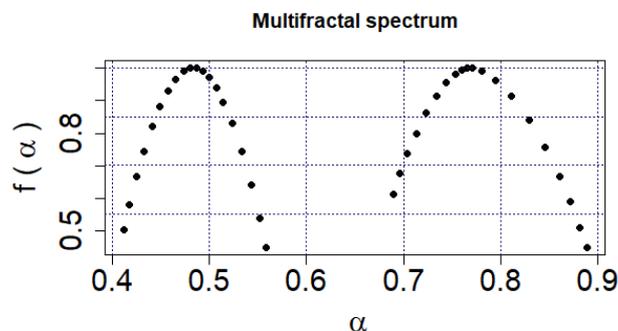


Fonte: próprio autor

Figura 5: Resultados do MFDFA nas séries de velocidade do vento (em m/s) da estação meteorológica explorada: (a) Funções de flutuação para $q = -10, q = 0, q = 10$ (b) Expoente de Hurst generalizado para cada q (c) Expoente de Rényi τ_q (d) Espectro multifractal $f(\alpha)$.

Uma comparação entre o espectro multifractal da série de anomalias e da série randomizada encontra-se na Figura 6. É necessário realizar essa comparação para averiguar se a multifractalidade é causada pela função densidade de probabilidade ou pelas diferentes correlações de longo alcance para flutuações. Verifica-se que a largura do espectro multifractal (dada por $\alpha_{max} - \alpha_{min}$) é maior para a série de anomalias em comparação à série

randomizada, indicando que ambas correlações de longo alcance e função de probabilidade de valores são causas de multifractalidade do processo.



Fonte: próprio autor

Figura 6: Espectro multifractal $f(\alpha)$ para anomalias calculadas dos dados originais (à direita) e randomizado (à esquerda), respectivamente.

Os parâmetros de complexidade (α , w e r) para as séries de anomalias e para as séries randomizadas são apresentados na Tabela 2. Nota-se que todos os valores para as séries randomizadas decaíram em relação às séries de anomalias. O valor da assimetria da série de anomalias é maior que 1 (assimetria à direita) indicando que as pequenas flutuações contribuem mais à multifractalidade da série.

Tabela 2: Parâmetros Multifractais α_0 , w e r das séries de anomalias (SA) e das séries randomizadas (SR), respectivamente.

α_0 (SA)	w (SA)	r (SA)	α_0 (SR)	w (SR)	r (SR)
0,7715	0,2966	1,3329	0,4694	0,2275	1,0393

Fonte: próprio autor

4 Conclusão

Os resultados indicam que a região investigada apresenta velocidade do vento com propriedades persistentes ao longo do tempo. Observa-se que duas causas podem explicar a multifractalidade na base de dados: a função densidade de probabilidade dos valores e as diferentes correlações de longo alcance de grandes e pequenas flutuações.

Embora os resultados dessa investigação tenham sido importantes para o planejamento da instalação de parque eólico na localidade de Patos-PB, recomendam-se análises da topologia da região, da direção e da rajada dos ventos, entre outros fatores que podem influenciar diretamente na produção de energia eólica.

5 Agradecimentos

Os autores agradecem ao Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) pela concessão dos dados. A Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE), ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) e à Fundação de Amparo à Ciência

e Tecnologia do Estado de Pernambuco (FACEPE) pelo suporte. O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

Referências

- ABEEOLICA. *Mais de 870 mil Paraibanos terão 'Energia dos Ventos' em 2018 (Correio da Paraíba)*. 2017. Disponível em: <http://abeeolica.org.br/noticias/brasil-avanca-em-ranking-de-energia-eolica-com-ventos-entre-os-melhores-do-mundo-reuters/>. Acesso em: 30 mar. 2019.
- ABEEOLICA. *Brasil avança em ranking de energia eólica com ventos entre os melhores do mundo (Reuters)*. 2018a. Disponível em: <http://abeeolica.org.br/noticias/mais-de-870-mil-paraibanos-terao-energia-dos-ventos-em-2018correio-da-paraiba/>. Acesso em: 30 mar. 2019.
- ABEEOLICA. *Espanhola Iberdrola investe 1 bilhão de euros em complexo eólico no Brasil (Exame)*. 2018b. Disponível em: <http://abeeolica.org.br/noticias/espanhola-iberdrola-investe-1-bilhao-de-euros-em-complexo-eolico-no-brasil-exame/>. Acesso em: 30 mar. 2019.
- DUTTA, S. et al. Multifractal parameters as an indication of different physiological and pathological states of the human brain. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Elsevier, v. 396, p. 155–163, 2014.
- GUIGNARD, F. et al. Investigating the time dynamics of wind speed in complex terrains by using the fisher–shannon method. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Elsevier, 2019.
- INVESTIMENTOS E NOTÍCIAS. *Geração de energia eólica cresce 17,8% em 2018*. 2018. Disponível em: <http://www.investmentosenoticias.com.br/noticias/negocios/geracao-de-energia-eolica-cresce-17-8-em-2018>. Acesso em: 29 mar. 2019.
- JÚNIOR, S. F. A. X. et al. A brief multifractal analysis of rainfall dynamics in piracicaba, são paulo, brazil. *Acta Scientiarum. Technology*, Editora da Universidade Estadual de Maringá-EDUEM, v. 40, p. e35116, 2018.
- KANTELHARDT, J. W. et al. Long-term persistence and multifractality of precipitation and river runoff records. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, Wiley Online Library, v. 111, n. D1, 2006.
- KANTELHARDT, J. W. et al. Multifractal detrended fluctuation analysis of nonstationary time series. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Elsevier, v. 316, n. 1-4, p. 87–114, 2002.
- KAVASSERI, R. G.; NAGARAJAN, R. A multifractal description of wind speed records. *Chaos, Solitons & Fractals*, Elsevier, v. 24, n. 1, p. 165–173, 2005.
- LAIB, M. et al. Multifractal analysis of the time series of daily means of wind speed in complex regions. *Chaos, Solitons & Fractals*, Elsevier, v. 109, p. 118–127, 2018.

Sigmae, Alfenas, v.8, n.2, p. 238-247, 2019.

64ª Reunião da Região Brasileira da Sociedade Internacional de Biometria (RBRAS).
18º Simpósio de Estatística Aplicada à Experimentação Agrônômica (SEAGRO).

LEITE, A. P.; FALCÃO, D. M.; BORGES, C. L. Modelagem de usinas eólicas para estudos de confiabilidade. *Sba: Controle & Automação Sociedade Brasileira de Automatica*, SciELO Brasil, v. 17, n. 2, p. 177–188, 2006.

STOSIC, T.; STOSIC, B. D. Multifractal analysis of human retinal vessels. *IEEE transactions on medical imaging*, IEEE, v. 25, n. 8, p. 1101–1107, 2006.

TELESCA, L.; LOVALLO, M. Analysis of the time dynamics in wind records by means of multifractal detrended fluctuation analysis and the fisher–shannon information plane. *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, IOP Publishing, v. 2011, n. 07, p. P07001, 2011.

YUAN, Y.; ZHUANG, X.-t.; JIN, X. Measuring multifractality of stock price fluctuation using multifractal detrended fluctuation analysis. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Elsevier, v. 388, n. 11, p. 2189–2197, 2009.

R CORE TEAM. *R: A language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. 2012. ISBN 3-900051-07-0, URL (<http://www.R-project.org/>).

Mistura de distribuições e análise multifractal aplicados a velocidade horária do vento na região Nordeste brasileira

Abstract

Os crescentes investimentos e instalações de parques eólicos na região Nordeste do Brasil têm atraído atenção para a região, levando investidores e pesquisadores a empregarem esforços na busca pelas melhores formas de aproveitamento do regime dos ventos locais para produção de energia eólica. Devido ao comportamento complexo das séries de velocidade do vento, modelos de misturas de distribuições passaram a ser utilizados em bases de dados que possuem bimodalidade, na esperança de alcançar melhor modelagem no ajuste das séries. Neste artigo, foram utilizados dados de estações localizadas nos nove estados que compõem o nordeste brasileiro: Maranhão, Piauí, Ceará, Rio Grande do Norte, Paraíba, Pernambuco, Alagoas, Sergipe e Bahia, no período de 01/01/2004 a 29/08/2018, totalizando 14 anos de observações. Empregou-se o modelo de distribuição Weibull com dois componentes na modelagem das séries históricas, utilizando o algoritmo *Expectation Maximization* na procura pelos parâmetros ótimos da distribuição aos dados. O método *Multifractal Detrended Fluctuation Analysis* foi aplicado para verificação de persistência das séries ao longo do tempo e através de uma espacialização obtida com o *Inverse Distance Weighting* os resultados foram estimados nos locais onde não existem informações meteorológicas de vento. Os resultados obtidos indicam que as maiores médias de velocidade do vento encontram-se nos estados do Rio Grande do Norte, Paraíba e Pernambuco, enquanto as menores ocorrem em parte da Bahia, do Piauí e do Maranhão. Os maiores registros de velocidade média ocorrem entre as 10 horas e as 20 horas de cada dia em todas as estações. Verificou-se ainda que os ventos persistentes foram encontrados em todas as estações analisadas, os quais exibiram comportamento multifractal com causas na função densidade de probabilidade dos dados e nas correlações de longo alcance, exceto para os observados em Amargosa-BA, Jeremoabo-BA, Lençóis-BA, Brejo Grande-SE e Surubim-PE. Com esse estudo é possível identificar áreas propícias à instalação de parques eólicos em diferentes localidades da região Nordeste brasileira.

Keywords: sazonalidade, persistência, energia eólica, distribuição Weibull

1. Introdução

Para viabilidade da instalação de uma usina eólica são necessárias investigações com relação às condições da região que está sendo vista como promissora à geração de energia eólica, tais como a topografia da localidade, a temperatura e a umidade, entre outros. Podendo ser fortemente influenciado pelo relevo do local, características dos ventos como

direção e rajada são fundamentais para tomada de decisão sobre o posicionamento de aerogeradores e melhor aproveitamento da força dos ventos. Em particular, é essencial uma investigação prévia com relação às velocidades médias dos ventos para verificar se investimentos na localidade são cabíveis ao aproveitamento eólico. A utilização de energia oriunda da força dos ventos pode diminuir a dependência da utilização de energia das hidrelétricas, a qual ainda se mantém como principal matriz energética no Brasil [1]. Sendo substituída, a água pode ser aproveitada para consumo pela população, especialmente nos períodos de seca, como ocorreu em 2013 durante um longo período de estiagem no nordeste brasileiro. Nesta época, o lago do Sobradinho ficou com pouco volume de água em seu reservatório e uma alternativa adotada foi a utilização da energia gerada por ventos para economizar a água do lago na geração de energia. Esta iniciativa foi responsável pelo abastecimento médio de cerca de 30% da energia com uma fonte alternativa limpa e inesgotável [2]. Já em 2019, durante alguns períodos no mês de Agosto, os bons ventos na região Nordeste brasileira puderam suprir a demanda do abastecimento energético nordestino, batendo recorde de produção ao chegar a cerca de 89% do percentual de carga gerada [3].

Nesse sentido, ferramentas estatísticas vêm sendo adotadas como forma auxiliar na determinação dos possíveis locais para instalação de parques eólicos, como os modelos de distribuição de probabilidade utilizados no ajuste de séries históricas de velocidade do vento na China [4], Suíça [5], Irã [6], Marrocos [7], Nepal [8], Nigéria [9], Ruanda [10] e Estados Unidos [11]. Entre os diversos modelos existentes, as misturas de distribuições têm ganhado destaque, pois possuem a capacidade de modelar bases de dados bimodais [12], como o resultado obtido com a distribuição Weibull com dois componentes aos dados de ventos do Sri Lanka, em comparação aos resultados obtidos com as distribuições Lognormal, Gamma, misturas de Gamma e Weibull e Lognormal e Weibull, por exemplo [13].

Outra informação relevante entre os conhecimentos prévios acerca das possíveis regiões aptas a receberem uma usina eólica trata-se da persistência no regime dos ventos, ou seja, se o comportamento eólico se repete ao longo do tempo. Tal conhecimento pode ser adquirido a partir de uma análise multifractal. A metodologia *Multifractal Detrended Fluctuation Analysis* possui aplicação em diferentes áreas da ciência, como na análise da concentração de poluentes do ar [14], com dados pluviométricos [15] e, também, para séries de velocidade do vento [16, 5].

Diante disso, neste artigo foram analisadas bases de dados de velocidade do vento na região Nordeste brasileira com o objetivo de verificar o comportamento destas séries. Buscou-se realizar o ajuste do modelo de distribuição Weibull com cinco parâmetros aos dados e, posteriormente, verificar se há persistência nelas ao longo do tempo. Essas investigações em torno do comportamento estocástico dos ventos podem contribuir para a estimação do potencial eólico nos Estados do nordeste brasileiro e avaliar se a produção eólica pode ser constante no decorrer do tempo.

O restante deste artigo está estruturado na forma como segue. A seção 2 apresenta os dados utilizados e a descrição de cada metodologia empregada. A seção 3 exhibe os resultados alcançados e as discussões. Já a seção 4 aponta as principais conclusões obtidas.

2. Dados e Metodologia

2.1. Dados

A base de dados utilizada no presente estudo foi obtida junto ao Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), com medições horárias em m/s , no período compreendido entre 01 de Janeiro de 2004 a 29 Setembro de 2018, totalizando mais de 120 mil horas de observações de velocidade do vento. Tais observações correspondem às informações coletadas em 136 estações meteorológicas distribuídas em diferentes localidades da região Nordeste do Brasil, como pode-se verificar na Figura 1. Na Tabela 1 estão indicadas as latitudes e longitudes dos municípios aqui estudados.

A área geográfica em estudo abrange aproximadamente $1.561.177,8 \text{ km}^2$, isto representa 18,3% do território brasileiro, que possui um total de nove estados: Maranhão (MA), Piauí (PI), Ceará (CE), Rio Grande do Norte (RN), Paraíba (PB), Pernambuco (PE), Alagoas (AL), Sergipe (SE) e Bahia (BA), com uma população total estimada em 53.081.950 habitantes. A velocidade do vento médio anual desta região medida em uma altitude de 10 m está entre 0,5 e 5,5 m/s [17].

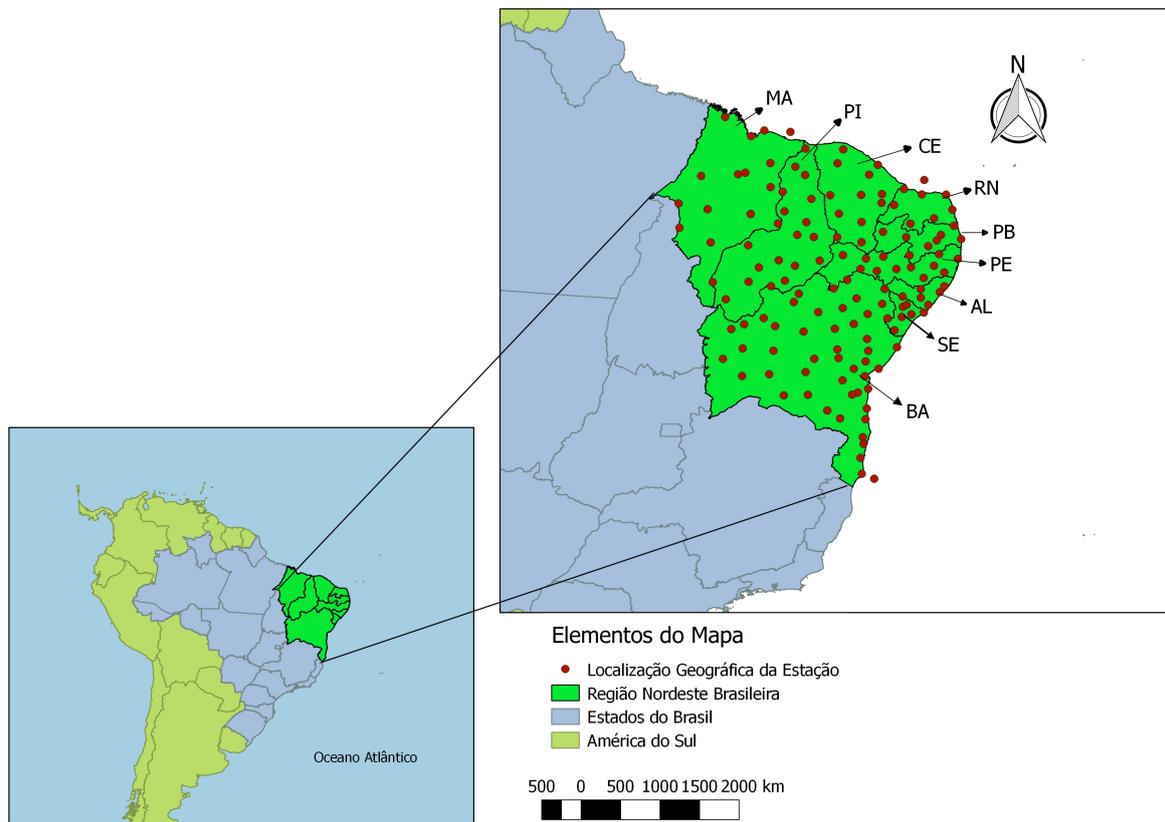


Fig. 1. Distribuições geográficas das estações distribuídas ao longo dos nove estados da região Nordeste brasileira.

Tabela 1: Localização geográfica das estações distribuídas na região Nordeste brasileira.

Município	Estado	Latitude	Longitude	Município	Estado	Latitude	Longitude
Patos	PB	-7,07984	-37,2728	Belmonte	BA	-16,088	-39,2154
Campina Grande	PB	-7,22557	-35,9048	Bom Jesus da Lapa	BA	-13,2511	-43,4054
João Pessoa	PB	-7,16341	-34,8156	Brumado	BA	-14,1819	-41,6723
Cabaceiras	PB	-7,48321	-36,2865	Burutirama	BA	-10,7229	-43,6512
Areia	PB	-6,97545	-35,7181	Caravelas	BA	-17,7394	-39,2586
Monteiro	PB	-7,89447	-37,1247	Conde	BA	-12,0358	-37,6839
São Gonçalo	PB	-6,83578	-38,3116	Carretinha	BA	-13,3324	-44,6174
Camaratuba	PB	-6,56181	-35,1353	Cruz das Almas	BA	-12,6754	-39,0896
Arco Verde	PE	-8,43354	-37,0555	Curaca	BA	-9,0013	-39,9124
Cabrobó	PE	-8,504	-39,3153	Delfino	BA	-10,4549	-41,207
Caruaru	PE	-8,36515	-36,0285	Euclides da Cunha	BA	-10,5372	-38,9966
Floresta	PE	-8,59879	-38,5841	Feira de Santana	BA	-12,1962	-38,9674
Garanhuns	PE	-8,91095	-36,4934	Guanambi	BA	-14,2081	-42,7496
Ibirimirim	PE	-8,50955	-37,7116	Ibotirama	BA	-12,1931	-43,2134
Ouricuri	PE	-7,88583	-40,1027	Ipiau	BA	-14,1713	-39,6926
Palmares	PE	-8,66667	-35,5679	Irece	BA	-11,329	-41,8645
Petrolina	PE	-9,38832	-40,5233	Itaberaba	BA	-12,5241	-40,2997
Rerife	PE	-8,05928	-34,9592	Itapetinga	BA	-15,2446	-40,2296
Serra Talhada	PE	-7,95428	-38,2951	Itirucu	BA	-13,5278	-40,1198
Surubim	PE	-7,83963	-35,8011	Jacobina	BA	-11,2051	-40,465
Apodi	RN	-5,62656	-37,815	Jeremoabo	BA	-10,0807	-38,3459
Caico	RN	-6,46747	-37,0849	Lençóis	BA	-12,5579	-41,3888
Calcanhar	RN	-5,15993	-35,4876	Macaçuba	BA	-12,1317	-40,3542
Macau	RN	-5,15104	-36,5731	Marau	BA	-13,9069	-38,9722
Mossoró	RN	-4,90409	-37,3669	Paulo Afonso	BA	-9,41097	-38,2359
Natal	RN	-5,83719	-35,2079	Piata	BA	-13,1557	-41,7741
Santa Cruz	RN	-6,22792	-36,0266	Porto Seguro	BA	-16,389	-39,1824
Aracaú	CE	-3,12107	-40,0873	Queimadas	BA	-10,9846	-39,617
Barbalha	CE	-7,30093	-39,2711	Remanso	BA	-9,62569	-42,0772
Campos Sales	CE	-7,07773	-40,3627	Salvador	BA	-13,0055	-38,5058
Crateús	CE	-5,18664	-40,6721	Santa Rita de Cassia	BA	-11,0028	-44,525
Fortaleza	CE	-3,8157	-38,5378	Serrinha	BA	-11,6646	-39,0229
Guaramiranga	CE	-4,26135	-38,9311	Uaua	BA	-9,83362	-39,4956
Iguatu	CE	-6,39638	-39,2689	Una	BA	-15,2802	-39,0913
Morada Nova	CE	-5,13664	-38,3566	Valença	BA	-13,3436	-39,1267
Quixeramobim	CE	-5,17457	-39,2894	Vitoria da Conquista	BA	-14,8864	-40,8013
Sobral	CE	-3,74818	-40,3457	Alto Parnaíba	MA	-9,1082	-45,932
Tauá	CE	-6,01747	-40,2813	Barra do Corda	MA	-4,24306	-44,795
Alvorada do Gurgueia	PI	-8,4416	-43,8654	Buriticupu	MA	-4,3206	-46,4495
Bom Jesus do Piauí	PI	-9,08325	-44,3265	Caxias	MA	-4,82135	-43,3437
Canto do Buriti	PI	-8,11794	-42,9757	Chapadinha	MA	-3,74267	-43,3521
Caracol	PI	-9,28588	-43,3244	Colinas	MA	-6,03317	-44,2334
Castelo do Piauí	PI	-5,34923	-41,5123	Estreito	MA	-6,65327	-47,4182
Esperantina	PI	-3,90194	-42,2339	Farol de Santana	MA	-2,27081	-43,624
Gilbués	PI	-9,8752	-45,3458	Grajaú	MA	-5,81609	-46,1622
Oreiras	PI	-6,97414	-42,1468	Imperatriz	MA	-5,55572	-47,4598
Parnaíba	PI	-3,08666	-41,7831	Preguicas	MA	-2,33333	-42,4545
Paulistana	PI	-8,13229	-41,1429	São Luis	MA	-2,52677	-44,2136
Picos	PI	-7,07102	-41,404	Turialva	MA	-1,66122	-45,3726
Piripiri	PI	-4,27605	-41,7946	Arapiraca	AL	-9,80455	-36,6192
São João do Piauí	PI	-8,36498	-42,2504	Cururipe	AL	-10,1285	-36,2863
São Pedro do Piauí	PI	-5,91103	-42,7187	Maceio	AL	-9,55117	-35,7702
São Raimundo Nonato	PI	-9,03321	-42,7011	Palmares dos índios	AL	-9,42033	-36,6204
Teresina	PI	-5,03477	-42,8013	Pao de açúcar	AL	-9,74922	-37,4308
Uruçuí	PI	-7,44142	-44,3451	Sao Luiz do Quitunde	AL	-9,28748	-35,5659
Valença do Piauí	PI	-6,39927	-41,74	Brejo Grande	SE	-10,474	-36,4821
Abrolhos	BA	-17,963	-38,7033	Itabaiana	SE	-10,6718	-37,4715
Amargosa	BA	-13,0095	-39,6169	Itabaianinha	SE	-11,2725	-37,795
Barra	BA	-11,0849	-43,139	Poço Verde	SE	-10,738	-38,1084

2.2. Mistura de distribuições de probabilidade

Devido ao comportamento não-linear e complexo das séries de velocidade do vento [18], torna-se difícil especificar uma distribuição ótima que realize a modelagem destas séries de forma abrangente [19, 20]. Entretanto, atualmente as misturas de distribuições têm sido uma opção de sucesso, às quais tendem a apresentar bons ajustes às frequências observadas.

É possível obter-se uma mistura de distribuições a partir da composição linear de duas ou mais funções densidade de probabilidade (fdp). A equação a seguir exprime a formulação matemática de uma distribuição mista [12]

$$f(v; w, \theta) = \sum_{i=1}^d w_i f_i(v; \theta_i), \quad (1)$$

em que d é a quantidade de componentes, w_i são os pesos de cada mistura, de forma que $\sum_{i=1}^d w_i = 1$, θ_i são os parâmetros da i -ésima distribuição e $f_i(v; \theta_i)$ são as distribuições independentes dos i -ésimos componentes. Após a realização da mistura de duas distribuições, obtém-se a expressão abaixo:

$$f(v; w, \theta_1, \theta_2) = w f_1(v; \theta_1) + (1 - w) f_2(v; \theta_2), \quad (2)$$

em que o valor de w deve estar no intervalo $0 < w < 1$ e os vetores de parâmetros θ_1 e θ_2 correspondem ao primeiro e segundo componentes da distribuição.

2.3. Mistura de duas distribuições Weibull

Em particular, propondo-se a combinação de dois modelos de distribuição Weibull, uma com dois parâmetros e outra com três parâmetros, a expressão que pode ser visualizada na Eq. 3 é obtida [21].

$$f_{f_{2,2}}(v) = p \frac{\alpha_1}{\beta_1} \left(\frac{v}{\beta_1} \right)^{\alpha_1 - 1} \exp \left(- \left(\frac{v}{\beta_1} \right)^{\alpha_1} \right) + (1 - p) \frac{\alpha_2}{\beta_2} \left(\frac{v}{\beta_2} \right)^{\alpha_2 - 1} \exp \left(- \left(\frac{v}{\beta_2} \right)^{\alpha_2} \right), \quad (3)$$

em que v é a velocidade do vento média horária (em m/s) maior que zero, p e $1 - p$ são os pesos dados a distribuição, α_1 e α_2 são parâmetros de forma e β_1 e β_2 são parâmetros de escala. Este modelo de distribuição é conhecido como distribuição Weibull de cinco parâmetros (Weibull-5p).

2.4. Algoritmo Expectation Maximization

A escolha do método ótimo para estimação de parâmetros pode evitar problemas de convergência e assegura menor risco de obtenção de falsas estimativas. O algoritmo *Expectation Maximization* (EM) é um método iterativo utilizado para estimativa de parâmetros a partir de uma abordagem com máxima verossimilhança [22]. Para modelos de misturas de distribuição, o algoritmo EM tem sido aplicado com êxito [23].

Para maximização de uma função na forma

$$g(\theta) = \log \left(\sum_{i=1}^n \theta_i \right), \quad (4)$$

em que $\theta^\top = (\theta_1, \dots, \theta_n) \in \mathbb{R}_+^n$, a minorização de g em $\psi \in \mathbb{R}_+^n$ pode ser realizada por um minorizador de desigualdade de Jensen [24], como

$$Q(\theta; \psi) = \sum_{i=1}^n \tau_i(\psi) \log(\theta_i) - \sum_{i=1}^n \tau_i(\psi) \log \tau_i(\psi), \quad (5)$$

em que $\tau_i(\psi) = \psi_i / \sum_{j=1}^n \psi_j$.

Sendo $\mathbb{S}_n = \{ \mathbf{s}^\top = (s_1, \dots, s_n) : s_i \geq 0 \text{ para todo } i \in [n], \sum_{i=1}^n s_i = 1 \}$, em que $(\cdot)^\top$ é o operador de transposição e $[n] = 1, \dots, n$, a expressão da Eq. 6 é obtida a partir da aplicação da Eq. 5 na razão de verossimilhança na r -ésima iteração do algoritmo.

$$\begin{aligned} Q(\alpha; \alpha^{r-1}) &= \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^n \tau_i(x_k; \alpha^{r-1}) \log \left[\alpha_i \prod_{j=1}^d w_{ij} \phi(w_{ij} x_{kj} - w_{ij} y_{kj}) \right] \\ &\quad - \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^n \tau_i(x_k; \alpha^{r-1}) \log \tau_i(x_k; \alpha^{r-1}) \end{aligned} \quad (6)$$

em que $x_k^\top = (x_{k1}, \dots, x_{kd})$ e $\tau_i(x; \alpha) = \frac{\alpha_i \prod_{j=1}^d w_{ij} \phi(w_{ij} x_j - w_{ij} y_{ij})}{\sum_{k=1}^n \left[\alpha_k \prod_{j=1}^d w_{kj} \phi(w_{kj} x_j - w_{kj} y_{kj}) \right]}$.

Com um vetor de solução $\alpha^* \in \mathbb{S}_n$, em que $\nabla Q(\alpha^*; \alpha^{r-1}) = 0$, é possível encontrar a r -ésima iteração. Assim, obtém-se a solução $\alpha^{*\top} = (\alpha_1^*, \dots, \alpha_n^*)$, em que $\alpha_i^* = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \tau_i(x_k; \alpha^{r-1})$. Com $\alpha^r = \alpha^*$ define-se o algoritmo em cada iteração $r \in \mathbb{N}$ até que algum critério de parada seja alcançado, como número máximo de iterações, por exemplo. A iteração final é então dita ser o Estimador de Máxima Verossimilhança (EMV) $\hat{\alpha}_N$.

2.5. Multifractal Detrended Fluctuation Analysis

O método *Multifractal Detrended Fluctuation Analysis* (MFDFA) foi proposto originalmente no ano de 2002 com o objetivo de analisar séries temporais não-estacionárias [25]. Esta técnica mostrou-se ser uma poderosa ferramenta na análise de componentes em diferentes escalas em séries temporais. Nos últimos anos, o MFDFA vem sendo bastante aplicado em diferentes tipos de fenômenos, tais como: séries temporais meteorológicas [26], temperatura do ar [27], em aplicações financeiras [28, 29, 30, 31], oxigênio na atmosfera [32], fluxo de tráfego aéreo [33], incêndios florestais no Brasil [34] e em séries de velocidade do vento [35]. A implementação do método MFDFA consiste em cinco passos [25]:

Primeiro passo: Integrar a série temporal x_k formando uma nova série de observações $y(k) = \sum_{i=1}^k [x_i - \bar{x}]$, onde \bar{x} é o valor médio de x_i e $k = 1, \dots, N$.

Segundo passo: Dividir a série temporal y_k em $N_s = \text{int}(N/s)$ segmentos não sobrepostos iguais (s), iniciando as divisões por cada uma das duas extremidades da base de dados e obtendo $2N_s$ segmentos.

Terceiro passo: Utilizar mínimos quadrados para calcular a tendência local para cada um dos segmentos gerados no passo anterior e especificar a variação correspondente através das Eqs. 7 e 8.

$$F^2(v, s) \equiv \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s \{Y[(v-1)s+i] - y_v(i)\}^2, \quad v = 1, 2, \dots, N_s \quad (7)$$

e

$$F^2(v, s) \equiv \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s \{Y[N - (v - N_s)s + i] - y_v(i)\}^2, \text{ para } v = N_s + 1, \dots, 2N_s \quad (8)$$

em que v é cada segmento e $y_v(i)$ é o polinômio de ajuste no seguimento v .

Quarto passo: Calcular a média de todos os segmentos e determinar a função de flutuação segundo a expressão a seguir.

$$F_q(s) \equiv \left\{ \frac{1}{2N_s} \sum_{v=1}^{2N_s} [F^2(v, s)]^{\frac{q}{2}} \right\}^{\frac{1}{q}}, \quad (9)$$

em que, em geral, o índice $q \in \mathbb{R}^*$.

Quinto passo: Observar os gráficos das funções de flutuação log-log $F_q(s)$ contra s para cada valor de q e inferir sobre o comportamento de escala de $F_q(s)$. Para grandes valores de s , se a série x_i for correlacionada a uma lei de potência de longo alcance, ela aumentará como uma lei de potência, ou seja, $F_q(s) \sim s^{h(q)}$. De forma geral, o expoente $h(q)$, conhecido como Expoente de Hurst generalizado, pode depender de q . Se $q = 0$, então $h(0) = \lim_{h \rightarrow 0} h(q)$ e é determinado por meio de médias logarítmicas com o auxílio da expressão abaixo.

$$F_0(s) \equiv \exp \left\{ \frac{1}{4N_s} \sum_{v=1}^{2N_s} \ln [F^2(v, s)] \right\} \sim s^{h(0)} \quad (10)$$

Nos casos em que $h(q)$ depende de q e, de forma monotônica, decresce enquanto q aumenta, conclui-se que a série é multifractal. Por outro lado, quando $h(q)$ independe de q , conclui-se que se trata de uma série mono-fractal. Assim, é possível caracterizar o comportamento de escala dos subconjuntos da série: para valores negativos de q , $h(q)$ caracteriza o comportamento de escala de subconjuntos da série com pequenas flutuações, enquanto para valores positivos de q , $h(q)$ caracteriza o comportamento de escala daqueles que apresentam grandes flutuações [25]. Dentre os parâmetros multifractais que podem caracterizar a multifractalidade em uma série, destacam-se [34, 36]:

- Expoente de Rényi $\tau(q)$ - Relacionando a função de partição da Eq. 11 com a relação do expoente de Rényi e o expoente de Hurst da Eq. 12, é possível concluir que se trata de processo monofractal quando existe dependência linear entre $\tau(q)$ e q . Um comportamento multifractal é indicado pela não linearidade nesta relação.

$$Z_q(s) = \sum_{v=1}^{v=n_s} |y_{(vs)} - y_{(v-1)s}|^q \sim S^{\tau(q)} \quad (11)$$

$$\tau_q = qh_q - 1 \quad (12)$$

- Espectro da singularidade ou espectro multifractal $f(\alpha)$ - Obtém-se o espectro da série, conforme exibido na Eq. 13, relacionando-o com $h(q)$ a partir da transformada de Legendre $\alpha = h(q) + q \frac{dh(q)}{dq}$, em que α representa o poder de singularidade.

$$f(\alpha) = q(\alpha - h(q)) + 1 \quad (13)$$

Após um ajuste polinomial, a caracterização da complexidade do processo multifractal pode ser feita com o auxílio dos parâmetros apresentados a seguir [37].

- Posição do máximo do espectro (α_0) - valores pequenos de α_0 denotam mais regularidade no processo. Se $\alpha_0 < 0,5$ a série é dita anti-persistente, se $\alpha_0 > 0,5$ a série é dita persistente e se $\alpha_0 = 0$ a série é dita aleatória;
- Assimetria (r) - obtido pela expressão $r = (\alpha_{max} - \alpha_0) / (\alpha_0 - \alpha_{min})$. Se $r = 1$ diz-se que há simetria na série, se $r < 1$ observa-se assimetria à esquerda e se $r > 1$ caracteriza-se assimetria à direita. Isto significa maior contribuição das grandes flutuações no caso da assimetria à direita e maior contribuição das pequenas flutuações no caso da assimetria à esquerda;
- Largura do espectro (w) - dado por $\alpha_{max} - \alpha_{min}$. É mensurado através da amplitude de α : quanto maior a largura do espectro, mais forte é a multifractalidade presente no processo.

Graficamente, uma série multifractal é descrita por uma curva $f(\alpha)$ com forma côncava para baixo, em que o ponto de máximo indica o valor do expoente de Hurst generalizado - obtido em séries temporais estacionárias. Já em séries monofractais, o espectro de singularidade é representado por apenas um ponto [38].

Com relação às causas que podem explicar a existência de multifractalidade em uma série temporal, mencionam-se:

- A função densidade de probabilidade da série analisada.
- A existência de correlações de longo alcance tanto para pequenas como para grandes flutuações.

A randomização da série é recomendada como forma auxiliar à identificação sobre as causas da multifractalidade no processo. A largura do espectro em séries randomizadas tende a ser menor à medida em que aumenta a presença de multifractalidade. Quando as causas dos itens *i.* e *ii.* estão, conjuntamente, presentes em uma série, a multifractalidade da série original será maior do que na série randomizada.

No caso das séries de velocidade do vento, o MFDFA pode informar se o conjunto de dados analisado apresenta persistência durante um determinado período, isto é, se a velocidade média dos ventos é constante ao longo de um dado intervalo de tempo. Esta informação pode auxiliar no processo de decisão sobre a instalação de usinas eólicas em uma região.

2.6. Inverse Distance Weighting

Dentre os métodos de interpolação existentes, o *Inverse Distance Weighting* tem se destacado, uma vez que o mesmo não necessita de conjecturas subjetivas ou pre-modelagens, bem como é relativamente simples de implementar [39]. Originalmente, o IDW foi proposto como o objetivo de resolver problemas bidimensionais. Contudo, posteriormente, foi adaptado à resolução de problemas multidimensionais [40].

Baseia-se no propósito de quanto mais próximo estiver o valor estimado do real, maior será a influência sobre o valor previsto dos mais distantes. A equação matemática do IDW pode ser expressa por

$$W_k = \frac{1}{d_k^p}, \quad (14)$$

em que d é a distância euclidiana entre os valores estimados das k -ésimas estações e p é o parâmetro de potência exponencial. Em geral, define-se $p = 2$ [41].

3. Resultados e Discussões

A partir da estatística descritiva de média e desvio padrão das 136 estações meteorológicas estudadas, foi realizada a espacialização das informações para toda a região Nordeste brasileira utilizando o método *Inverse Distance Weighting*. A Fig. 2 exibe a representação gráfica obtida. As maiores médias de velocidade do vento foram encontradas na parte litorânea do estado do Rio Grande do Norte e nas estações Areia-PB, Uauá-BA e Guanambi-BA (pintadas de amarelo). Comparando os estados entre si, observou-se que as velocidades médias dos ventos nos estados do Rio do Grande do Norte, da Paraíba e do Pernambuco foram superiores às dos demais. No Piauí, quinto maior produtor de energia eólica no Brasil no final de 2018 [42], as maiores médias de velocidade do vento estão distribuídas na parte Norte e Sudeste do estado. Para os estados de Sergipe e Alagoas, as médias variaram em grande parte entre 2,0 e 3,2 m/s .

Por outro lado, no Maranhão, as maiores médias de vento ficaram concentradas no litoral do nordeste do estado. Devido, provavelmente, à proximidade com a floresta amazônica, o restante da região maranhense apresentou médias de velocidade abaixo de 3,0 m/s , velocidade insuficiente para interligar os subsistemas de geração de energia. Constatou-se ainda que quanto mais próxima a localização de um estado à linha do equador, maior a média horária de velocidade do vento na região, exceto para aquelas que se situam muito próximas à região amazônica. Investigando o desvio-padrão das séries, existem indícios de que a menor variabilidade dos dados ocorre no estado do Maranhão, na parte Sul da Bahia e no Centro-Norte do Piauí (ver Fig. 2b).

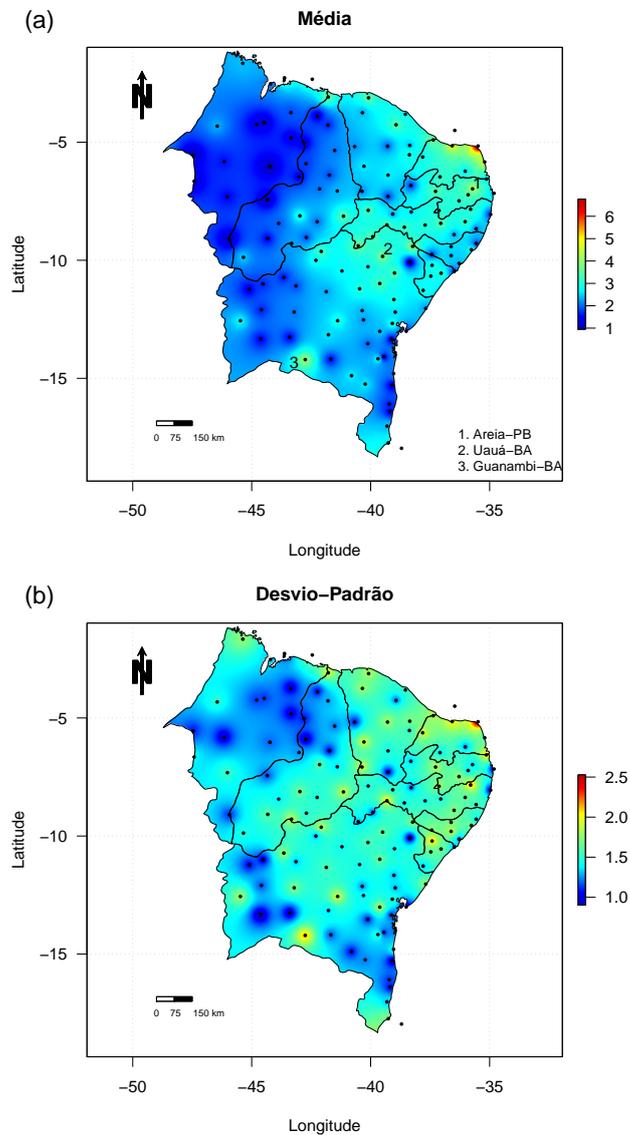


Fig. 2. Média (a) e desvio padrão (b) da velocidade média horária do vento no Nordeste do Brasil, no período de 01/01/2004 a 29/09/2018.

A Fig. 3 mostra os resultados do boxplot dos dados de velocidade do vento para as 24 horas em cada dia observado na estação de Petrolina e na estação de Recife, ambas em Pernambuco. Verificou-se que, em geral, a partir das 10 horas da manhã de cada dia, a velocidade média do vento nas estações começa a aumentar e embora no período da tarde as médias estejam diminuindo, até as 20 horas os valores médios obtidos são maiores do que nos outros horários. Tal comportamento pode ser devido ao aumento da temperatura neste horário: quando a temperatura aumenta, consequentemente a velocidade média do vento

aumenta ou vice-versa. A variabilidade das séries, avaliada pelos desvios-padrão (representados pelos pontos azuis nos gráficos), se manteve quase constante ao longo do tempo, apresentando apenas pequenas oscilações. Com isso, observa-se que entre as 10 horas e as 20 horas dos dias investigados pode haver melhor aproveitamento dos ventos para fins de produção de energia eólica. Esse fato foi identificado em todas as 136 estações meteorológicas, as quais apresentam diferentes condições geográficas e características climáticas. Similarmente, a relação entre a velocidade do vento e a temperatura foi examinada em outros trabalhos, como os picos de temperatura e os componentes cíclicos observados em diferentes locais na Suíça e na China em horários distintos [5, 43, 44].

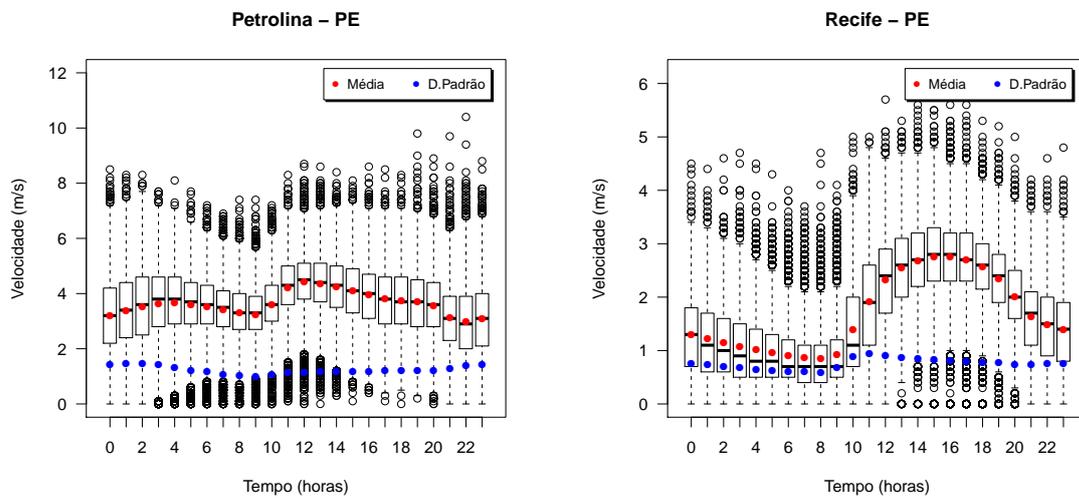


Fig. 3. Boxplot horário para Petrolina e Recife, Pernambuco.

Foram gerados os histogramas para todas as séries estudadas e realizado o ajuste da distribuição Weibull-5p, resultante da mistura de uma Weibull(α_1, β_1) e outra Weibull(α_2, β_2), com um peso p . Um exemplo dos resultados obtidos encontra-se na Fig. 4, para os dados das estações meteorológicas de Petrolina-PE e Recife-PE. Constatou-se que a distribuição adotada para a realização do ajuste conseguiu alcançar êxito na modelagem das séries unimodais e, também, das bimodais. Resultados semelhantes com o modelo de distribuição Weibull-5p foram observados em outros trabalhos [13, 45]. Os valores mínimos e máximos dos parâmetros de forma (α_1, α_2), de escala (β_1, β_2) e dos pesos w_1 e w_2 obtidos por estado do Nordeste encontram-se na Tabela 2. As estimativas desses valores foram obtidas utilizando o algoritmo *Expectation Maximization*. Na Tabela 4, no Apêndice, pode-se verificar com mais detalhes as estimativas dos parâmetros da distribuição Weibull-5p por estação estudada.

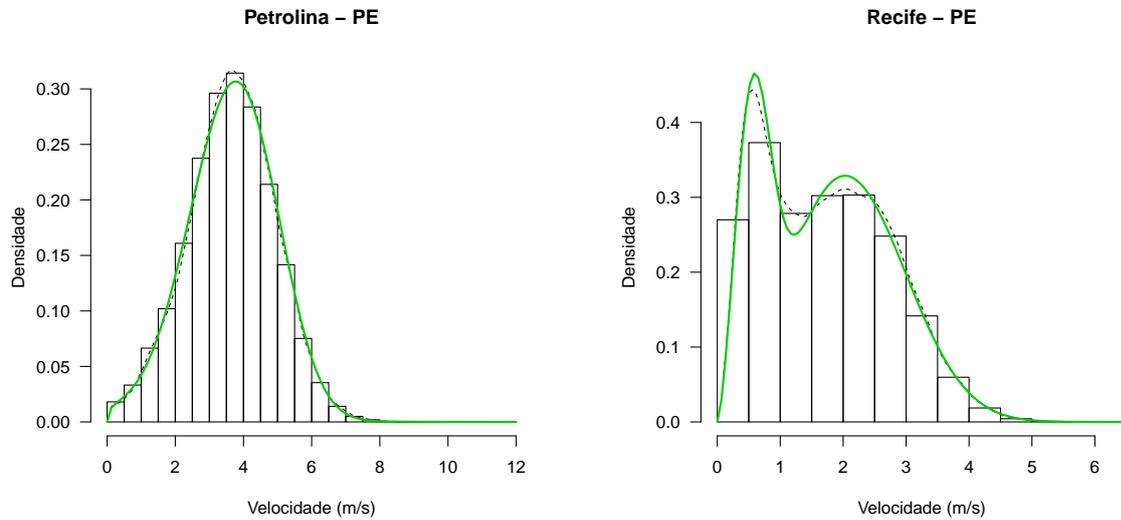


Fig. 4. Ajustes da distribuição Weibull-5p utilizando o algoritmo *Expectation-Maximization* às séries de velocidade média horária do vento, em Petrolina e Recife, Pernambuco.

Tabela 2: Parâmetros mínimos e máximos estimados da distribuição Weibull-5p em cada estado do Nordeste.

Estados		$\beta_1(m/s)$	$\beta_2(m/s)$	$\alpha_1(\text{distância})$	$\alpha_2(\text{distância})$	w_1	w_2
Pernambuco	min	0,559974	1,060098	0,965443	1,151371	0,063402	0,249601
	max	4,530332	4,498235	4,571154	3,502933	0,750399	0,936598
Paraíba	min	1,504365	2,429077	1,207645	2,71571	0,100478	0,236674
	max	4,793033	4,717773	2,891606	6,182441	0,763326	0,899522
Alagoas	min	1,186569	1,360932	1,186569	1,360932	0,30000	0,515328
	max	2,212482	3,637992	2,212482	3,637992	0,484672	0,700000
Bahia	min	0,310714	1,522241	1,12348	1,259015	0,053154	0,320183
	max	6,898418	6,261342	4,274849	3,171728	0,679817	0,946846
Sergipe	min	0,322462	2,432078	1,219897	1,799703	0,123509	0,65512
	max	3,155649	4,497847	2,873872	3,052092	0,34488	0,876491
Maranhão	min	0,131801	1,375159	1,076328	1,272949	0,056881	0,619862
	max	2,851587	4,398315	3,07158	4,516304	0,502122	0,943119
Ceará	min	0,497569	2,031887	1,150285	1,806629	0,155091	0,297632
	max	3,228893	5,634987	2,103365	5,223665	0,702368	0,844909
Piauí	min	0,150473	1,376661	1,136813	1,323856	0,085073	0,425931
	max	3,185628	5,333431	2,411228	3,895098	0,574069	0,914927
Rio Grande do Norte	min	1,203313	2,231378	1,203313	2,231378	0,066031	0,631977
	max	4,047106	5,04857	4,047106	5,04857	0,368023	0,933969

Após a estimação dos parâmetros da distribuição no ajuste às bases de dados das estações aqui estudadas, foi realizada uma espacialização das informações para toda a região Nordeste, onde é possível a visualização dos locais que apresentam menores e maiores estimativas para a velocidade do vento com os parâmetros de escala (β_1 e β_2), forma (α_1 e α_2) e peso na mistura do modelo de distribuição Weibull-5p (w_1 e w_2). Os resultados gráficos das espacializações são exibidos na Fig. 5 .

Nota-se que as velocidades dos ventos estimadas com o auxílio dos parâmetros β_1 e β_2 são mais altas na parte litorânea do estado do Rio Grande do Norte, conforme esperado dos resultados observados com os valores reais de velocidade do vento vistos na Fig. 2. As altas velocidades nessa localidade ocorrem, provavelmente, devido à influência dos ventos alísios provenientes do Oceano Atlântico no sentido sudeste, de acordo com a descrição das principais características apontadas por Barros et al. [46] ao estudar a sazonalidade da cidade de Natal, no litoral do Rio Grande do Norte. As altas velocidades de vento nesta região constituem uma particularidade determinante para que o estado seja atualmente o maior produtor de energia eólica do Brasil [42].

Por outro lado, o estado do Maranhão, que fica muito próximo à floresta Amazônica, exibiu menores valores na estimativa da velocidade horária dos ventos. Comportamento esperado por conta dessa proximidade entre as duas regiões. Verifica-se ainda que o estado de Alagoas apresenta velocidade máxima estimada em $3,64 m/s$, confirmando que se trata de uma localidade com baixo potencial esperado para geração de energia eólica.

Portanto, buscando as velocidades médias dos ventos somente na região Nordeste brasileira com auxílio das estimativas dos parâmetros da Weibull-5p obtidas, percebe-se que existem indícios de que os estados com maior potencial para produção de energia proveniente dos ventos são: Rio Grande do Norte, Bahia, Pernambuco, Paraíba, Ceará e Piauí. Desses estados, Rio Grande do Norte, Bahia e Ceará estão no topo do ranking de estados com maior geração de energia eólica do Brasil atualmente [47]. É importante destacar que o nordeste da Bahia e de Pernambuco, leste da Paraíba e litoral do Rio Grande do Norte exibem comportamento que favorece a possível instalação de aerogeradores e redes de distribuição de energia.

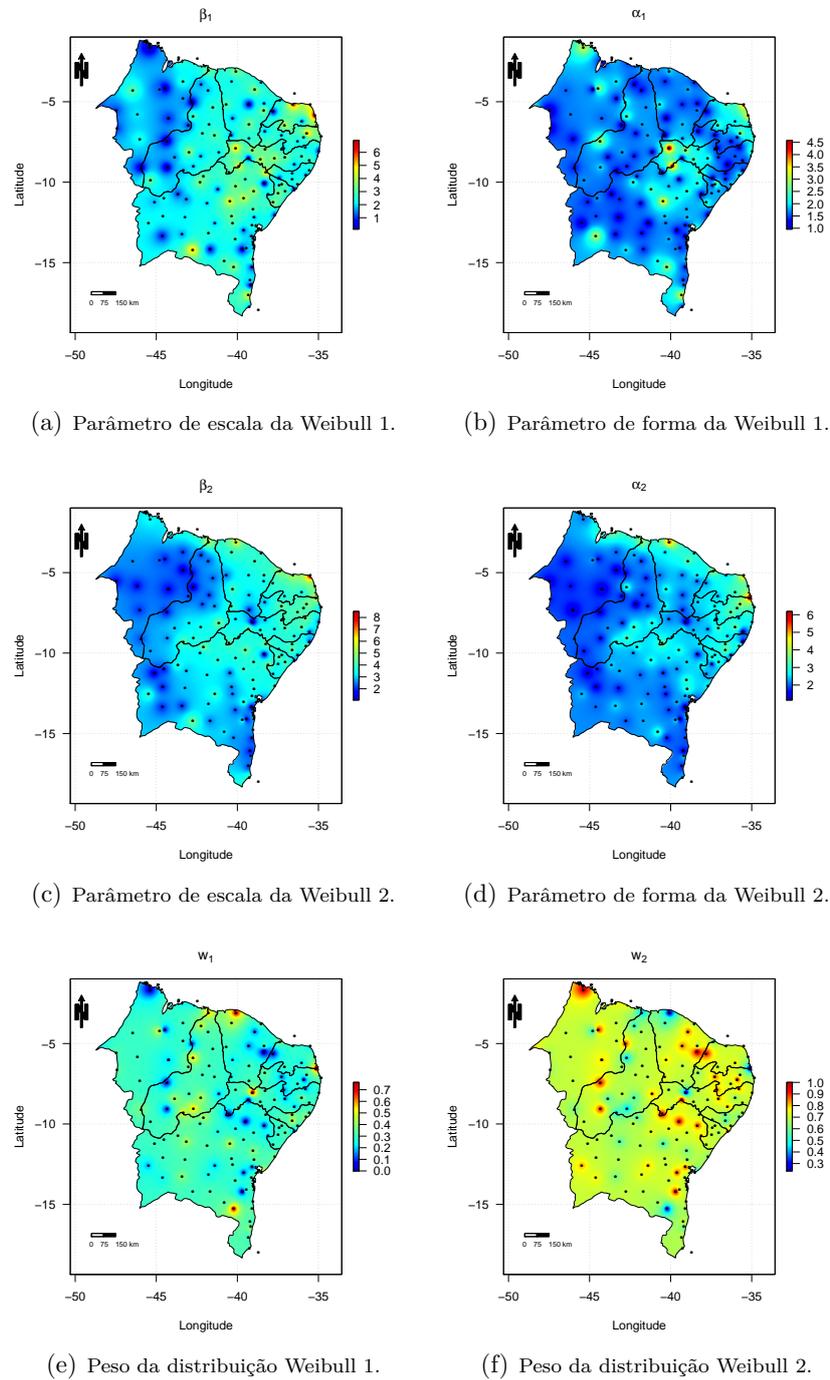


Fig. 5. Parâmetros estimados da Weibull-5p utilizando o método iterativo *Expectation Maximization* para as 136 estações meteorológicas analisadas.

Das 136 estações inicialmente estudadas, 17 delas não possuíam o mínimo de dois anos

de observações necessários a aplicação do método MF DFA e verificação de persistência do vento. Portanto, para investigar se o regime de ventos na região Nordeste brasileira tem o mesmo comportamento ao longo do tempo, passou-se a utilizar as informações das 119 estações meteorológicas com mais de dois anos de observações. Para isso, foi utilizado o pacote MF DFA do *software* estatístico R [48]. Analisando as séries de vento, foi observada a presença de oscilações. Para remoção das flutuações sazonais nas bases de dados, foi feito o cálculo das anomalias pela Eq. 15 [49].

$$\tilde{\phi}_{x_i} = \frac{(x_t - \bar{x}_t)}{\sigma}, \quad (15)$$

em que x_i é cada valor observado em determinada hora t , \bar{x}_t é a média da velocidade do vento em t e σ é o desvio padrão.

A Fig. 6 ilustra um exemplo de um plot de uma série original e sua respectiva série de anomalias após a retirada da sazonalidade, neste caso, para Petrolina-PE. A retirada do efeito da aleatoriedade é necessária, pois as séries de velocidade do vento são não-estacionárias e características do comportamento da velocidade média dos ventos podem ser melhor observadas, uma vez que as grandes flutuações encontradas aparecem em diferentes momentos.

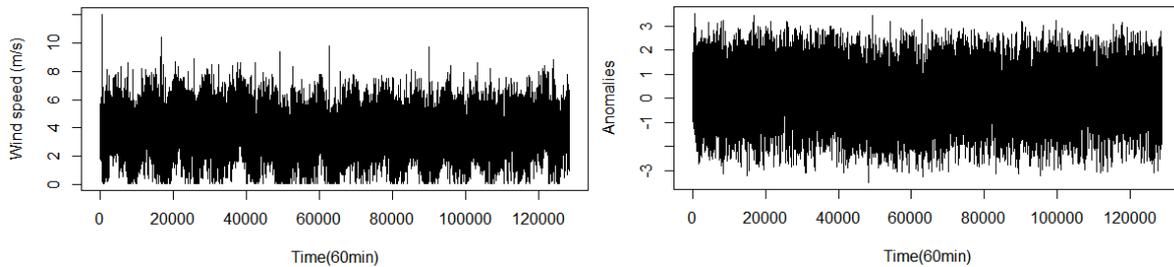


Fig. 6. À esquerda, série de velocidade do vento (em m/s) original e à direita, série temporal das anomalias da velocidade do vento (em m/s) de Petrolina-PE.

Em seguida, um polinômio do segundo grau foi utilizado no MF DFA, em janelas horárias de 10 a 32199 horas durante os 15 anos de observações investigados. A Fig. 7 ilustra os resultados encontrados para a estação de Petrolina no estado de Pernambuco. Com os valores de q variando de $-10, 0$ e 10 , as funções de flutuação (F_q) *versus* seguimentos (em horas) são apresentadas em escala logarítmica, exibindo comportamento linear e indicando processo de multifractalidade para as séries de velocidade do vento (ver Fig. 7A). O expoente de Hurst generalizado (h_q) corresponde a uma função decrescente, expondo flutuações multifractais de longo alcance (ver Fig. 7B). O expoente de Rényi (τ_q) apresenta comportamento não linear, evidenciando processo multifractal nas séries (ver Fig. 7C). Por fim, a forma côncava para baixo no gráfico do espectro multifractal revela que a velocidade do vento em Petrolina, de fato, pertence a processos multifractais. Observa-se ainda que $\alpha > 0,5$, demonstrando propriedades persistentes para a velocidade do vento na região no período estudado, ou seja, não existem mudanças bruscas nessas séries ao longo do tempo (ver Fig. 7D).

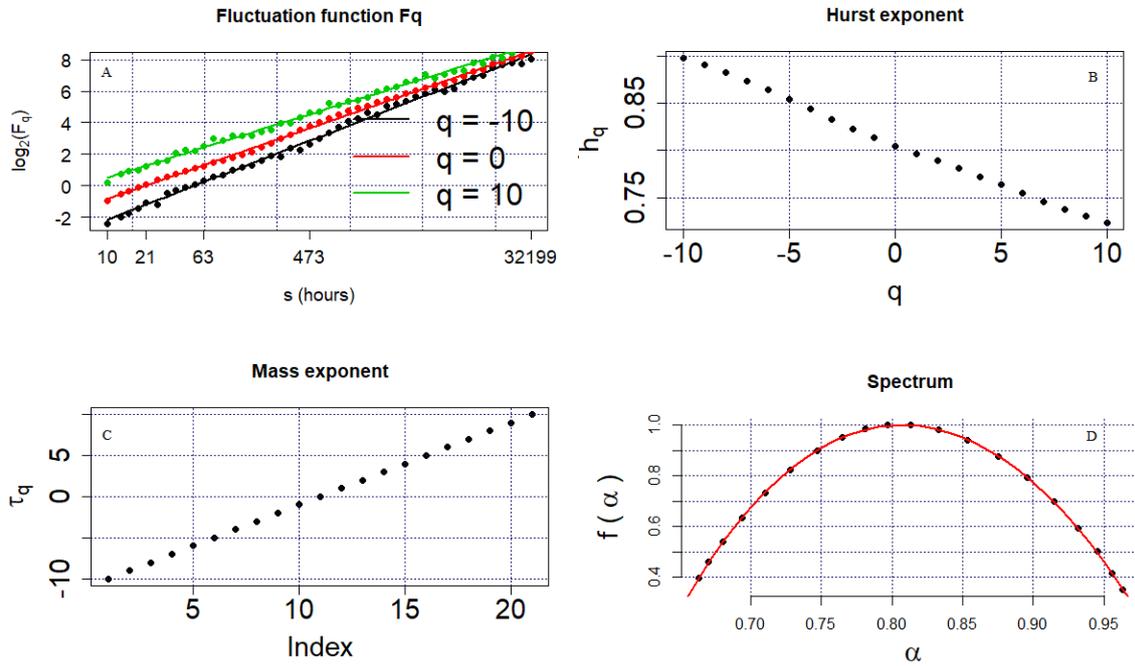


Fig. 7. Resultados obtidos com o MF DFA nas séries de velocidade do vento da estação meteorológica de Petrolina-PE: funções de flutuação para $q = -10$, $q = 0$ e $q = 10$; expoente de Hurst generalizado para cada q ; função τ_q e espectro multifractal.

Para caracterização da complexidade do processo multifractal em todas as 119 estações disponíveis, foram geradas séries randomizadas segundo a expressão $rand = 1000 * x_t$, em que $rand$ representa cada valor randomizado e x_t corresponde ao valor observado na série no horário t . Tanto para as séries de anomalias (*origi*) como para as séries randomizadas (*rand*) foram calculados os valores dos parâmetros de posição do máximo do espectro (α_0), largura do espectro (w) e assimetria do espectro (r), bem como a diferença da largura do espectro da série original e da série randomizada ($\Delta w = w_{origi} - w_{rand}$). Os resultados obtidos encontram-se na Tabela 3. Dentre eles, destacam-se Amargosa-BA, Jeremoabo-BA, Lençóis-BA e Brejo Grande-SE, os quais apresentaram os valores de w_{rand} muito próximos de zero. Isto indica que as correlações de longo alcance são causas de multifractalidade nessas séries de velocidade do vento. Em contrapartida, Surubim-PE apresentou $w_{rand} \approx w_{origi}$. Com isso, pode-se dizer que a função densidade de probabilidade é uma causa ao processo de multifractalidade nesta série. Para as demais, as causas de multifractalidade foram as correlações de longo alcance e a fdp dos dados.

Tabela 3: Parâmetros de complexidade do processo multifractal em cada estação estudada.

Municípios	Estados	α_{0origi}	w_{origi}	r_{origi}	α_{0rand}	w_{rand}	r_{rand}	Δw
Patos	PB	0,7584	0,2247	1,434453	0,4723	0,1549	1,043536	0,0698
Campina Grande	PB	0,7764	0,2652	1,402174	0,4776	0,1348	0,856749	0,1304
João Pessoa	PB	0,7648	0,1988	1,640106	0,467	0,155	1,366412	0,0438
Cabaceiras	PB	0,8017	0,2777	1,538391	0,4684	0,1294	0,817416	0,1483
Areia	PB	0,8089	0,287	1,645161	0,4634	0,1144	1	0,1726

Monteiro	PB	0,7429	0,2215	1,439427	0,48	0,1345	1,104851	0,087
São Gonçalo	PB	0,7429	0,2215	1,439427	0,4765	0,1307	0,968373	0,0908
Camaratuba	PB	0,7171	0,3094	1,363636	0,4814	0,1798	1,413423	0,1296
Arco Verde	PE	0,7633	0,2421	1,375859	0,4723	0,135	0,890756	0,1071
Cabrobó	PE	0,8142	0,22	1,696078	0,4883	0,1432	1,034091	0,0768
Caruaru	PE	0,7909	0,2915	1,362237	0,4838	0,1108	1,68932	0,1807
Floresta	PE	0,7657	0,202	1,236988	0,4606	0,158	0,644121	0,044
Garanhuns	PE	0,8867	0,368	1,965351	0,4605	0,2213	2,782906	0,1467
Ibirimirim	PE	0,7579	0,2537	1,615464	0,4833	0,1387	1,255285	0,115
Ouricuri	PE	0,7804	0,2803	1,35151	0,454	0,1587	1,306686	0,1216
Palmares	PE	0,6798	0,2523	1,351351	0,5001	0,135	1,014925	0,1173
Petrolina	PE	0,7966	0,3	1,245509	0,4893	0,1368	1,231648	0,1632
Recife	PE	0,8229	0,26	2,471295	0,4779	0,1762	1,377868	0,0838
Serra Talhada	PE	0,7752	0,2577	1,381701	0,4922	0,1524	1,234604	0,1053
Surubim	PE	0,8309	0,1567	1,638047	0,4666	0,1696	1,09901	-0,0129
Apodi	RN	0,7943	0,2763	1,289147	0,4768	0,1265	1,657563	0,1498
Caico	RN	0,7917	0,2181	1,335118	0,4862	0,154	0,871203	0,0641
Calcanhar	RN	0,8312	0,4344	5,591806	0,484	0,1557	1,138736	0,2787
Macau	RN	0,7972	0,2217	1,983849	0,4851	0,1565	1,072848	0,0652
Mossoró	RN	0,8389	0,2284	1,622273	0,4824	0,1197	1,271347	0,1087
Natal	RN	0,8262	0,3332	1,60924	0,4845	0,1598	1,204138	0,1734
Santa_Cruz	RN	0,7998	0,2502	1,266304	0,4778	0,1465	1,101865	0,1037
Acarauá	CE	0,844	0,3641	1,699036	0,4682	0,1361	1,249587	0,228
Barbalha	CE	0,779	0,2753	1,421284	0,4805	0,1621	0,884884	0,1132
Campos Sales	CE	0,8564	0,3307	2,37105	0,4906	0,1224	0,667575	0,2083
Cratetis	CE	0,7738	0,1871	1,278928	0,491	0,1463	0,551432	0,0408
Fortaleza	CE	0,8235	0,2497	2,037713	0,4912	0,1445	1,166417	0,1052
Guaramiranga	CE	0,8017	0,2789	1,866393	0,4873	0,1032	0,93985	0,1757
Iguatu	CE	0,7953	0,1975	1,283237	0,4739	0,1439	1,213846	0,0536
Morada Nova	CE	0,8282	0,2616	4,109375	0,4574	0,2525	2,262274	0,0091
Quixeramobim	CE	0,813	0,2305	2,670382	0,4729	0,1129	0,844771	0,1176
Sobral	CE	0,8038	0,2148	1,130952	0,4882	0,1303	1,094855	0,0845
Tauá	CE	0,7859	0,2087	1,641772	0,4767	0,1835	1,308176	0,0252
Alvorada do Gurgueia	PI	0,7029	0,2743	2,459016	0,4712	0,1402	1,067847	0,1341
Bom Jesus do Piauí	PI	0,754	0,2314	1,246602	0,4873	0,1627	1,324286	0,0687
Canto do Buriti	PI	0,7447	0,2371	1,585605	0,4741	0,147	1,022008	0,0901
Caracol	PI	0,7363	0,3065	1,612958	0,4658	0,1561	1,226819	0,1504
Castelo do Piauí	PI	0,7463	0,2794	1,587037	0,4803	0,1441	1,405676	0,1353
Esperantina	PI	0,7411	0,1976	1,596583	0,4616	0,1614	0,90106	0,0362
Gilbues	PI	0,7757	0,3115	1,452756	0,4765	0,1352	0,988235	0,1763
Oreiras	PI	0,7893	0,2079	1,264706	0,4832	0,1358	0,842605	0,0721
Parnaíba	PI	0,8215	0,2579	1,849724	0,4789	0,153	1,064777	0,1049
Paulistana	PI	0,8423	0,3282	1,922529	0,4926	0,1077	1,229814	0,2205
Picos	PI	0,7319	0,2327	1,352882	0,472	0,1547	1,54023	0,078
Piripiri	PI	0,7141	0,2116	1,156983	0,4684	0,1623	1,023691	0,0493
São João do Piauí	PI	0,7652	0,2572	1,394786	0,4816	0,1686	1,016746	0,0886
São Pedro do Piauí	PI	0,6786	0,1763	1,307592	0,4766	0,1242	1,317164	0,0521
São Raimundo Nonato	PI	0,7692	0,2489	1,341486	0,4842	0,1425	1,332242	0,1064
Teresina	PI	0,6683	0,2351	1,743291	0,4692	0,1309	1,170813	0,1042
Uruçuá	PI	0,8369	0,3157	1,939479	0,4898	0,1957	1,974164	0,12
Valença do Piauí	PI	0,7795	0,194	1,35723	0,4946	0,1516	1,350388	0,0424
Abrolhos	BA	0,7834	0,6429	1,975012	0,4658	0,15	1,392344	0,4929
Amargosa	BA	0,8051	0,2716	1,295858	0,4676	0,0959	0,639316	0,1757
Barra	BA	0,699	0,2682	1,534972	0,4916	0,1515	0,949807	0,1167
Belmonte	BA	0,7463	0,3709	1,628632	0,4743	0,154	1,238372	0,2169
Bom Jesus da Lapa	BA	0,7135	0,2717	1,247312	0,4802	0,1349	0,941007	0,1368
Brumado	BA	0,7983	0,2126	0,764315	0,4893	0,1193	0,584329	0,0933
Buritirama	BA	0,802	0,2418	1,200182	0,4932	0,1389	0,961864	0,1029
Caravelas	BA	0,7476	0,3855	1,660455	0,4682	0,1695	1,269076	0,216
Conde	BA	0,8756	0,2771	1,560998	0,4792	0,1042	0,480114	0,1729
Carretinha	BA	0,6886	0,2356	2,313643	0,4783	0,1484	1,265649	0,0872
Cruz das Almas	BA	0,7164	0,3232	1,390533	0,4824	0,1363	1,034328	0,1869
Curaca	BA	0,8122	0,327	2,516129	0,5052	0,1203	0,59127	0,2067
Delfino	BA	0,7531	0,2003	0,991054	0,4705	0,1237	0,577806	0,0766
Euclides da Cunha	BA	0,7522	0,2387	2,048531	0,4805	0,1095	0,471774	0,1292
Feira de Santana	BA	0,7217	0,2664	1,503759	0,4854	0,1414	1,352745	0,125
Guanambi	BA	0,7873	0,321	1,5039	0,4778	0,1226	1,106529	0,1984
Ibotirama	BA	0,7824	0,3002	1,248689	0,4636	0,1517	1,541039	0,1485
Ipiaú	BA	0,6967	0,2445	1,601064	0,4824	0,1467	1,324881	0,0978
Irecê	BA	0,7821	0,394	1,918519	0,4762	0,1374	1,180952	0,2566
Itaberaba	BA	0,7358	0,225	1,55102	0,4729	0,1557	1,25	0,0693
Itapetinga	BA	0,7073	0,2653	1,484082	0,4786	0,1416	1,040346	0,1237
Itiruçu	BA	0,7163	0,3033	1,295988	0,4648	0,1625	1,418155	0,1408
Jacobina	BA	0,7663	0,2543	1,447546	0,4696	0,1377	1,603025	0,1166
Jeremoabo	BA	0,7877	0,2922	4,662791	0,5035	0,0721	0,684579	0,2201
Lençóis	BA	0,7481	0,3355	1,050733	0,4617	0,094	0,930185	0,2415
Macaçuba	BA	0,7232	0,2687	1,405551	0,4787	0,1542	1,123967	0,1145
Marau	BA	0,7414	0,3469	1,359864	0,4761	0,1478	1,027435	0,1991
Paulo Afonso	BA	0,7875	0,302	2,424036	0,4834	0,1542	1,174894	0,1478
Piatã	BA	0,7263	0,3049	1,282186	0,4705	0,1547	1,255102	0,1502
Porto Seguro	BA	0,693	0,3823	1,449071	0,4888	0,1536	1,255507	0,2287
Queimadas	BA	0,7413	0,2267	1,393875	0,4793	0,1263	0,688503	0,1004
Remanso	BA	0,7797	0,2344	1,834341	0,4727	0,1491	0,729698	0,0853
Salvador	BA	0,8051	0,3959	1,304424	0,4805	0,1638	1,287709	0,2321
Santa Rita de Cassia	BA	0,6685	0,2623	1,167769	0,4857	0,1655	1,084383	0,0968
Serrinha	BA	0,71	0,2449	2,0086	0,4666	0,1548	0,831953	0,0901
Uaua	BA	0,8051	0,2089	1,116515	0,4627	0,1317	0,777328	0,0772
Una	BA	0,7752	0,2655	1,391892	0,4942	0,1359	0,856557	0,1296

Valença	BA	0,7339	0,2372	0,965203	0,4787	0,1521	0,705157	0,0851
Vitoria da Conquista	BA	0,7138	0,2727	1,000734	0,4808	0,1193	0,716547	0,1534
Alto Parnaíba	MA	0,7117	0,2576	1,24195	0,475	0,1744	1,20202	0,0832
Barra do Corda	MA	0,7014	0,217	2,312977	0,4854	0,1491	1,148415	0,0679
Buriticupu	MA	0,6753	0,2232	1,366914	0,4666	0,1178	0,943894	0,1054
Caxias	MA	0,6762	0,2344	1,512326	0,4645	0,1502	1,554422	0,0842
Chapadinha	MA	0,7075	0,2447	1,520082	0,4831	0,1472	1,082037	0,0975
Colinas	MA	0,7165	0,2208	1,458797	0,4864	0,1496	1,080668	0,0712
Estreito	MA	0,7431	0,294	2,652174	0,4649	0,232	1,788462	0,062
Farol de Santana	MA	0,8395	0,2831	1,483333	0,4917	0,151	1,274096	0,1321
Grajau	MA	0,6423	0,2556	1,242105	0,4974	0,1638	1,336662	0,0918
Imperatriz	MA	0,6468	0,2751	2,176674	0,4912	0,1222	0,699583	0,1529
Preguiças	MA	0,9015	0,4128	1,872651	0,4739	0,1738	1,737008	0,239
São Luís	MA	0,8101	0,2752	1,483755	0,4761	0,1342	1,100156	0,141
Turiçuá	MA	0,8551	0,3184	1,363771	0,4666	0,1775	1,299223	0,1409
Arapiraca	AL	0,7455	0,3728	1,363982	0,49	0,1654	1,232119	0,2074
Cururipe	AL	0,7713	0,3102	1,364329	0,4675	0,168	1,036364	0,1422
Maceió	AL	0,74	0,335	1,332869	0,4778	0,1497	1,036735	0,1853
Palmares dos Índios	AL	0,7994	0,265	1,474323	0,4786	0,1527	1,279104	0,1123
Pão de Açúcar	AL	0,8017	0,2233	2,388467	0,4743	0,1858	1,34596	0,0375
São Luiz do Quitunde	AL	0,7046	0,2669	1,04835	0,4673	0,1592	1,648918	0,1077
Brejo Grande	SE	0,7687	0,31	1,775291	0,4968	0,0954	0,881657	0,2146
Itabaiana	SE	0,7202	0,2905	1,381148	0,4762	0,1804	1,029246	0,1101
Itabaianinha	SE	0,7202	0,2905	1,381148	0,4767	0,141	1,238095	0,1495
Poço Verde	SE	0,7589	0,1992	1,468401	0,4518	0,1183	0,908065	0,0809

Com os valores dos parâmetros α , w , r e Δw para as séries originais e para as randomizadas, foi possível realizar a interpolação das informações para todos os estados do Nordeste brasileiro e gerar os mapas que podem ser visualizados nas Figs. 8, 9, 10 e 11 com os valores estimados. Com esses mapas torna-se possível informar sobre as regiões que apresentam características de maiores persistências nos ventos, exibindo graus mais elevados de complexidade nas séries, além de verificar as possíveis causas de multifractalidade presentes.

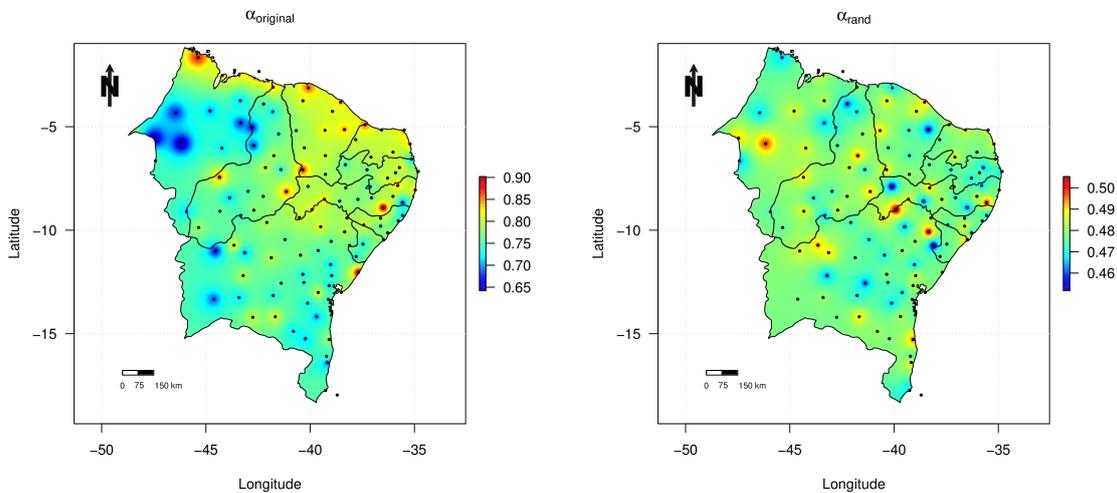


Fig. 8. À esquerda, parâmetro α_0 da série original e à direita, α_0 da série randomizada para as 119 estações.

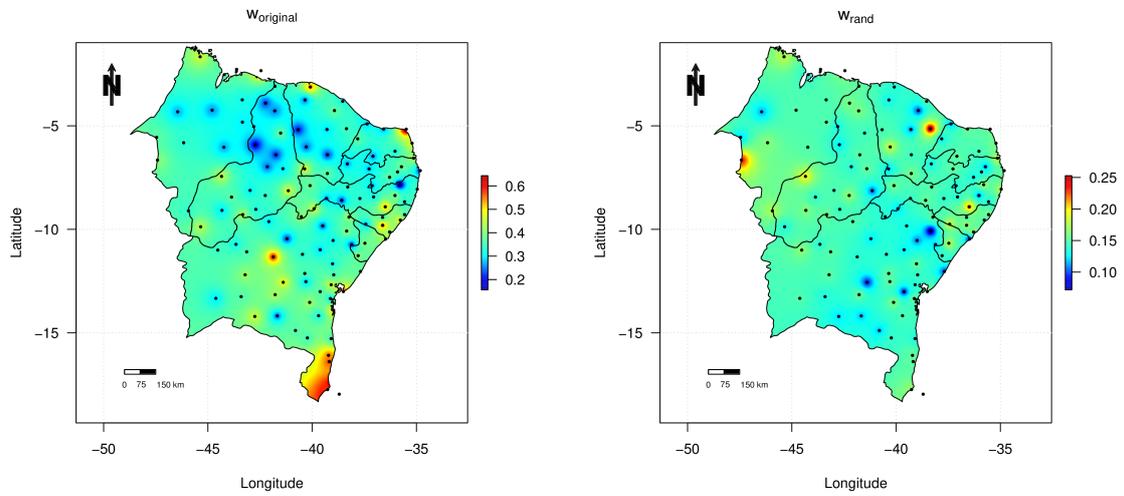


Fig. 9. À esquerda, parâmetro w da série original e à direita, w da série randomizada para as 119 estações.

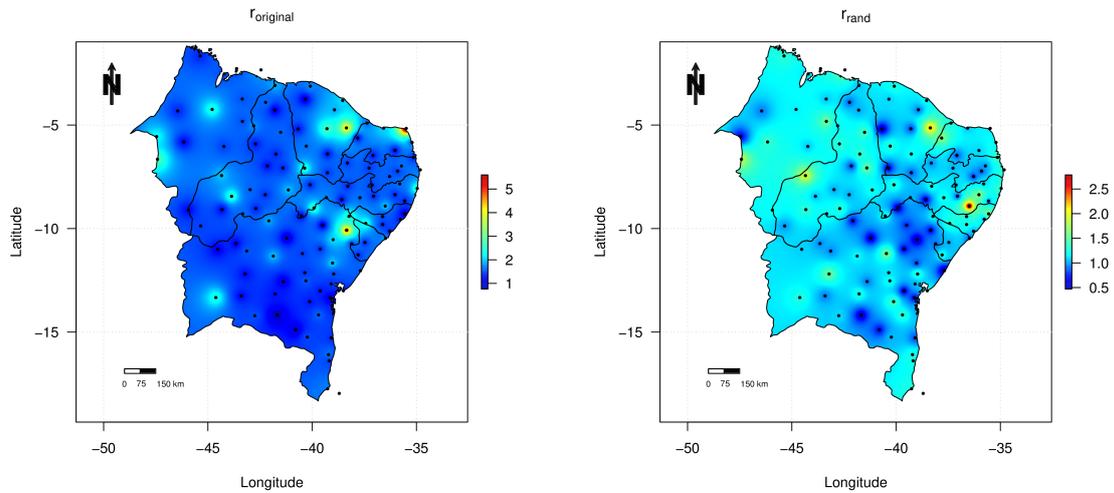


Fig. 10. À esquerda, parâmetro r de assimetria da série original e à direita, r da série randomizada para as 119 estações.

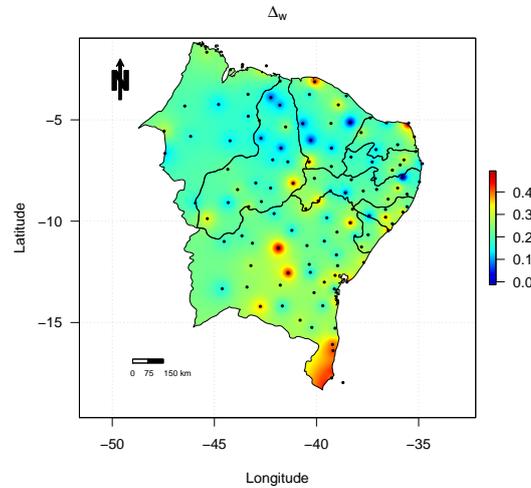


Fig. 11. Diferença dos parâmetros w_{orig} e w_{rand} (Δw) para as 119 estações.

Observa-se que nas séries originais os valores obtidos para α_0 foram todos maiores do que 0,5, caracterizando persistência na velocidade do vento da região Nordeste brasileira (ver Fig. 8). É possível verificar também que a largura do espectro (w) apresentou maiores valores no extremo sul da mapa, com destaque para Abrolhos-BA, o qual exibiu $w \approx 0,64$. Isto indica que nessa região a multifractalidade é mais forte no processo (ver Fig. 9). Valores altos da largura do espectro multifractal refletem maior complexidade estocástica das séries. Com isso, diminui a precisão ao realizar previsões nas observações temporais [50]. Pode-se concluir que no extremo sul da Bahia existe maior dificuldade em se fazer previsões de séries de velocidade do vento. Por fim, nota-se que existe assimetria à direita em grande parte das séries originais, verificada devido aos valores de r ser maiores do que 1. Nesses casos, as grandes flutuações contribuem mais à multifractalidade do processo. As exceções ocorrem somente em Brumado-BA ($r \approx 0,76$), Delfino-BA ($r \approx 0,99$) e Valença-BA ($r \approx 0,97$), nos quais é dito haver assimetria à esquerda, ou seja, há maior contribuição das pequenas flutuações nessas regiões (ver Fig. 10). De forma geral, o valor de α_0 está variando de 0,64 a 0,91, a largura do espectro de 0,15 a 0,65 e a assimetria de 0,76 a 5,6. Tais resultados para os parâmetros estão de acordo com os encontrados por Laib et al. [35] nas 119 estações meteorológicas estudadas na Suíça.

4. Conclusão

Com base nas informações de 14 anos de observações em estações meteorológicas na região Nordeste brasileira, o comportamento do regime dos ventos foi investigado. As principais conclusões deste estudo são:

- A parte litorânea do Rio Grande do Norte apresentou maiores médias de velocidade dos ventos, seguida das médias obtidas para o estado da Paraíba e de Pernambuco. A

menor velocidade média observada foi registrada no estado do Maranhão. Com relação ao desvio padrão, os menores valores foram os do sul da Bahia, Centro-Norte do Piauí e boa parte do estado do Maranhão;

- No período de 10 horas da manhã até as 20 horas há uma maior incidência de velocidade média do vento para todas as estações, com alguns componentes cíclicos bem definidos;
- Com a utilização do algoritmo *Expectation Maximization* na otimização dos parâmetros da distribuição Weibull com cinco parâmetros, esta distribuição se ajustou bem tanto para os dados unimodais, quanto para os dados bimodais em todas as estações estudadas, mostrando-se adequada para utilização no cálculo das estimativas de potência eólica;
- A espacialização dos parâmetros estimados da Weibull-5p permitiu identificar áreas que apresentam indícios à uma possível instalação de aerogeradores para geração de energia eólica, caracterizadas por aquelas que apresentam maiores médias de velocidade do vento, como o nordeste da Bahia, leste da Paraíba e o nordeste de Pernambuco, além do litoral do Rio Grande do Norte;
- As séries de velocidade do vento das 119 estações examinadas com o método *Multi-fractal Detrended Fluctuation Analysis* apresentaram comportamento de persistência ao longo do tempo. Os parâmetros de complexidade do processo multifractal evidenciaram que, exceto para as estações de Amargosa-BA, Jeremoabo-BA, Lençóis-BA, Brejo Grande-SE e Surubim-PE, as demais possuem a função densidade de probabilidade e as correlações de longo alcance como causas de multifractalidade nas séries;
- A espacialização nos mapas dos parâmetros obtidos expôs a persistência dos ventos na região Nordeste.

Ao passo em que estas informações podem auxiliar na identificação de padrões de sazonalidade, previsões sobre o potencial eólico para fins de produção de energia nas regiões caracterizadas como apropriadas a esse tipo de aproveitamento podem ser realizadas, visando minimizar os erros de instalação de parques eólicos em locais inadequados, contribuindo assim, com os órgãos competentes nas tomadas de decisão.

Agradecimentos

Este trabalho recebeu financiamento e suporte técnico da AES e Companhias Associadas (do grupo CPFL, Brookfield e Global) como parte do projeto ANEEL PD-0610-1004/2015, "IRIS - Integração de Renováveis Intermitentes: Um modelo de simulação da operação do sistema elétrico brasileiro para apoio ao planejamento, operação, comercialização e regulação", que é parte de um programa P&D regulado pela ANEEL, Brasil. Os autores também agradecem ao IATI - Instituto Avançado de Tecnologia e Inovação pelo suporte, ao Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) pela concessão dos dados e a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001, pelo apoio.

Referências

- [1] A. M. Silva, R. M. F. Vieira, Energia eólica: conceitos e características basilares para uma possível suplementação da matriz energética brasileira, *Revista Direito Ambiental e Sociedade* 6 (2) (2016).
- [2] Energia eólica salva abastecimento do Nordeste – JC Online (2017).
URL <http://abeeolica.org.br/noticias/3696/>
- [3] O. N. do Sistema Elétrico ONS, Boletim Mensal de Geração Eólica - Agosto/2019, 2019.
- [4] J. Wang, X. Huang, Q. Li, X. Ma, Comparison of seven methods for determining the optimal statistical distribution parameters: A case study of wind energy assessment in the large-scale wind farms of China, *Energy* 164 (2018) 432–448.
- [5] L. Telesca, M. Lovallo, M. Kanevski, Power spectrum and multifractal detrended fluctuation analysis of high-frequency wind measurements in mountainous regions, *Applied energy* 162 (2016) 1052–1061.
- [6] K. Mohammadi, A. Mostafaeipour, Using different methods for comprehensive study of wind turbine utilization in Zarrineh, Iran, *Energy Conversion and Management* 65 (2013) 463–470.
- [7] A. Allouhi, O. Zamzoum, M. Islam, R. Saidur, T. Kousksou, A. Jamil, A. Derouich, Evaluation of wind energy potential in Morocco’s coastal regions, *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 72 (2017) 311–324.
- [8] A. Parajuli, A statistical analysis of wind speed and power density based on Weibull and Rayleigh models of Jumla, Nepal, *Energy and Power Engineering* 8 (7) (2016) 271–271.
- [9] Z. O. Olaofe, Assessment of the offshore wind speed distributions at selected stations in the south-west coast, Nigeria, *Int. J. Renew. Energ. Res* 7 (2) (2017) 565–577.
- [10] B. Safari, Modeling wind speed and wind power distributions in Rwanda, *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 15 (2) (2011) 925–935.
- [11] J. Zhou, E. Erdem, G. Li, J. Shi, Comprehensive evaluation of wind speed distribution models: A case study for North Dakota sites, *Energy Conversion and Management* 51 (7) (2010) 1449–1458.
- [12] T. B. Ouarda, C. Charron, On the mixture of wind speed distribution in a Nordic region, *Energy conversion and management* 174 (2018) 33–44.
- [13] K. Rajapaksha, K. Perera, Wind speed analysis and energy calculation based on mixture distributions in Narakkalliya, Sri Lanka, *Journal of the National Science Foundation of Sri Lanka* 44 (4) (2016).
- [14] Q. Wang, Multifractal characterization of air polluted time series in China, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 514 (2019) 167–180.
- [15] S. F. A. X. Júnior, T. Stosic, B. Stosic, J. D. S. Jale, É. F. M. Xavier, A Brief multifractal analysis of rainfall dynamics in Piracicaba, São Paulo, Brazil, *Acta Scientiarum. Technology* 40 (2018) e35116.
- [16] M. Laib, L. Telesca, M. Kanevski, Periodic fluctuations in correlation-based connectivity density time series: Application to wind speed-monitoring network in Switzerland, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 492 (2018) 1555–1569.
- [17] A. Torres Silva dos Santos, S. e Silva, C. Moisés, Seasonality, interannual variability, and linear tendency of wind speeds in the Northeast Brazil from 1986 to 2011, *The Scientific World Journal* 2013 (2013).
- [18] D. Rind, Complexity and climate, *science* 284 (5411) (1999) 105–107.
- [19] H.-N. Li, X.-W. Zheng, C. Li, Copula-based joint distribution analysis of wind speed and direction, *Journal of Engineering Mechanics* 145 (5) (2019) 04019024.
- [20] Q. Hu, Y. Wang, Z. Xie, P. Zhu, D. Yu, On estimating uncertainty of wind energy with mixture of distributions, *Energy* 112 (2016) 935–962.
- [21] X. Qin, J.-s. Zhang, X.-d. Yan, Two improved mixture Weibull models for the analysis of wind speed data, *Journal of Applied Meteorology and Climatology* 51 (7) (2012) 1321–1332.
- [22] R. B. Arellano-Valle, C. S. Ferreira, M. G. Genton, Scale and shape mixtures of multivariate skew-normal distributions, *Journal of Multivariate Analysis* 166 (2018) 98–110.
- [23] A. Bracale, G. Carpinelli, P. De Falco, A new finite mixture distribution and its expectation-maximization procedure for extreme wind speed characterization, *Renewable Energy* 113 (2017) 1366–1377.
- [24] H. D. Nguyen, D. Wang, G. J. McLachlan, Randomized mixture models for probability density approximation and estimation, *Information Sciences* 467 (2018) 135–148.

- [25] J. W. Kantelhardt, S. A. Zschiegner, E. Koscielny-Bunde, S. Havlin, A. Bunde, H. E. Stanley, Multifractal detrended fluctuation analysis of nonstationary time series, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 316 (1-4) (2002) 87–114.
- [26] P. Baranowski, M. Gos, J. Krzyszczyk, K. Siwek, A. Kieliszek, P. Tkaczyk, Multifractality of meteorological time series for Poland on the base of MERRA-2 data, *Chaos, Solitons & Fractals* 127 (2019) 318–333.
- [27] N. Kalamaras, K. Philippopoulos, D. Deligiorgi, C. Tzanis, G. Karvounis, Multifractal scaling properties of daily air temperature time series, *Chaos, Solitons & Fractals* 98 (2017) 38–43.
- [28] D. Grech, Alternative measure of multifractal content and its application in finance, *Chaos, Solitons & Fractals* 88 (2016) 183–195.
- [29] G. Gajardo, W. Kristjanpoller, Asymmetric multifractal cross-correlations and time varying features between Latin-American stock market indices and crude oil market, *Chaos, Solitons & Fractals* 104 (2017) 121–128.
- [30] X. Zhang, L. Yang, Y. Zhu, Analysis of multifractal characterization of Bitcoin market based on multifractal detrended fluctuation analysis, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 523 (2019) 973–983.
- [31] D. Stosic, D. Stosic, P. S. de Mattos Neto, T. Stosic, Multifractal characterization of Brazilian market sectors, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 525 (2019) 956–964.
- [32] S. Kumar, M. Cuntz, Z. E. Musielak, Fractal and multifractal analysis of the rise of oxygen in Earth’s early atmosphere, *Chaos, Solitons & Fractals* 77 (2015) 296–303.
- [33] X. Zhang, H. Liu, Y. Zhao, X. Zhang, Multifractal detrended fluctuation analysis on air traffic flow time series: A single airport case, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* (2019) 121790.
- [34] R. B. de Benicio, T. Stošić, P. de Figueirêdo, B. D. Stošić, Multifractal behavior of wild-land and forest fire time series in Brazil, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 392 (24) (2013) 6367–6374.
- [35] M. Laib, J. Golay, L. Telesca, M. Kanevski, Multifractal analysis of the time series of daily means of wind speed in complex regions, *Chaos, Solitons & Fractals* 109 (2018) 118–127.
- [36] K. K. F. do Nascimento, F. S. dos Santos, D. A. Gomes, J. da Silva Jale, R. S. Leite, T. Stosic, T. A. E. Ferreira, Modelagem multifractal da velocidade horária do vento no município de Patos, Paraíba, *Sigmae* 8 (2) (2019) 238–247.
- [37] Y. Shimizu, S. Thurner, K. Ehrenberger, Multifractal spectra as a measure of complexity in human posture, *Fractals* 10 (01) (2002) 103–116.
- [38] F. Delbianco, F. Tohmé, T. Stosic, B. Stosic, Multifractal behavior of commodity markets: Fuel versus non-fuel products, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 457 (2016) 573–580.
- [39] M. F. M. Zaki, M. A. M. Ismail, D. Govindasamy, M. H. Zainalabidin, Interpretation and development of top-surface grid in subsurface ground profile using Inverse Distance Weighting (IDW) method for twin tunnel project in Kenny Hill Formation, *Bulletin of the Geological Society of Malaysia* 67 (2019) 91–97.
- [40] F. Ballarin, A. D’Amario, S. Perotto, G. Rozza, A POD-selective inverse distance weighting method for fast parametrized shape morphing, *International Journal for Numerical Methods in Engineering* 117 (8) (2019) 860–884.
- [41] S. Ly, C. Charles, A. Degre, Geostatistical interpolation of daily rainfall at catchment scale: the use of several variogram models in the Ourthe and Ambleve catchments, Belgium, *Hydrology and Earth System Sciences* 15 (7) (2011) 2259–2274.
- [42] Eólica já é a segunda fonte da matriz elétrica brasileira com 15 GW de capacidade instalada (2019). URL <http://abeeolica.org.br/noticias/eolica-ja-e-a-segunda-fonte-da-matriz-eletrica-brasileira-com-15-gw-de-capacidade-instalada/>
- [43] B. Kruyt, M. Lehning, A. Kahl, Potential contributions of wind power to a stable and highly renewable Swiss power supply, *Applied energy* 192 (2017) 1–11.
- [44] Y. He, P. Chan, Q. Li, Wind characteristics over different terrains, *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics* 120 (2013) 51–69.

- [45] J. Carta, P. Ramirez, Analysis of two-component mixture Weibull statistics for estimation of wind speed distributions, *Renewable energy* 32 (3) (2007) 518–531.
- [46] J. D. Barros, M. L. S. Furtado, A. M. d. B. Costa, G. S. Marinho, F. M. da Silva, Sazonalidade do vento na cidade de Natal/RN pela distribuição de Weibull, *Sociedade e Território* 25 (2) (2013) 78–92.
- [47] Geração de energia eólica cresce 15% em 2018 (2019).
URL <http://abeeolica.org.br/noticias/geracao-de-energia-eolica-cresce-15-em-2018-2/>
- [48] R CORE TEAM. R: A language and environment for statistical computing (2012).
URL <https://www.r-project.org/>
- [49] J. W. Kantelhardt, E. Koscielny-Bunde, D. Rybski, P. Braun, A. Bunde, S. Havlin, Long-term persistence and multifractality of precipitation and river runoff records, *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* 111 (D1) (2006).
- [50] A. L. S. Santos, H. S. d. Silva, J. R. S. Silva, T. Stosic, Propriedades Multifractais da Temperatura do Ar Diária no Nordeste do Brasil, *Revista Brasileira de Meteorologia* 34 (1) (2019) 23–31.

Apêndice

Tabela 4: Parâmetros da distribuição Weibull-5p em cada estação estudada.

Municípios	Estados	$\beta_1(m/s)$	$\beta_2(m/s)$	$\alpha_1(\text{distância})$	$\alpha_2(\text{distância})$	w_1	w_2
Arapiraca	AL	1,361002	1,860128	3,637992	4,410718	0,484672	0,515328
Cururipe	AL	1,997511	2,651583	1,997511	2,651583	0,3	0,7
Maceió	AL	2,212482	1,389615	3,306686	4,264418	0,43376	0,56624
Palmeiras dos Índios	AL	1,309499	1,779033	3,365652	3,997678	0,416994	0,583006
Pão de Açúcar	AL	1,186569	0,907616	2,729356	3,59838	0,331254	0,668746
São Luis do Quitunde	AL	1,360932	2,010956	1,360932	2,010956	0,3	0,7
Abrolhos	BA	2,375498	6,898418	2,469944	6,261342	0,301228	0,698772
Amargosa	BA	1,138864	1,16673	2,406377	3,652763	0,116959	0,883041
Barra	BA	1,419388	1,35684	2,339752	2,909727	0,427531	0,572469
Barreiras	BA	1,520375	1,908081	1,520375	1,908081	0,3	0,7
Belmonte	BA	1,483514	1,816563	1,483514	1,816563	0,3	0,7
Bom Jesus da Lapa	BA	1,318907	1,464866	2,522623	2,059686	0,382516	0,617484
Brumado	BA	1,426176	0,74462	2,320931	2,498592	0,31618	0,68382
Buritirama	BA	1,217464	0,972127	2,517363	3,552684	0,335387	0,664613
Caravelas	BA	1,49362	1,461031	2,34488	3,684235	0,330986	0,669014
Conde	BA	1,234157	1,064841	2,728441	3,779909	0,367956	0,632044
Correntinha	BA	3,027821	0,811623	2,090233	1,995246	0,236386	0,763614
Cruz das Almas	BA	1,360337	2,037314	2,392966	3,432033	0,1275	0,8725
Curaçá	BA	4,274849	4,009159	2,612726	3,508141	0,310044	0,689956
Delíno	BA	2,393844	1,262787	2,843464	3,571428	0,255689	0,744311
Euclides da Cunha	BA	2,281903	3,499871	2,564802	3,699729	0,281125	0,718875
Feira de Santana	BA	1,918934	1,521104	3,171728	3,505956	0,356036	0,643964
Fормoso do Rio Preto	BA	1,377872	1,538132	1,377872	1,538132	0,3	0,7
Guanambi	BA	1,998138	4,458315	1,998138	4,458315	0,3	0,7
Ibotirama	BA	1,163259	1,808079	1,707159	2,897343	0,320815	0,679185
Ilhéus	BA	1,92145	2,612609	1,92145	2,612609	0,3	0,7
Ipiáú	BA	1,362948	1,588121	1,362919	1,596694	0,300001	0,699999
Irecê	BA	1,762847	0,310714	2,519272	3,34126	0,031339	0,968661
Itaberaba	BA	1,306211	1,638499	1,998534	3,141572	0,322552	0,677448
Itamaraju	BA	3,431148	3,814291	1,797364	2,152801	0,302785	0,697215
Itapetinga	BA	1,686045	2,472316	1,686045	2,472316	0,3	0,7
Itiruçu	BA	2,903056	3,103107	1,740374	2,563412	0,679817	0,320183
Jacobina	BA	1,85249	2,224183	1,85249	2,224183	0,3	0,7
Jeremoabo	BA	3,6458	4,109518	1,81983	2,405233	0,473761	0,526239
Lençóis	BA	2,307922	0,192138	1,636034	1,563554	0,106515	0,893485
Luis Eduardo Magalhães	BA	1,12348	1,952038	2,402721	3,61025	0,190699	0,809301
Macaúba	BA	1,129985	1,585205	2,10171	3,808834	0,190707	0,809293
Macaúbas	BA	1,919062	2,845817	1,979274	2,512856	0,30103	0,69897
Maraú	BA	1,464377	1,624356	2,696009	2,849761	0,326913	0,673087
Paulo Afonso	BA	2,627738	4,47758	2,627738	4,47758	0,3	0,7
Piatá	BA	1,319372	2,142884	2,421263	3,082899	0,243073	0,756927
Pilão Arcado	BA	2,250838	3,088288	2,250838	3,088288	0,3	0,7
Porto Seguro	BA	1,649587	0,588992	2,445269	2,345246	0,401503	0,598497
Queimadas	BA	2,172329	3,735228	2,172329	3,735228	0,3	0,7
Remanso	BA	1,486059	2,661509	2,78035	4,494104	0,428423	0,571577
Salvador	BA	2,782964	1,890932	1,518203	1,886781	0,573959	0,426041
Santa Rita de Cássia	BA	1,726166	1,890501	1,726122	1,890924	0,3	0,7
Senhor do Bonfim	BA	1,858513	2,994891	2,619747	3,5616	0,248703	0,751297
Serrinha	BA	1,818239	2,506236	3,086804	3,639633	0,402103	0,597897
Uauá	BA	1,294373	2,370793	2,912575	4,36742	0,053154	0,946846
Una	BA	1,355367	0,923997	1,939361	1,954935	0,346164	0,653836
Valença	BA	1,259015	1,522241	1,259015	1,522241	0,3	0,7
Vitória da Conquista	BA	2,13429	2,462333	2,957945	3,085342	0,333735	0,666265

Acaraú	CE	1,923043	2,930447	5,223665	5,634987	0,702368	0,297632
Barbalha	CE	1,806629	2,031887	1,806629	2,031887	0,3	0,7
Campos Sales	CE	1,150285	1,318324	2,757942	3,87106	0,253511	0,746489
Crateús	CE	2,103365	2,450825	2,103365	2,450825	0,3	0,7
Fortaleza	CE	1,443187	1,785075	3,020343	3,740161	0,301887	0,698113
Guaramiranga	CE	1,804959	3,063079	3,262508	3,763733	0,155091	0,844909
Iguatu	CE	1,880373	2,903189	1,881445	2,904571	0,3	0,7
Jaguaribe	CE	2,040087	3,228893	2,040087	3,228893	0,3	0,7
Jaguaruana	CE	1,200629	1,552842	2,613391	4,094945	0,249094	0,750906
Morada Nova	CE	1,275596	1,532838	2,760895	3,733637	0,311277	0,688723
Quixeramobim	CE	1,393703	0,497569	2,100248	3,274513	0,157483	0,842517
Sobral	CE	1,420848	1,885147	2,523791	3,856027	0,447294	0,552706
Tauá	CE	1,157571	1,443839	2,841617	3,99711	0,220544	0,779456
Alto Parnaíba	MA	1,395257	0,446617	2,01866	2,220045	0,380138	0,619862
Bacabal	MA	2,943047	0,152168	1,677186	1,862433	0,075647	0,924353
Balsas	MA	1,298371	2,046303	1,298371	2,046303	0,3	0,7
Barra do Corda	MA	1,212783	1,215002	2,289265	2,338432	0,502122	0,497878
Burititupu	MA	1,625122	2,540452	1,625122	2,540452	0,3	0,7
Carolina	MA	1,272948	1,607364	1,272949	1,607364	0,3	0,7
Caxias	MA	1,318318	1,375159	1,318318	1,375159	0,3	0,7
Chapadinha	MA	2,010423	2,094673	2,010423	2,094673	0,3	0,7
Colinas	MA	1,97879	0,226093	1,567013	1,94253	0,123567	0,876433
Estreito	MA	1,189088	0,973999	1,781245	2,558716	0,336706	0,663294
Farol de Santana	MA	2,085395	2,851587	4,516304	3,857066	0,189804	0,810196
Grajaú	MA	1,685672	1,768069	1,685672	1,768069	0,3	0,7
Imperatriz	MA	1,076328	0,99303	1,49608	1,761861	0,319573	0,680427
Preguicas	MA	1,153051	1,854552	3,575603	4,398315	0,108609	0,891391
São Luís	MA	1,29837	1,106898	3,097371	3,076234	0,336366	0,663634
Turialvo	MA	3,07158	0,131801	2,162783	3,271396	0,056881	0,943119
Areia	PB	2,891606	4,793033	4,047802	4,717773	0,336706	0,663294
Cabaceiras	PB	1,301109	1,815377	3,486614	4,267541	0,28611	0,71389
Camaratuba	PB	2,010676	3,183325	6,182441	5,650085	0,763326	0,236674
Campina Grande	PB	1,49055	1,95856	3,187892	3,923041	0,100478	0,899522
João Pessoa	PB	2,511171	3,034667	2,794838	2,429077	0,332101	0,667899
Monteiro	PB	1,26609	1,675091	2,722817	4,090184	0,170055	0,829945
Patos	PB	1,2434	1,786132	2,71571	4,329456	0,150585	0,849415
São Gonçalo	PB	1,207645	1,504365	2,540796	2,737598	0,358182	0,641818
Arco Verde	PE	1,447448	2,867465	3,181265	4,013963	0,175061	0,824939
Cabrobó	PE	1,334876	0,559974	2,686999	4,377489	0,063402	0,936598
Caruaru	PE	1,541998	2,289491	3,502933	4,282608	0,361672	0,638328
Floresta	PE	2,391384	3,56342	2,391384	3,56342	0,3	0,7
Garanhuns	PE	0,965443	1,482901	2,489687	3,416215	0,183256	0,816744
Ibimirim	PE	2,219628	3,361993	2,219628	3,361993	0,3	0,7
Ouricuri	PE	4,571154	4,530332	2,082035	3,109644	0,314188	0,685812
Palmares	PE	1,477135	2,375182	1,477135	2,375182	0,3	0,7
Petrolina	PE	1,364484	2,487726	3,490777	4,179945	0,069061	0,930939
Recife	PE	2,530471	0,675868	2,697016	2,411101	0,26175	0,73825
Salgueiro	PE	3,029233	3,369175	1,151371	1,060098	0,750399	0,249601
Serra Talhada	PE	2,236253	2,905932	2,236253	2,905932	0,3	0,7
Surubim	PE	1,132969	1,647545	2,622215	4,498235	0,174066	0,825934
Alvorada do Gurguéia	PI	1,330104	1,375011	2,200349	2,948802	0,426036	0,573964
Bom Jesus do Piauí	PI	1,951208	0,225103	1,662523	2,587719	0,100305	0,899695
Canto do Buriti	PI	1,799856	3,185628	1,799856	3,185628	0,3	0,7
Caracol	PI	1,230657	1,523925	2,917669	4,187517	0,500044	0,499956
Castelo do Piauí	PI	1,736184	2,290221	1,736184	2,290221	0,3	0,7
Esperantina	PI	1,236877	1,339308	2,299955	2,086901	0,474529	0,525471
Florianópolis	PI	1,136813	0,930553	1,6361	2,185466	0,342166	0,657834
Gilbués	PI	1,728864	2,689923	1,728864	2,689923	0,3	0,7
Oeiras	PI	1,323856	2,196636	1,323856	2,196636	0,3	0,7
Parnaíba	PI	1,802202	2,8133	3,895098	5,333431	0,563427	0,436573
Paulistana	PI	1,281114	1,809216	2,920173	4,451634	0,182392	0,817608
Picos	PI	1,794231	2,604822	1,794231	2,604822	0,3	0,7
Piripiri	PI	1,310893	1,645811	1,854913	2,332707	0,313746	0,686254
São João do Piauí	PI	1,366669	1,537622	3,148349	3,38832	0,447285	0,552715
São Pedro do Piauí	PI	2,411228	2,440907	2,978614	1,376661	0,573582	0,426418
São Raimundo Nonato	PI	1,392952	1,596405	3,186823	3,509533	0,574069	0,425931
Teresina	PI	2,166081	0,207841	1,608906	1,750046	0,11113	0,88887
Uruçuí	PI	2,95669	0,150473	1,502236	1,815776	0,085073	0,914927
Valença do Piauí	PI	1,804591	2,074498	1,804591	2,074498	0,3	0,7
Apodi	RN	1,203313	0,605652	2,231378	3,782606	0,066031	0,933969
Caicó	RN	2,382226	3,478441	2,382957	3,478966	0,3	0,7
Calcanhar	RN	4,047106	4,572036	5,04857	8,503106	0,228696	0,771304
Macau	RN	2,511187	5,253387	2,51119	5,253392	0,3	0,7
Mossoró	RN	2,057301	1,994142	3,784013	5,049751	0,368023	0,631977
Natal	RN	3,587064	5,827875	3,217895	4,548699	0,322727	0,677273
Santa Cruz	RN	2,051828	1,302669	3,151695	3,405675	0,237819	0,762181
Aracajú	SE	1,805514	2,477546	2,996538	4,142791	0,34488	0,65512
Brejo Grande	SE	1,623168	0,322462	2,150305	2,432078	0,123509	0,876491
Carira	SE	1,292074	2,016623	3,052092	4,6831	0,276301	0,723699
Itabaiana	SE	1,799705	3,155649	1,799703	3,155644	0,3	0,7
Itabaianinha	SE	2,231012	3,11913	2,231012	3,11913	0,3	0,7
Nossa Senhora da Glória	SE	2,873872	3,100695	2,873872	3,100695	0,3	0,7
Poço Verde	SE	1,219897	1,826628	2,791558	4,497847	0,201771	0,798229