

# APLICAÇÃO DE MÉTODOS METAHEURÍSTICOS NA DETERMINAÇÃO DOS PARÂMETROS ÓTIMOS DE DIFERENTES DISTRIBUIÇÕES DE VELOCIDADE DO VENTO EM PETROLINA - PE

**Kevin Santos Guedes** (UFC) - kevin\_guedes@hotmail.com

**Carla Freitas de Andrade** (UFC) - cbens2020@gmail.com

**Paulo Alexandre Costa Rocha** (UFC) - paulo.rocha@ufc.br

**Davi Ribeiro Lins** (UFC) - davilins@alu.ufc.br

## **Resumo:**

*Na análise do potencial eólico de uma região, são de suma importância a determinação da distribuição de velocidade do vento que melhor caracteriza o regime de ventos do local e a estimativa precisa dos parâmetros que regem estas distribuições. Ainda que um determinado modelo seja adequado para a região em questão, se os seus parâmetros não forem estimados corretamente, os cálculos de geração de energia serão imprecisos e a análise do potencial eólico será comprometida. Nos últimos anos, diversos Algoritmos de Otimização Metaheurísticos (MOA - Metaheuristic Optimization Algorithms) foram utilizados com este propósito. Contudo, a aplicação destes métodos no ajuste de distribuições de velocidade do vento é ainda escassa e centrada em modelos convencionais. Diante destes fatos, os MOA Pássaros Migratórios e Busca Harmônica foram utilizados, neste artigo, para ajustar seis modelos de distribuição, sendo a maioria deles modelos não convencionais. O estudo foi conduzido em Petrolina, cidade do Nordeste brasileiro. Posteriormente, uma análise estatística de múltiplos critérios foi realizada para comparar os resultados obtidos pelos MOA com os obtidos pelo tradicional Método da Máxima Verossimilhança (MMV). Em relação ao MMV, os MOA proporcionaram ajustes significativamente melhores e mais precisos, o que demonstra o seu elevado desempenho na determinação dos parâmetros ótimos das distribuições de velocidade do vento e, conseqüentemente, a aplicabilidade destes métodos para a obtenção de informações mais precisas durante a análise do potencial eólico de uma região. Ademais, o método Pássaros Migratórios apresentou melhor desempenho na obtenção das soluções ótimas quando comparado com o Busca Harmônica. A distribuição que apresentou ajuste mais preciso foi a Lindley Generalizada Extendida, seguida da Dagum e Weibull, em segundo e terceiro lugar, respectivamente. Tal resultado reafirma o fato de que o modelo de Weibull, apesar de sua simplicidade e boa precisão, não é sempre o mais adequado.*

**Palavras-chave:** *Análise do recurso eólico, Algoritmos de Otimização Metaheurísticos, Modelagem da velocidade do vento*

**Área temática:** *Outras fontes renováveis de energia*

**Subárea temática:** *Simulação, análise, equipamentos e sistemas de conversão eólica para eletricidade*

# APLICAÇÃO DE MÉTODOS METAHEURÍSTICOS NA DETERMINAÇÃO DOS PARÂMETROS ÓTIMOS DE DIFERENTES DISTRIBUIÇÕES DE VELOCIDADE DO VENTO EM PETROLINA - PE

Kevin Santos Guedes – kevin\_guedes@hotmail.com

Carla Freitas de Andrade – carla@ufc.br

Paulo Alexandre Costa Rocha – paulo.rocha@ufc.br

Davi Ribeiro Lins – davilins@alu.ufc.br

Departamento de Engenharia Mecânica, Centro de Tecnologia, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza – CE  
CEP 60020-181, Brasil

**Resumo.** Na análise do potencial eólico de uma região, são de suma importância a determinação da distribuição de velocidade do vento que melhor caracteriza o regime de ventos do local e a estimativa precisa dos parâmetros que regem estas distribuições. Ainda que um determinado modelo seja adequado para a região em questão, se os seus parâmetros não forem estimados corretamente, os cálculos de geração de energia serão imprecisos e a análise do potencial eólico será comprometida. Nos últimos anos, diversos Algoritmos de Otimização Metaheurísticos (MOA - Metaheuristic Optimization Algorithms) foram utilizados com este propósito. Contudo, a aplicação destes métodos no ajuste de distribuições de velocidade do vento é ainda escassa e centrada em modelos convencionais. Diante destes fatos, os MOA Pássaros Migratórios e Busca Harmônica foram utilizados, neste artigo, para ajustar seis modelos de distribuição, sendo a maioria deles modelos não convencionais. O estudo foi conduzido em Petrolina, cidade do Nordeste brasileiro. Posteriormente, uma análise estatística de múltiplos critérios foi realizada para comparar os resultados obtidos pelos MOA com os obtidos pelo tradicional Método da Máxima Verossimilhança (MMV). Em relação ao MMV, os MOA proporcionaram ajustes significativamente melhores e mais precisos, o que demonstra o seu elevado desempenho na determinação dos parâmetros ótimos das distribuições de velocidade do vento e, conseqüentemente, a aplicabilidade destes métodos para a obtenção de informações mais precisas durante a análise do potencial eólico de uma região. Ademais, o método Pássaros Migratórios apresentou melhor desempenho na obtenção das soluções ótimas quando comparado com o Busca Harmônica. A distribuição que apresentou ajuste mais preciso foi a Lindley Generalizada Extendida, seguida da Dagum e Weibull, em segundo e terceiro lugar, respectivamente. Tal resultado reafirma o fato de que o modelo de Weibull, apesar de sua simplicidade e boa precisão, não é sempre o mais adequado.

**Palavras-chave:** Análise do recurso eólico, Algoritmos de Otimização Metaheurísticos, Modelagem da velocidade do vento

## 1. INTRODUÇÃO

Para otimizar o aproveitamento do potencial eólico de uma região, é comum a estimativa da média anual de energia que pode ser gerado por uma turbina eólica caso instalada no local (Jung e Schindler, 2018). Nesta estimativa, diversos fatores devem ser levados em consideração, tais como: Curva de potência do aerogerador, intensidade de turbulência, velocidade média do vento, densidade do ar, distribuição da velocidade do vento, entre outros. Destes, o mais importante é a distribuição de velocidade do vento (Akdag e Guler, 2015). Ademais, é de suma importância que o erro nesta estimativa seja o menor possível (Jung e Schindler, 2019).

Nos últimos anos, diversos estudos foram conduzidos com o intuito de determinar a distribuição de probabilidade mais adequada na descrição das propriedades estatísticas dos regimes de vento. A distribuição mais utilizada até então é a de Weibull. Contudo, apesar da sua simplicidade, boa precisão e flexibilidade, diversos pesquisadores demonstraram que esta distribuição não é sempre a mais adequada (Aries *et al.*, 2018). Além disso, de acordo com Jung *et al.* (2017), muitos estudos mostraram que a distribuição de Weibull não foi capaz de reproduzir importantes características de regimes de vento *onshore* e *offshore*. Mohammadi *et al.* (2017), por exemplo, compararam o desempenho das distribuições de Weibull, Gaussiana Inversa, Rayleigh, Normal, Lognormal, Logística, Log-Logística, Valor Extremo Generalizado, Nakagami e Birnbaum-Saunders em um estudo conduzido em diferentes regiões de Ontário, no Canadá. De acordo com a análise conduzida, a distribuição de Birnbaum-Saunders foi a que apresentou maior precisão na maioria das regiões, enquanto que a distribuição de Weibull foi incapaz de fornecer uma descrição adequada da frequência de velocidade do vento. De modo geral, a precisão e adequação de uma distribuição de probabilidade estão atreladas às características do regime de ventos da região, de maneira tal que, se em determinada região uma distribuição apresentou bom desempenho, isto não significa que em todas as regiões ela irá proporcionar o mesmo resultado. Sendo assim, torna-se imprescindível a avaliação de diferentes modelos de probabilidade para que a análise do recurso eólico de uma região seja realizada de forma precisa e confiável.

Outra etapa essencial na análise do recurso eólico é a correta estimativa dos parâmetros que regem as distribuições de velocidade do vento. Ainda que uma determinada distribuição seja capaz de descrever precisamente um determinado regime de ventos, se os seus parâmetros não forem estimados de forma correta, as estimativas de geração de energia serão imprecisas e pouco confiáveis. Durante muitos anos, diversos pesquisadores utilizaram os consolidados e tradicionais métodos determinísticos, tais como: Método da Máxima Verossimilhança (MMV), Método da Máxima Verossimilhança Modificado (MMVM), Método da Energia Padrão (MEP), Método do Momento (MM), Método Empírico (ME), Método dos Mínimos Quadrados (MMQ), Método da Energia Equivalente (MEQ), entre outros. Contudo, estudos recentes demonstraram o desempenho superior dos Algoritmos de Otimização Metaheurísticos (MOA - *Metaheuristic Optimization Algorithms*) na determinação dos parâmetros ótimos das distribuições de velocidade quando comparados com os tradicionais métodos determinísticos. Jiang *et al.* (2017) utilizaram os métodos de otimização Algoritmo do Morcego (BA - *Bat Algorithm*), Busca do Cuco (CS - *Cuckoo Search*) e Enxame de Partículas (PSO - *Particle Swarm Optimization*) para estimar os parâmetros ótimos das distribuições de Weibull, Rayleigh, Lognormal e Gamma em um estudo conduzido na China. De acordo com os resultados, todos os métodos de otimização apresentaram melhor desempenho e precisão quando comparados com os métodos determinístico MMV, MM e MMQ. De forma similar, Wang *et al.* (2016) estimaram precisamente os parâmetros da distribuição de Weibull a partir dos métodos de otimização CS, Colônia de Formiga (ACO - *Ant Colony Optimization*), Algoritmo Genético (GA - *Genetic Algorithm*) e Algoritmo do Vaga-lume (FA - *Firefly Algorithm*). Wang *et al.* (2018), Andrade *et al.* (2019), Zhao *et al.* (2019) e Chang (2011) também utilizaram diferentes métodos de otimização na determinação dos parâmetros da distribuição de Weibull e obtiveram resultados significativos.

A partir desta revisão na literatura, é possível ver que a aplicação dos MOA está centrada em distribuições convencionais, tais como Weibull, Rayleigh, Lognormal e Gamma, enquanto que as aplicações destes métodos em modelos não convencionais e em modelos de mais de dois parâmetros são excepcionalmente insuficientes. Além disso, de acordo com Jiang *et al.* (2017), as pesquisas e aplicações MOA na determinação dos parâmetros ótimos dos modelos de distribuição de velocidade do vento são bastante escassas. Wang *et al.* (2018) ressaltam que poucos estudos foram conduzidos com o intuito de otimizar os parâmetros da distribuição W através de MOA. Ademais, de acordo com Usta *et al.* (2018), não há consenso de qual o melhor método para estimar os parâmetros da distribuição W. Diante deste cenário, este trabalho propõe a utilização dos métodos de otimização metaheurísticos Pássaros Migratórios (MBO - *Migrating Birds Optimization*) e Busca Harmônica (HS - *Harmony Search*) na determinação dos parâmetros ótimos das distribuições de Weibull (W), Lognormal (LN), Lindley Generalizada (LG), Burr (B), Dagum (D) e Lindley Generalizada Extendida (LGE). Deste grupo, somente as distribuições W e LN são caracterizadas como não convencionais, enquanto que as demais são não convencionais. Desse modo, como contribuição, este artigo expande a aplicação dos MOA para além das distribuições convencionais, que até então foram o foco de aplicação destes métodos. Posteriormente, os resultados obtidos dos MOA foram comparados com os obtidos através do MMV a fim de avaliar a aplicabilidade e desempenho dos métodos de otimização e determinar qual a distribuição e o método de estimativa mais adequados para caracterizar o regime de ventos em Petrolina, cidade no Nordeste do Brasil. Sendo assim, como mais uma contribuição, este trabalho apresenta informações essenciais para uma análise mais precisa e confiável do potencial eólico da região de Petrolina.

## 2. DADOS DE VELOCIDADE DO VENTO

Os dados de velocidade do vento utilizados neste estudo foram coletados em 2010 pela Estação PTR-11 (Latitude 09° 04' 08" S e Longitude 40° 19' 11" O), em Petrolina, cidade localizada na região Nordeste do Brasil. Os dados foram disponibilizados online pelo Sistema de Organização Nacional de Dados Ambientais (SONDA), projeto do Governo Federal Brasileiro. De acordo com a ABEEólica (2019), o Nordeste do Brasil possui, em abundância, ventos unidirecionais, constantes e de velocidade estável, que são extremamente benéfico para o desenvolvimento do potencial eólico. Por tal motivo, 86% da capacidade instalada de energia eólica do País encontram-se nesta região. Ademais, em 2018, durante a temporada da "safra dos ventos", que corresponde aos meses de Junho a Novembro, foram registrados fatores de capacidade que passam dos 80%, valor significativamente maior do que a média mundial de 25% (ABEEólica, 2019). Tal fato justifica a escolha da região de Petrolina neste estudo.

Os dados foram coletados a 50m de altura e as medições de velocidade média foram realizadas com periodicidade de 10 minutos. Antes de serem utilizados, os dados foram submetidos à um tratamento para remoção de valores de velocidade negativos e excessivos, além de registros não numéricos NA (*Not Available*) e NAN (*Not A Number*). O percentual de aproveitamento foi de 99,91%, o que demonstra a alta confiabilidade dos dados. O conjunto de dados, após tratamento, consiste em 52514 valores de velocidade do vento.

## 3. DISTRIBUIÇÕES DE VELOCIDADE DO VENTO

Para uma descrição precisa das propriedades estatísticas do recurso eólico de uma região a seleção do modelo de distribuição da velocidade do vento mais adequado é de suma importância (Jung e Schindler, 2018b). Em termos matemáticos, a potência média  $\overline{P_w}$  gerada por uma turbina eólica é dada pela Eq. (1), na qual  $P_w(v)$  é a curva de potência do aerogerador em função da velocidade do vento  $v$  e  $f(v)$  é a função densidade de probabilidade.

$$\overline{P_w} = \int_0^{\infty} P_w(v)f(v)dv \quad (1)$$

De acordo com Morgan *et al.* (2011), a maior incerteza do cálculo da potência média reside na escolha da distribuição  $f(v)$ , uma vez que o fabricante conhece com precisão a curva de potência da turbina eólica. Sendo assim, para garantir uma maior confiabilidade e precisão nas etapas de planejamento do parque eólico e análise do potencial eólico da região, é essencial a escolha de um modelo de distribuição adequado. Com este propósito, foram avaliadas seis distribuições de probabilidade neste estudo, sendo elas: Weibull (W), Lognormal (LN), Lindley Generalizada (LG), Burr (B), Dagum (D) e Lindley Generalizada Extendida (LGE). Destas, somente a W e LN são caracterizadas como modelos convencionais, os demais são não convencionais. Ademais os modelos W, LN e LG possuem dois parâmetros, e os modelos B, D e LGE possuem três parâmetros. A função densidade de probabilidade  $f(v)$  e a função de distribuição acumulada  $F(v)$  destes modelos estão apresentadas na Tab. 1, na qual  $k$  é o parâmetro de forma,  $p$  o segundo parâmetro de forma,  $c$  o parâmetro de escala e  $erf$  é a função erro. Foram também apresentadas algumas referências de estudos anteriores que utilizaram estas distribuições em energia eólica.

Tabela 1 – Modelos de distribuição de velocidade do vento

Modelo	$f(v)$	$F(v)$	Referências
W	$\frac{k}{c} \left(\frac{v}{c}\right)^{k-1} e^{-\left(\frac{v}{c}\right)^k}$	$1 - e^{-\left(\frac{v}{c}\right)^k}$	Andrade <i>et al.</i> (2019), Mohammadi <i>et al.</i> (2017), Carta <i>et al.</i> (2009), Usta <i>et al.</i> (2018), Aries <i>et al.</i> (2018)
LN	$\frac{1}{vk\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\ln(v)-c}{k}\right)^2}$	$\frac{1}{2} + \frac{1}{2} erf \left[ \frac{\ln(v) - c}{k\sqrt{2}} \right]$	Alavi <i>et al.</i> (2016), Kiss e Jánosi (2008), Ouarda <i>et al.</i> (2015), Wang <i>et al.</i> (2016)
LG	$\frac{kc^2(1+v)e^{-cv}}{c+1} \left(1 - \frac{1+c+cv}{1+c} e^{-cv}\right)^{k-1}$	$\left(1 - \frac{1+c+cv}{1+c} e^{-cv}\right)^k$	Arslan <i>et al.</i> (2017)
B	$\frac{kp \left(\frac{v}{c}\right)^{p-1}}{c \left[1 + \left(\frac{v}{c}\right)^p\right]^{k+1}}$	$1 - \left[1 + \left(\frac{v}{c}\right)^p\right]^{-k}$	Brano <i>et al.</i> (2011), Jung e Schindler (2017), Mazzeo <i>et al.</i> (2018), Qin <i>et al.</i> (2011)
D	$\frac{kp \left(\frac{v}{c}\right)^{kp-1}}{c \left[1 + \left(\frac{v}{c}\right)^p\right]^{k+1}}$	$\left[1 + \left(\frac{v}{c}\right)^p\right]^{-k}$	Jung e Schindler (2017), Jung <i>et al.</i> (2017), Chiodo e Falco (2016)
LGE	$\frac{k^2pc(1+vc)^{2p-1}e^{k-k(1+vc)^p}}{k+1}$	$1 - \frac{e^{k-k(1+vc)^p} [1 + k(1+vc)^p]}{k+1}$	Kantar <i>et al.</i> (2018)

#### 4. MÉTODOS DE OTIMIZAÇÃO METAHEURÍSTICOS

Algoritmos de Otimização Metaheurísticos (MOA - *Metaheuristic Optimization Algorithms*) são métodos comumente baseado em processos artificiais ou em comportamentos de grupos de animais observados na natureza. O método do Lobo Cinzento (GWO - *Grey Wolf Optimizer*), por exemplo, foi proposto por Mirjalili *et al.* (2014) e é baseado na hierarquia e mecanismo de caça dos lobos cinzentos. Já o método da Competição Imperialista (ICA - *Imperialist Competitive Algorithm*), proposto por Atashpaz-Gargari e Lucas (2007), é baseado no processo sociopolítico de competição imperialista.

Os principais componentes de uma MOA são: Diversificação e Intensificação. Diversificação é a capacidade do método de gerar diferentes soluções e Intensificação é a capacidade de explorar uma determinada região do espaço de busca a partir da informação de que a melhor solução atual encontra-se nesta região (Yang, 2010). Ademais, nos MOA, o processo de busca pela solução ótima se dá através da minimização (ou maximização) de uma função objetivo, sendo esta uma função previamente definida e com capacidade de quantificar a qualidade das soluções obtidas. Neste estudo, foram utilizados os métodos Pássaros Migratórios (MBO - *Migrating Birds Optimization*) e Busca Harmônica (HS - *Harmony Search*) para otimizar os parâmetros das distribuições de velocidade do vento. O critério de parada adotado foi a convergência da solução, isto é, quando a melhor solução obtida não sofre mais variações nas seis primeiras casas decimais, o algoritmo cessa e retorna esta solução.

##### 4.1 Pássaros Migratórios

Proposto por Duman *et al.* (2012), o método Pássaros Migratórios (MBO - *Migrating Birds Optimization*) é baseado na formação em V adotada pelas aves migratórias, na qual o pássaro líder, posicionado na região dianteira, guia o bando situado nas duas linhas subsequentes. Através desta formação, os pássaros recebem, do pássaro da frente, uma redução no arrasto induzido, que é indesejável durante o voo, e, conseqüentemente, consomem uma menor quantidade de energia (Makas e Yumusak, 2016). Em uma formação em composta por 25 aves, por exemplo, cada pássaro atinge uma redução no arrasto induzido de até 65% (Makas e Yumusak, 2016). Devido a este benefício, os pássaros atingem uma amplitude de voo aproximadamente 71% maior do que a de um pássaro isolado (Lissaman e Shollenberger, 1970). O pássaro líder, por ocupar a primeira posição na formação, não recebe este benefício e gasta mais energia. O MBO simula o benefício da economia de energia através do compartilhamento de soluções e é conduzido conforme o fluxograma apresentado na Fig. 1.

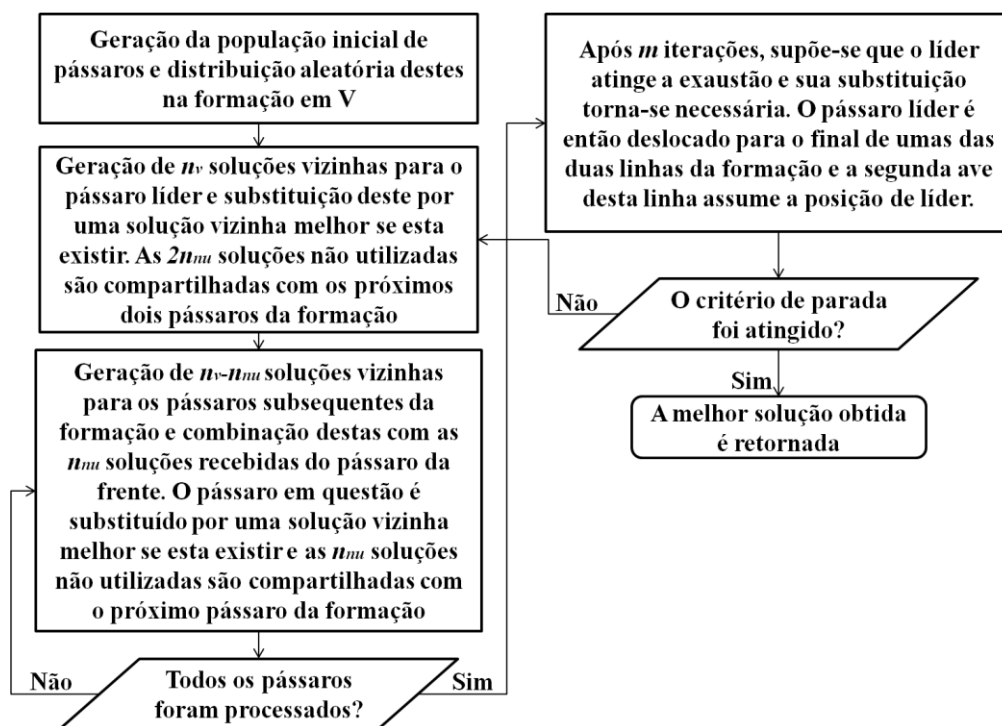


Figura 1 – Fluxograma do método Pássaros Migratórios (MBO).

O pássaro líder é que gasta mais energia ao gerar  $n_v$  soluções vizinhas, enquanto que os demais pássaros consomem menos energia ao gerar somente  $n_v - n_{mu}$  soluções.

## 4.2 Busca Harmônica

Proposto por Geem *et al.* (2001), método Busca Harmônica (HS - *Harmony Search*) é baseado no processo criativo de um músico em busca da melhor harmonia. Esta busca se dá através da experiência do artista ou de um processo aleatório de improvisação, e, com base em um critério estético, a qualidade da nova harmonia é determinada. O método HS mimetiza este comportamento através da otimização das soluções existentes e da geração aleatória de novas soluções, sendo o critério de qualidade das soluções o valor da função objetivo. Neste método, as soluções são denominadas harmonias. A otimização no HS começa com a formação da Memória Harmônica (HM - *Harmony Memory*), sendo esta composta por um conjunto de possíveis soluções geradas aleatoriamente. A cada iteração uma nova harmonia é gerada e comparada com as harmonias existentes na HM, de maneira tal que somente as melhores harmonias são mantidas (Andrade *et al.*, 2019). A Fig. 2 apresenta o procedimento geral do HS.

## 5. MÉTODO DA MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA

Neste estudo, o método determinístico da Máxima Verossimilhança (MMV) foi utilizado como referencial para avaliar a aplicabilidade dos MOA na determinação dos parâmetros ótimos das distribuições de velocidade do vento. Quando a quantidade de amostras é grande, o MMV é mais eficiente do que outros métodos determinísticos e proporciona menor erro quadrado médio (Alavi *et al.*, 2016). Tal fato justifica a escolha deste método. No MMV o ajuste das distribuições se dá através da identificação dos parâmetros da distribuição que maximizam o valor da função semelhança  $L$ , calculada pela Eq. (2), na qual  $f(\theta|vi)$  é a distribuição de probabilidade em função do seu conjunto de parâmetros  $\theta$  e  $n$  é a quantidade total de dados de velocidade do vento.

$$L = \prod_{i=1}^n f(\theta|v_i) \quad (2)$$

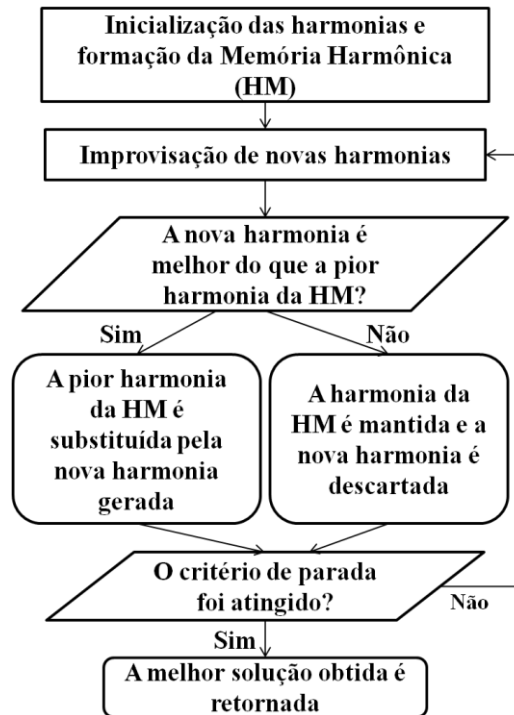


Figura 2 – Fluxograma do método Busca Harmônica (HS).

## 6. ANÁLISE ESTATÍSTICA PARA SELEÇÃO DO MODELO MAIS PRECISO

Na literatura, diversos testes estatísticos são utilizados para selecionar o modelo que melhor se ajusta a um determinado conjunto de dados de velocidade do vento, tais como: Raiz Quadrada do Erro Quadrado Médio (*RMSE - Root Mean Square Error*), Teste de Kolmogorov-Smirnov (*KS - Kolmogorov-Smirnov Test*), Coeficiente de Determinação ( $R^2$ ), Erro de Densidade de Potência (*PDE - Power Density Error*), Teste do Chi Quadrado ( $\chi^2 - Chi-square Test$ ), entre outros. Contudo, de acordo com Kantar *et al.* (2018), não há, atualmente, um consenso de qual teste é o mais adequado para a seleção do modelo de distribuição mais preciso. Desse modo, ao comparar dois modelos distintos em uma análise baseada nos critérios *RMSE* e *PDE*, por exemplo, é possível que um dos modelos seja o melhor em termos de *RMSE* e o outro seja melhor em termos de *PDE*. Neste caso, seria necessário mensurar a importância de cada um destes testes estatísticos para selecionar o modelo mais preciso. Contudo, tal processo tornaria a seleção subjetiva e pouco confiável. Diante deste cenário, Masseran (2018) propôs uma abordagem integrada que considera mutuamente quatro testes estatísticos comumente utilizados neste tipo de estudo em um único valor, sendo este o critério utilizado para determinar o modelo mais preciso. O valor único resultante da abordagem integrada é denominado Score Global (*SG*) neste trabalho. Os testes estatísticos utilizados nesta abordagem são:

- Critério de informação de Akaike (*AIC - Akaike Information Criterion*): O *AIC* é uma medida da informação perdida quando um modelo é ajustado a um determinado conjunto de dados e é calculado pela Eq. (3), onde  $L$  é a função semelhança, apresentada anteriormente e calculada pela Eq. (2), e  $n_p$  é o número de parâmetros do modelo. Quanto menor o *AIC*, melhor o ajuste (Miao *et al.*, 2019).

$$AIC = -2 \log(L) + 2n_p \quad (3)$$

- Desvio de Assimetria e Curtose (*DSK - Deviation of Skewness and Kurtosis*): Este critério mensura a similaridade entre as características de forma do modelo de distribuição ajustado e da distribuição empírica dos dados. O *DSK* é calculado pela Eq. (4), na qual  $g_1$  e  $g_2$  são, respectivamente, a assimetria empírica e a curtose empírica dos dados, e  $\gamma_1$  e  $\gamma_2$  são, respectivamente, a assimetria e curtose do modelo ajustado (Masseran, 2018). Quanto menor o *DSK*, melhor o ajuste.

$$DSK = \sqrt{(\gamma_1 - g_1)^2 \cdot (\gamma_2 - g_2)^2} \quad (4)$$

- Teste de Kolmogorov-Smirnov ( $KS$  - *Kolmogorov-Smirnov Test*): Teste utilizado para avaliar se um modelo em particular é adequado ou não para descrever um determinado conjunto de dados e é calculado pela Eq. (5), na qual  $F_i$  são as probabilidades cumulativas observadas e  $\hat{F}_i$  as probabilidades cumulativas previstas pelo modelo ajustado (Jiang *et al.*, 2017). Quanto menor o  $KS$ , melhor o ajuste.

$$KS = \max_{1 \leq i \leq n} |F_i - \hat{F}_i| \quad (5)$$

- Coeficiente de Determinação ( $R^2$ ): Este critério é utilizado para medir a relação linear entre as probabilidades cumulativas observadas ( $F_i$ ) e as probabilidades cumulativas previstas pelo modelo ajustado ( $\hat{F}_i$ ) e é dado pela Eq. (6), na qual  $\bar{F}$  é a média de  $\hat{F}_i$  (Mohammadi *et al.*, 2017). Valores de  $R^2$  próximos de 1 indicam que um bom ajuste foi obtido. Na abordagem integrada, é utilizado o valor  $1 - R^2$  para que a minimização de todos os critérios seja indicativo de bom ajuste. Ademais, durante o processo de otimização dos parâmetros das distribuições através dos MOA, a maximização do  $R^2$  (ou minimização do  $1 - R^2$ ) foi adotada como função objetivo. Tal função foi também utilizada por Jiang *et al.* (2017) e Wang *et al.* (2015).

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{F}_i - \bar{F})^2}{\sum_{i=1}^n (\hat{F}_i - \bar{F})^2 + \sum_{i=1}^n (F_i - \hat{F}_i)^2} \quad (6)$$

Posteriormente, o conjunto de resultados de cada um destes testes é submetido a um processo de padronização, através do qual um conjunto com uma determinada média e desvio padrão é convertido em um conjunto com média 0 e desvio padrão 1. Para eliminar os valores negativos gerados durante a padronização e possibilitar a comparação entre os resultados, é utilizada a Transformação da Função de Distribuição Cumulativa Normal Padrão (SNCDFT - *Standard Normal Cumulative Distribution Function Transformation*), dada pela Eq. (7), na qual  $z_{i|j}$  é o  $i$ -ésimo valor padronizado do critério  $j$ . Através da SNCDFT, os valores resultantes do processo de padronização ficam dentro do intervalo  $[0, 1]$ .

$$\Phi(z_{i|j}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{z_{i|j}} e^{-t^2/2} dt \quad (7)$$

Por fim, o Score Global ( $SG$ ) de um determinado modelo de distribuição é calculado através da Eq. (8):

$$SG_i = \Phi(z_{i|1-R^2}) \cdot \Phi(z_{i|KS}) \cdot \Phi(z_{i|AIC}) \cdot \Phi(z_{i|DSK}) \quad (8)$$

Como demonstrado por Masseran (2018), quanto menor o  $SG$ , mais preciso é o ajuste. Desse modo, a utilização desta abordagem permite que a análise comparativa entre diferentes modelos de distribuição da velocidade do vento seja conduzida de forma simples e objetiva.

## 7. RESULTADOS E DISCUSSÃO

O resultado dos testes estatísticos  $1 - R^2$ ,  $KS$ ,  $AIC$  e  $DSK$  de cada modelo ajustado, assim como o Score Global ( $SG$ ) gerado a partir destes quatro testes foram apresentados na Tab. 2. Nesta seção, foi utilizada a nomenclatura Distribuição<sub>Método</sub> para mencionar um determinado modelo de distribuição e o método utilizado para estimar seus parâmetros; por exemplo,  $B_{HS}$  é referente à distribuição Burr (B) com parâmetros estimados pelo método HS.

A partir da Tab. 2, ficam evidentes as vantagens da utilização da abordagem integrada na análise das distribuições de velocidade do vento. Ao comparar, por exemplo, os resultados dos modelos  $D_{MBO}$  e  $D_{HS}$ , as variações nos critérios estatísticos impossibilitaria a seleção de forma objetiva do modelo mais adequado, visto que o resultado fornecido pelo MBO é melhor nos testes  $AIC$  e  $DSK$  e o fornecido pelo HS é melhor nos testes  $1 - R^2$  e  $KS$ . Contudo, adotando o  $SG$  como critério de decisão, a comparação é feita de forma objetiva e confiável. Neste caso, o  $SG$  da  $D_{HS}$  é 0,005749 e o da  $D_{MBO}$  é 0,005700, sendo este o modelo mais preciso dentre os dois comparados. Tal abordagem é útil não só para comparar os resultados obtidos a partir de diferentes métodos de estimativa dos parâmetros como também para comparar diferentes modelos de distribuição. Quando comparados os resultados da  $B_{HS}$  e  $D_{MMV}$ , por exemplo, o modelo  $B_{HS}$  é melhor nos testes  $1 - R^2$  e  $DSK$ , enquanto que a  $D_{MMV}$  é melhor nos testes  $KS$  e  $AIC$ . Em termo de  $SG$ , é evidente o desempenho superior da  $D_{MMV}$ , com  $SG = 0,006533$ , em relação à  $B_{HS}$ , que apresentou  $SG = 0,007882$ . Estas duas situações justificam a utilização da abordagem integrada de Masseran (2018) neste estudo.

Ao comparar a mesma distribuição de probabilidade, pode ser visto que os resultados obtidos através dos MOA são mais precisos do que os obtidos através do método determinístico MMV, isto é, os valores de  $SG$  obtidos pelos MOA são significativamente menores do que os obtidos pelo MMV. Por exemplo, os  $SG$  da  $LN_{MBO}$ ,  $LN_{HS}$  e  $LN_{MMV}$  são, respectivamente, 0,299051, 0,299489 e 0,831034. Tal resultado comprova o elevado desempenho e aplicabilidade dos MOA na otimização dos parâmetros das distribuições de velocidade do vento. Ademais, os resultados fornecidos pelos métodos MBO e HS são semelhantes, visto que, para o mesmo modelo de distribuição, os valores de  $SG$  são próximos. Por exemplo, os  $SG$  da  $B_{MBO}$  e  $B_{HS}$  são, respectivamente, 0,007818 e 0,007882. No entanto, para

todas as distribuições, os valores de  $SG$  proporcionados pelo MBO foram todos inferiores aos fornecidos pelo HS, demonstrando que o método MBO apresentou melhor desempenho no processo de busca pelas soluções ótimas.

Para o mesmo método de estimativa dos parâmetros, o  $SG$  do modelo LGE foi o menor e o do LN o maior. Desse modo, dentre as distribuições analisadas, a EGL foi a que proporcionou melhor ajuste em Petrolina, enquanto que a LN apresentou o pior ajuste.

Tabela 2 – Análise estatística PTR-11

Método	Modelo	$1 - R^2$	KS	AIC	DSK	SG
MBO	W	0,000612	0,017412	209002,163	0,004601	0,007429
	LN	0,008260	0,063264	243633,937	2,077473	0,299051
	LG	0,007615	0,055561	227299,561	1,966291	0,216500
	B	0,000624	0,018686	208870,487	0,019825	0,007818
	D	0,000310	0,012385	207765,650	0,177590	0,005700
	LGE	0,000426	0,009722	207496,629	0,011904	0,004431
HS	W	0,000613	0,017577	209029,892	0,004045	0,007500
	LN	0,008323	0,056429	239133,621	2,484453	0,299489
	LG	0,007629	0,056887	227956,160	1,964457	0,223961
	B	0,000624	0,018845	208889,514	0,019486	0,007882
	D	0,000269	0,011278	207831,574	0,274764	0,005749
	LGE	0,000407	0,010054	207527,216	0,014464	0,004521
MMV	W	0,003001	0,027339	208373,240	0,032883	0,012093
	LN	0,063472	0,106895	227333,310	7,470845	0,831034
	LG	0,037652	0,083018	217336,642	2,112967	0,367835
	B	0,002752	0,026769	208423,086	0,037634	0,011775
	D	0,000655	0,015492	207675,236	0,145036	0,006533
	LGE	0,001231	0,017127	207336,423	0,006538	0,006452

### 7.1 Seleção do modelo de distribuição ótimo para PTR-11

Para selecionar o modelo de distribuição e o método de estimativa que garantiram melhor ajuste ao conjunto de dados de velocidade do vento de Petrolina, foi extraído, da Tab. 2, o melhor resultado (resultado com menor  $SG$ ) de cada distribuição, sendo estes apresentados na Tab. 3. As melhores distribuições foram ranqueadas e seus respectivos parâmetros estimados foram também apresentados na Tab. 3.

Tabela 3 – Melhores modelos de distribuição em PTR-11

Método	Modelo	$k$	$c$	$p$	Rank	SG
MBO	W	3,276	5,459	–	3°	0,007429
MBO	LN	0,338	1,565	–	6°	0,299051
MBO	LG	10,114	0,805	–	5°	0,216500
MBO	B	23,600	13,984	3,335	4°	0,007818
MBO	D	0,300	6,324	8,733	2°	0,005700
MBO	LGE	0,050	0,404	3,234	1°	0,004431

A distribuição que proporcionou melhor ajuste foi a  $LGE_{MBO}$ , seguida da  $D_{MBO}$  e  $W_{MBO}$ , em segundo e terceiro lugar, respectivamente. Este resultado demonstra que a amplamente utilizada distribuição de Weibull não é sempre a mais adequada para descrever certos regimes de vento. Ademais, é possível ver que o ajuste obtido através da  $LGE_{MBO}$ , que apresentou  $SG = 0,004431$ , é significativamente mais preciso do que o obtido através da  $W_{MBO}$ , que exibiu  $SG = 0,007429$ . Tal resultado mostra a importância da avaliação de modelos além dos convencionais e de dois parâmetros e mostra o quão significativa pode ser a melhoria obtida na precisão do ajuste ao utilizá-los.

Dentre os modelos de dois parâmetros (W, LN e LG), a  $W_{MBO}$  foi a que apresentou melhor desempenho (menor  $SG$ ). De todas as seis distribuições, a  $LG_{MBO}$  e a  $LN_{MBO}$  foram as que apresentaram os maiores  $SG$ , isto é, os piores ajustes. Além disso, é importante ressaltar, mais uma vez, que nenhum dos melhores resultados foi obtido através do MMV, comprovando a aplicabilidade e bom desempenho dos MOA.

Na Fig. 3, foram apresentados graficamente os modelos de distribuição da Tab. 3. Da Fig. 3, é possível ver que os modelos  $LG_{MBO}$  e  $LN_{MBO}$  foram os que mais se distanciaram dos valores de densidade do histograma. Estes resultados estão perfeitamente de acordo com o valor de  $SG$  obtido através da abordagem integrada, uma vez que estas duas distribuições foram as que exibiram maiores valores de  $SG$  (piores ajustes).

Os modelos  $W_{MBO}$ ,  $B_{MBO}$  e  $LGE_{MBO}$  apresentaram desempenho gráfico semelhante. Em relação à estes três modelos, a distribuição  $D_{MBO}$  apresentou desempenho sutilmente diferente ao exibir valor máximo de densidade



levemente maior do que o valor máximo observado no histograma. Sendo assim, para evitar conclusões subjetivas, é necessário considerar os valores de  $SG$  da Tab. 3. Neste caso, o modelo  $LGE_{MBO}$  foi o que proporcionou melhor ajuste (menor  $SG$ ). O modelo  $D_{MBO}$ , apesar das sutis diferenças, proporcionou o segundo melhor ajuste com  $SG = 0,005700$ .

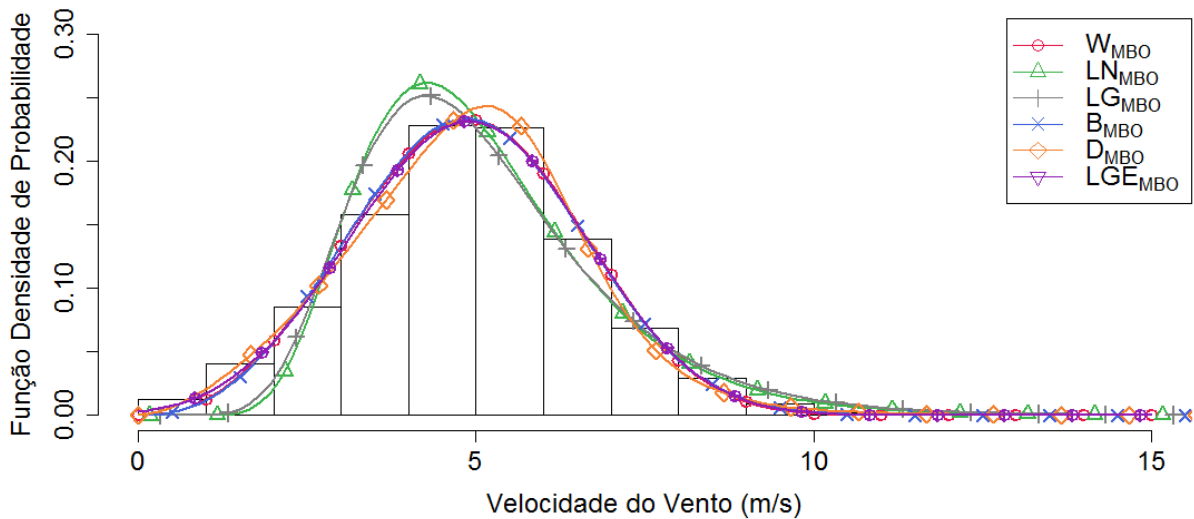


Figura 3 – Representação gráfica dos melhores modelos de distribuição em PTR-11

## 8. CONCLUSÃO

Neste trabalho, foi avaliado o desempenho e aplicabilidade dos métodos de otimização metaheurísticos (MOA) Pássaros Migratórios (MBO) e Busca Harmônica (HS) na determinação dos parâmetros ótimos de seis distribuições de velocidade do vento, sendo elas: Weibull (W), Lognormal (LN), Lindley Generalizada (LG), Burr (B), Dagum (D) e Lindley Generalizada Extendida (LGE). Destas, somente a W e LN são convencionais, enquanto que as demais são não convencionais. O método MMV foi utilizado como referencial para avaliar o desempenho dos métodos de otimização. A escassez de estudos que utilizam MOA no ajuste de distribuições de velocidade do vento e a atual aplicação destes métodos centrada em distribuições convencionais ressaltam a importância deste presente estudo.

Os ajustes obtidos foram avaliados através de uma abordagem integrada que considera os testes estatísticos  $1 - R^2$ ,  $KS$ ,  $AIC$  e  $DSK$  em um único valor, sendo este o Score Global ( $SG$ ). Tal abordagem mostrou-se bastante benéfica não só na comparação entre os resultados fornecidos por diferentes métodos de estimativa dos parâmetros como também na comparação entre os diferentes modelos de distribuição da velocidade do vento, uma vez que as variações observadas nos testes estatísticos tornariam impossível a seleção de forma objetiva do modelo mais preciso. Desse modo, ao utilizar o  $SG$  como critério de decisão, a análise comparativa foi conduzida de forma simples, objetiva e confiável.

Em Petrolina, os modelos ajustados através do MBO e HS apresentaram menores valores de  $SG$  quando comparados com os mesmos modelos ajustados pelo MMV, ou seja, os MOA proporcionaram maior precisão no ajuste das distribuições de velocidade do vento. Tal resultado comprova o alto desempenho e aplicabilidade dos MOA. Ademais, o método MBO apresentou melhor desempenho na busca das soluções ótimas quando comparado com o HS, uma vez que, para todas as distribuições, os valores de  $SG$  obtidos através do MBO foram inferiores aos obtidos através do HS.

O modelo  $LGE_{MBO}$  foi que exibiu maior precisão com  $SG = 0,004431$ , seguido da  $D_{MBO}$  e  $W_{MBO}$ , com  $SG = 0,005700$  e  $SG = 0,007429$ , respectivamente. Tais valores demonstram que a amplamente utilizada distribuição de Weibull (W) não é sempre a mais adequada para descrever certos regimes de vento. O modelo  $LN_{MBO}$  foi o que apresentou pior ajuste com  $SG = 0,299051$ .

## Agradecimentos

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001 e com apoio do CNPq, Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico - Brasil.

## REFERÊNCIAS

- ABEEólica. Associação Brasileira de Energia Eólica, 2019. Disponível em: <<http://abeeolica.org.br/>>. Acesso em: 13 de maio de 2019.
- Akdag, S. A., Guler, O., 2015. A novel energy pattern factor method for wind speed distribution parameter estimation. Energy Conversion and Management, v. 106, p. 1124 – 1133, ISSN 0196-8904.

- Alavi, O., Mohammadi, K., Mostafaiepour, A., 2016. Evaluating the suitability of wind speed probability distribution models: A case of study of east and southeast parts of Iran. *Energy Conversion and Management*, v. 119, p. 101 – 108. ISSN 0196-8904.
- Alavi, O., Sedaghat, A., Mostafaiepour, A., 2016. Sensitivity analysis of different wind speed distribution models with actual and truncated wind data: A case study for Kerman, Iran. *Energy Conversion and Management*, v. 120, p. 51 – 61. ISSN 0196-8904.
- Andrade, C. Freitas de, Santos, L. Ferreira dos, Macedo, M. V. S., Rocha, P. A. C., Gomes, F. F., 2019. Four heuristic optimization algorithms applied to wind energy: determination of Weibull curve parameters for three Brazilian sites. *International Journal of Energy and Environmental Engineering*, v. 10, n. 1, p. 1–12, ISSN 2251-6832.
- Aries, N., Boudia, S. M., Ounis, H., 2018. Deep assessment of wind speed distribution models: A case study of four sites in Algeria. *Energy Conversion and Management*, v. 155, p. 78 – 90, ISSN 0196-8904.
- Arslan, T., Acitas, S., Senoglu, B., 2017. Generalized Lindley and power Lindley distributions for modeling the wind speed data. *Energy Conversion and Management*, v. 152, p. 300 – 311, ISSN 0196-8904.
- Atashpaz-Gargari, E. E., Lucas, C., 2007. Imperialist competitive algorithm: an algorithm for optimization inspired by imperialistic competition. *Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation*, Singapore, p. 4661–4667.
- 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, ISSN 0960-1481.
- Carta, J., Ramírez, P., Velázquez, S., 2009. A review of wind speed probability distributions used in wind energy analysis: Case studies in the Canary Islands. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 13, n. 5, p. 933 – 955, ISSN 1364-0321.
- Chang, T. P., 2011. Wind energy assessment incorporating particle swarm optimization method. *Energy Conversion and Management*, v. 52, n. 3, p. 1630 – 1637, ISSN 0196-8904.
- Chiodo, E., Falco, P. D., 2016. Inverse Burr distribution for extreme wind speed prediction: Genesis, identification and estimation. *Electric Power Systems Research*, v. 141, p. 549 – 561, ISSN 0378-7796.
- Duman, E., Uysal, M., Alkaya, A. F., 2012. Migrating birds optimization: A new metaheuristic approach and its performance on quadratic assignment problem. *Information Sciences*, v. 217, p. 65 – 77, ISSN 0020-0255.
- Geem, Z. W., Kim, J. H., Loganathan, G. A., 2001. New heuristic optimization algorithm: Harmony search. *Simulation*, v. 76, n. 2, p. 60–68.
- Jiang, H., Wang, J., Wu, J., Geng, W., 2017. Comparison of numerical methods and metaheuristic optimization algorithms for estimating parameters for wind energy potential assessment in low wind regions. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 69, p. 1199 – 1217, ISSN 1364-0321.
- Jung, C., Schindler, D., 2017. Global comparison of the goodness-of-fit of wind speed distributions. *Energy Conversion and Management*, v. 133, p. 216 – 234, ISSN 0196-8904.
- Jung, C., Schindler, D., 2018. 3D statistical mapping of Germany's wind resource using WSWs. *Energy Conversion and Management*, v. 159, p. 96 – 108, ISSN 0196-8904.
- Jung, C., Schindler, D., 2018. Sensitivity analysis of the system of wind speed distributions. *Energy Conversion and Management*, v. 177, p. 376 – 384, ISSN 0196-8904.
- Jung, C., Schindler, D., 2019. Wind speed distribution selection – a review of recent development and progress. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 114, p. 109290, ISSN 1364-0321.
- Jung, C., Schindler, D., Laible, J., Buchholz, A., 2017. Introducing a system of wind speed distributions for modeling properties of wind speed regimes around the world. *Energy Conversion and Management*, v. 144, p. 181 – 192, ISSN 0196-8904.
- Kantar, Y. M., Usta, I., Arik, I., Yenilmez, I., 2018. Wind speed analysis using the extended generalized Lindley distribution. *Renewable Energy*, v. 118, p. 1024 – 1030, ISSN 0960-1481.
- Kiss, P., Jánosi, I. M., 2008. Comprehensive empirical analysis of ERA-40 surface wind speed distribution over Europe. *Energy Conversion and Management*, v. 49, n. 8, p. 2142 – 2151, ISSN 0196-8904.
- Lissaman, P. B. S., Shollenberger, C. A., 1970. Formation flight of birds. *Science*, n. 168, p. 1003–1005.
- Makas, H., Yumusak, N., 2016. System identification by using migrating birds optimization algorithm: a comparative performance analysis. *Information Sciences*, v. 24, p. 1879–1900.
- Masseran, N., 2018. Integrated approach for the determination of an accurate wind-speed distribution model. *Energy Conversion and Management*, v. 173, p. 56 – 64, ISSN 0196-8904.
- Mazzeo, D., Oliveti, G., Labonia, E., 2018. Estimation of wind speed probability density function using a mixture of two truncated normal distributions. *Renewable Energy*, v. 115, p. 1260 – 1280, ISSN 0960-1481.
- Miao, S., Gu, Y., Li, D., Li, H., 2019. Determining suitable region wind speed probability distribution using optimal score-radar map. *Energy Conversion and Management*, v. 183, p. 590 – 603, ISSN 0196-8904.
- Mirjalili, S., Mirjalili, S. M., Lewis, A., 2014. Grey wolf optimizer. *Advances in Engineering Software*, v. 69, p. 46 – 61, ISSN 0965-9978.
- Mohammadi, K., Alavi, O., McGowan, J. G., 2017. Use of Birnbaum-Saunders distribution for estimating wind speed and wind power probability distributions: A review. *Energy Conversion and Management*, v. 143, p. 109 – 122, ISSN 0196-8904.
- Morgan, E. C., Lackner, M., Vogel, R. M., Baise, L. G., 2011. Probability distributions for offshore wind speeds. *Energy Conversion and Management*, v. 52, n. 1, p. 15 – 26, ISSN 0196-8904.

- Ouarda, T., Charron, C., Shin, J.-Y., Marpu, P., Al-Mandoos, A., Al-Tamimi, M., Ghedira, H., Hosary, T. A., 2015. Probability distributions of wind speed in the UAE. *Energy Conversion and Management*, v. 93, p. 414 – 434, ISSN 0196-8904.
- Qin, Z., Li, W., Xiong, X., 2011. Estimating wind speed probability distribution using kernel density method. *Electric Power Systems Research*, v. 81, n. 12, p. 2139 – 2146, ISSN 0378-7796.
- Usta, I., Arik, I., Yenilmez, I., Kantar, Y. M., 2018. A new estimation approach based on moments for estimating weibull parameters in wind power applications. *Energy Conversion and Management*, v. 164, p. 570 – 578, ISSN 0196-8904.
- Wang, J., Hu, J., Ma, K., 2016. Wind speed probability distribution estimation and wind energy assessment. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 60, p. 881 – 899, ISSN 1364-0321.
- Wang, J., Huang, X., Li, Q., Ma, X., 2018. 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*, v. 164, p. 432 – 448, ISSN 0360-5442.
- Wang, J., Qin, S., Jin, S., Wu, J., 2015. Estimation methods review and analysis of offshore extreme wind speeds and wind energy resources. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 42, p. 26 – 42, ISSN 1364-0321.
- Wang, Z., Wang, C., Wu, J., 2016. Wind energy potential assessment and forecasting research based on the data pre-processing technique and swarm intelligent optimization algorithms. *Sustainability*, v. 8, p. 1191, 11.
- Yang, X.-S., 2010. *Nature-inspired metaheuristic algorithms*. [S.l.]: Luniver press.
- Zhao, X., Wang, C., Su, J., Wang, J., 2019. Research and application based on the swarm intelligence algorithm and artificial intelligence for wind farm decision system. *Renewable Energy*, v. 134, p. 681 – 697, ISSN 0960-1481.

#### **APPLICATION OF METAHEURISTIC METHODS IN DETERMINING THE OPTIMAL PARAMETERS OF DIFFERENT WIND SPEED DISTRIBUTIONS IN PETROLINA - PE**

**Abstract:** *In analyzing the wind potential of a region, are of paramount importance the determination of the wind speed distribution that best characterizes the local wind regime and the accurate estimation of the parameters governing these distributions. Even if a particular model is suitable for the regarding region, if its parameters are not estimated correctly, the energy generation calculations will be inaccurate and the wind potential analysis will be compromised. In the last few years, several Metaheuristic Optimization Algorithms (MOA) have been used for this purpose. However, the application of these methods in fitting wind speed distributions is still scarce and focused on conventional models. Given these facts, the MOA Migratory Birds and Harmonic Search were used in this article to fit six distribution models, most of them being unconventional models. The study was conducted in Petrolina, a city in northeastern Brazil. Subsequently, a statistical analysis of multiple criteria was performed to compare the results obtained by the MOA with those obtained by the traditional Maximum Likelihood Method (MLM). In relation to MLM, the MOA provided significantly better and more accurate fits, which demonstrates their high performance in determining the optimal parameters of the wind speed distributions and, consequently, the applicability of these methods to obtain more accurate information during the analysis of a region's wind potential. Moreover, the Migratory Birds method presented better performance in obtaining the optimal solutions when compared to the Harmonic Search. The distribution that presented the most accurate fit was the Extended Generalized Lindley, followed by Dagum and Weibull, in second and third place, respectively. This result reaffirms the fact that the Weibull model, despite its simplicity and good accuracy, is not always the most suitable one.*

**Keywords:** *Wind resource analysis, Metaheuristic optimization algorithms, Wind speed modeling*