

UTILIZAÇÃO DOS MÉTODOS METAHEURÍSTICOS COMPETIÇÃO IMPERIALISTA E BUSCA DO CUCO NO AJUSTE DE DIFERENTES CURVAS DE DISTRIBUIÇÃO DE VELOCIDADE DO VENTO EM SÃO JOÃO DO CARIRI - PB

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

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

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

Kevin Santos Guedes (UFC) - kevin_guedes@hotmail.com

Resumo:

Para que seja obtida uma maior precisão e confiabilidade na análise do recurso eólico de uma região, é essencial não somente a seleção do modelo de distribuição de velocidade do vento mais preciso na descrição do regime de ventos do local, mas também a correta estimativa dos parâmetros que regem esta distribuição. Sendo assim, seis modelos de distribuição foram utilizados, neste artigo, para descrever o regime de ventos de São João do Cariri, cidade localizada no Nordeste do Brasil. Ademais, motivado pela escassez de estudos que aplicam Métodos de Otimização Metaheurístico (MOA - Metaheuristic Optimization Algorithms) na determinação dos parâmetros das distribuições, dois destes métodos foram utilizados com o mesmo propósito neste trabalho, sendo eles: Competição Imperialista e Busca do Cuco. Posteriormente, os resultados foram submetidos à uma análise estatística integrada de múltiplos critérios para avaliar o desempenho e aplicabilidade dos MOA e para determinar o modelo de distribuição que garantiu melhor ajuste aos dados de velocidade do vento de São João do Cariri. Em comparação com o tradicional Método da Máxima Verossimilhança (MMV), utilizado neste trabalho como referencial, os MOA apresentaram desempenho significativamente melhor, visto que, em todos os modelos de distribuição utilizados, a precisão obtida através dos métodos de otimização foi maior do que a obtida pelo MMV. A distribuição Gamma Generalizada foi a que proporcionou melhor ajuste. A distribuição de Weibull ocupou a terceira posição no rank, reafirmando o fato de que, apesar da sua ampla utilização, esta distribuição não é sempre a mais adequada. Ademais, as distribuições de três parâmetros Gamma Generalizada e Valor Extremo Generalizado proporcionaram melhor ajuste quando comparadas com as distribuições de dois parâmetros de Weibull, Gamma, Birnbaum-Saunders e Nakagami.

Palavras-chave: *Análise do potencial eólico, Métodos de Otimização Metaheurísticos, Distribuições de velocidade do vento não convencionais*

Área temática: *Outras fontes renováveis de energia*

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

UTILIZAÇÃO DOS MÉTODOS METAHEURÍSTICOS COMPETIÇÃO IMPERIALISTA E BUSCA DO CUCO NO AJUSTE DE DIFERENTES CURVAS DE DISTRIBUIÇÃO DE VELOCIDADE DO VENTO EM SÃO JOÃO DO CARIRI – PB

Davi Ribeiro Lins – davilins@alu.ufc.br

Carla Freitas de Andrade – carla@ufc.br

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

Kevin Santos Guedes – kevin_guedes@hotmail.com

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

Resumo. Para que seja obtida uma maior precisão e confiabilidade na análise do recurso eólico de uma região, é essencial não somente a seleção do modelo de distribuição de velocidade do vento mais preciso na descrição do regime de ventos do local, mas também a correta estimativa dos parâmetros que regem esta distribuição. Sendo assim, seis modelos de distribuição foram utilizados, neste artigo, para descrever o regime de ventos de São João do Cariri, cidade localizada no Nordeste do Brasil. Ademais, motivado pela escassez de estudos que aplicam Métodos de Otimização Metaheurístico (MOA - Metaheuristic Optimization Algorithms) na determinação dos parâmetros das distribuições, dois destes métodos foram utilizados com o mesmo propósito neste trabalho, sendo eles: Competição Imperialista e Busca do Cuco. Posteriormente, os resultados foram submetidos à uma análise estatística integrada de múltiplos critérios para avaliar o desempenho e aplicabilidade dos MOA e para determinar o modelo de distribuição que garantiu melhor ajuste aos dados de velocidade do vento de São João do Cariri. Em comparação com o tradicional Método da Máxima Verossimilhança (MMV), utilizado neste trabalho como referencial, os MOA apresentaram desempenho significativamente melhor, visto que, em todos os modelos de distribuição utilizados, a precisão obtida através dos métodos de otimização foi maior do que a obtida pelo MMV. A distribuição Gamma Generalizada foi a que proporcionou melhor ajuste. A distribuição de Weibull ocupou a terceira posição no rank, reafirmando o fato de que, apesar da sua ampla utilização, esta distribuição não é sempre a mais adequada. Ademais, as distribuições de três parâmetros Gamma Generalizada e Valor Extremo Generalizado proporcionaram melhor ajuste quando comparadas com as distribuições de dois parâmetros de Weibull, Gamma, Birnbaum-Saunders e Nakagami.

Palavras-chave: Análise do potencial eólico, Métodos de Otimização Metaheurísticos, Distribuições de velocidade do vento não convencionais

1. INTRODUÇÃO

Os principais fatores que afetam a potência de saída de uma turbina eólica são: Velocidade média do vento, densidade de potência, distribuição de velocidade do vento, densidade do ar, intensidade de turbulência, altura do rotor, formato da curva de potência do aerogerador, entre outros. Desses fatores, o mais importante é a distribuição de velocidade do vento (Akdağ e Guler, 2015). De acordo com Morgan *et al.* (2011), a principal incerteza na estimativa da energia gerada anualmente por uma turbina eólica reside na seleção da distribuição de velocidade do vento mais adequada. Uma vez conhecida esta distribuição, o potencial eólico e a viabilidade econômica de um parque eólico podem ser facilmente calculados (Zhao *et al.*, 2019).

Dentre os diversos modelos de distribuição utilizados na análise do recurso eólico de uma região, o de Weibull (W) é o mais utilizado. A facilidade de estimar os parâmetros desta distribuição e a sua boa precisão em diferentes regiões justificam tal fato (Zhao *et al.*, 2019). Contudo, nem sempre esta distribuição é a mais adequada.

Em um estudo conduzido por Brano *et al.* (2011), foram utilizadas as distribuições Lognormal, Rayleigh, Gamma, Gaussiana Inversa, Pearson tipo V, Burr e Weibull para ajustar os dados de velocidade do vento de Palermo, no Sul da Itália. De acordo com o teste estatístico de Kolmogorov-Smirnov, a distribuição Burr foi a que apresentou melhor precisão. Kantar *et al.* (2018) utilizaram as distribuições Weibull, Gamma, Lognormal, Rayleigh e Lindley Generalizada Estendida em diferentes regiões da Turquia. De acordo com os resultados obtidos, a Lindley Generalizada Estendida foi a que apresentou melhor desempenho na maioria das regiões. Aries *et al.* (2018) analisaram o desempenho de oito distribuições de velocidade do vento, incluindo a de Weibull, em quatro regiões da Argélia. De acordo com os testes estatísticos raiz quadrada do erro quadrado médio e coeficiente de determinação, as distribuições Gamma e Valor Extremo Generalizado foram as que proporcionaram melhores ajustes. Estudo semelhante foi conduzido por Arslan *et al.* (2017) demonstrando o elevado desempenho da distribuição Lindley Generalizada (LG) na caracterização do regime de ventos de quatro regiões da Turquia.

Outra etapa crucial para uma análise precisa do recurso eólico de uma região é a correta determinação dos parâmetros que regem as distribuições de velocidade do vento. De acordo com Akdag e Dinler (2009), a viabilidade econômica de um projeto de parque eólico e a obtenção de informações confiáveis sobre o recurso eólico da região são aspectos importantes que dependem da correta estimativa destes parâmetros. Alguns dos métodos comumente utilizados com este propósito são: Método da Máxima Verossimilhança (MMV), Método do Momento (MM), Método Empírico (ME), Método da Energia Padrão (MEP), Método dos Mínimos Quadrados (MMQ), entre outros. Tais métodos são denominados numéricos ou determinísticos. Em contrapartida, há uma nova categoria de métodos, composta por Algoritmos de Otimização Metaheurísticos (MOA - *Metaheuristic Optimization Algorithms*), cuja aplicação na determinação dos parâmetros das distribuições de velocidade mostrou-se bastante viável.

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*), e os métodos determinísticos MM, MMV e MMQ para estimar os parâmetros das distribuições de Weibull, Rayleigh, Gamma e Lognormal em um estudo realizado na China. A partir da análise estatística conduzida, foi demonstrado que todos os métodos de otimização apresentaram desempenho superior quando comparados com os métodos determinísticos. Wang *et al.* (2016) estimaram os parâmetros das distribuições Log-Logística, Normal, Lognormal, Weibull, Rayleigh e Gamma através do método CS. O estudo revelou que o algoritmo CS proporcionou melhor desempenho quando comparado com outros quatro métodos clássicos de estimativa. De forma similar, Zhao *et al.* (2019) estimaram precisamente os parâmetros da distribuição de Weibull através de diferentes métodos de otimização, tais como Algoritmo Genético (GA - *Genetic Algorithm*) e Algoritmo do Vagalume (FA - *Firefly Algorithm*).

A partir desta revisão, é possível ver que a utilização dos MOA está centrada em distribuições de dois parâmetros convencionais (Weibull, Gamma, Lognormal, Log-Logística e Normal), havendo, portanto, uma clara falta de estudos que aplicam MOA em distribuições não convencionais e em distribuições com mais de dois parâmetros.

Diante deste cenário, seis distribuições de velocidade do vento foram utilizadas neste trabalho (Weibull (W), Gamma (G), Birnbaum-Saunders (BS), Nakagami (N), Valor Extremo Generalizado (VEG) e Gamma Generalizada (GG)) para ajustar dados de velocidade do vento de São João do Cariri, cidade localizada no Nordeste do Brasil. Dentre estes modelos, somente o W e G são caracterizados como convencionais. Os modelos BS, N, VEG e GG são não convencionais. Ademais, as distribuições VEG e GG possuem três parâmetros. Com o intuito de aprimorar os ajustes, os métodos de otimização metaheurísticos Competição Imperialista (ICA - *Imperialist Competitive Algorithm*) e Busca do Cuco (CS - *Cuckoo Search*) foram utilizados para estimar os parâmetros ótimos das distribuições. Posteriormente, uma análise estatística foi conduzida para avaliar o desempenho e a aplicabilidade destes métodos, para determinar o conjunto modelo de distribuição - método de estimativa dos parâmetros que proporcionou o ajuste mais preciso. Desse modo, como contribuições, este artigo expande a aplicação dos MOA para além das distribuições convencionais e fornece informações essenciais para uma análise precisa do potencial eólico de São João do Cariri. Ademais, é importante ressaltar que, de acordo com Jiang *et al.* (2017), poucos estudos foram conduzidos com o intuito de otimizar os parâmetros das distribuições de velocidade do vento a partir de MOA. Tal fato ressalta a importância deste presente estudo.

2. DADOS DE VELOCIDADE DO VENTO

Os dados utilizados neste trabalho foram coletados pela Estação SCR-25 em São João do Cariri, cidade localizada no Nordeste do Brasil, e foram disponibilizados online pelo Sistema de Organização Nacional de Dados Ambientais (SONDA), projeto do Governo Federal Brasileiro. Os dados foram coletados a 50m de altura e as medições de velocidade média foram realizadas em períodos de 10 em 10 minutos durante o ano de 2008. Antes de serem utilizados, os dados foram submetidos a um processo de tratamento para remoção de valores não numéricos, negativos e excessivos. O percentual de aproveitamento foi de 99,92%, demonstrando a alta confiabilidade dos dados. O conjunto de dados, após tratamento, consiste em 52662 valores de velocidade do vento.

3. DISTRIBUIÇÕES DE VELOCIDADE DO VENTO

A potência média gerada por uma turbina eólica pode ser calculada a partir da Eq. (1), na qual $P_w(v)$ é a potência de saída do aerogerador em função da velocidade do vento v e $f(v)$ é a função de distribuição de probabilidade.

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

A partir da Eq. (1), é possível ver que a seleção incorreta do modelo de distribuição mais preciso e/ou uma má estimativa dos parâmetros impactam diretamente no cálculo da potência média. Se os cálculos de potência média forem imprecisos, a análise do recurso eólico da região e a geração de energia de forma eficiente serão comprometidas.

Desse modo, para garantir a seleção de um modelo preciso, seis distribuições de probabilidade foram avaliadas neste estudo, sendo elas: Weibull (W), que é uma das mais utilizadas e que apresenta elevado desempenho em diferentes regiões; Gamma (G), modelo também muito comum na análise do recurso eólico; Birnbaum-Saunders (BS) e Nakagami (N), modelos mais recentes e que apresentaram boa precisão em diferentes regiões; Valor Extremo Generalizado (VEG) e Gamma Generalizada (GG), que são modelos mais flexíveis e versáteis.

Os modelos W, G, BS e N possuem dois parâmetros, e os modelos VEG e GG possuem três parâmetros. Dentre estes modelos, somente o W e G são caracterizados como convencionais, os demais são não convencionais. 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, μ o parâmetro de localização, γ_u e γ_l são as funções gamma incompleta superior e inferior, respectivamente, e ϕ é a distribuição cumulativa normal padrão. 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)
G	$v^{k-1} \frac{\exp\left(-\frac{v}{c}\right)}{c^k \Gamma(k)}$	$\frac{\gamma_l\left(k, \frac{v}{c}\right)}{\Gamma(k)}$	Carta <i>et al.</i> (2009), Masseran (2018), Mazzeo <i>et al.</i> (2018)
BS	$\frac{\exp\left(-\frac{1}{2k^2}\left(\frac{v}{c} + \frac{c}{v} - 2\right)\right)}{2\sqrt{2\pi}kc} \left[\left(\frac{c}{v}\right)^{\frac{1}{2}} + \left(\frac{c}{v}\right)^{\frac{3}{2}}\right]$	$\phi\left[\frac{1}{k}\left\{\left(\frac{v}{c}\right)^{\frac{1}{2}} - \left(\frac{c}{v}\right)^{\frac{1}{2}}\right\}\right]$	Mohammadi <i>et al.</i> (2017), Soukissian e Karathanasi (2017), Miao <i>et al.</i> (2019)
N	$\frac{2k^k}{\Gamma(k)c^k} v^{2k-1} \exp\left(-\frac{k}{c} v^2\right)$	$1 - \frac{\gamma_u\left(k, \frac{k}{c} v^2\right)}{\Gamma(k)}$	Aries <i>et al.</i> (2018), Alavi <i>et al.</i> (2016), Soukissian e Karathanasi (2017)
VEG	$\frac{e^{\left[-\left(1 - \frac{k(v-u)}{c}\right)^{\frac{1}{k}}\right]}}{c} \left[1 - \frac{k(v-u)}{c}\right]^{\frac{1}{k}-1}$	$e^{\left[-\left(1 - \frac{k(v-u)}{c}\right)^{\frac{1}{k}}\right]}$	Aries <i>et al.</i> (2018), Mohammadi <i>et al.</i> (2017), Soukissian e Karathanasi (2017)
GG	$p v^{kp-1} \frac{\exp\left(-\frac{v}{c}\right)^p}{c^{kp} \Gamma(k)}$	$\gamma\left(k, \left(\frac{v}{c}\right)^p\right)$	Kiss e Jánosi (2008), Carta <i>et al.</i> (2009), Morgan <i>et al.</i> (2011)

4. ALGORITIMOS DE OTIMIZAÇÃO METAHEURÍSTICOS

Algoritmos de Otimização Metaheurísticos (MOA - *Metaheuristic Optimization Algorithms*) são métodos estocásticos comumente baseados em processos artificiais ou no comportamento de grupos de animais. O método Busca Harmônica (HS - *Harmony Search*), por exemplo, foi proposto por Geem, Kim e Loganathan (2001) e é inspirado no processo artificial de busca pela melhor harmonia musical. Já o Algoritmo do Morcego (BA - *Bat Algorithm*) é baseado no comportamento de ecolocalização dos morcegos (Jiang *et al.*, 2017).

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, a função utilizada foi a maximização do Coeficiente de Determinação (R^2), dado pela Eq. (2), na qual \hat{F}_i são as distribuições cumulativas previstas pelo modelo, F_i são as distribuições cumulativas empíricas, \bar{F} é a média de \hat{F}_i e n é a quantidade total de dados de velocidade do vento. O R^2 varia de 0 a 1, sendo os valores próximos à 1 indicativo de bom ajuste.

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

Esta função foi também utilizada por Jiang *et al.* (2017) e Wang *et al.* (2015). O critério de parada adotado foi a convergência do método, isto é, quando a melhor solução obtida não sofre mais variações nas seis primeiras casas decimais, o algoritmo cessa e retorna esta solução.

Neste trabalho, o Método da Máxima Verossimilhança (MMV) foi utilizado como referencial para avaliar o desempenho dos MOA. Tal método foi adotado devido à sua ampla utilização por diversos pesquisadores. Nos estudos conduzidos por Rocha *et al.* (2012) e Chang (2011), por exemplo, o método MMV proporcionou resultados

significativos. No MMV, o ajuste se dá através da seleção dos parâmetros da distribuição que maximizam a probabilidade de serem obtidos os dados observados (Mohammadi *et al.*, 2017).

4.1 Competição Imperialista

Inicialmente proposto por Atashpaz-Gargari e Lucas (2007), o método da Competição Imperialista (ICA - *Imperialist Competitive Algorithm*) é baseado no processo sociopolítico de competição imperialista.

No ICA, cada país consiste em uma possível solução para o problema. Os países mais fortes, denominados imperialistas, são aqueles que possuem melhor valor da função objetivo, também denominada custo neste algoritmo. Os países mais fracos, denominados colônias, são distribuídos entre os imperialistas para a formação dos impérios (Moradi *et al.*, 2014).

O processo de competição imperialista simulado no ICA causa, gradualmente, uma diminuição do poder dos impérios mais fracos e um aumento no poder de impérios mais fortes (Atashpaz-Gargari e Lucas, 2007). Os impérios mais fracos, quando não possuem mais colônias, entram em colapso e são eliminados. Tal processo se repete até que reste somente um império, sendo o seu respectivo imperialista a solução do problema. A Fig. 1 mostra o procedimento geral do método ICA.

4.2 Busca do Cuco

Proposto por Yang e Deb (2009), o método Busca do Cuco (CS - *Cuckoo Search*) é inspirado no comportamento parasita de algumas espécies de pássaro Cuco em combinação com o mecanismo de voo de Lévy.

Espécies como *ani* e *Guira* depositam os seus ovos no ninho de outros pássaros (Payne *et al.*, 2015). Após a deposição dos ovos, é possível que o hospedeiro identifique o ovo parasita, e, caso isto ocorra, o ovo do cuco é removido ou o hospedeiro abandona o ninho e constrói um novo em outro local (Jiang *et al.*, 2017). Algumas espécies de cuco são capazes até mesmo de imitar a cor e o padrão dos ovos do ninho hospedeiro, reduzindo as chances do ovo parasita ser descoberto (Payne *et al.*, 2015).

No CS, cada ovo em um ninho representa uma possível solução e cada ovo de cuco é uma nova solução (Jiang *et al.*, 2017). As novas soluções são geradas de acordo com o voo de Lévy, que é definido como uma caminhada aleatória cujo comprimento dos passos aleatórios segue a distribuição de Lévy (Wang *et al.*, 2018). De acordo com Emary *et al.* (2019), o voo de Lévy permite a geração de soluções bastante distintas da atual melhor solução, o que permite uma maior exploração dos espaços de possíveis soluções e evita que o algoritmo fique estagnado em mínimos locais. A Fig. 1 mostra o procedimento geral do método CS.

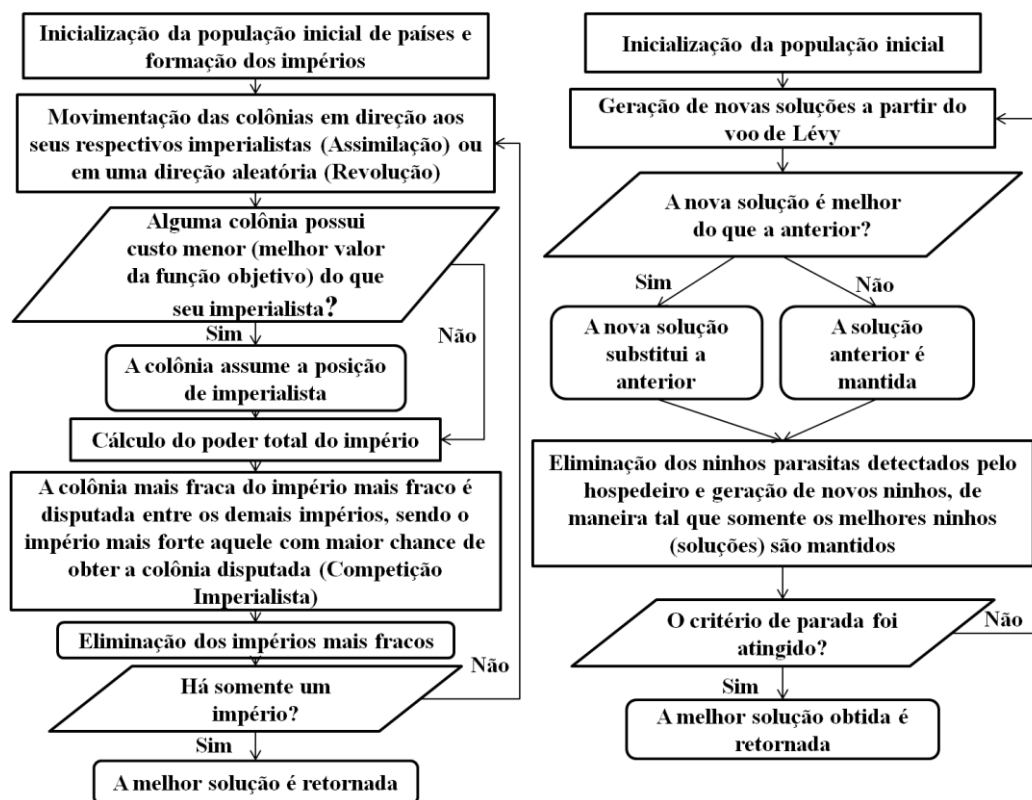


Figura 1 – Fluxograma dos algoritmos ICA (esquerda) e CS (direita)

5. ANÁLISE ESTATÍSTICA

Para avaliar os ajustes obtidos, foi utilizada a abordagem integrada proposta por Masseran (2018). Na primeira etapa desta abordagem, são calculados os testes estatísticos Coeficiente de Determinação (R^2), Critério de informação de Akaike (AIC - *Akaike Information Criterion*), Desvio de Assimetria e Curtose (DSK - *Deviation of Skewness and Kurtosis*) e Teste de Kolmogorov-Smirnov (KS - *Kolmogorov-Smirnov Test*), dados, respectivamente, pelas Eqs. (3), (4) e (5), nas quais, L é a função semelhança do modelo ajustado, e n_p é o número de parâmetros do modelo, g_1 e g_2 são, respectivamente, a assimetria empírica e a curtose empírica dos dados, e γ_1 e γ_2 são, respectivamente, a assimetria e curtose do modelo ajustado.

$$AIC = -2 \log(L) + 2n_p \quad (4)$$

$$DSK = \sqrt{(\gamma_1 - g_1)^2 \cdot (\gamma_2 - g_2)^2} \quad (5)$$

$$KS = \max_{1 \leq i \leq n} |F_i - \hat{F}_i| \quad (6)$$

Valores baixos de AIC , DSK e KS indicam que um bom ajuste foi obtido. Como descrito anteriormente, valores de R^2 próximos de 1 indicam bom ajuste, sendo assim, o valor $1 - R^2$ é adotado nesta abordagem para que a minimização de todos os critérios seja indicativo de bom ajuste.

Posteriormente, o conjunto de resultados de cada um destes critérios é submetido à 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. Durante este processo, é possível que os valores obtidos apresentem sinais contrários (positivos e negativos), portanto, a fim de garantir que os resultados sejam passíveis de comparação, é utilizada a Transformação da Função de Distribuição Cumulativa Normal Padrão (SNCDFT - *Standard Normal Cumulative Distribution Function Transformation*) para que os valores obtidos fiquem entre 0 e 1.

Por fim, o valor padronizado dos critérios estatísticos ($1 - R^2$, KS , AIC e DSK), após serem submetidos à SNCDFT, são multiplicados e um único valor é gerado, sendo este denominado de Score Global (SG) neste trabalho. Como demonstrado por Masseran (2018), o modelo com menor SG apresenta o melhor ajuste não só em termos numéricos, mas também em termos gráficos. Portanto, a utilização desta abordagem simplifica a análise comparativa entre diferentes modelos de distribuição de velocidade do vento e permite a seleção objetiva do modelo mais preciso.

6. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Uma vez estimados os parâmetros das distribuições a partir dos métodos ICA, CS e MMV, foram calculados os testes estatísticos $1 - R^2$, KS , AIC e DSK para cada ajuste obtido e também o SG gerado a partir destes quatro testes. Tais resultados foram apresentados na Tab. 2. Nesta seção, foi utilizada a nomenclatura Distribuição_{Método} para fazer referência à uma determinada distribuição de probabilidade e o método utilizado para estimar seus parâmetros; por exemplo, BS_{ICA} é referente à distribuição BS com parâmetros estimados pelo método ICA.

Tabela 2 – Análise estatística SCR-25

Método	Modelo	$1 - R^2$	KS	AIC	DSK	SG
ICA	W	0,000357	0,015399	238130,005	0,128029	0,011645
	G	0,003900	0,035331	244982,699	1,401672	0,050347
	BS	0,009624	0,057409	295427,995	4,705488	0,337921
	N	0,000790	0,020240	238976,293	0,250689	0,015245
	VEG	0,000251	0,011352	237948,057	0,025259	0,009537
	GG	0,000190	0,007468	237251,611	0,023672	0,007869
CS	W	0,000353	0,014789	238112,183	0,125258	0,011377
	G	0,003783	0,036121	244660,830	1,465260	0,051208
	BS	0,009620	0,056998	296556,511	4,730798	0,337354
	N	0,000786	0,020075	238964,664	0,251052	0,015157
	VEG	0,000245	0,011140	237918,596	0,016894	0,009412
	GG	0,000103	0,007831	237252,272	0,026292	0,007967
MMV	W	0,001317	0,018823	238020,523	0,113605	0,013323
	G	0,015054	0,053450	243627,468	1,801609	0,098586
	BS	0,124033	0,146974	272893,147	10,994830	0,903400
	N	0,004060	0,028407	238798,948	0,263907	0,021366
	VEG	0,001244	0,017380	237592,360	0,000116	0,011813
	GG	0,000517	0,011197	236940,846	0,001241	0,008931

Dos resultados da Tab. 2, é possível perceber as vantagens da utilização de uma abordagem integrada que considera todos os critérios mutuamente em um único valor, sendo este o Score Global (SG). Ao comparar, por exemplo, os resultados dos modelos W_{ICA} e VEG_{MMV} , a variação observada nos testes estatísticos tornaria impossível a decisão objetiva do modelo mais preciso. O resultado obtido pelo ICA é melhor nos testes $1 - R^2$ e KS , enquanto que o resultado obtido pelo MMV é melhor nos testes AIC e DSK . Em meio a esta situação, seria necessário mensurar a importância de cada um dos testes estatísticos para determinar o modelo mais preciso, e, conseqüentemente, a decisão seria feita de forma subjetiva e pouco confiável. Contudo, comparando os modelos a partir do valor de SG , a análise torna-se mais objetiva e mais precisa. Neste caso, o SG da VEG_{MMV} é de 0,011813 e o da W_{ICA} é 0,011645, sendo este o modelo mais preciso dentre os dois em comparação. Tal situação reafirma e justifica a utilização da abordagem integrada neste estudo.

Comparando o mesmo modelo de distribuição, pode ser visto que os valores de SG obtidos pelos MOA são significativamente menores do que os obtidos através do método determinístico MMV, demonstrando a aplicabilidade e bom desempenho dos MOA na determinação e otimização dos parâmetros das distribuições de dois e três parâmetros. Ademais, é possível ver que, para todas as distribuições utilizadas, os valores de SG obtidos pelos MOA apresentaram valores próximos, demonstrando que tais métodos obtiveram soluções semelhantes. Por exemplo, os valores de SG da N_{ICA} e N_{CS} são, respectivamente, 0,015245 e 0,015157.

Para o mesmo método de estimativa dos parâmetros, o SG da distribuição GG foi o menor e o da BS o maior. Desse modo, dentre as distribuições analisadas, a GG foi a que proporcionou melhor ajuste nesta região, enquanto que a BS apresentou o pior ajuste.

7.1 Seleção do modelo de distribuição ótimo para SCR-25

Para determinar a distribuição de probabilidade e o método de estimativa que garantiram melhor ajuste ao conjunto de dados de velocidade do vento de São João do Cariri, foi extraído, da Tab. 2, o melhor resultado (menor SG) de cada modelo de distribuição, sendo estes apresentados na Tab. 3. Foram também apresentados os parâmetros estimados e a posição de cada modelo no rank elaborado com base nos melhores modelos.

Tabela 3 – Melhores modelos de distribuição em SCR-25

Método	Modelo	k	c	p	μ	SG	Rank
CS	W	2,342	5,979	–	–	0,011377	3
ICA	G	4,596	1,179	–	–	0,050347	5
CS	BS	0,486	4,968	–	–	0,337354	6
CS	N	1,283	34,336	–	–	0,015157	4
CS	VEG	–0,217	2,338	–	4,310	0,009412	2
ICA	GG	0,707	6,943	2,973	–	0,007869	1

A distribuição que proporcionou melhor ajuste foi a GG_{ICA} , seguida da VEG_{CS} e W_{CS} , em segundo e terceiro lugar, respectivamente. Sendo assim, é possível ver que a amplamente utilizada distribuição de Weibull não é sempre a mais adequada. Contudo, dentre os modelos de dois parâmetros, a W_{CS} foi a que apresentou melhor desempenho (menor SG).

De todas as seis distribuições, a G_{ICA} e a BS_{CS} foram as que apresentaram os piores ajustes (maior SG). Desse modo, é possível inferir que, em São João do Cariri, as distribuições de três parâmetros, cujo ajuste foi realizado através dos MOA com a função objetivo R^2 , proporcionaram melhor ajuste em relação às distribuições de dois parâmetros, que foram ajustadas da mesma forma e ocuparam as posições mais elevadas do rank. Ademais, é válido ressaltar, mais uma vez, que nenhum dos melhores resultados foi obtido através do método determinístico MMV, comprovando o elevado desempenho dos MOA.

Na Fig. 2, foram apresentados graficamente os ajustes da Tab. 3. A partir da Fig. 2, é possível ver que os modelos G_{ICA} e BS_{CS} foram os que mais se distanciaram dos valores de densidade do histograma. Tais resultados concordam perfeitamente com o valor numérico gerado através da abordagem integrada, uma vez que estes dois modelos foram os que apresentaram piores valores de SG .

Os modelos W_{CS} , N_{CS} e GG_{ICA} apresentaram ajustes semelhantes. Em comparação com estes três modelos, a distribuição VEG_{CS} apresentou valores de densidade sutilmente diferentes nos intervalos de $0 - 1m/s$ e $2 - 3m/s$. Diante desta situação, é necessário considerar os valores de SG apresentados na Tab. 3 para evitar conclusões subjetivas na seleção do modelo mais preciso. Como constatado anteriormente, o modelo mais adequado é o GG_{ICA} com $SG = 0,007869$.

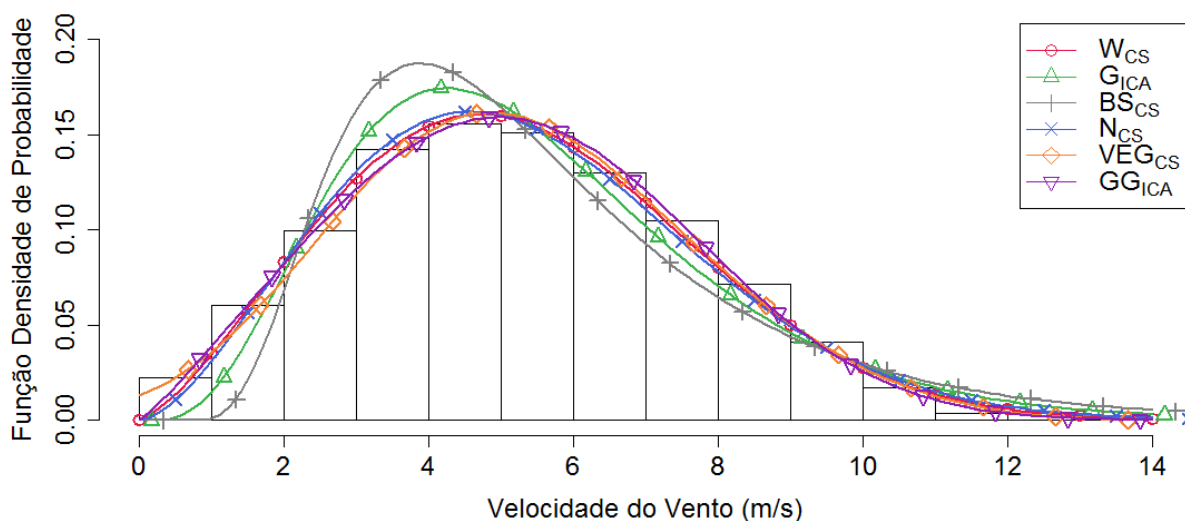


Figura 2 – Representação gráfica dos melhores modelos de distribuição em SCR-25

7. CONCLUSÃO

Neste trabalho, os métodos de otimização metaheurísticos Competição Imperialista (ICA) e Busca do Cuco (CS) foram utilizados para estimar os parâmetros ótimos de seis distribuições de velocidade do vento, sendo elas: Weibull (W), Gamma (G), Birnbaum-Saunders (BS), Nakagami (N), Valor Extremo Generalizado (VEG) e Gamma Generalizada (GG). Deste grupo, somente os modelos W e G são caracterizados como convencionais, enquanto que os demais são não convencionais. O método determinístico MMV foi utilizado como referencial para avaliar o desempenho e aplicabilidade dos MOA.

Posteriormente, os resultados obtidos foram avaliados a partir de uma abordagem integrada que considera mutuamente quatro testes estatísticos ($1 - R^2$, KS , AIC e DSK) em um único valor denominado Score Global (SG). Tal abordagem mostrou-se bastante útil, visto que as variações observadas nos testes estatísticos impossibilitariam a seleção do modelo mais preciso. Desse modo, a utilização do SG como critério de decisão permitiu que as comparações entre os modelos fossem conduzidas de forma objetiva e confiável.

Na região de São João do Cariri, as distribuições ajustadas através dos métodos ICA e CS apresentaram precisão superior quando comparadas com as mesmas distribuições ajustadas pelo MMV, isto é, os valores SG obtidos através dos MOA foram inferiores aos obtidos através do MMV. Tal fato demonstra o elevado desempenho e a aplicabilidade dos MOA na determinação dos parâmetros ótimos das distribuições de velocidade do vento. A distribuição GG_{ICA} foi a que proporcionou melhor ajuste com $SG = 0,007869$. A amplamente utilizada distribuição W_{CS} ocupou a terceira posição no rank com $SG = 0,011377$, reafirmando que esta distribuição não é sempre a mais adequada para descrever certos regimes de vento. A distribuição BS_{CS} foi a que apresentou pior ajuste com $SG = 0,337354$. Por fim, foi também constatado que os modelos de três parâmetros GG e VEG apresentaram maior precisão (menor SG) quando comparados com os modelos de dois parâmetros W, G, BS e N.

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

- Akdag, S. A., Dinler, A., 2009. A new method to estimate weibull parameters for wind energy applications. *Energy Conversion and Management*, v. 50, n. 7, p. 1761 – 1766, ISSN 0196-8904.
- 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., Mostafaeipour, 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., Mostafaeipour, 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.
- Emary, E., Zawbaa, H. M., Sharawi, M., 2019. Impact of lévy flight on modern meta-heuristic optimizers. *Applied Soft Computing*, v. 75, p. 775 – 789, ISSN 1568-4946.
- 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.
- 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.
- 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.
- 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.
- Moradi, M. H., Zeinalzadeh, A., Mohammadi, Y., Abedini, M., 2014. An efficient hybrid method for solving the optimal sitting and sizing problem of dg and shunt capacitor banks simultaneously based on imperialist competitive algorithm and genetic algorithm. *Electrical Power and Energy Systems*, v. 54, p. 101–111.
- 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.
- Payne, R. B., Sorenson, M. D., Klitz, K., 2015. *The Cuckoos*. [S.l.: s.n.].
- Rocha, P. A. C., Sousa, R. C. de, Andrade, C. F. de, Silva, M. E. V. da., 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, ISSN 0306-2619. Special issue on Thermal Energy Management in the Process Industries.
- Soukissian, T. H., Karathanasi, F. E., 2017. On the selection of bivariate parametric models for wind data. *Applied Energy*, v. 188, p. 280 – 304, ISSN 0306-2619.
- 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.
- 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.

USE OF THE METAHEURISTIC METHODS IMPERIALIST COMPETITION AND CUCKOO SEARCH IN THE FITTING OF DIFFERENT WIND SPEED DISTRIBUTION CURVES IN SÃO JOÃO DO CARIRI - PB

Abstract: *For a greater accuracy and reliability in the analysis of a region's wind resource, it is essential not only to select the most accurate wind speed distribution model in describing the local wind regime, but also to correctly estimate the parameters governing this distribution. Thus, six distribution models were used in this article to describe the wind regime of São João do Cariri, a city located in northeastern Brazil. Moreover, motivated by the lack of studies that apply Metaheuristic Optimization Algorithms (MOA) in the determination of the distribution parameters, two of these methods were used with the same purpose in this work, namely: Imperialist Competition and Cuckoo Search. Subsequently, the results were subjected to an integrated multi-criteria statistical analysis to evaluate the performance and applicability of the MOA and to determine the distribution model that ensured the best fit to the São João do Cariri wind speed data. Compared to the traditional Maximum Likelihood Method (MLM), used in this work as a reference, the MOA presented significantly better performance, since, in all distribution models used, the accuracy obtained through the optimization methods was higher than the obtained by the MLM. The Generalized Gamma distribution provided the best fit. Weibull distribution ranked third, reaffirming the fact that, despite its widespread use, this distribution is not always the most suitable. In addition, the three-parameter Generalized Gamma and Generalized Extreme Value distributions provided a better fit when compared to the two-parameter Weibull, Gamma, Birnbaum-Saunders and Nakagami distributions.*

Keywords: *Wind energy potential analysis, Metaheuristic optimization methods, Unconventional wind speed distributions*