

Comparação de métodos e modelos de distribuição para a modelagem de dados de velocidade do vento no município de Petrolina, Nordeste brasileiro

Comparison of methods and distribution models for the modeling of wind speed data in the municipality of Petrolina, Northeast Brazil

Comparación de métodos y modelos de distribución para el modelado de datos de velocidad eólica en el municipio de Petrolina, noreste de Brasil

Recebido: 04/05/2020 | Revisado: 04/05/2020 | Aceito: 06/05/2020 | Publicado: 12/05/2020

Kerolly Kedma Felix do Nascimento

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7360-0961>

Universidade Federal Rural de Pernambuco, Brasil

E-mail: kerollyfn@gmail.com

Fábio Sandro dos Santos

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0135-4981>

Universidade Federal Rural de Pernambuco, Brasil

E-mail: fabio.sandropb@gmail.com

Jader da Silva Jale

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7414-1154>

Universidade Federal Rural de Pernambuco, Brasil

E-mail: jsj_ce@yahoo.com.br

Tiago Alessandro Espínola Ferreira

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2131-9825>

Universidade Federal Rural de Pernambuco, Brasil

E-mail: taef.first@gmail.com

Resumo

A identificação do modelo de distribuição de probabilidade que forneça o melhor ajuste às bases de dados de velocidade do vento é necessária para definição de investimento e desenvolvimento de projetos acerca do potencial eólico de diversas localidades. Para isso, a estimativa dos parâmetros dos modelos é essencial nesse processo. O objetivo deste estudo é investigar dentre os modelos de distribuição e métodos para estimativa de seus respectivos

parâmetros com melhor modelagem na literatura qual deles fornece melhor ajuste aos dados de velocidade do vento de Petrolina-PE. Através do estudo de caso, de natureza quali-quantitativa, foram avaliados neste trabalho o ajuste do Método dos Momentos, da Estimação de Máxima Verossimilhança e do algoritmo *Particle Swarm Optimization* (PSO) com a Weibull, bem como o PSO com as distribuições Lognormal-Weibull e Weibull-Weibull à série histórica de informações. Os resultados, investigados com as medidas de erro *RMSE*, R^2 e χ^2 e pela verificação da porcentagem de acerto entre os quantis teóricos e amostrais, demonstraram melhor modelagem do modelo de distribuição Lognormal-Weibull com o algoritmo PSO à série histórica de velocidade do vento. Dessa maneira, através da determinação do melhor modelo de distribuição que se ajuste aos dados na região, pode ser possível gerar séries de velocidade do vento estimadas para áreas onde não existem essas séries históricas.

Palavras-chave: Weibull; Lognormal; MM; EMV; PSO; Ajuste.

Abstract

The identification of the probability distribution model that provides the best fit to the wind speed databases is necessary for defining investment and developing projects about the wind potential of different locations. For this, the estimation of the parameters of the models is essential in this process. The aim of this study is to investigate among the distribution models and methods for estimating their respective parameters with better modeling in the literature which of them provides better fit to the wind speed data of Petrolina-PE. Through the case study, of quali-quantitative nature, the adjustment of the Moment Method, the Estimation of Maximum Likelihood and the Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm with Weibull were evaluated in this work, as well as the PSO with the Lognormal-Weibull and Weibull-Weibull distributions to the historical series of information. The results, investigated with the *RMSE*, R^2 and χ^2 error measures and by verifying the percentage of correctness between the theoretical and sample quantiles, demonstrated a better modeling of the Lognormal-Weibull distribution model with the PSO algorithm to the historical speed series of the wind. Thus, from the determination of the best distribution model that fits the data in the region, it may be possible to generate estimated wind speed series for areas where these historical series do not exist.

Keywords: Weibull; Lognormal; MM; EMV; PSO; Adjustment.

Resumen

La identificación del modelo de distribución de probabilidad que proporciona el mejor ajuste a las bases de datos de velocidad del viento es necesario para definir la inversión y desarrollar proyectos sobre el potencial eólico de diferentes ubicaciones. Para esto, la estimación de los parámetros de los modelos es esencial en este proceso. El objetivo de este estudio es investigar entre los modelos y métodos de distribución para estimar sus respectivos parámetros con un mejor modelado en la literatura que de ellos proporciona un mejor ajuste a los datos de velocidad del viento de Petrolina-PE. A través del estudio de caso, de naturaleza quali-quantitativa, el ajuste del Método momento, la Estimación de Máxima Probabilidad y el algoritmo de Optimización de Enjambre de Partículas (PSO) con Weibull fueron evaluados en este trabajo, así como el PSO con las distribuciones Lognormal-Weibull y Weibull-Weibull a la serie histórica de información. Los resultados, investigados con las medidas de error $RMSE$, R^2 y χ^2 y al verificar el porcentaje de corrección entre los cuantiles teóricos y de muestra, demostraron un mejor modelado del modelo de distribución Lognormal-Weibull con el algoritmo PSO a la serie de velocidad histórica del viento. Por lo tanto, a partir de la determinación del mejor modelo de distribución que se ajuste a los datos de la región, puede ser posible generar series estimadas de velocidad del viento para áreas donde estas series históricas no existen.

Palabras clave: Weibull; Lognormal; MM; EMV; PSO; Ajuste.

1. Introdução

A energia eólica representa uma importante fonte energética na substituição de fontes obtidas por recursos convencionais e esgotáveis. Segundo a ABEEólica, espera-se que até 2023 a produção de energia eólica em solo brasileiro chegue à marca de quase 20 GW de capacidade instalada (ABEEólica, 2019), diminuindo o consumo de combustíveis fósseis para geração dessa fonte energética.

Uma vantagem no caso da substituição da água pelos ventos no fortalecimento da matriz energética trata-se do maior aproveitamento da reserva hídrica dos reservatórios para consumo humano, animal e irrigação, entre outros, especialmente nas regiões acometidas por escassez de chuvas e grandes secas.

Contudo, antes da instalação de fazendas eólicas, são necessárias investigações sobre o potencial para obtenção de energia oriunda dos ventos nas localidades que apresentam condições consideradas favoráveis a esse fim (dos Santos et al., 2019). Para isso, a

modelagem da velocidade do vento vem sendo realizada através das Funções Densidade de Probabilidade no ajuste de modelos de distribuição às bases de dados.

Na literatura, várias distribuições probabilísticas têm sido utilizadas (Gamma, Raileigh, Log-Normal, Logística, Burr), com destaque a distribuição Weibull (Rocha et al., 2018) e as misturas de distribuições, tais como Lognormal-Weibull e Weibull-Weibull (Rajapaksha & Perera, 2016).

Para obtenção dos parâmetros do modelo que se ajuste aos dados é necessário escolher os métodos que realizem as melhores estimativas, tais como o Método dos Momentos (MM) e a Estimação de Máxima Verossimilhança (EMV) ou ainda algoritmos de otimização como o *Particle Swarm Optimization* (PSO), visando minimizar os erros de estimação obtidos com os métodos tradicionais. Nessa escolha, o desempenho do ajuste dos parâmetros pode ser avaliado de acordo com os valores do Coeficiente de Determinação (R^2) e do Erro Quadrático Médio do Resíduo (RMSE), bem como da estatística de teste Qui-quadrado (χ^2).

Sendo assim, o objetivo desse trabalho é comparar os ajustes realizados com o MM, a EMV e o PSO e buscar os valores para os parâmetros da Weibull que possibilitem menores erros na estimativa dos parâmetros desta distribuição.

As misturas de distribuições Lognormal-Weibull e Weibull-Weibull foram observadas com a otimização feita com o algoritmo PSO. Para a comparação, foram utilizadas séries históricas horárias de velocidade do vento de Petrolina-PE, devido a necessidade de redução do consumo da água das proximidades dessa região para fins de produção de energia, uma vez que a localidade requer reservas aquíferas para irrigação de diferentes fruteiras predominantes nos arredores (Melo et al., 2014).

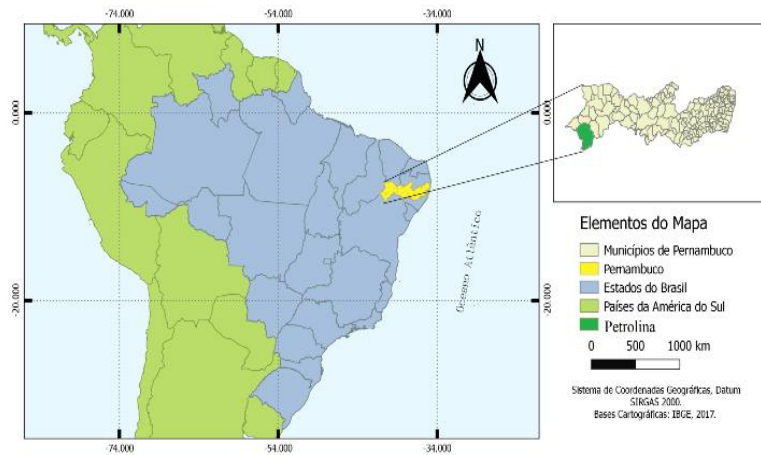
O restante deste artigo está estruturado como segue. Na seção 2 descreve-se a região investigada e a base de dados utilizada. Na seção 3 é explorada a descrição dos modelos de distribuição Weibull, Weibull-Weibull e Lognormal-Weibull. Na seção 4 apresentam-se o Método dos Momentos e o método de Estimação de Máxima Verossimilhança. Na seção 5 expõe-se uma descrição do algoritmo *Particle Swarm Optimization*. Na seção 6 apontam-se estimativas estatísticas adotadas neste artigo. Na seção 7 são abordados os resultados e discussões. Por fim, na seção 8 encontram-se as considerações finais do artigo.

2. Área de Estudo e Coleta dos Dados

O desenvolvimento deste estudo foi realizado no Município de Petrolina, situado no Semiárido brasileiro, ao extremo oeste do estado de Pernambuco, entre os estados da Bahia e

do Piauí (Jatobá et al., 2017), sob as coordenadas geográficas de latitude -9,38832 e longitude -40,5233 (ver Figura 1).

Figura 1. Posição geográfica do município de Petrolina no alto Sertão pernambucano.



Fonte: Elaborada pelos autores.

A precipitação pluviométrica concentra-se em três a quatro meses do ano e as temperaturas variam de 18,7 ° C a 33,6 ° C (da Silva et al., 2017). De acordo com o último censo realizado, o município possui 293.962 habitantes e densidade populacional de 64,44 *hab/km*² (IBGE, 2019).

As observações de velocidade do vento horárias utilizadas nesta pesquisa foram obtidas junto ao Instituto Nacional de Meteorologia - INMET, no período de 21/02/2003 a 30/09/2018. Tais observações foram coletadas da estação meteorológica automática localizada nas coordenadas geográficas de longitude -40,367 e latitude -9,150, a uma altura de 10 *m* e altitude de 366 *m*, na cidade de Petrolina-PE. Para as análises, foram avaliadas as médias diárias e todos os cálculos foram feitos no *software* R.

Segundo Pereira et al. (2018), este estudo se trata de um estudo de caso, no qual foi aplicado método de natureza quali-quanti, em que os resultados qualitativos reforçam os numéricos, complementando-os.

3. Modelos de Distribuição

O conhecimento sobre o modelo de distribuição que melhor caracteriza o comportamento do regime dos ventos é fundamental na avaliação do potencial eólico em uma

localidade. Nesse sentido, a Weibull (W) é uma das distribuições mais utilizadas, devido especialmente a simplicidade necessária à estimação dos parâmetros de seu modelo e a boa aderência do modelo às distintas bases de dados de velocidade do vento. Outras distribuições também aplicadas a esse fim são as misturas de distribuições Weibull-Weibull (WW) e Lognormal-Weibull (LNW), as quais apresentam bons ajustes a séries bimodais. As expressões matemáticas das funções densidade de probabilidade do modelo de distribuição Weibull, Weibull-Weibull e Lognormal-Weibull, com seus respectivos parâmetros encontram-se na Tabela 1 (Rajapaksha & Perera, 2016).

Tabela 1. Equações matemáticas dos modelos de distribuição Weibull, Weibull-Weibull e Lognormal-Weibull.

Distribuição	Equação	Parâmetros
Weibull	$f_W(v; \alpha, \beta) = \frac{\alpha}{\beta} \left(\frac{v}{\beta}\right)^{\alpha-1} e^{-\left(\frac{v}{\beta}\right)^\alpha}$	(α, β)
Weibull-Weibull	$f_{WW}(v; w, \alpha_1, \beta_1, \alpha_2, \beta_2) = wf(v; \alpha_1, \beta_1) + (1 - w)f(v; \alpha_2, \beta_2)$	$(w, \alpha_1, \beta_1, \alpha_2, \beta_2)$
Lognormal-Weibull	$f_{LNW}(v; w, \lambda, \phi, \alpha, \beta) = wl(v; \lambda, \phi) + (1 - w)f(v; \alpha, \beta)$	$(w, \lambda, \phi, \alpha, \beta)$

Fonte: Elaborada pelos autores.

em que v corresponde a observação de velocidade do vento, α é o parâmetro de forma, β é o de escala, w é o peso da mistura de distribuições, λ é a média e ϕ é o desvio padrão, sendo

$$l(v; \lambda, \phi) = \frac{1}{v \phi \sqrt{2\pi}} \exp\left[\frac{-(\ln(v) - \lambda)^2}{2\phi^2}\right].$$

4. Métodos Numéricos para Estimativa dos Parâmetros

No Método dos Momentos, a estimação dos parâmetros populacionais ocorre por meio de um processo iterativo com base nos momentos amostrais e teóricos (populacionais) das variáveis aleatórias, igualando-os (de Souza et al., 2019), ou seja,

$$m_n = \mu_n, n = 1, 2, \dots, r, \tag{1}$$

em que m_n são os momentos amostrais e μ_n são os momentos teóricos.

Já a Estimação de Máxima Verossimilhança é realizada a partir do produto das funções densidade de probabilidade (variáveis aleatórias contínuas) ou das funções de probabilidade (variáveis aleatórias discretas) das observações da série, dado que cada evento da variável aleatória seja independente (Seckin et al., 2010). Trata-se de uma metodologia amplamente utilizada na literatura para a estimação dos parâmetros. Particularmente, para estimar os parâmetros $\hat{\theta}$ a distribuição Weibull usados na modelagem de dados de velocidade do vento, pode ser utilizada a função de log-verossimilhança dada por (Ouarda et al., 2016).

$$\ln L = \ln \left(\prod_{i=1}^n f_{\hat{\theta}}(v_i) \right) \quad (2)$$

em que n é o tamanho da amostra e v_i é cada observação de velocidade do vento no instante i .

5. Otimização Metaheurística para Estimação dos Parâmetros dos Modelos

O algoritmo *Particle Swarm Optimization* foi desenvolvido originalmente por Kennedy e Eberhart e se trata de um procedimento de investigação estocástica baseada em população. Cada possível solução no espaço de busca é chamada de partícula. Todas as partículas se movimentam iterativamente no decorrer da otimização segundo as informações das melhores experiências do enxame (conjunto de partículas) e da sua própria experiência (Zhou et al., 2018). As equações de velocidade e posição as quais orientam a movimentação de cada partícula podem ser vistas a seguir.

$$V_i(t+1) = w * V_i(t) + c_1 * r_1(p_i - X_i) + c_2 * r_2(p_g - X_i) \quad (3)$$

$$X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t) \quad (4)$$

em que V_i representa a velocidade da partícula i , t a iteração, w o peso inercial, c_1 o cognitivo local, c_2 o cognitivo social, r_1 e r_2 os vetores de números aleatórios, p_i a melhor posição da partícula i , p_g a melhor posição dentre todas as partículas do enxame e X_i a

posição da partícula i .

Utiliza-se uma função, chamada de função de adaptação ou *fitness*, para avaliação do desempenho das partículas e mantê-las na direção da melhor solução para o problema investigado. A implementação do algoritmo PSO tradicional pode ser descrito como:

- (i) Gerar p partículas aleatórias e inicializá-las no espaço de busca;
- (ii) Avaliar cada partícula e calcular suas respectivas funções *fitness*;
- (iii) Calcular as melhores posições local (p_i) e global (p_g);
- (iv) Atualizar as velocidades e posições das partículas utilizando as Equações 3 e 4;
- (v) Atualizar o peso inercial w de acordo a informação da iteração atual.

O processo deve ser repetido até que algum critério de parada seja alcançado, como atingir o erro máximo esperado ou número máximo de iterações do algoritmo.

6. Estimativas Estatísticas

Com os métodos de estimação de parâmetros utilizados, a avaliação do ajuste dos modelos às observações de velocidade do vento pode ser realizada através das estatísticas Erro Quadrático Médio do Resíduo (RMSE), Coeficiente de Determinação (R^2) e Qui-quadrado (χ^2). Suas respectivas expressões podem ser visualizadas nas Equações 5, 6 e 7 (Pishgar-Komleh & Keyhani, 2015; Kumar et al., 2019).

$$RMSE = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_{obs} - Y_{esp})^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (5)$$

$$R^2 = \frac{(\sum_{i=1}^n (Y_{obs} - \overline{Y_{obs}}) * (Y_{esp} - \overline{Y_{esp}}))^2}{\sum_{i=1}^n (Y_{obs} - \overline{Y_{obs}})^2 * \sum_{i=1}^n (Y_{esp} - \overline{Y_{esp}})^2} \quad (6)$$

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^n \left[\frac{(Y_{obs} - Y_{esp})^2}{Y_{esp}} \right] \quad (7)$$

em que Y_{obs} indica os valores observados, Y_{esp} indica os valores esperados e $\overline{Y_{obs}}$ e $\overline{Y_{esp}}$ indicam as médias dos valores observados e esperados, respectivamente.

7. Resultados e Discussão

A Tabela 2 apresenta a estatística descritiva da base de dados de velocidade do vento analisada. Verifica-se que há baixa variabilidade nas observações, com coeficiente de variação (CV) de 35,12% e uma média de velocidade de 3,66 *m/s*.

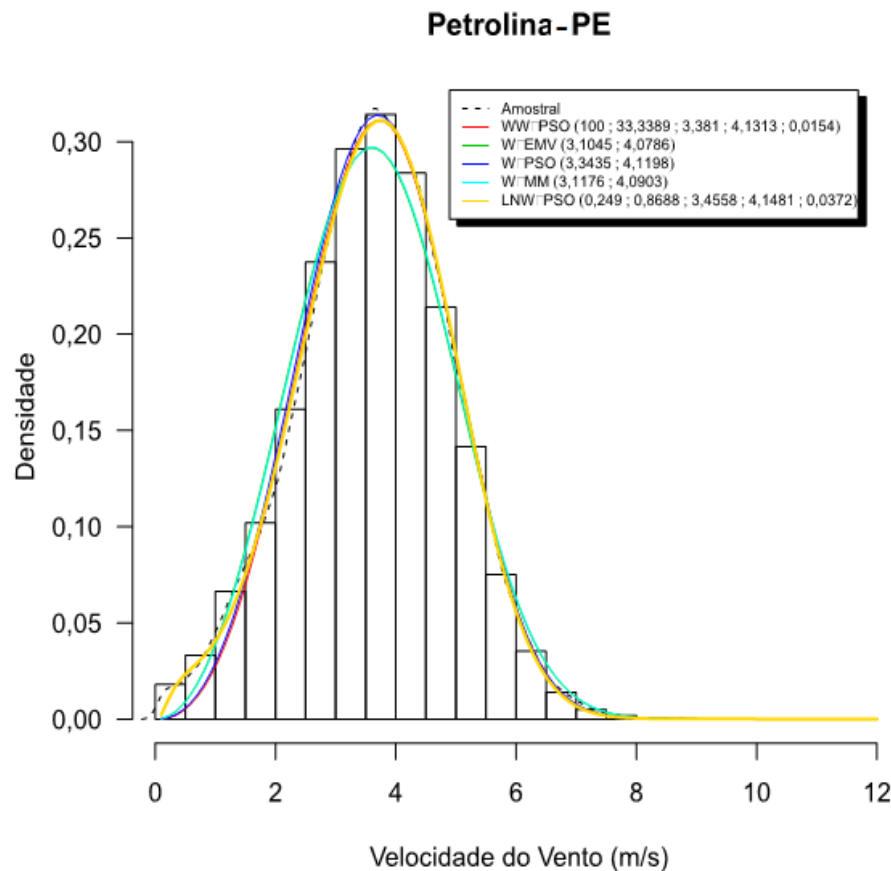
Tabela 2. Análise descritiva das observações da velocidade do vento do município de Petrolina-PE.

Mín.	1º Quartil	Mediana	Média	3º Quartil	Máx.	Assimetria	Curtose	CV%
0,10	2,80	3,70	3,66	4,50	12,00	-0,06	2,98	35,12%

Fonte: Elaborada pelos autores.

A Figura 2 ilustra as curvas das funções densidade de probabilidade resultantes dos ajustes dos parâmetros do modelo de distribuição Weibull utilizando EMV, PSO e MM, bem como os resultados obtidos com as misturas Weibull-Weibull e Lognormal-Weibull aplicando PSO.

Figura 2. Modelos de distribuição ajustados à base de dados de velocidade do vento em Petrolina-PE.



Fonte: Elaborada pelos autores.

De acordo com a Figura 2, embora o ajuste realizado pela mistura Lognormal-Weibull com PSO (em amarelo) esteja se destacando em detrimento aos demais, visualmente não é possível definir se essa é a distribuição ótima para a modelagem da base de dados de Petrolina-PE no período estudado.

A partir disto, foram examinados os valores das estatísticas R^2 , $RMSE$ e χ^2 , conforme pode-se visualizar na Tabela 3.

Tabela 3. Estimativas dos testes estatísticos.

Estatística	W-EMV	W-MM	W-PSO	WW-PSO	LNW-PSO
R^2	0,99473	0,994817	0,997848	0,997992	0,998507
$RMSE$	0,008134	0,008057	0,005949	0,005528	0,004266
χ^2	6,64e-05	6,52e-05	3,55e-05	3,09e-05	1,84e-05

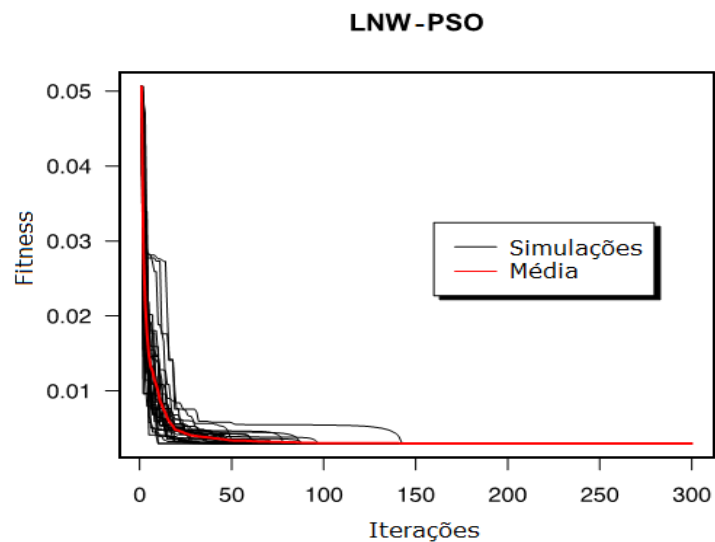
Fonte: Elaborada pelos autores.

Observou-se na Tabela 3 que embora o Coeficiente de Determinação (R^2) de todos os métodos analisados tenham valores muito próximos a um, o ajuste do modelo de distribuição Lognormal-Weibull com a otimização dos parâmetros pelo algoritmo PSO (LNW-PSO) resultou na melhor aproximação. Com relação ao Erro Quadrático Médio do Resíduo ($RMSE$), todos os valores obtidos foram muito pequenos e próximos entre si. Contudo, o $RMSE$ da LNW-PSO se destaca como o menor entre eles, revelando melhor ajuste. Nota-se ainda na Tabela 3 que todas as distribuições ajustadas obtiveram estatísticas menores do que o p-valor de 5% para a estatística χ^2 . Entretanto, o menor dos valores foi obtido pelo algoritmo PSO aplicado à mistura de distribuições Lognormal-Weibull. Tal fato corrobora aos resultados obtidos pelas estatísticas R^2 e $RMSE$, demonstrando que a otimização dos parâmetros da Lognormal-Weibull com o algoritmo *Particle Swarm Optimization* exprime melhor ajuste à base de dados investigada.

As porcentagens de acerto dos quantis do conjunto de dados da distribuição ajustada em relação aos quantis do conjunto empírico de dados foram calculadas para cada modelo ajustado. A mistura de distribuição Lognormal com Weibull, com parâmetros otimizados com PSO, apresentou maior porcentagem de acertos do que os outros modelos analisados (71,14%). Em seguida, estão a Weibull via EMV (70,91%) e Weibull com MM (70,8%). Estes resultados revelam que, para a base de dados investigada, os métodos numéricos EMV e MM fornecem bons ajustes se aplicados à distribuição Weibull. Em contrapartida, para misturas de distribuições o algoritmo de otimização PSO fornece melhor aproximação dos parâmetros do modelo aos dados amostrais se aplicado a distribuição Weibull combinada com a Lognormal, em detrimento à distribuição Weibull-Weibull para os dados estudados. Este resultado é interessante uma vez que embora, em geral, as distribuições Weibull e a Weibull-Weibull apresentem melhor ajuste às séries de velocidade do vento, não existe um modelo ótimo que consiga realizar modelagem em todas as séries de velocidade do vento (Qin et al., 2012).

Na Figura 3 está ilustrado o gráfico de convergência para 30 simulações do PSO durante a otimização dos parâmetros da mistura de distribuições Lognormal e Weibull (em preto) e para o comportamento médio dessas simulações (em vermelho).

Figura 3. Processo de convergência do PSO na busca pelos parâmetros ótimos do modelo de distribuição LNW.

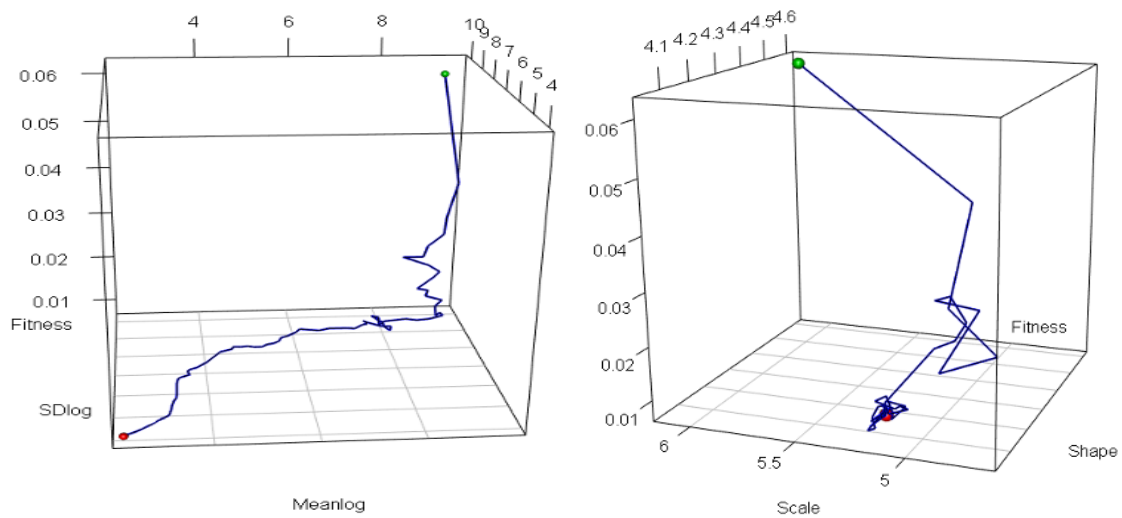


Fonte: Elaborada pelos autores.

O eixo Ox na Figura 3 indica a quantidade de iterações realizadas e o eixo Oy o valor de *fitness* obtido a cada iteração. A função *fitness* foi utilizada para minimizar a distância entre a densidade amostral e a teórica da LNW. Percebe-se um declínio nos valores de *fitness* ao longo das iterações, além da boa e rápida convergência do PSO na busca pelos parâmetros ideais do modelo de distribuição Lognormal-Weibull.

O enxame na busca pelos parâmetros ótimos foi composto por 30 partículas. A Figura 4 ilustra a movimentação da melhor partícula.

Figuras 4. Movimentação da melhor partícula no espaço de busca em relação aos parâmetros da distribuição Lognormal e da Weibull, respectivamente.



Fonte: Elaborada pelos autores.

É possível verificar que a Figura 4 exibe a movimentação da melhor partícula no espaço de busca a cada iteração do PSO, em relação aos parâmetros de média e desvio padrão da lognormal (Meanlog e SDlog, respectivamente) e de forma (Shape) e de escala (Scale) da Weibull. A esfera verde indica a posição inicial, enquanto a esfera vermelha indica a posição final na movimentação.

8. Considerações Finais

A partir da comparação dos ajustes realizados entre a distribuição Weibull com o Método dos Momentos, com a Estimação de Máxima Verossimilhança e com o algoritmo *Particle Swarm Optimization*, bem como os ajustes da Lognormal-Weibull e da Weibull-Weibull ambas com o PSO, foi verificado que os menores erros de estimação dos parâmetros destas distribuições com os métodos adotados foi alcançado com a Lognormal-Weibull via PSO, com uma porcentagem de acerto de 71,14% dos dados ajustados em comparação ao conjunto de dados empírico de Petrolina-PE no período analisado.

Este resultado é importante no sentido de que é de suma importância determinar o modelo de distribuição que oferece melhor qualidade no ajuste aos dados de velocidade do

vento de forma a auxiliar na tomada de decisões sobre o potencial eólico da região, podendo minimizar custos operacionais de gestão, geração e distribuição de energia eólica.

Como trabalhos futuros, a distribuição Lognormal-Weibull combinada com o algoritmo *Particle Swarm Optimization* para obtenção dos parâmetros do modelo pode ser utilizada para o cálculo do potencial de geração eólica no município de Petrolina, em Pernambuco. Além disso, estudos sobre a rajada dos ventos nessa região podem ser conduzidos e auxiliar os gestores públicos e privados para um melhor aproveitamento eólico, visando a redução de prejuízos decorrentes de danos causados por altas rajadas nos aerogeradores.

Agradecimentos

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

Referências

ABEEólica. (2019). *Eólica já é a segunda fonte da matriz elétrica brasileira com 15 gw de capacidade instalada*. Acesso em 06 maio 2020. Em: <http://abeeolica.org.br/noticias/eolica-ja-e-a-segunda-fonte-da-matriz-eletrica-brasileira-com-15-gw-de-capacidade-instalada/>.

Da Silva, KA, Rodrigues, MS, Cunha, JC, Alves, DC, Freitas, HR & Lima, AMN. (2017). Levantamento de solos utilizando geoestatística em uma área de experimentação agrícola em Petrolina-PE. *Comunicata Scientiae*, 8(1): 175-180. <https://doi.org/10.14295/cs.v8i1.2646>.

IBGE. (2019). *Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística*. Acesso em 06 maio 2020 Em: <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/pe/petrolina/panorama>.

Jatobá, L, Silva, AF & Galvíncio, JD. (2017). A dinâmica climática do Semiárido em Petrolina-PE. *Embrapa Semiárido-Artigo em periódico indexado (ALICE)*.

Kumar, MBH, Balasubramaniyan, S, Padmanaban, S & Holm-Nielsen, JB. (2019). Wind Energy Potential Assessment by Weibull Parameter Estimation Using Multiverse

Optimization Method: A Case Study of Tirumala Region in India. *Energies*, 12(11), 2158. <https://doi.org/10.3390/en12112158>.

Melo, ECDS, Aragão, MRDS & Correia, MDF. (2014). Regimes do vento à superfície na área de Petrolina, Submédio São Francisco. *Revista Brasileira de Meteorologia*, 29(2): 229-241. <https://doi.org/10.1590/S0102-77862014000200007>.

Ouarda, TB, Charron, C & Chebana, F. (2016). Review of criteria for the selection of probability distributions for wind speed data and introduction of the moment and L-moment ratio diagram methods, with a case study. *Energy Conversion and Management*, 124: 247-265. <http://dx.doi.org/10.1016/j.enconman.2016.07.012> 0196-8904/.

Pereira, AS, Shitsuka, DM, Parreira, FJ & Shitsuka, R. (2018). *Metodologia da pesquisa científica*. [e-book]. Santa Maria. Ed. UAB/NTE/UFSM. Acesso: 11 maio 2020. Disponível em: https://repositorio.ufsm.br/bitstream/handle/1/15824/Lic_Computacao_Metodologia-Pesquisa-Cientifica.pdf?sequence=1.

Pishgar-Komleh, SH, Keyhani, A & Sefeedpari, P. (2015). Wind speed and power density analysis based on Weibull and Rayleigh distributions (a case study: Firouzkooh county of Iran). *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 42, 313-322. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2014.10.028>.

Qin, X, Zhang, J & Yan, X. (2012). Two improved mixture Weibull models for the analysis of wind speed data. *Journal of applied meteorology and climatology*, 51.7: 1321-1332. <https://doi.org/10.1175/JAMC-D-11-0231.1>.

Rajapaksha, KWGDH & Perera, K. (2016). 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). <http://dx.doi.org/10.4038/jnsfsr.v44i4.8023>.

Rocha, LCS, Aquila, G, Junior, PR, de Paiva, AP, de Oliveira Pamplona, E & Balestrassi, PP. (2018). A stochastic economic viability analysis of residential wind power generation in Brazil. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 90(1): 412-419. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2018.03.078>.

Santos, FS, Nascimento, KKF, Jesus, ES, Jale, JS, Stosic, T & Ferreira, TAE. (2019). Análise estatística da velocidade do vento em Petrolina-PE utilizando as distribuições Weibull e a Burr. *Journal of Environmental Analysis and Progress*, 4(1): 057-064. <https://doi.org/10.24221/JEAP.4.1.2019.2057.057-064>.

Seckin, N, Yurtal, R, Haktanir, T & Dogan, A. (2010). Comparison of probability weighted moments and maximum likelihood methods used in flood frequency analysis for Ceyhan River Basin. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 35(1), 49.

Souza, A, Oliveira, SS & Ozonur, D. (2019). Análise estatística de parâmetros de Weibull para avaliação de potencial de energia eólica em Campo Grande. *Journal of Environmental Analysis and Progress*, 4.3: 168-179. <https://doi.org/10.24221/JEAP.4.3.2019.2468.168-179>.

Zhou, J, Yang, J, Lin, L, Zhu, Z & Ji, Z. (2018). Local best particle swarm optimization using crown jewel defense strategy. In *Critical developments and applications of swarm intelligence* (pp. 27-52). IGI Global. <https://doi.org/10.4018/978-1-5225-5134-8.ch002>.

Porcentagem de contribuição de cada autor no manuscrito

Kerolly Kedma Felix do Nascimento – 25%

Fábio Sandro dos Santos – 25%

Jader da Silva Jale – 25%

Tiago Alessandro Espínola Ferreira – 25%