



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CENTRO DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA MECÂNICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA**

HÉLIO DE PAULA BARBOSA

**UTILIZAÇÃO DA BUSCA HARMÔNICA NO AJUSTE DA CURVA DE WEIBULL
EM ENERGIA EÓLICA**

FORTALEZA

2016

HÉLIO DE PAULA BARBOSA

UTILIZAÇÃO DA BUSCA HARMÔNICA NO AJUSTE DA CURVA DE WEIBULL EM
ENERGIA EÓLICA

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Engenharia Mecânica. Área de concentração: Processos, Equipamentos e Sistemas para Energias Renováveis.

Orientador: Prof^a. Dr^a. Carla Freitas de Andrade.

FORTALEZA

2016

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Biblioteca de Pós-Graduação em Engenharia - BPGE

-
- B197u Barbosa, Hélio de Paula.
Utilização da busca harmônica no ajuste da curva de Weibull em energia eólica / Hélio de Paula Barbosa. – 2015.
68 f. : il. color., enc. ; 30 cm.
- Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Tecnologia, Departamento de Engenharia Mecânica e de Produção, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, Fortaleza, 2015.
Área de Concentração: Processos, Equipamentos e Sistemas para Energias Renováveis.
Orientação: Profa. Dra. Carla Freitas de Andrade.

1. Engenharia Mecânica. 2. Energia eólica. 3. Estatística - Probabilidade . I. Título.

CDD 620.1

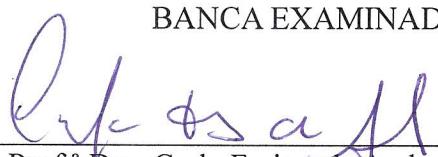
HÉLIO DE PAULA BARBOSA

UTILIZAÇÃO DA BUSCA HARMÔNICA NO AJUSTE DA CURVA DE
WEIBULL EM ENERGIA EÓLICA

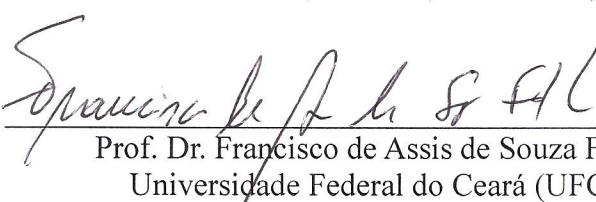
Dissertação de Mestrado apresentada ao
Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Mecânica, do Centro de
Tecnologia da Universidade Federal do
Ceará, como requisito parcial para a
obtenção do Título de Mestre em
Engenharia Mecânica. Área de
Concentração: Processos, Equipamentos
e Sistemas para Energias Renováveis.

Aprovada em 21 / 01 / 2016

BANCA EXAMINADORA


Prof.^a Dra. Carla Freitas de Andrade (Orientadora)
Universidade Federal do Ceará (UFC)


Prof. Dr. Paulo Alexandre Costa Rocha
Universidade Federal do Ceará (UFC)


Prof. Dr. Francisco de Assis de Souza Filho
Universidade Federal do Ceará (UFC)

AGRADECIMENTOS

À CAPES, pelo apoio financeiro com a manutenção da bolsa de auxílio.

Á Prof^a. Dr^a. Carla Freitas de Andrade, pela excelente orientação.

Aos professores participantes da banca examinadora Prof. Dr. Paulo Alexandre Costa Rocha, Prof. Dr. Francisco Ilson da Silva Júnior e Prof. Dr. Francisco de Assis de Souza Filho pelo tempo, pelas valiosas colaborações e sugestões.

Ao Valdi Matos de Almeida Júnior que é uma peça fundamental do programa de pós-graduação e um exemplo de funcionário público.

A todos aqueles que me ajudaram em minha adaptação em Fortaleza.

Aos colegas da turma de mestrado, pelos momentos de descontração, reflexões, críticas e sugestões recebidas.

“A ciência é, portanto, uma perversão de si mesma, a menos que tenha como fim último, melhorar a humanidade.”

(Nikola Tesla)

RESUMO

A análise de recurso eólico é uma etapa fundamental no desenvolvimento de projetos de geração de energia eólica. A minimização dos erros nesta etapa traz ganhos significativos de confiabilidade para o projeto como um todo. Neste trabalho foi buscada uma diminuição dos erros associados ao ajuste da distribuição de Weibull em relação aos dados coletados através de uma melhora deste ajuste. Visando tal intento, foi aplicado o algoritmo de otimização da Busca Harmônica (HS) para encontrar os parâmetros da distribuição de Weibull com o melhor ajuste. A HS foi utilizada para encontrar os parâmetros da distribuição de Weibull para dois conjuntos de dados provenientes do Sistema de Organização de Dados Ambientais (SONDA) das cidades de Petrolina-PE e São Martinho da Serra-RS. Os parâmetros da HS foram selecionados através de duas metodologias, sendo uma delas inovadora por resultar da combinação de outras duas já apresentadas anteriormente em literatura. Foram, portanto, comparados os erros referentes a cada uma para determinar qual método fornecia uma melhor otimização. Para a avaliação da qualidade do ajuste, foram utilizados o erro médio quadrático (RMSE) e o coeficiente de correlação. O método HS-PA, embora utilize uma seleção de parâmetros aleatória, apresentou resultados mais estáveis do que o IHS. Foi encontrado para o método IHS um RMSE = 0,006418 para Petrolina e RMSE = 0,008303 para São Martinho da Serra. O método HS-PA apresentou um RMSE = 0,006419 para Petrolina e RMSE = 0,008303 para São Martinho da Serra. Os valores de RMSE para os métodos tradicionais aplicados ao mesmo conjunto de dados, foram duas ou mais vezes maiores do que os encontrados, empregando a Busca Harmônica.

Palavras-chave: Recurso eólico. Distribuição de Weibull. Busca Harmônica.

ABSTRACT

The wind resource assessment is a key step in the development of wind power generation projects. Minimizing errors in this step brings significant reliability gains for the whole project. In this study we sought a reduction in the errors associated with the adjustment of the Weibull distribution with respect to data collected by an improvement of this setting. With this purpose, it was applied the optimization algorithm of Harmonic Search (HS) to find the Weibull distribution parameters with the best fit. The HS was used to find the Weibull distribution parameters for two sets of data from the Sistema de Organização de Dados Ambientais (SONDA) of the cities of Petrolina-PE and São Martinho da Serra-RS. The parameters of the HS were selected by two methods, one being a result of the novel combination of two other already presented in the literature. We therefore compared the errors for each one to determine which method provides better optimization. For evaluating the quality setting, the root mean square error (RMSE) and the correlation coefficient were used. The HS-PA method uses a selection of random parameters but, results showed more stable than the IHS. It was found for the IHS method one RMSE = 0.006418 for Petrolina and RMSE = 0.008303 for São Martinho da Serra. The HS-PA method presented a RMSE = 0.006419 for Petrolina and RMSE = 0.008303 for São Martinho da Serra. The RMSE values for the traditional methods applied to the same data set, there were two or more times greater than those found by employing the Harmonic search.

Keywords: Wind resource. Weibull distribution. Harmony Search.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Potencial Eólico Brasileiro por Regiões	21
Figura 2 - Relação de PAR e bw em relação ao número de gerações	32
Figura 3 - Imagem de Satélite da Estação de Petrolina	36
Figura 4 - Imagem de Satélite da Estação de São Martinho da Serra	37
Figura 5 - Representação do algoritmo.....	41

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1-Oferta Interna de Energia por Fonte	14
Gráfico 2 - Distribuição de Weibull com $k = 2,5$ (constante).....	25
Gráfico 3 - Distribuição de Weibull com $c = 5$ m/s (constante).	26
Gráfico 4 - Dados Assinalados de Petrolina	38
Gráfico 5 - Dados Assinalados de São Martinho da Serra	38
Gráfico 6 - Exemplo de Histograma.....	39
Gráfico 7-Histograma de Petrolina.....	44
Gráfico 8-Histograma de São Martinho da Serra	45
Gráfico 9-Método Empírico para Petrolina	46
Gráfico 10- Método Empírico para São Martinho da Serra	46
Gráfico 11-Método da Densidade de Potência para Petrolina.....	48
Gráfico 12-Método da Densidade de Potência para São Martinho da Serra	49
Gráfico 13-Método dos Mínimos Quadrados para Petrolina	50
Gráfico 14-Método dos Mínimos Quadrados para São Martinho da Serra.....	51
Gráfico 15-IHS para Petrolina.....	54
Gráfico 16-IHS para São Martinho da Serra	55
Gráfico 17 - HS-PA para Petrolina	58
Gráfico 18 - HS-PA para São Martinho da Serra.....	59
Gráfico 19 - Comparação entre Métodos para Petrolina	62
Gráfico 20 - Comparação entre Métodos para São Martinho da Serra	63

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Potência Instalada em 2014	22
Tabela 2 - Valores Críticos para Coeficiente de Correlação	35
Tabela 3 - Resultados IHS para Petrolina	52
Tabela 4 - Resultados IHS para São Martinho da Serra	53
Tabela 5 - Resultados HS-PA para Petrolina	56
Tabela 6 - Resultados HS-PA para São Martinho da Serra	57
Tabela 7 - Comparação entre Métodos Petrolina.....	60
Tabela 8 - Comparação entre Métodos São Martinho da Serra	61

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ACO	Otimização por Colônia de Formigas
fdp	Função Densidade de Probabilidade
HM	Memória Harmônica
HMCR	Taxa de Consideração da Memória Harmônica
HS	Busca Harmônica
HS-NPSA	Busca Harmônica com um Novo Método de Seleção de Parâmetros
HS-PA	Busca Harmônica com Parâmetros Aleatórios
IHS	Busca Harmônica Melhorada
MDP	Método da Densidade de Potência
ME	Método Empírico
MMQ	Método dos Mínimos Quadrados
PAR	Taxa de Consideração de Som
PSO	Otimização por Enxame de Partículas
RB	Tendência Relativa
RMSE	Erro Médio Quadrático
SONDA	Sistema de Organização de Dados Ambientais

LISTA DE SÍMBOLOS

α	Confiabilidade
σ	Desvio Padrão
ρ	Densidade do Ar
Γ	Função Gamma
A	Área Varrida pelas Pás
bw	Largura de Avanço
c	Fator de Escala
e	Número de Euler
Epf	Fator de Energia Padrão
gn	Geração Atual
k	Fator de Forma
NI	Número de Iterações Totais
o_i	Valor Observado
p_i	Valor Estimado
P	Potência
V	Velocidade
\bar{V}	Velocidade Média
r	Coeficiente de Correlação

SUMÁRIO

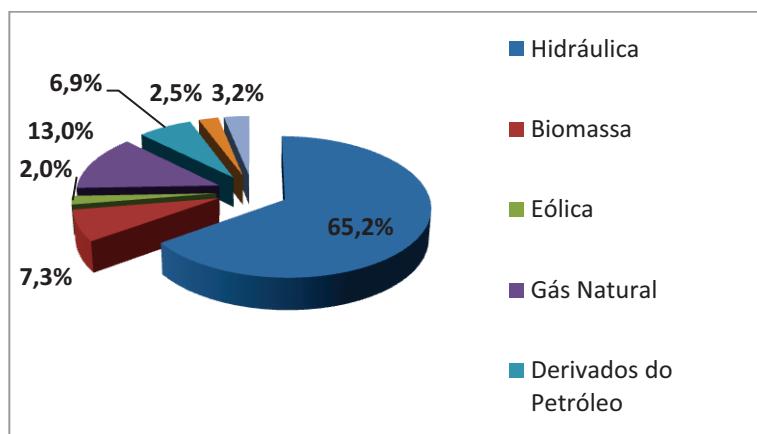
1 INTRODUÇÃO	14
1.1 Justificativa.....	15
1.2 Objetivos.....	15
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	16
3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	20
3.1 Potencial Eólico no Mundo	20
3.2 Potencial Eólico no Brasil	20
3.3 Recurso Eólico	22
3.4 Distribuição de Weibull.....	24
3.5 Estimativa dos Parâmetros da Distribuição de Weibull	26
3.5.1 Método Empírico	27
3.5.2 Método da Densidade de Potência.....	28
3.5.3 Método dos Mínimos Quadrados	28
3.6 Métodos Heurísticos	29
3.7 Busca Harmônica.....	30
3.8 Análise Estatística	33
3.8.1 Erro Quadrático Médio	34
4 METODOLOGIA.....	36
4.1 Dados de Vento.....	36
4.2 Materiais.....	39
4.3 Tratamento dos Dados.....	39
4.4 Aplicação dos Métodos Numéricos Tradicionais	40
4.5 Aplicação da Busca Harmônica	40
4.6 Método de Seleção de Parâmetros da Busca Harmônica.....	41
4.6.1 IHS	42
4.6.1 HS-PA	42
4.7 Comparação dos Resultados.....	43
5 RESULTADOS E DISCUSSÃO	44
5.1 Histogramas	44
5.2 Método Empírico	45
5.3 Método da Densidade de Potência	47
5.4 Método dos Mínimos Quadrados	50
5.5 IHS	52
5.6 HS-PA	56
5.7 Comparação entre Métodos.....	60
6 CONCLUSÃO.....	65
REFERÊNCIAS	66

1 INTRODUÇÃO

A energia é um recurso de importância estratégica no desenvolvimento de qualquer sociedade e sua demanda cresce constantemente, sendo que a expansão da matriz energética tem fatores limitantes, como número de locais com potencial de produção de energia hidroelétrica, limite de fontes de combustíveis fósseis ou de terras aplicáveis à produção de biocombustível. Diante deste cenário, é necessário se buscar outros métodos de produção de energia que possuam um maior potencial de expansão. Neste contexto, a energia eólica se apresenta como um meio de geração de energia de eficiência já comprovada, com tecnologia consolidada, com um grande potencial inexplorado e um custo de produção superior apenas ao da energia hídrica.

Segundo Empresa de Pesquisa Energética (2015), a matriz energética brasileira é predominantemente de fontes renováveis, como pode ser visto no Gráfico 1. Estas são responsáveis por 74,6% da energia fornecida, sendo a energia hidráulica a de maior percentual de participação, fornecendo 65,2% da energia nacional.

Gráfico 1 - Oferta Interna de Energia por Fonte



Fonte: Adaptado de Empresa de Pesquisa Energética (2015).

Os projetos de produção de energia eólica possuem altos custos iniciais e sua principal variável para medir sua produção é, portanto, seu retorno, é a velocidade do vento, já que a potência fornecida por aerogeradores é proporcional ao cubo da velocidade do vento no local.

A correta estimativa do potencial produtivo de uma localidade é crítica no sucesso de um projeto de um parque eólico e, devido a isto, uma das etapas fundamentais é o estudo das características de vento da região a ser explorada, sendo necessário que seja feita uma análise estatística das características de vento de uma região para avaliar a probabilidade de seu

potencial produtivo atingir os níveis necessários para viabilizar o projeto do parque eólico.

A distribuição de Weibull é utilizada na representação das características de vento de uma região e deve ser ajustada junto aos dados coletados em no mínimo um ano de campanha de medição. Esta distribuição depende de dois fatores que devem ser estimados, o fator de forma k e o fator de escala c . Métodos numéricos vêm sendo aplicados para estimar estes dois fatores. Cada método apresenta suas vantagens e desvantagens e sua aplicabilidade varia de acordo com as características do vento da região.

Métodos Heurísticos são largamente utilizados em otimização em problemas de engenharia por oferecerem soluções muito próximas às melhores possíveis com um custo computacional relativamente baixo. A busca harmônica é um método heurístico de otimização apresentado em Geem, Kim e Loganathan (2001) e com um histórico de utilizações em otimizações em problemas de engenharia, sendo semelhante ao algoritmo genético, mas possuindo uma maior convergência e menor exigência de recursos computacionais.

1.1 Justificativa

Este trabalho busca o desenvolvimento de uma metodologia alternativa para análise de recursos eólicos, visando a diminuição das incertezas associadas a estes processos de forma a garantir uma maior confiabilidade no desenvolvimento de projetos envolvendo produção de energia eólica.

1.2 Objetivos

Este trabalho tem por objetivo avaliar a utilização do método estocástico da busca harmônica na determinação dos parâmetros da distribuição de Weibull dos dados de ventos de Petrolina na região Nordeste e São Martinho da Serra na região Sul do Brasil.

Os objetivos específicos são:

- a) Montar os histogramas dos dados de ventos para as duas regiões analisadas;
- b) Aplicar o algoritmo da busca harmônica para encontrar os parâmetros da distribuição de Weibull ótimos;
- c) Comparar o método da busca harmônica com outras técnicas já utilizadas.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

A estimativa dos parâmetros da distribuição Weibull em aplicações de engenharia eólica tem sido e ainda é objeto de intenso estudo. Há diversas abordagens e métodos para se realizar esta estimativa, com foco na minimização dos erros.

A distribuição de Weibull foi apresentada e descrita em Weibull (1951) no qual este descreveu sua distribuição estatística e aplicou-a na representação de sete populações de diferentes naturezas, demonstrando que esta distribuição tem uma larga aplicabilidade e que poderia ser utilizada também na representação de fenômenos de natureza aleatória. A aplicabilidade da distribuição de Weibull em estudos de engenharia eólica pode ser visto no trabalho de Hennessey (1977) em que foi feita uma análise sobre os aspectos estatísticos envolvendo a análise de recursos eólicos reafirmando a utilidade da distribuição de Weibull como uma curva para representar as características como: velocidade média, desvio padrão e velocidade cúbica média, com vantagens de ser uma função com duas variáveis, de simples aplicação e com boa aplicação das ferramentas computacionais.

A distribuição de Weibull, por ser reconhecida como uma boa representação dos regimes de vento de uma região, houve então uma necessidade de melhorar estes ajustes e, para tal, era necessário estudo de métodos de estimativa dos parâmetros da distribuição de modo que a seleção dos mesmos minimizasse os erros de ajuste.

Em Justus et al. (1978) foram comparados quatro métodos de estimativa dos parâmetros da distribuição aplicados à velocidade de vento, mostrando os requisitos para aplicar cada método e utilizando-os para ajustar a distribuição de Weibull a valores de vento medidos, concluindo que o método mais preciso para estimar os parâmetros da distribuição de Weibull é o método dos mínimos quadrados. Posteriormente Seguro e Lambert (2000) fizeram uma comparação entre três métodos numéricos para determinação dos parâmetros da distribuição de Weibull e inferiram que o método da máxima verossimilhança é mais bem aplicado quando os dados estão na forma temporal e o método da máxima verossimilhança modificado é melhor com dados na base temporal. O método gráfico foi inferior em precisão e em eficiência computacional.

O desenvolvimento de novos métodos numéricos para ajuste dos parâmetros da distribuição de Weibull foi tema de estudo como pode ser visto em Dovrol (2002), que aplicou o novo método qui-quadrado em conjunto com os métodos do momento e método da regressão para encontrar os parâmetros da distribuição de Weibull para ajustá-la à distribuição de vento de quatro regiões com diferentes características em Omã e inferiu que o método a

conseguir os melhores ajustes foi o do qui-quadrado. Segundo Akdag & Dinler (2009), foi apresentado um novo método de estimativa dos parâmetros de Weibull, o método da densidade de potência, o qual foi comparado a outros já utilizados aplicando-os aos dados de vento de quatro regiões da Turquia, sendo comprovada, portanto, sua aplicabilidade na estimativa dos parâmetros da distribuição de Weibull.

Os métodos numéricos se mostraram como uma forma eficiente de estimar os parâmetros da curva de Weibull. Então, era necessário determinar qual método seria o mais eficiente para cada aplicação. Para isto, foram realizadas comparações entre os métodos como em Arslan, Bulut e Yavuz (2014) que compararam o Método do Momento, Método do Momento-L e Método da Máxima Verossimilhança na estimativa dos parâmetros da distribuição de Weibull, encontrando que o Método do Momento-L é melhor para pequenas amostragens e que o método da Máxima Verossimilhança é melhor para grandes amostragens.

Chang (2011) utilizou seis métodos numéricos na estimativa dos parâmetros da distribuição de Weibull para um conjunto de dados randomicamente gerados e para dados de vento de três localidades de Taiwan, testando a qualidade do ajuste através do erro médio quadrático (RMSE) e do teste de Kolmogorov-Smirnov, encontrando que o método da máxima verossimilhança obteve melhor desempenho. Posteriormente, Andrade et al. (2014) fizeram uma comparação entre sete métodos numéricos para determinação dos parâmetros da distribuição de Weibull aplicados para determinação de distribuição da velocidade de vento e de velocidade de dois locais, encontrando que os métodos variavam sua eficiência de acordo com as características de vento do local.

Os estudos atuais continuam aplicando métodos numéricos como forma de estimar os parâmetros da distribuição de Weibull, como pode ser visto em Azad et al. (2015), que analisaram as características de vento anualmente e mensalmente de três regiões diferentes de Bangladesh, utilizando a distribuição de Weibull e aplicando os métodos da densidade de potência, dos mínimos quadrados e da máxima verossimilhança modificado para estimar os parâmetros de Weibull, chegando a concluir que o método mais eficiente seria o dos mínimos quadrados. Similarmente Bilir et al. (2015) aplicaram cinco métodos numéricos na estimativa dos parâmetros da distribuição de Weibull para determinação das características anuais e por estação do ano do vento da região de Ankara, na Turquia, para duas alturas medidas e uma extrapolada encontrando que, para uma análise anual, o método empírico apresentou os menores erros e para cada estação os métodos alternaram a posição de menor erro.

Posteriormente, Shu, Li e Chan (2015) utilizaram a distribuição de Weibull para representar as características de vento de três regiões de Hong Kong para aplicações de

parques offshore utilizando os métodos numéricos do momento e da máxima verossimilhança para estimar os parâmetros da distribuição de Weibull. Eles avaliaram que a distribuição de Weibull representa bem as características de vento offshore e que o sudeste de Hong Kong seria a região mais promissora para aplicação de um parque eólico offshore.

A utilização de outras distribuições para representar as características de vento de uma região ainda é realizada em casos específicos. Contudo, de modo geral, a distribuição de Weibull apresenta-se como uma distribuição que se adequa a diversas características de vento, como pode ser visto em Pishgar-komleh, Keyhani e Sefeedpari (2015), que utilizaram a distribuição de Weibull e distribuição de Rayleigh na representação das características de vento da cidade de Firouzkooh, no Irã, utilizando o método empírico na determinação dos parâmetros da distribuição de Weibull e Rayleigh, encontrando que ambas as distribuições têm um bom ajuste ao conjunto de dados de ventos da região.

Os métodos numéricos possuem erros intrinsecamente ligados às aproximações realizadas para sua aplicação e, paralelo ao estudo desses métodos, houve o desenvolvimento de métodos de otimização com base heurística que têm potencial para serem aplicados à estimativa dos parâmetros da distribuição de Weibull. Entre eles, a busca harmônica apresentada por Geem, Kim e Loganathan (2001). Sendo este um novo método heurístico de otimização baseado em uma banda de música em busca de uma harmonia ideal, para comprovação do método, o mesmo foi aplicado a três problemas de minimização e se mostrou mais flexível, apresentando uma convergência mais rápida do que a dos demais métodos de otimização com base heurística.

O estudo de formas de melhorar a eficiência do método também foi tema de estudos, como pode ser visto em Mahdavi, Fesanghary e Damangir (2007) os quais desenvolveram um algoritmo melhorado da busca harmônica (IHS) ao considerar a importância da seleção dos parâmetros do algoritmo para um bom desempenho do mesmo e, desta forma, fizeram com que estes parâmetros variassem proporcionalmente ao número de gerações para obter os valores mais compatíveis com cada geração, de forma a explorar globalmente nas iterações iniciais e, mais localmente, nas últimas iterações, chegando a aplicar este novo método conjuntamente ao original a sete exemplos e compararam os resultados de ambos, encontrando um melhor desempenho para a nova metodologia.

Métodos heurísticos foram aplicados na área de energia eólica em Rahmani et al. (2013) que utilizaram um método de otimização com base heurística híbrido, combinando o método de otimização por colônia de formigas (ACO) e o por enxame de partículas (PSO) para encontrar os valores das constantes de uma função polinomial que depende de velocidade

e temperatura e que retorna potência produzida de forma a obter a menor diferença entre os valores de potência estimados pela função e os valores observados, fornecendo, assim, uma função que possa ser utilizada na previsão da potência fornecida. O método utilizado teve uma boa convergência e forneceu um modelo de previsão robusto.

A aplicação da busca harmônica, com foco na área de energia, pode ser vista em Askarzadeh (2013) que aplicou o algoritmo da busca harmônica para encontrar a associação de turbinas eólicas, painéis solares e baterias que suprissem a demanda de energia requerida, de forma a obter um valor ótimo de investimento no sistema. No ramo da engenharia eólica a busca harmônica foi aplicada em Askarzadeh e Zebarjadi (2014) os quais aplicaram o método de otimização da busca harmônica, utilizando uma nova metodologia que elimina a necessidade do usuário de selecionar os parâmetros do algoritmo, pois os seleciona de forma randômica, nomeada de Harmony Search with a Novel Parameter Setting Approach (HS-NPSA) e aplicou-o na estimativa dos coeficientes de um modelo de representação da potência fornecida pelo vento de uma região baseado em sua velocidade e temperatura.

Outra aplicação da busca harmônica na área de energia pode ser vista em Maleki e Pourfayaz (2015) os quais compararam a busca harmônica com o algoritmo do recozimento simulado e a um software em uma aplicação de otimização do dimensionamento de um sistema de geração descentralizado, combinando painéis fotovoltaicos, aerogeradores, gerador a diesel e baterias, comparando este sistema a outro similar, substituindo as baterias por células de combustíveis associadas a tanques de hidrogênio. Foi encontrado que a busca harmônica pode ser aplicada adequadamente a este tipo de problema e que os sistemas convencionais com a utilização de baterias ainda possuem um melhor custo benefício em relação ao sistema com células de energia.

A aplicação de métodos heurísticos, no que tange ao problema do ajuste dos parâmetros da distribuição de Weibull, foi realizada por Carneiro et al. (2016, no prelo) que utilizaram o método de otimização por enxame de partículas (PSO) para encontrar os parâmetros da distribuição de Weibull que fornecessem o melhor ajuste da curva em relação a dados coletados em três regiões do Nordeste brasileiro, utilizando como parâmetro avaliativo a erro quadrático médio (RMSE) e a tendência relativa (RB). Para efeito de comparação, foram estimados os parâmetros da distribuição de Weibull utilizando cinco métodos numéricos tradicionalmente empregados para esse fim, e os valores de RMSE e RB para o método do PSO foram inferiores aos dos demais métodos, comprovando sua superioridade na estimativa dos parâmetros da distribuição de Weibull.

3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

3.1 Potencial Eólico no Mundo

Estima-se, segundo a Agência Nacional de Energia Elétrica (2008), que o planeta tenha um potencial de produção de energia eólica de cerca de 500 mil TWh/ano. Contudo, apenas 10% (50 mil TWh/ano) desse potencial poderia ser aproveitado devido a questões técnicas e socioambientais.

Segundo World Wind Energy Association (2015), a produção global de energia eólica atingiu o patamar de 370GW no ano de 2014 com a instalação de mais de 50GW neste mesmo ano, fazendo, desta forma, com que a produção de energia eólica global esteja muito próxima de fornecer 5% da demanda mundial por energia elétrica. Países como Dinamarca, Espanha, Portugal, Irlanda, Reino Unido e Alemanha alcançaram 10% ou mais de sua energia sendo proveniente da energia eólica.

O maior crescimento em 2014 foi apresentado pela China, que adicionou 23,3 GW de capacidade instalada, atingindo, até ao fim de 2014 um total de aproximadamente 115 GW de potência instalada.

O ano de 2014 representou um marco no mercado de energia eólica. Segundo a World Wind Energy Association (2015), pela primeira vez, desde 2009, houve um crescimento superior ao do ano anterior com um aumento de capacidade instalada de 16,2% em 2014 comparado ao de 12,8% no ano anterior, mostrando assim que o mercado da energia eólica mantém seu potencial de crescimento.

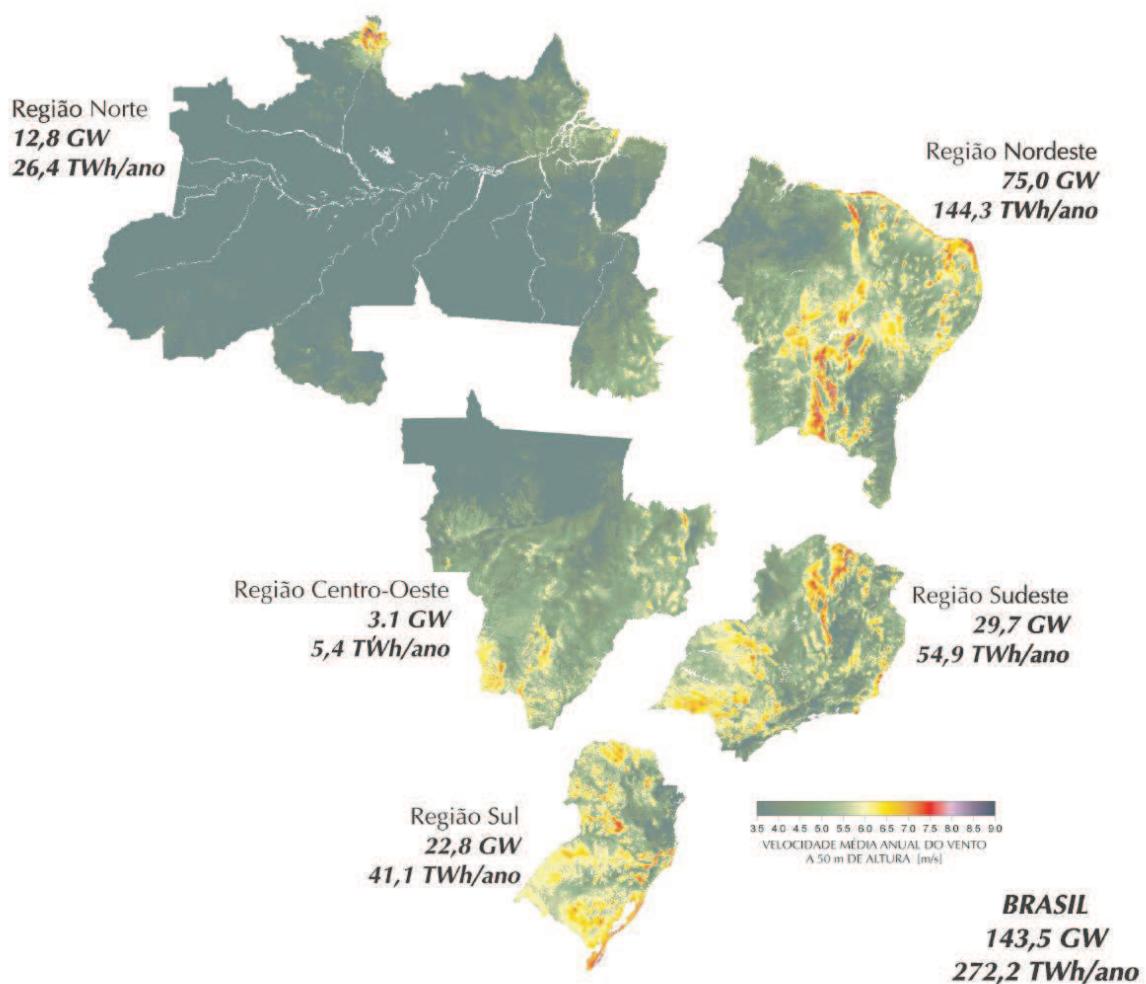
3.2 Potencial Eólico no Brasil

O Brasil é um país privilegiado em relação ao seu recurso eólico. Segundo Brasil (2008), os ventos brasileiros se caracterizam por uma presença duas vezes maior em relação à média mundial e sua oscilação de velocidade é de 5%, fatos estes que os tornam previsíveis e com produção mais constante.

Um dos fatores que motivam a aplicação da energia eólica no Brasil é sua associação com a produção de energia hídrica, já que no período de estiagem são registradas as maiores médias de velocidade do vento e no período de chuva essas velocidades diminuem. Por esta razão, a energia eólica não só pode ser aplicada de forma a manter os níveis dos reservatórios no período de estiagem como ainda auxiliar a produção no período de chuvas.

A região com o maior potencial de produção de energia eólica no Brasil, segundo Amarante et al. (2001), é a região Nordeste com um potencial estimado de 144,3 TWh/ano e considerando que o consumo final no ano de 2014 segundo a Empresa de Pesquisa Energética (2015) foi de 531,1 TWh, se o potencial nordestino fosse totalmente aproveitado poderia suprir 27,2% da energia nacional. Considerando o potencial nacional, este valor aumenta para 51,2% da energia do país proveniente apenas da energia eólica, como pode ser visto na Figura 1.

Figura 1 - Potencial Eólico Brasileiro por Regiões



Fonte: (Amarante et al. ,2001)

A produção de energia eólica total, segundo a Empresa de Pesquisa Energética (2015), alcançou o valor de 12.210 GWh em 2014, representando um aumento de 85,6% em relação ao ano de 2013, quando foi alcançado o valor de 6.578 GWh.

Em 2014, de acordo com dados da World Wind Energy Association (2015), o Brasil entrou pela primeira vez no grupo dos maiores compradores de aerogeradores, ocupando o quarto lugar com 2.783 MW de capacidade adicional instalada, apresentando o maior crescimento percentual de 2014 com um crescimento de 81,9% em relação ao ano anterior, tornando-se, desta forma, um mercado de referência na produção de energia eólica na América Latina, como se pode ver na Tabela 1.

Tabela 1 – Potência Instalada em 2014

Posição	País	Capacidade Total Instalada em 2014 (MW)	Capacidade adicionada (MW)	Taxa de Crescimento em 2014 (%)
1	China	114.763	23.350,0	25,7
2	EUA	65.879	4.859,0	7,8
3	Alemanha	40.468	5.808,0	16,8
4	Espanha	22.987	27,5	0,1
5	Índia	22.465	2.315,1	11,5
6	Reino Unido	11.998	1.467,0	13,9
7	Canadá	9.694	1.871,0	25,9
8	França	9.296	1.042,0	12,6
9	Itália	8.663	107,5	1,3
10	Brasil	6.182	2.783,0	81,9
11	Suécia	5.425	1.050,0	21,4
12	Dinamarca	4.850	78,0	1,6
-	Resto do Mundo	47.300	7.000	16
TOTAL		370.000	51.753	16,2

Fonte: Adaptado de World Wind Energy Association (2015).

3.3 Recurso Eólico

A variação na distribuição de massas de água e de terra ao redor do globo e a inclinação natural que a Terra possui em relação à direção de incidência da radiação solar causam diferenças de temperatura e de energia térmica acumulada nas diversas áreas do planeta. Este fato causa diferenças de pressões nas massas atmosféricas e estas, por sua vez,

causam o movimento das massas de ar por convecção das regiões de alta pressão para as de baixa pressão, fenômeno denominado vento.

A velocidade do vento é a principal variável na estimativa do potencial de produção de energia eólica de uma dada região, pois a potência produzida é diretamente proporcional ao cubo da velocidade do vento de acordo com a relação fornecida na Equação 1.

$$P = \frac{1}{2} \cdot \rho \cdot V^3 \cdot A \quad (1)$$

Os ventos possuem velocidade variável com o tempo, o que dificulta a previsão do potencial fornecido por uma dada região, pois a distribuição da velocidade do vento ao longo do tempo depende de diversos fatores como relevo, vegetação e temperatura. Dessa forma, a velocidade do vento é, portanto, uma variável aleatória contínua.

Uma correta estimativa do recurso eólico depende da utilização de métodos sistemáticos de medição e análise. A norma IEC (2005) estabelece que o intervalo de tempo mínimo de medição para uma adequada representação das características de vento de uma região, tem de ser um intervalo de tempo de monitoramento que abranja as variações das características de vento com todas as estações que pode corresponder ao período de um ano.

Uma campanha de medição termina por fornecer dados de velocidade de vento em determinados intervalos de tempo igualmente espaçados ao longo do dia. Este conjunto de dados é uma representação discreta do fenômeno e, para aplicações de engenharia ou para estudos científicos, é interessante que se tenha um fenômeno representado por uma função contínua para que, desta forma, seja possível diferenciar e integrar tal função.

Uma forma de representar o regime de velocidade de vento de uma dada região de forma contínua é através da aplicação de um modelo de distribuição probabilística, sendo que a aplicação destes modelos depende do tipo de regime de vento, como pode ser visto nos estudos de Hennessey (1977) aplicando a distribuição de Weibull e Pishgar-komleh, Keyhani e Sefeedpari (2015) aplicando a distribuição de Weibull e Rayleigh.

As formas de distribuições mais utilizadas na representação de regimes de vento, segundo Azevedo (2015) são:

- Distribuição normal ou distribuição Gaussiana;
- Distribuição normal bivariável;
- Distribuição exponencial;
- Distribuição de Rayleigh;

- Distribuição de Weibull.

3.4 Distribuição de Weibull

A distribuição de Weibull é uma função de distribuição de probabilidade contínua e unimodal, podendo ser utilizada com dois ou três parâmetros, sendo aplicada a diversas populações e fenômenos, como foi mostrado por Weibull (1951) e que pode ser utilizada, também, na representação da distribuição da velocidade de vento de uma dada região para aplicações *onshore*, como foi mostrado por Hennessey (1977) e para aplicações *offshore*, como foi estudado por Shu, Li e Chan (2015).

Segundo Justus et al. (1978), a distribuição de Weibull para uma velocidade de vento V , pode ser expressa pela função densidade de probabilidade:

$$p(V)dv = \left(\frac{k}{c}\right) \cdot \left(\frac{V}{c}\right)^{k-1} \cdot e^{-\left(\frac{V}{c}\right)^k} dv \quad (2)$$

Onde: c é o fator de escala, que é medido em m/s e k é o fator de forma, que é adimensional. A função de probabilidade acumulada equivalente é:

$$p(V \leq V_x) = \int_0^{V_x} p(V)dV = 1 - e^{-\left(\frac{V_x}{c}\right)^k} \quad (3)$$

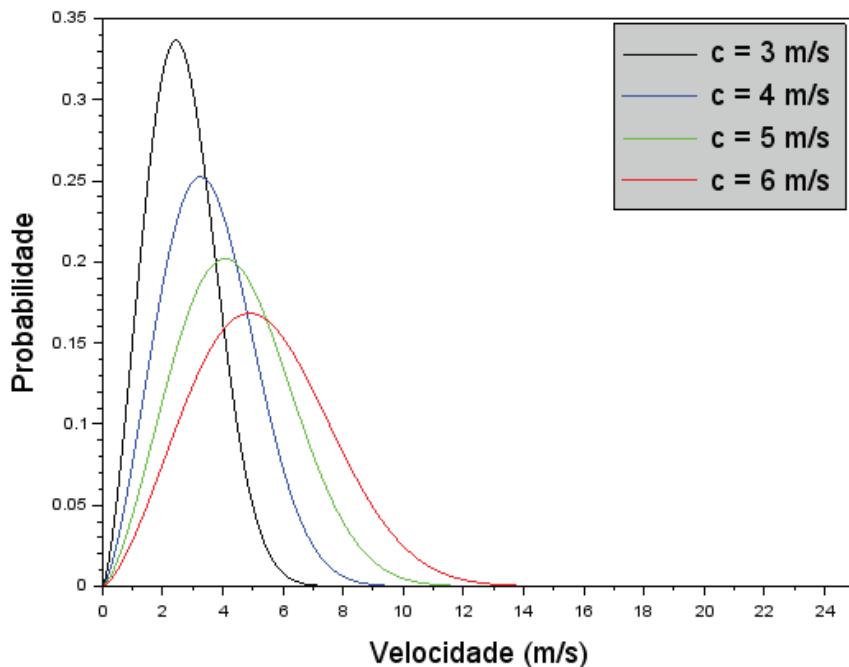
Entre as vantagens da utilização da distribuição de Weibull relatadas por Hennessey (1977) e Justus et al. (1978) pode-se citar:

- É uma função com apenas dois parâmetros a serem determinados, possuindo assim uma simples aplicação;
- Conhecendo-se os parâmetros c e k a uma dada altura pode-se extrapolar diretamente a distribuição para outras alturas;
- Fornece uma boa representação da assimetria da distribuição de vento.

Os parâmetros c e k da distribuição de Weibull comandam o comportamento da função em relação à variável aplicada, de forma que o parâmetro c está mais diretamente relacionado à velocidade média e o parâmetro k está mais relacionado ao desvio padrão.

Uma variação do valor do parâmetro c também influenciará diretamente no desvio padrão da distribuição, mesmo que o valor de k permaneça constante. O Gráfico 2 apresenta 4 distribuições de Weibull com o mesmo valor de $k = 2,5$ e pode-se ver que um aumento do valor de c aumenta o desvio padrão da distribuição.

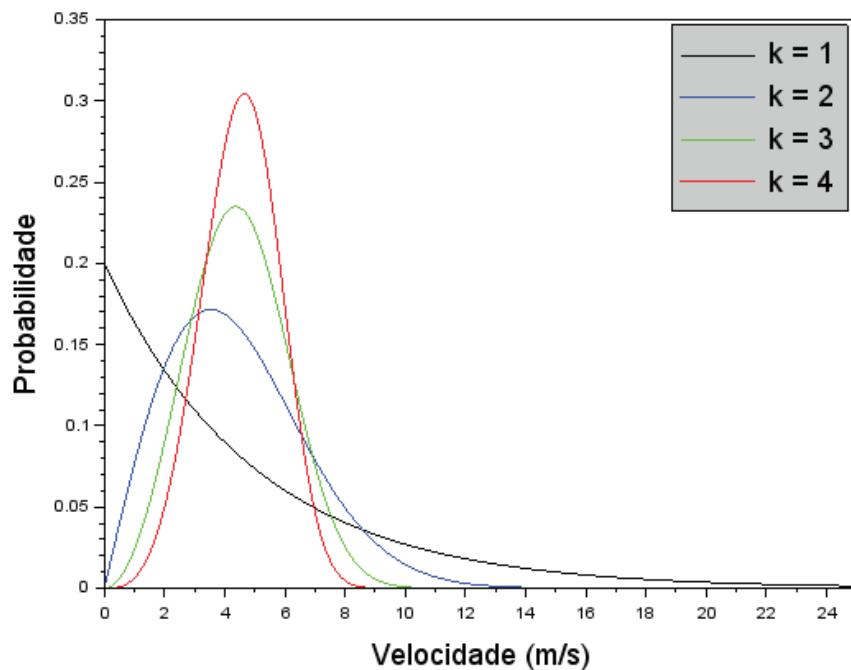
Gráfico 2 - Distribuição de Weibull com $k = 2,5$ (constante).



Fonte: Elaborado pelo autor.

Quando se varia o valor do parâmetro k , também há uma variação da velocidade média, mesmo que o parâmetro c permaneça constante. O Gráfico 3 apresenta 4 distribuições de Weibull com o mesmo valor de $c = 5$ m/s e pode-se ver que um aumento do valor de k aumenta o valor médio da distribuição.

Gráfico 3 - Distribuição de Weibull com $c = 5$ m/s (constante).



Fonte: Elaborado pelo autor.

Pode-se ver que o valor médio e o desvio padrão da distribuição são dependentes de ambos os parâmetros simultaneamente, embora o parâmetro c tenha maior influência sobre a velocidade média e o parâmetro k tenha maior influência sobre o desvio padrão. Pode-se ver que quando $k = 1$, a distribuição se apresenta como uma função exponencial, enquanto que quando seu valor é $k = 2$, a distribuição de Weibull recebe um nome especial, sendo denominada distribuição de Rayleigh.

3.5 Estimativa dos Parâmetros da Distribuição de Weibull

Um dos desafios na aplicação da distribuição de Weibull para representar o regime de ventos de uma dada região, é a estimativa de seus parâmetros c e k , de modo que se obtenha um ajuste com o menor erro possível. Para realizar a estimativa, muitos métodos numéricos vêm sendo empregados, como:

- Método Gráfico;
- Método Empírico;
- Método do Momento;
- Método da Máxima Verossimilhança;

- Método da Máxima Verossimilhança Modificado;
- Método da Energia Equivalente;
- Método da Energia Padrão.

Cada um destes métodos possui suas particularidades quanto a sua aplicação e quanto ao tipo de dado requerido para sua aplicação. Os seus desempenhos estão relacionados ao regime de vento da região sob estudo e, por consequência, suas condições ambientais como temperatura e relevo, como pode ser visto no estudo de Andrade et al. (2014) em que foram estudadas duas cidades, e em cada uma delas um método diferente se mostrou mais eficiente.

Uma alternativa aos métodos numéricos já largamente empregados é a aplicação de métodos de otimização heurísticos, pois estes têm o potencial de encontrar uma solução ótima ou próxima da ótima associado a uma menor necessidade de processamento. A aplicação deste tipo de método já foi realizada com sucesso no trabalho de Azevedo (2015), que aplicou métodos heurísticos de otimização e comprovou sua aplicabilidade no problema do ajuste da distribuição de Weibull.

3.5.1 Método Empírico

O método empírico é um caso especial do método do momento que foi apresentado em Justus et al. (1978), no qual se pode encontrar os valores dos parâmetros c e k através das relações:

$$k = \left(\frac{\sigma}{\bar{V}} \right)^{-1,086} \quad (4)$$

$$c = \frac{\bar{V}}{\Gamma \left(1 + \frac{1}{k} \right)} \quad (5)$$

Onde \bar{V} representa a velocidade média, σ representa o desvio padrão e Γ representa a função gamma que podem ser escritos, respectivamente, como:

$$\bar{V} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N V_i \quad (6)$$

$$\sigma = \left[\frac{1}{N-1} \cdot \sum_{i=1}^N (V_i - \bar{V})^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (7)$$

$$\Gamma(x) = \int_0^{\infty} t^{x-1} \cdot e^{-t} dt \quad (8)$$

3.5.2 Método da Densidade de Potência

A velocidade média ao cubo e a velocidade cúbica, segundo Akdag & Dinler (2009), podem ser utilizadas para calcular o fator de energia padrão (Epf) que é um fator adimensional o qual pode ser utilizado na estimativa dos parâmetros da distribuição de Weibull, sendo representado pela relação:

$$Epf = \left(\frac{\bar{V}^3}{\bar{V}^3} \right) \quad (9)$$

O valor de \bar{V}^3 é determinado por:

$$\bar{V}^3 = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N V_i^3 \quad (10)$$

O valor do parâmetro k pode ser encontrado pela Equação 11:

$$k = 1 + \frac{3,69}{(Epf)^2} \quad (11)$$

O valor de c é encontrado, então, utilizando a Equação 5.

3.5.3 Método dos Mínimos Quadrados

O método dos mínimos quadrados foi apresentado em Justus et al. (1978) como um dos métodos de estimativa dos parâmetros da distribuição de Weibull, em que se considera que as velocidades de vento observadas estão divididas em n intervalos de velocidade

$0 - V_1, V_1 - V_2, \dots, V_{n-1} - V_n$, tendo frequências de ocorrência f_1, f_2, \dots, f_n e frequências cumulativas $p_1 = f_1, p_2 = f_1 + f_2, \dots, p_n = p_{n-1} + f_n$. Então, a Equação 3 pode ser transformada para forma linear $y = a + bx$ pelas relações:

$$x_i = \ln V_i \quad (12)$$

$$y_i = \ln[-\ln(1 - p_i)] \quad (13)$$

Os valores de x_i e y_i são plotados em um plano cartesiano, formando um gráfico de dispersão, no qual será realizada uma regressão linear com finalidade de obter os coeficientes a e b . Desta forma, os parâmetros c e k são encontrados através das relações:

$$c = e^{\left(\frac{-a}{b}\right)} \quad (14)$$

$$k = b \quad (15)$$

3.6 Métodos Heurísticos

A heurística é uma metodologia de solução de problemas adotada de modo a simplificar suas soluções, buscando encontrar as melhores soluções possíveis, mas não necessariamente a melhor solução global. Estas metodologias podem se basear em fenômenos naturais de eficiência comprovada como a seleção natural e o recozimento de um metal.

Os métodos de otimização heurísticos superam algumas deficiências de técnicas matemáticas em problemas de otimização. Segundo Geem, Kim e Loganathan (2001), por achar uma solução próxima à solução ótima com um tempo de processamento e demanda de memória viável, sem necessitar de excessivos cuidados com a seleção dos pontos iniciais e sem grandes erros devido à linearização no modelo de características não lineares.

Entre os métodos heurísticos de otimização utilizados em engenharia, pode-se citar:

- Busca Tabu;
- Recozimento Simulado;
- Algoritmos Genéticos;
- Otimização por Colônia de Formigas;
- Enxame de Partículas;

- Busca Harmônica.

3.7 Busca Harmônica

A busca harmônica é um algoritmo heurístico que pode ser aplicado na otimização de problemas e tem por base de analogia o fenômeno artificial de um grupo musical em busca da melhor harmonia em que há combinação de elementos da população e há o fenômeno da geração de novos elementos para serem combinados dentro do intervalo de possíveis soluções, simulando a capacidade de improvisação dos músicos.

Um grupo musical, segundo Geem, Kim e Loganathan (2001), busca a melhor harmonia baseada em uma estimativa estética como os algoritmos de otimização buscam a solução ótima global com um mínimo de custo computacional e maior eficiência de acordo com uma função objetivo.

O algoritmo da busca harmônica foi apresentado por Geem, Kim e Loganathan (2001) nos quatro passos que se seguem:

1. Iniciar a Memória Harmônica (HM);
2. Improvisar uma harmonia nova a partir da HM;
3. Se a nova harmonia for melhor do que a pior harmonia na HM, incluí-la à HM e excluir a pior. Caso contrário, exclui-se a nova harmonia;
4. Se o critério de parada não for satisfeito, retornar ao passo 2.

A busca harmônica é um algoritmo de otimização muito similar ao algoritmo genético, por seus métodos de combinação e alteração da população. Uma de suas principais diferenças segundo Geem, Kim e Loganathan (2001), reside no fato de o algoritmo genético combinar a sua população em duplas, enquanto que no algoritmo da busca harmônica a combinação é realizada com toda a população.

Alguns conceitos devem ser introduzidos para o entendimento da busca harmônica, entre eles a memória harmônica (HM), que é o conjunto de soluções guardadas pelo método.

As novas soluções produzidas serão geradas baseadas em todos os elementos da memória harmônica denominadas harmonias, através da combinação de seus elementos.

Caso os elementos da solução ótima não estejam contidos na memória harmônica inicial, pelo processo de simples combinação, seria impossível para o método atingir uma solução ótima. Desta forma, foi aplicado um coeficiente denominado Taxa de Consideração da Memória Harmônica (HMCR), que é um número contido no intervalo de 0 a 1 para indicar se aquele elemento da harmonia será proveniente de algum elemento de mesma posição na

memória harmônica ou se será selecionado a partir do conjunto total de elementos possíveis para aquela posição, permitindo, assim, que o método busque uma solução ótima mesmo que os elementos desta solução não estejam contidos na memória harmônica inicial.

Para evitar que o método fique preso em mínimos locais, outro parâmetro pode ser adicionado denominado Taxa de Ajuste do Som (PAR), sendo um valor contido entre 0 e 1 que representará a probabilidade de substituição do elemento selecionado por um elemento da vizinhança dentro de um intervalo definido de Largura de Variação (bw).

A escolha dos parâmetros no algoritmo da busca harmônica é crucial para o desempenho do método. O HMCR é o responsável por definir o nível de variabilidade de busca a nível global, enquanto o parâmetro PAR é responsável pelo nível de busca local. Desta forma, quanto maior o valor de HMCR, pior será a busca global do método e melhor será a local, pois representará uma maior probabilidade de selecionar um elemento na HM, enquanto que quanto maior o parâmetro PAR, melhor será a variabilidade na busca local, já que o aumento do valor deste parâmetro aumenta a probabilidade de selecionar um elemento da vizinhança do elemento selecionado.

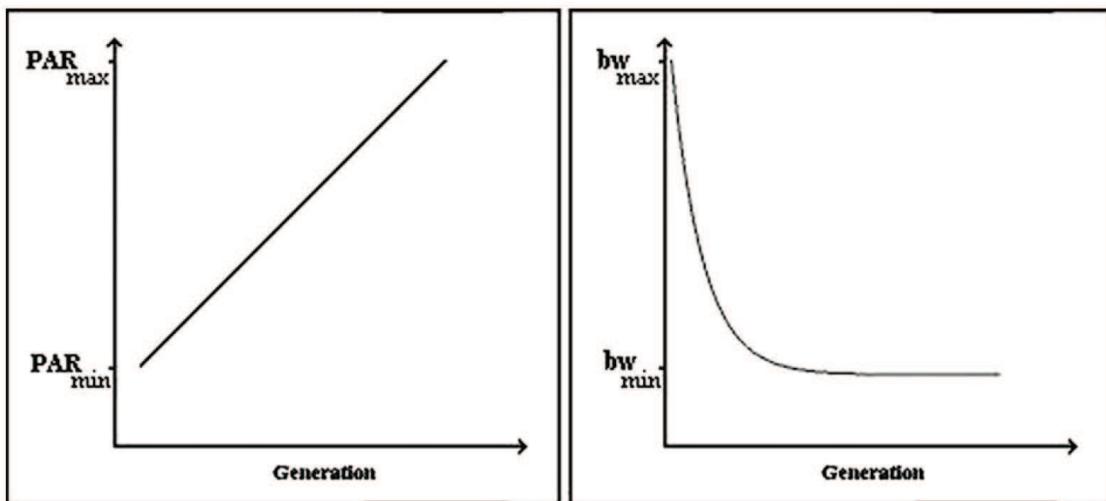
A formação da memória harmônica inicial, pode se dar através da seleção de valores que se supõe estar próximos da solução ótima ou, através do sorteio, de forma aleatória, dos valores dentro do intervalo de possíveis soluções.

A geração de novas melodias, se dá através de duas etapas, a primeiro é para selecionar se a nota da nova melodia será proveniente de algum dos elementos da memória harmônica ou se será sorteado aleatoriamente um elemento do conjunto total de soluções possíveis, esta seleção é controlada pelo HMCR e este parâmetro, será a probabilidade de ser selecionada uma nota de um elemento da memória harmônica.

A segunda etapa é outro sorteio para adicionar ou subtrair um passo (bw) da nota selecionada na etapa anterior, esta probabilidade é fornecida dada pelo PAR.

Em seu trabalho, Mahdavi, Fesanghary e Damangir (2007) estimaram que o valor de PAR nas primeiras gerações deve ser baixo para não prejudicar a convergência do método, mas deve assumir valores maiores com o passar das gerações, atingindo valores maiores nas últimas gerações para privilegiar a busca local, enquanto que os valores de bw devem assumir valores maiores nas primeiras gerações para favorecer a busca global e menores valores nas ultimas gerações para favorecer a busca local, como pode ser visto na Figura 2.

Figura 2 - Relação de PAR e bw em relação ao número de gerações



Fonte: Mahdavi, Fesanghary e Damangir (2007)

O algoritmo proposto por Geem, Kim e Loganathan (2001) assume valores constantes para os parâmetros HMCR, PAR e bw, contudo, Mahdavi, Fesanghary e Damangir (2007) propuseram em seu trabalho a utilização dos parâmetros PAR e bw, variando em relação ao número de gerações e sendo relacionados por:

$$PAR(gn) = PAR_{min} + \frac{(PAR_{max} - PAR_{min})}{NI} \cdot gn \quad (16)$$

onde:

$PAR(gn)$ = Taxa de ajuste do som para cada geração;

PAR_{min} = Taxa de ajuste do som mínima;

PAR_{max} = Taxa de ajuste do som máxima;

NI = Número de gerações;

gn = Número da geração;

e

$$bw(gn) = bw_{max} \cdot e^{\left(\frac{\ln\left(\frac{bw_{min}}{bw_{max}}\right)}{NI} \cdot gn \right)} \quad (17)$$

onde:

$bw(gn)$ = Largura de variação para cada geração;

bw_{min} = Largura de variação mínima;

bw_{max} = Largura de variação máxima.

A seleção dos parâmetros para a metodologia adotada por Mahdavi, Fesanghary e Damangir (2007) (valores máximos e mínimos) e por Geem, Kim e Loganathan (2001) (valores constantes) pode se tornar um processo cansativo para o usuário, pois se torna necessário estimar e variar estes parâmetros manualmente e acompanhar o comportamento do método para avaliar seu comportamento. Para substituir este processo, Askarzadeh e Zebarjadi (2014) sugeriram um novo método de seleção dos parâmetros da busca harmônica (HS-NPSA) utilizando as seguintes relações:

$$HMCR = 0,9 + 0,1 \cdot rand(0,1) \quad (18)$$

$$PAR = \frac{1 - rand(0,1)}{2} \quad (19)$$

$$bw = rand(0,1) \quad (20)$$

onde:

$rand(0,1)$ = Número aleatório no intervalo de zero a um.

A busca harmônica pode ser aplicada no campo da engenharia eólica na modelagem da potência fornecida por um parque eólico, como pode ser visto no trabalho de Askarzadeh e Zebarjadi (2014).

3.8 Análise Estatística

Quando se representam séries temporais através de funções de densidade de probabilidade (fdp), é necessário que se avalie a correlação entre os dados medidos e o modelo de distribuição aplicada. Para tal análise, pode-se empregar os testes estatísticos que avaliarão se a distribuição pode representar ou não a série temporal.

3.8.1 Erro Quadrático Médio

Uma das metodologias que podem ser utilizadas para avaliar a quão representativa é a função que se quer ajustar a um conjunto de dados em relação a estes, é o erro quadrático médio (RMSE), que calcula a distância média entre os pontos da distribuição aplicada e dos dados observados através da relação:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (p_i - o_i)^2}{n}} \quad (21)$$

3.8.2 Coeficiente de Correlação

Os valores de duas distribuições podem ser avaliados quanto a sua correlação qualitativamente (Diagrama de dispersão), mas esta abordagem gráfica tem uma subjetividade atrelada a sua análise. Desta forma, a análise de correlação entre duas distribuições pode ser avaliada de forma quantitativa através do coeficiente de correlação.

O coeficiente de correlação r deve ser utilizado quando a correlação for do tipo linear. O sinal fornece a informação se a mesma é positiva ou negativa, e seu módulo traz a informação do grau de correlação entre as distribuições onde, o valor pode variar entre -1 e 1 sendo que o módulo igual a 1 representa uma correlação linear perfeita entre as distribuições e quanto mais distante os módulos estiverem de 1, menor será a correlação linear entre as distribuições sendo que valores próximos de 0 significam que não há correlação linear entre as distribuições. Contudo, pode haver outro tipo de correlação entre as mesmas. O coeficiente r é fornecido pela Equação 22:

$$r = \frac{n \cdot \sum xy - (\sum x) \cdot (\sum y)}{\sqrt{n \cdot \sum x^2 - (\sum x)^2} \cdot \sqrt{n \cdot \sum y^2 - (\sum y)^2}} \quad (22)$$

onde:

n = Número de pares de dados;

O coeficiente de correlação r é referente a uma amostra de n pares de uma população. Desta forma, é necessário determinar se este é significativo dentro de um valor de

confiabilidade. Para tal, utilizam-se tabelas que informam o valor mínimo que r deve assumir para uma determinada quantidade de pares de dados e um dado valor de confiabilidade. Se o valor de r for superior ao valor tabelado, a correlação é significativa com uma confiabilidade α .

Tabela 2 - Valores Críticos para Coeficiente de Correlação

n	$\alpha=0,05$	$\alpha=0,01$
20	0,444	0,561
21	0,433	0,549
22	0,423	0,537
23	0,413	0,526
24	0,404	0,515
25	0,396	0,505
26	0,388	0,496
27	0,381	0,487
28	0,374	0,479
29	0,367	0,471
30	0,361	0,463

Fonte: Adaptado de Larson e Faber (2010).

4 METODOLOGIA

4.1 Dados de Vento

Os dados anemométricos foram disponibilizados online pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (2015) em livre acesso através do projeto Sistema Nacional de Organização de Dados Ambientais (SONDA).

Os locais selecionados com dados disponíveis para análise são a cidade de Petrolina, com latitude $09^{\circ} 04' 08''$ S e longitude $40^{\circ} 19' 11''$ O, a uma altitude de 387m, no estado do Pernambuco; e de São Martinho da Serra, com latitude $29^{\circ} 26' 34''$ S e longitude $53^{\circ} 49' 23''$ O, a uma altitude de 489m, no estado do Rio Grande do Sul. Sendo assim, estes locais possuem diferentes características de temperatura, vegetação e relevo. Pode-se ver na Figura 3 e Figura 4 os locais onde estão situadas as estações de medição.

Figura 3 - Imagem de Satélite da Estação de Petrolina



Fonte: Google Earth

Figura 4 - Imagem de Satélite da Estação de São Martinho da Serra



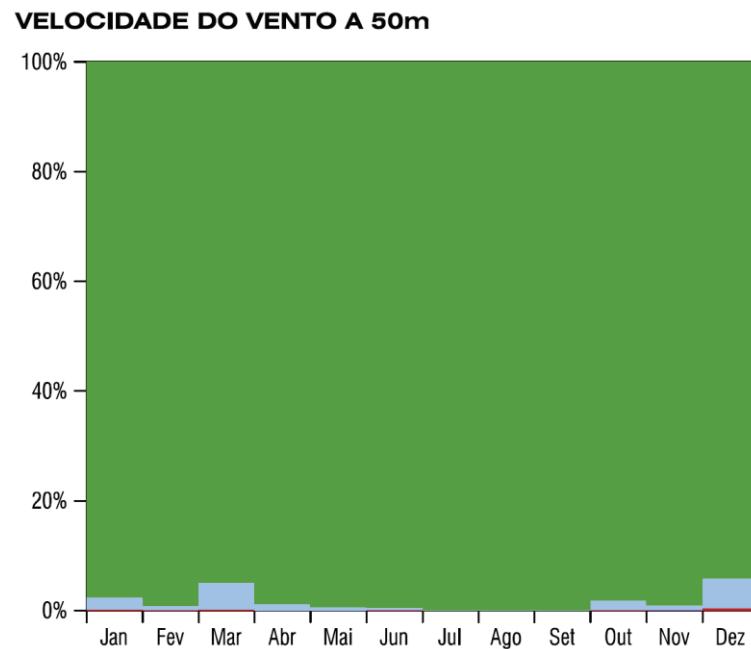
Fonte: Google Earth

As medições foram feitas em dois níveis diferentes, 25 m e 50 m, sendo este último nível o utilizado para as análises deste trabalho. Os dados são registrados em intervalos de 10 minutos. Os dados utilizados tanto para Petrolina quanto para São Martinho da Serra são referentes ao ano de 2010, pois este é o ano mais recente que possui dados de velocidade de vento para todos os doze meses.

Os dados são validados por uma metodologia do projeto SONDA, que não altera os bancos de dados, eliminando dados considerados inválidos pelo processo, apenas sinaliza os dados considerados como suspeitos para que o usuário decida a utilização ou não destes valores.

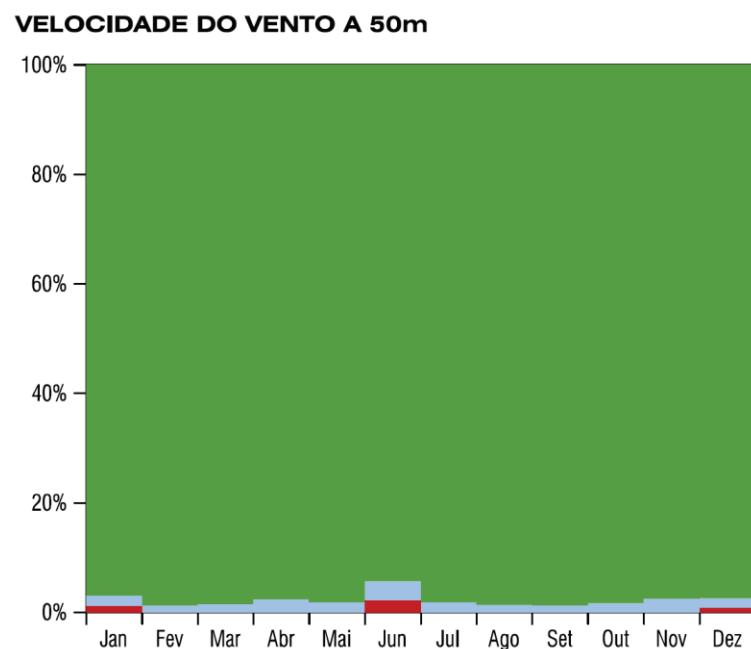
No desenvolvimento do trabalho foram utilizados todos os dados fornecidos em sua totalidade, independente de seu código de validação. No Gráfico 4 e Gráfico 5 é mostrada em termos percentuais a quantidade de dados sinalizados como suspeitos para cada localidade em cada mês do ano.

Gráfico 4 - Dados Assinalados como Suspeitos de Petrolina



Fonte: Adaptado de Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (2015).

Gráfico 5 - Dados Assinalados como Suspeitos de São Martinho da Serra



Fonte: Adaptado de Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (2015)

4.2 Materiais

A linguagem de programação utilizada no desenvolvimento do software para aplicação da busca harmônica na estimativa dos parâmetros de Weibull foi o Python 3.4.3 e o código foi desenvolvido em sua totalidade pelo autor baseando-se nos algoritmos apresentados em Geem, Kim e Loganathan (2001); Mahdavi, Fesanghary e Damangir (2007) e Askarzadeh e Zerbajadi (20014). O computador utilizado para operação do software possui memória ram instalada de 4,00 GB e um processador de 2,80 GHz.

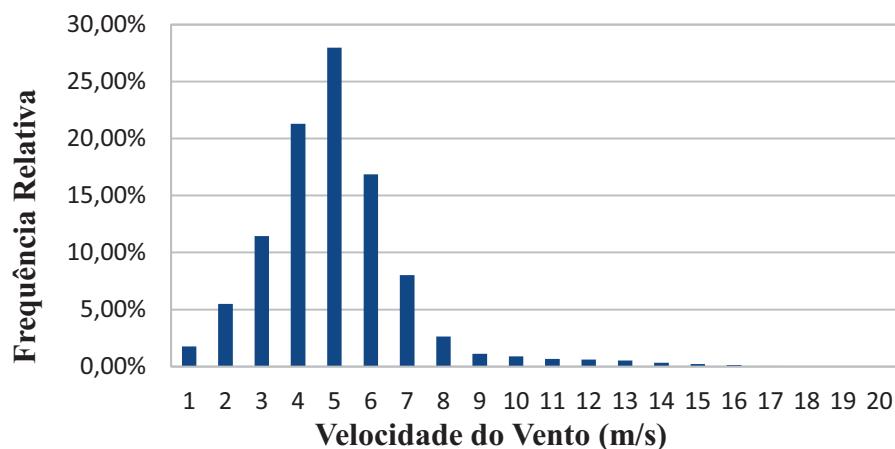
4.3 Tratamento dos Dados

Os dados de cada local foram separados em intervalos com variação de 1 m/s, onde, para se encaixar no intervalo, a velocidade deve ser superior ao valor inferior do intervalo e menor ou igual ao valor superior, excetuando o primeiro intervalo onde: $0m/s \leq V \leq 1m/s$.

Depois de separados foi contada a quantidade de total de dados dentro de cada intervalo, sendo que esta quantidade de cada intervalo foi dividida pelo número total de dados, gerando, assim, um valor de frequência relativa para cada intervalo.

Os valores foram plotados em forma de histograma em função da frequência relativa e velocidade do vento de modo análogo ao que pode ser visto no Gráfico 6.

Gráfico 6 - Exemplo de Histograma



Fonte: Elaborado pelo autor.

4.4 Aplicação dos Métodos Numéricos Tradicionais

Foram estimados os parâmetros de Weibull para ambas as localidades utilizando os métodos numéricos: Método Empírico (ME), Método da Densidade de Potência (MDP) e Método dos Mínimos Quadrados (MMQ). Após estimar os parâmetros para cada localidade utilizando os métodos citados anteriormente, foram calculados e registrados os valores de RMSE e coeficiente de correlação de cada.

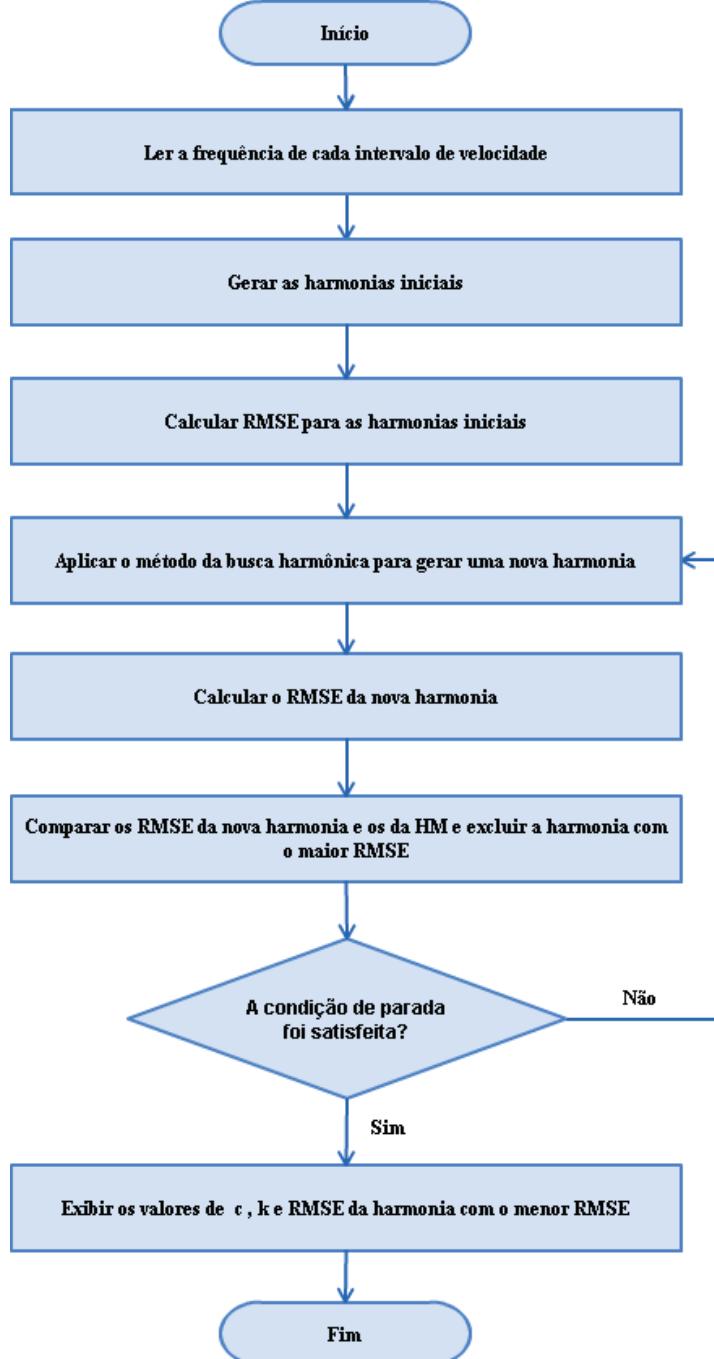
4.5 Aplicação da Busca Harmônica

O algoritmo da busca harmônica utilizado para obter o melhor ajuste da distribuição de Weibull para cada conjunto de dados de vento, tendo como finalidade encontrar o par de parâmetros c e k que forneçam a minimização da função objetivo que é o RMSE o qual, foi calculado através da diferença entre a frequência de cada intervalo de velocidade do histograma local e a frequência da distribuição de Weibull do ponto mínimo desse intervalo equivalendo desta forma, aos pontos observado e teóricos respectivamente. O algoritmo aplicado seguiu os seguintes passos:

1. Ler a frequência de cada intervalo de velocidade;
2. Gerar as harmonias iniciais;
3. Calcular RMSE para as harmonias iniciais;
4. Aplicar o método da busca harmônica para gerar uma nova harmonia;
5. Calcular o RMSE da nova harmonia;
6. Comparar os RMSE da nova harmonia e os da HM e excluir a harmonia com o maior RMSE;
7. Se a condição de parada não estiver satisfeita, retornar ao passo 4. Caso contrário, seguir para o passo 8;
8. Exibir os valores de c , k e RMSE da harmonia com o menor RMSE.

A Figura 5 é uma representação do procedimento descrito acima:

Figura 5 - Representação do algoritmo



Fonte: Elaborado pelo autor.

4.6 Método de Seleção de Parâmetros da Busca Harmônica

A busca harmônica foi aplicada seguindo o algoritmo mostrado na Figura 5, mas o mesmo foi desenvolvido utilizando duas metodologias diferentes na seleção dos parâmetros *HMCR*, *PAR* e *bw*. Na aplicação da busca harmônica em ambas as metodologias, foi

utilizado uma HM (Memória Harmônica) de tamanho 12 e um critério de parada de 1000 iterações.

4.6.1 IHS

A metodologia da IHS (Improved Harmony Search) foi aquela adotada no trabalho de Mahdavi, Fesanghary e Damangir (2007), em que o valor de $HMCR$ será constante e os valores de PAR e bw terão um valor máximo e mínimo selecionados inicialmente, e o valor dos parâmetros serão variáveis de acordo com o número de gerações, de modo a obter as melhores características de cada parâmetro em sua devida etapa do processo de otimização.

Foram testados cinco diferentes conjuntos de valores para os parâmetros máximos e mínimos de PAR e bw e para o valor de $HMCR$, de modo que o conjunto de valores dos parâmetros que levou ao menor valor final de RMSE foi: $HMCR = 0,95$; $PAR_{max} = 0,99$; $PAR_{min} = 0,35$; $bw_{max} = 0,05$ e $bw_{min} = 0,0005$.

Após encontrado o melhor conjunto de valores para os parâmetros, o programa foi utilizado dez vezes em sequência e foram registrados os valores dos parâmetros c e k encontrados, bem como seus respectivos valores de RMSE e fator de correlação.

4.6.1 HS-PA

A metodologia da HS-PA (Busca Harmônica com Parâmetros Aleatórios) foi desenvolvida neste trabalho através da combinação das metodologia adotadas nos trabalhos de Mahdavi, Fesanghary e Damangir (2007) e Askarzadeh e Zebarjadi (2014). Fazendo com que os valores de PAR e bw variem ao longo das gerações, mas seus valores máximos e mínimos, assim como o valor de $HMCR$ variam de forma aleatória a cada geração de forma a dispensar o usuário da necessidade de busca de um conjunto de valores de parâmetros do algoritmo que leve a um melhor desempenho.

O valor do parâmetro $HMCR$ foi encontrado aplicando a Equação 18 que foi apresentado em Askarzadeh e Zebarjadi (2014). Os valores máximos e mínimos dos parâmetros PAR e bw são definidos de acordo com as relações:

$$PAR_{max} = 1 - \left(\frac{rand(0,1)}{2} \right) \quad (23)$$

$$PAR_{min} = \left(\frac{rand(0,1)}{2} \right) \quad (24)$$

$$bw_{max} = 1 - \left(\frac{rand(0,1)}{2} \right) \quad (25)$$

$$bw_{max} = \left(\frac{rand(0,1)}{2} \right) \quad (26)$$

Estes valores de parâmetros máximos e mínimos de PAR e bw foram aplicados nas Equações 16 e 17 provenientes de Mahdavi, Fesanghary e Damangir (2007), encontrando assim a cada geração um valor equivalente de PAR e bw na mesma.

Posteriormente o programa foi utilizado dez vezes em sequência e foram registrados os valores dos parâmetros c e k encontrados, bem como seus respectivos valores de RMSE e fator de correlação.

4.7 Comparação dos Resultados

Foram registrados os resultados com menor RMSE de cada metodologia da busca harmônica e para cada localidade e foram comparados aos valores dos métodos numéricos comumente utilizados em termos do RMSE e do fator de correlação.

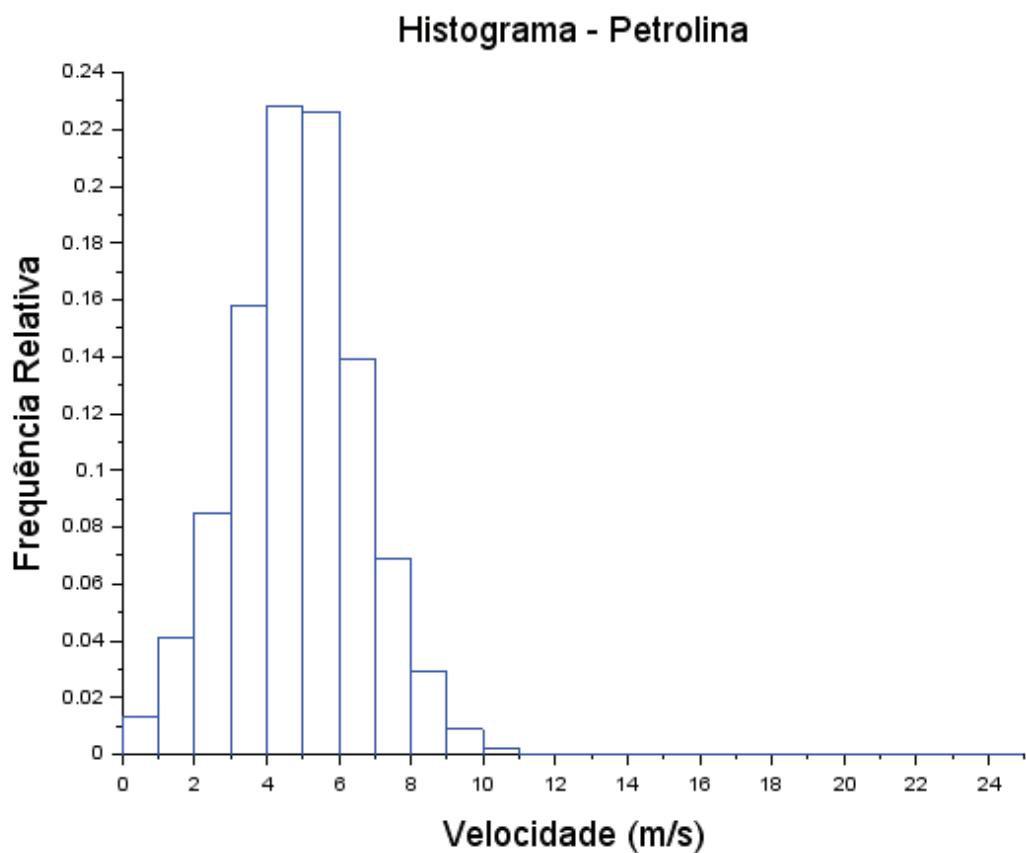
Também foi realizada a plotagem das distribuições de Weibull para os pares de parâmetros c e k de cada método individualmente e também foram plotados os gráficos de todos os métodos em comparação com o histograma referente a cada localidade.

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

5.1 Histogramas

O tratamento dos dados, através da determinação da frequência de ocorrência de cada intervalo de velocidade e posterior divisão de cada frequência pela quantia total de dados, resultou nos histogramas de cada localidade onde é apresentada uma frequência relativa para facilitar a comparação com o resultado das distribuições de Weibull. Os histogramas de Petrolina e São Martinho da Serra podem ser vistos, respectivamente, no Gráfico 7 e no Gráfico 8.

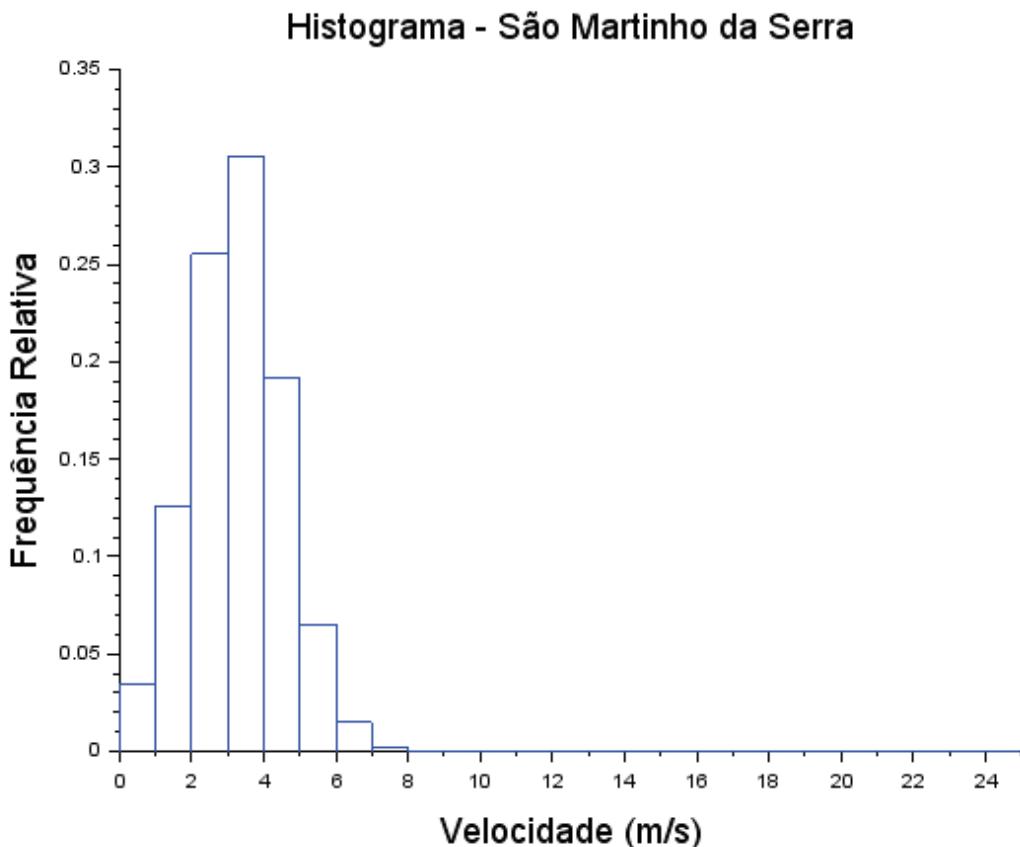
Gráfico 7 - Histograma de Petrolina



Fonte: Elaborado pelo autor.

Pode-se observar que o histograma apresenta uma forma que pode ser adequadamente representada pela distribuição de Weibull com um valor médio próximo a 5m/s e pouca dispersão dos dados.

Gráfico 8 - Histograma de São Martinho da Serra



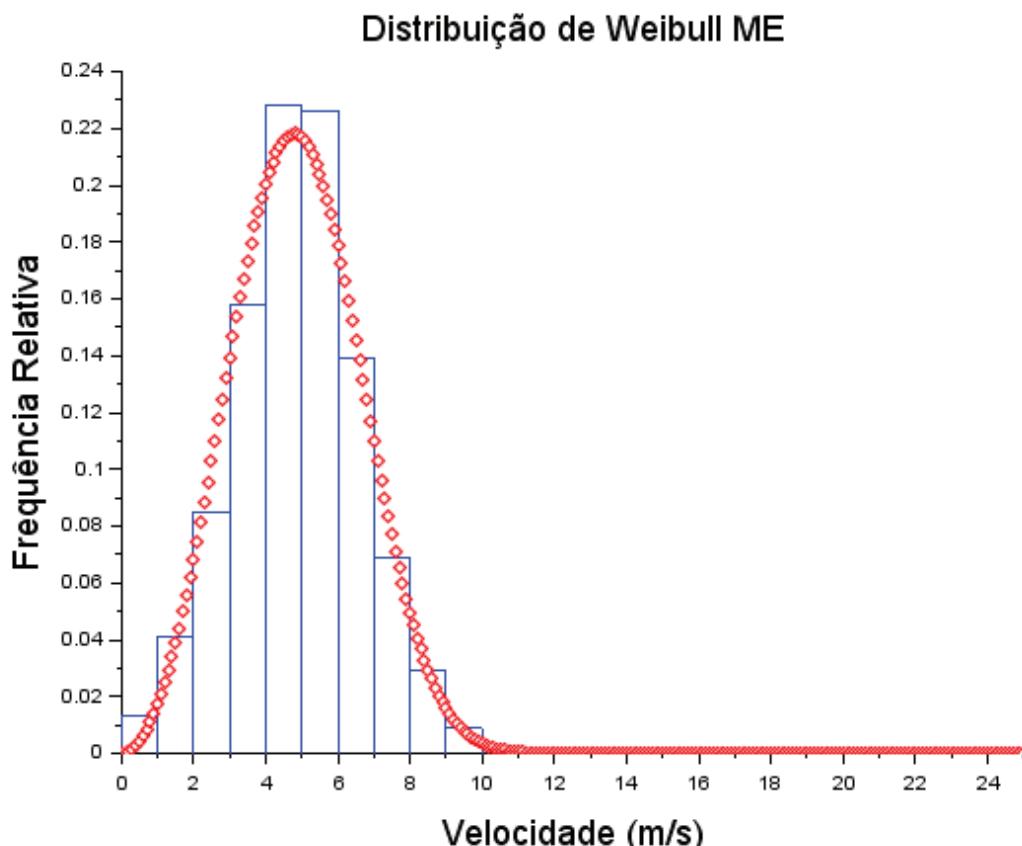
Fonte: Elaborado pelo autor.

O histograma de São Martinho da Serra também apresenta uma forma que pode ser adequadamente representada pela distribuição de Weibull com um valor médio próximo a 3m/s e pouca dispersão dos dados.

5.2 Método Empírico

A aplicação do Método Empírico na estimativa dos parâmetros c e k da distribuição de Weibull resultou em um valor de $k = 3,047596$ e $c = 5,459842\text{m/s}$ para Petrolina e um valor de $k = 1,224234$ e $c = 3,649793\text{m/s}$ para São Martinho da Serra. As distribuições de Weibull para Petrolina e São Martinho da Serra estão representadas, respectivamente, no Gráfico 9 e Gráfico 10.

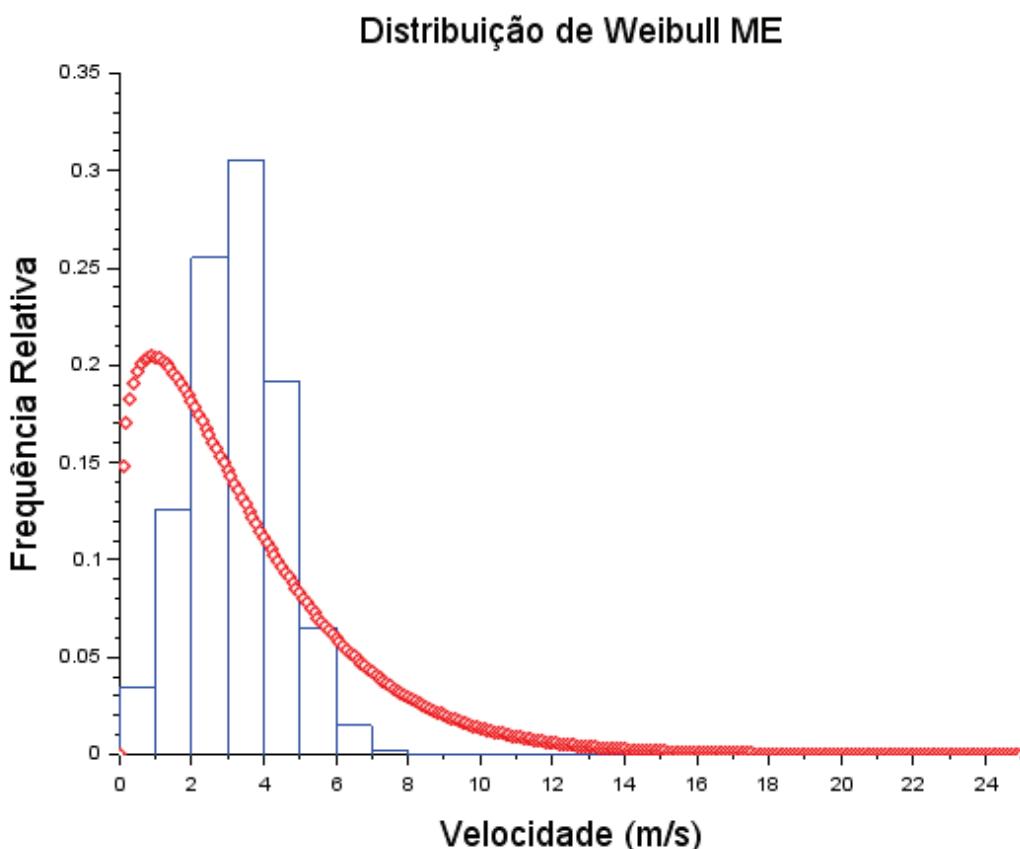
Gráfico 9 - Método Empírico para Petrolina



Fonte: Elaborado pelo autor.

Pode-se observar na distribuição de Weibull que o valor médio se concentra próximo a 5m/s refletindo a característica de vento que pode ser observada no local. Outro aspecto que pode ser observado é a concentração dos valores ao redor do valor médio que reflete bem as características apresentadas no histograma, comprovando a capacidade do método de representar as características de vento desta região.

Os valores encontrados através da aplicação do Método Empírico para Petrolina, foram de $k = 3,047596$; $c = 4,459842\text{m/s}$ e um RMSE = 0,015232.



Fonte: Elaborado pelo autor.

A análise desta distribuição de Weibull mostra que o valor médio se concentra próximo a 2m/s, destoando da característica de vento que pode ser observada no local, que é um valor médio próximo de 3m/s como pode ser visto em seu histograma.

Devido ao valor de k ser próximo de 1, a distribuição de Weibull não fica definida adequadamente, quando comparada às distribuições de velocidade de vento da região, pois nas velocidades entre 0m/s e 1m/s. O método empírico não obteve êxito na estimativa dos parâmetros da distribuição de Weibull para São Martinho da Serra como ocorreu com Petrolina.

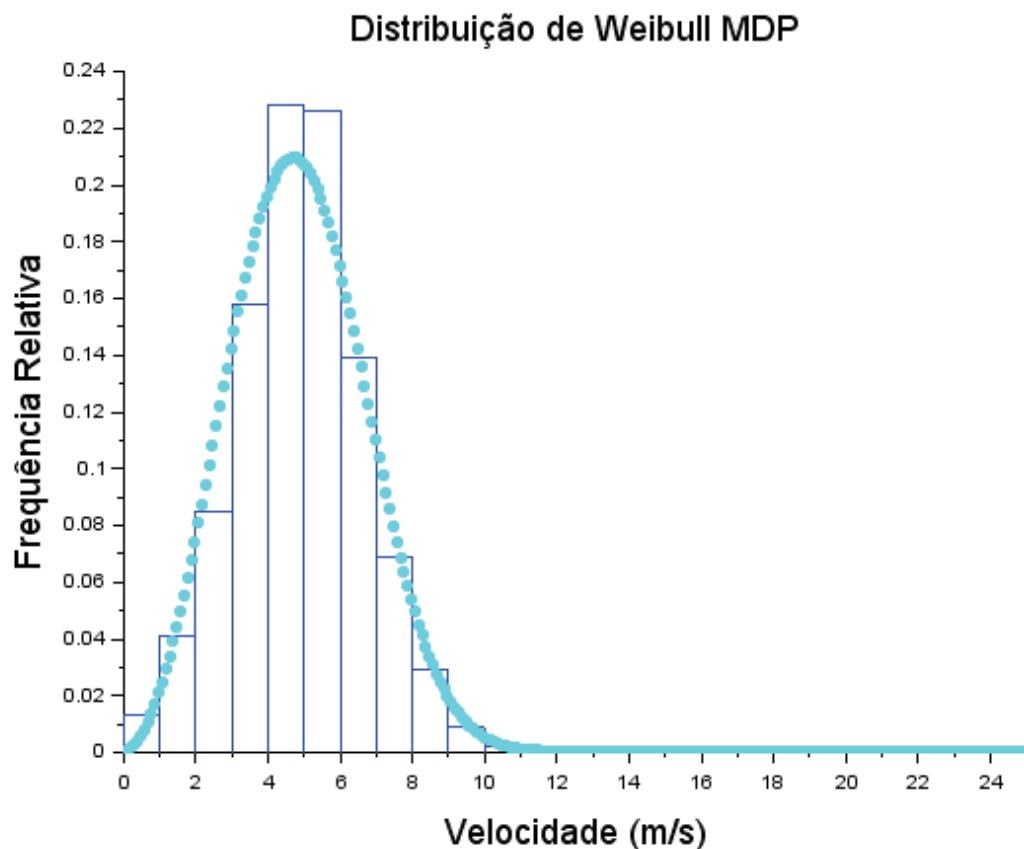
Os valores encontrados através da aplicação do Método Empírico para São Martinho da Serra, foram de $k = 1,224234$; $c = 3,649793\text{m/s}$ e um RMSE = 0,0444097.

5.3 Método da Densidade de Potência

A aplicação do Método da Densidade de Potência na estimativa dos parâmetros c e k da distribuição de Weibull resultou em um valor de $k = 2,908297$ e $c = 5,470935\text{m/s}$ para

Petrolina e um valor de $k = 1,032518$ e $c = 3,460740\text{m/s}$ para São Martinho da Serra. As distribuições de Weibull para Petrolina e São Martinho da Serra estão representadas, respectivamente, no Gráfico 11 e Gráfico 12.

Gráfico 10 - Método da Densidade de Potência para Petrolina

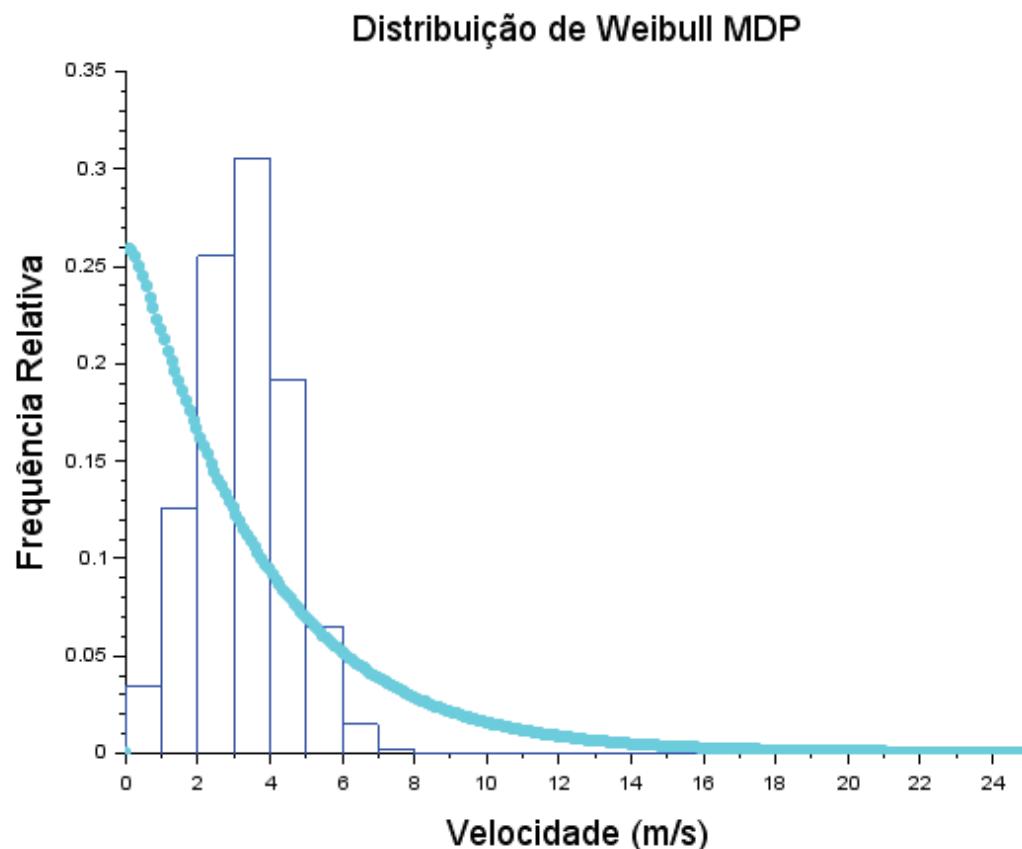


Fonte: Elaborado pelo autor.

Pode-se observar na distribuição de Weibull que o valor médio se concentra próximo a 5m/s, refletindo a característica de vento que pode ser observada no local. Outro aspecto que pode ser observado é a concentração dos valores ao redor do valor médio, que reflete bem as características apresentadas no histograma, comprovando a capacidade do método de representar as características de vento desta região com resultados muito próximos aos obtidos ao se utilizar o Método empírico.

Os valores encontrados através da aplicação do Método da Densidade de Potência para Petrolina, foram de $k = 2,908297$; $c = 5,470935\text{m/s}$ e um RMSE = 0,015080.

Gráfico 11 - Método da Densidade de Potência para São Martinho da Serra



Fonte: Elaborado pelo autor.

Esta distribuição de Weibull apresenta o valor médio concentrado próximo a 2m/s, destoando da característica de vento que pode ser observada no local cujo valor médio é próximo de 3m/s, como pode ser visto em seu histograma.

Devido ao valor de k ser próximo de 1, a distribuição de Weibull não fica definida adequadamente, aproximando-se de uma curva exponencial. Quando comparada à distribuição de velocidade de vento da região, pode-se observar as maiores diferenças nos valores mais distantes do valor médio.

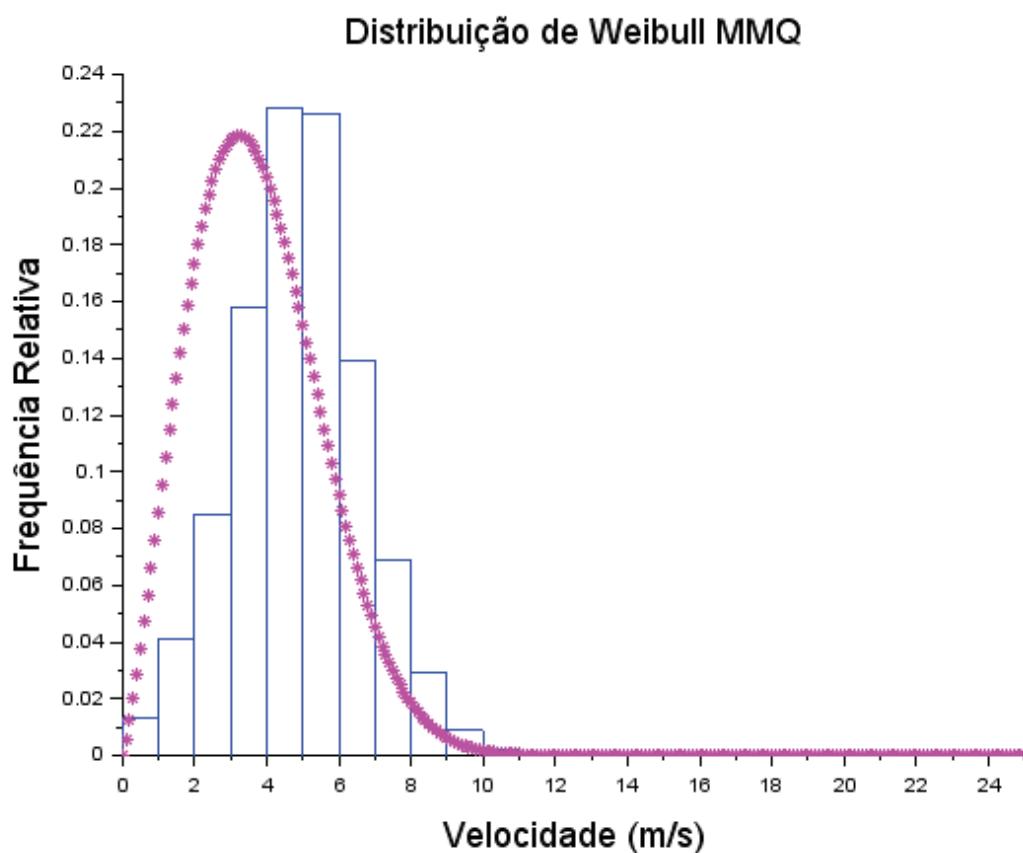
O método da densidade de potência não obteve êxito na estimativa dos parâmetros da distribuição de Weibull para São Martinho da Serra diferente do que ocorreu com Petrolina.

Os valores encontrados através da aplicação do Método da Densidade de Potência para São Martinho da Serra, foram de $k = 1,032518$; $c = 3,460740\text{m/s}$ e um RMSE = 0,049847.

5.4 Método dos Mínimos Quadrados

A aplicação do Método dos Mínimos Quadrados na estimativa dos parâmetros c e k da distribuição de Weibull resultou em um valor de $k = 2,230300$ e $c = 4,233903\text{m/s}$ para Petrolina e um valor de $k = 1,1757$ e $c = 2,263223\text{m/s}$ para São Martinho da Serra. As distribuições de Weibull para Petrolina e São Martinho da Serra estão representadas respectivamente no Gráfico 13 e Gráfico 14.

Gráfico 12 - Método dos Mínimos Quadrados para Petrolina



Fonte: Elaborado pelo autor.

Nesta distribuição de Weibull o valor médio se concentra próximo a 3m/s, que difere da característica de vento que pode ser observada no local.

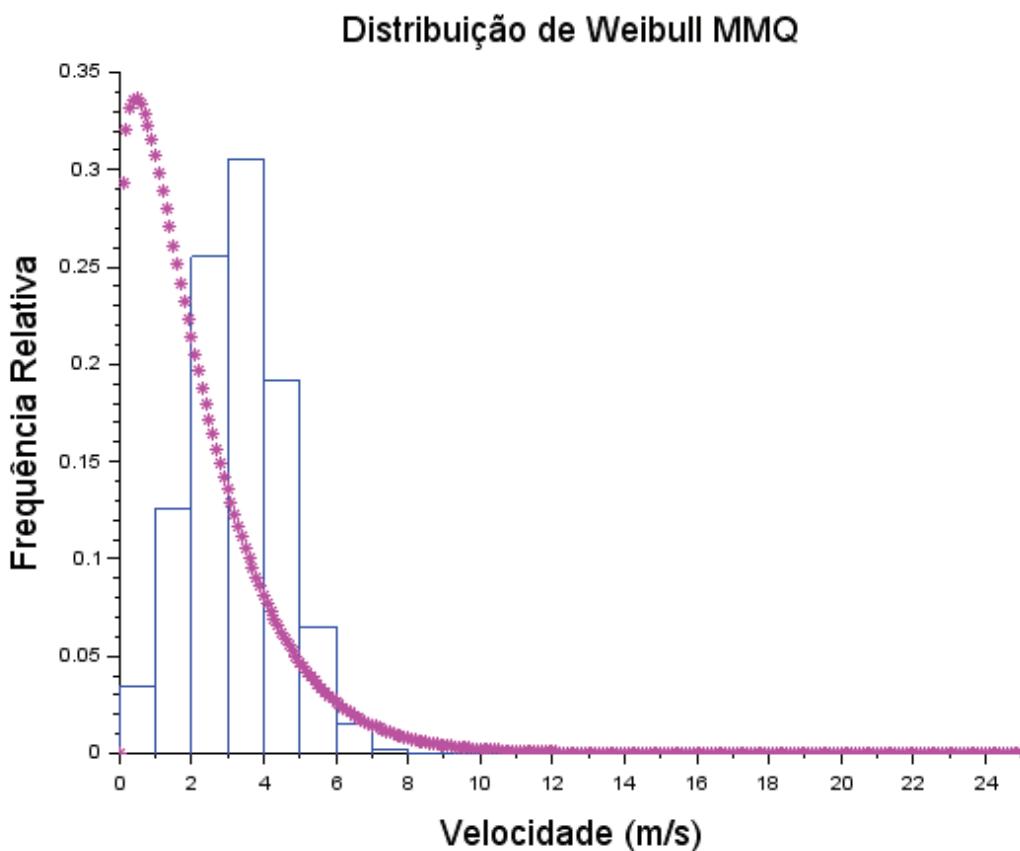
Outro aspecto que pode ser observado é a concentração dos valores ao redor do valor médio, que reflete bem as características apresentadas no histograma, contudo, esta concentração de valores, embora tenha uma forma similar a apresentada no histograma, fica

concentrada ao redor do valor médio errado e desta forma não representa adequadamente a distribuição de vento da região.

Desta forma, não é adequada, a utilização do método dos mínimos quadrados para estimar os parâmetros de Weibull, devendo-se buscar a utilização de outros métodos que minimizem os erros.

Os valores encontrados através da aplicação do Método dos Mínimos Quadrados para Petrolina, foram de $k = 2,230300$; $c = 4,233903\text{m/s}$ e um RMSE = 0,029413.

Gráfico 13 - Método dos Mínimos Quadrados para São Martinho da Serra



Fonte: Elaborado pelo autor.

A distribuição de Weibull, apresentada no Gráfico 14, tem o valor médio concentrado próximo a 2m/s, destoando da característica de vento que pode ser observada no local, que é um valor médio próximo de 3m/s como pode ser visto em seu histograma e, desta forma, não representando esta característica dos ventos locais.

Devido ao valor de k ser próximo de 1, a distribuição de Weibull não fica definida adequadamente, aproximando-se de uma curva exponencial. Quando comparada à

distribuição de velocidade de vento da região, pode-se observar as maiores diferenças nos valores mais distantes do valor médio.

O método dos mínimos quadrados, assim como o método da densidade de potência, não obteve êxito na estimativa dos parâmetros da distribuição de Weibull para São Martinho da Serra.

Os valores encontrados através da aplicação do Método dos Mínimos Quadrados para São Martinho da Serra, foram de $k = 1,175700$; $c = 2,263223\text{m/s}$ e um RMSE = 0,054712.

5.5 IHS

O método IHS aplicado às condições de Petrolina, após ser utilizado dez vezes com os mesmos parâmetros, teve como resultado os valores de c e k apresentados na Tabela 3.

Tabela 3 - Resultados IHS para Petrolina

	Petrolina IHS		
	k	c	RMSE
1	2,765693	5,015921	0,007999
2	2,980306	5,003780	0,006418
3	2,961441	5,088918	0,006964
4	2,980381	5,003798	0,006418
5	2,980304	5,003817	0,006418
6	3,042392	5,006805	0,006557
7	2,970059	4,935110	0,006792
8	3,168590	4,970945	0,007654
9	2,980358	5,003769	0,006418
10	2,842314	4,891421	0,007928
Média	2,967184	4,992428	0,006957
Desvio Padrão	0,107054	0,052212	0,000655
Amplitude	0,402897	0,197497	0,001580

Fonte: Elaborado pelo autor.

Pode-se perceber que os valores c apresentam variação máxima de 0,197497m/s e com valor médio de 4,992428m/s. Os valores de k apresentam uma maior variação máxima equivalente a 0,402897 e os valores de RMSE possuem uma variação máxima de 0,001580. Desta forma, percebe-se que o método tem uma considerável variação nos resultados obtidos devido ao mesmo ser heurístico.

Os valores ótimos encontrados para Petrolina através do IHS foram de $k = 2,980306$; $c = 5,003780\text{m/s}$ e um RMSE = 0,006418. Os valores encontrados são condizentes com o esperado, já que o valor de c encontrado se aproxima da velocidade média da região e o valor de k é baixo, representando, assim, velocidades de vento menos dispersas que também é uma das características dos ventos de Petrolina.

O método IHS aplicado às condições de São Martinho da Serra, após ser utilizado dez vezes com os mesmos parâmetros, teve como resultado os valores de c e k apresentados na Tabela 4.

Tabela 4 - Resultados IHS para São Martinho da Serra

	São Martinho da Serra IHS		
	K	c	RMSE
1	2,489125	3,259509	0,008371
2	2,420206	3,426091	0,011679
3	2,382680	3,420746	0,011844
4	2,520207	3,231624	0,008403
5	2,442607	3,376373	0,010234
6	2,523640	3,258034	0,008303
7	2,523643	3,258137	0,008303
8	2,497528	3,258285	0,008342
9	2,122727	3,378362	0,015918
10	2,649555	3,240152	0,009185
Média	2,457192	3,310731	0,010058
Desvio Padrão	0,138022	0,079198	0,002487
Amplitude	0,526828	0,194467	0,007616

Fonte: Elaborado pelo autor.

Os valores c para São Martinho da Serra apresentam variação máxima de 0,194467m/s e com valor médio de 3,310731m/s. Os valores de k apresentam uma maior variação máxima equivalente a 0,526828 e os valores de RMSE possuem uma variação máxima de 0,007609.

Desta forma percebe-se que o método tem uma considerável variação nos resultados obtidos devido ao mesmo ser heurístico e que em São Martinho da Serra as variações foram maiores quando comparadas às de Petrolina, principalmente quanto ao RMSE.

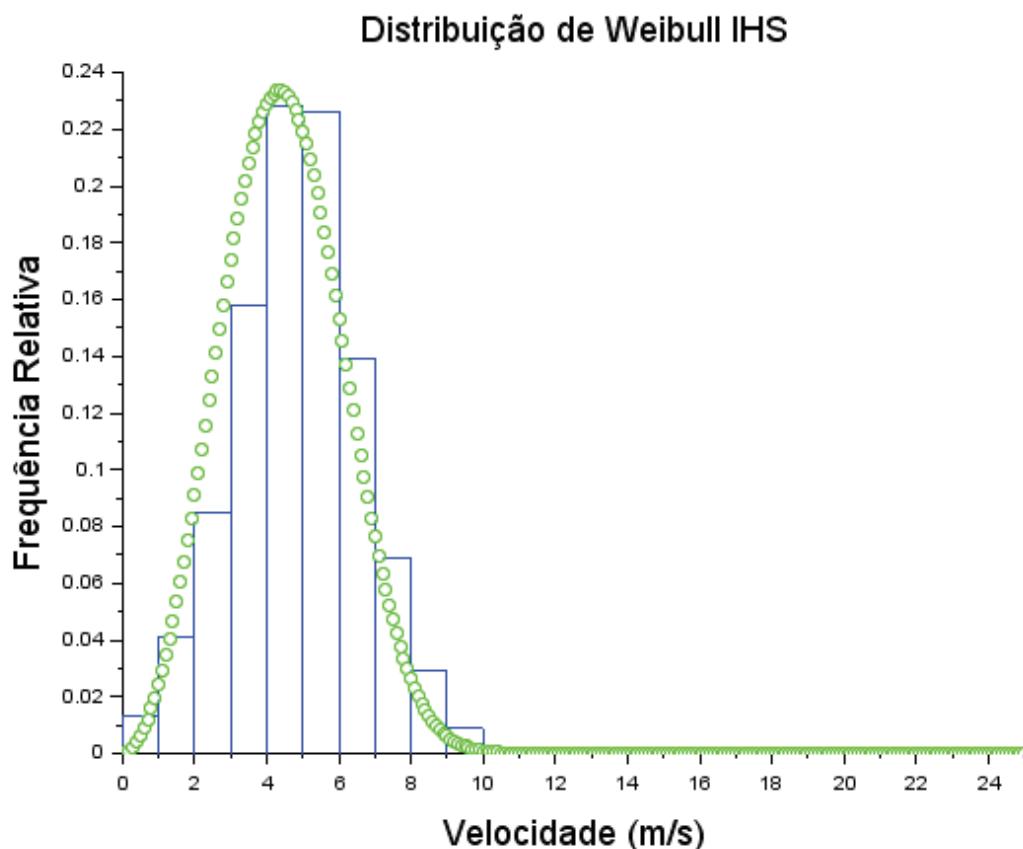
Os valores ótimos encontrados para São Martinho da Serra, através do IHS, foram de $k = 2,523643$; $c = 3,258137\text{m/s}$ e um RMSE = 0,008302. Os valores encontrados são condizentes com o esperado, já que o valor de c se aproxima da velocidade média da região e

o valor de k é baixo, representando, assim, velocidades de vento menos dispersas, que também é uma das características dos ventos de São Martinho da Serra.

O RMSE dos valores ótimos obtidos pelo IHS para São Martinho da Serra é maior que o obtido pelo mesmo método para Petrolina, devido à distribuição de vento de Petrolina ser mais adequada para uma representação pela distribuição de Weibull, fato que pode ser notado pela análise de seu histograma, que demonstra que a distribuição de velocidade de vento é mais regular do que aquelas observadas para São Martinho da Serra.

Os gráficos das distribuições de Weibull com os parâmetros ótimos obtidos pelo método IHS para Petrolina e São Martinho da Serra estão apresentados no Gráfico 15 e Gráfico 16 respectivamente.

Gráfico 14 - IHS para Petrolina

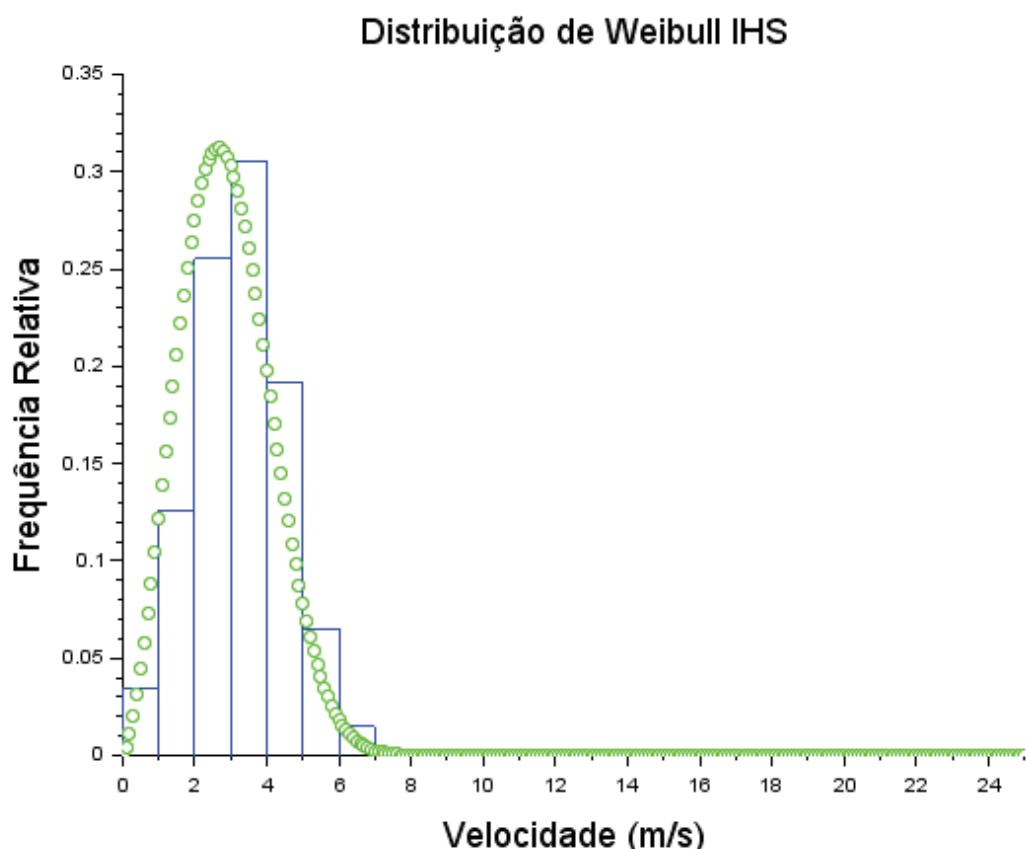


Fonte: Elaborado pelo autor.

A distribuição de Weibull com os parâmetros otimizados pelo IHS possuem um valor médio concentrado próximo aos 5m/s, estando de acordo com a característica de vento que pode ser observada no local.

A distribuição dos valores ao redor do valor médio é de forma concentrada, refletindo as características apresentadas no histograma. Desta forma, é adequada, a utilização do IHS para estimar os parâmetros de Weibull.

Gráfico 15 - IHS para São Martinho da Serra



Fonte: Elaborado pelo autor.

Pode-se observar na distribuição de Weibull que o valor médio se concentra próximo a 3m/s, refletindo a característica de vento que pode ser observada no local. Outro aspecto que pode ser observado é a concentração dos valores ao redor do valor médio, que reflete bem as características apresentadas no histograma, comprovando a capacidade do IHS de representar as características de vento desta região.

5.6 HS-PA

O método HS-PA, aplicado às condições de Petrolina, após ser utilizado dez vezes com os mesmos parâmetros, teve como resultado os valores de c e k apresentados na Tabela 5.

Tabela 5 - Resultados HS-PA para Petrolina

	Petrolina HS-PA		
	k	c	RMSE
1	2,978075	5,002461	0,006419
2	2,978863	5,005789	0,006419
3	2,982675	5,003223	0,006419
4	2,984212	5,002804	0,006419
5	2,979670	5,002095	0,006419
6	2,979447	5,003085	0,006419
7	2,981203	5,004057	0,006419
8	2,981440	5,005923	0,006419
9	2,979337	5,003446	0,006419
10	2,980088	5,001243	0,006419
Média	2,980501	5,003412	0,006419
Desvio Padrão	0,001879	0,001499	0,000000
Amplitude	0,006137	0,004680	0,000001

Fonte: Elaborado pelo autor.

A análise dos valores de c mostram que este método conduz a uma estabilidade dos mesmos, já que suas variações ocorrem na terceira casa decimal, indicando uma baixa variação quando comparado, por exemplo, ao método IHS, que variava na primeira casa decimal. Os valores para c estão sempre próximos de 5m/s.

Os valores de k apresentam uma maior variação quando comparada à variação dos valores de c . Contudo, esta variação ainda se limita à segunda casa decimal e é uma variação unitária com valores sempre próximos de 3. Os valores de RMSE variam na sétima casa decimal, comprovando um resultado consideravelmente constante no RMSE

Desta forma, percebe-se que o método, embora tenha uma natureza heurística e utilize uma seleção de parâmetros de forma aleatória, o que se obteve de resultado foi uma atenuação da variação de resultados, que é uma característica natural dos métodos heurísticos estocásticos.

As melhores soluções encontradas para Petrolina através do HS-PA foram de $k = 2,981203$; $c = 5,004057\text{m/s}$ e um RMSE = 0,006419. Os valores encontrados são condizentes com o esperado, já que o valor de c encontrado se aproxima da velocidade média da região e o valor de k é baixo, representando, assim, velocidades de vento menos dispersas, que também é uma das características dos ventos de Petrolina.

O método HS-PA, aplicado às condições de São Martinho da Serra, após ser executado dez vezes com os mesmos parâmetros, teve como resultado os valores de c e k apresentados na Tabela 6.

Tabela 6 - Resultados HS-PA para São Martinho da Serra

São Martinho da Serra HS-PA			
	k	c	RMSE
1	2,521197	3,256532	0,008303
2	2,523404	3,260924	0,008304
3	2,518355	3,261510	0,008306
4	2,522028	3,256004	0,008303
5	2,524122	3,258126	0,008303
6	2,522582	3,258019	0,008303
7	2,523811	3,258058	0,008303
8	2,522891	3,258133	0,008303
9	2,521230	3,257113	0,008303
10	2,525759	3,260380	0,008304
Média	2,522538	3,258480	0,008303
Desvio Padrão	0,002018	0,001862	0,000001
Amplitude	0,007404	0,005507	0,000003

Fonte: Elaborado pelo autor.

Os valores c para São Martinho da Serra apresentam variação na segunda casa decimal, mas sempre com valores próximos de 3,26m/s. Os valores de k apresentam uma variação de mesma ordem de grandeza, situando-se também na segunda casa decimal e os valores de RMSE variam na sétima casa decimal, comprovando um resultado consideravelmente constante no RMSE.

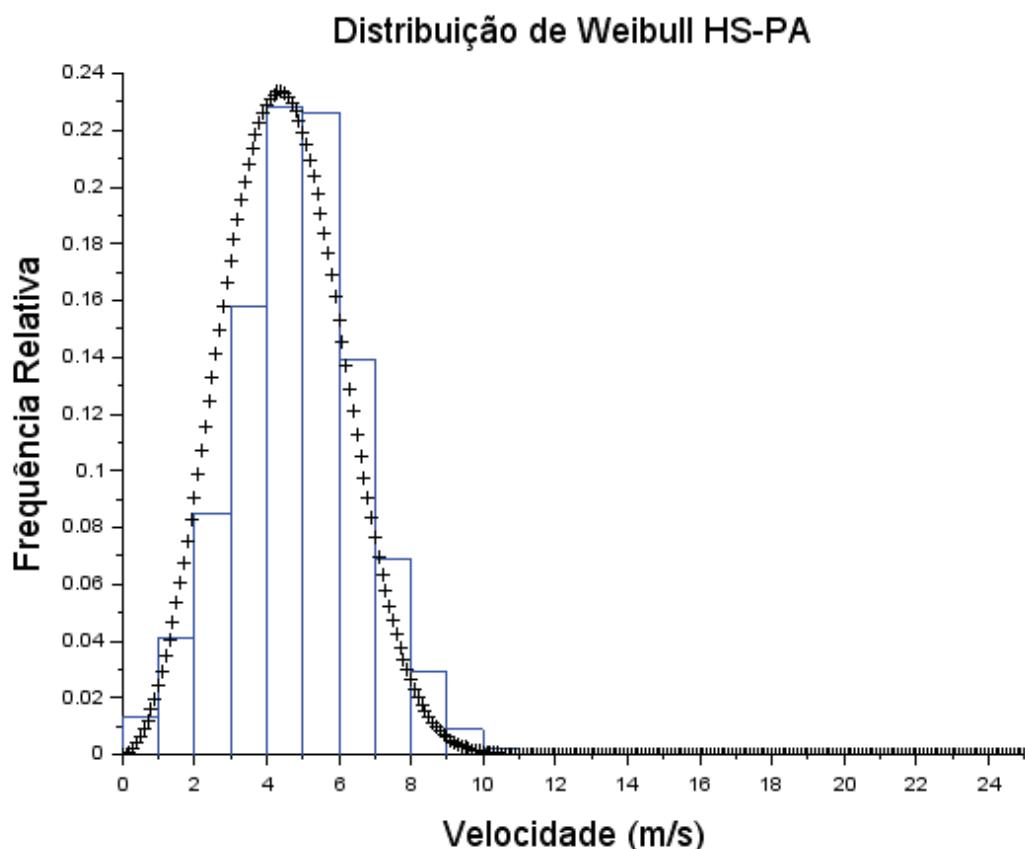
A avaliação dos resultados obtidos para São Martinho da Serra em associação aos de Petrolina, demonstra que o método HS-PA fornece respostas constantes mesmo sendo um método heurístico e que, mesmo para localidades com diferentes características de vento, o desempenho do método se mantém.

Os valores ótimos encontrados para São Martinho da Serra através do HS-PA foram de $k = 2,523811$; $c = 3,258058\text{m/s}$ e um RMSE = 0,008303. Os valores encontrados são condizentes com o esperado, já que o valor de c se aproxima da velocidade média da região e o valor de k é baixo, representando, assim, velocidades de vento menos dispersas, que também é uma das características dos ventos de São Martinho da Serra.

O RMSE dos parâmetros ótimos obtidos pelo HS-PA para São Martinho da Serra é maior que o obtido pelo mesmo método para Petrolina, devido à distribuição de vento de Petrolina ser mais adequada para uma representação pela distribuição de Weibull, fato que pode ser notado pela análise de seu histograma, o qual demonstra que a distribuição de velocidade de vento é mais regular do que aquelas observadas para São Martinho da Serra.

Os gráficos das distribuições de Weibull com os parâmetros ótimos obtidos pelo método HS-PA para Petrolina e São Martinho da Serra estão apresentados no Gráfico 17 e Gráfico 18 respectivamente.

Gráfico 16 - HS-PA para Petrolina

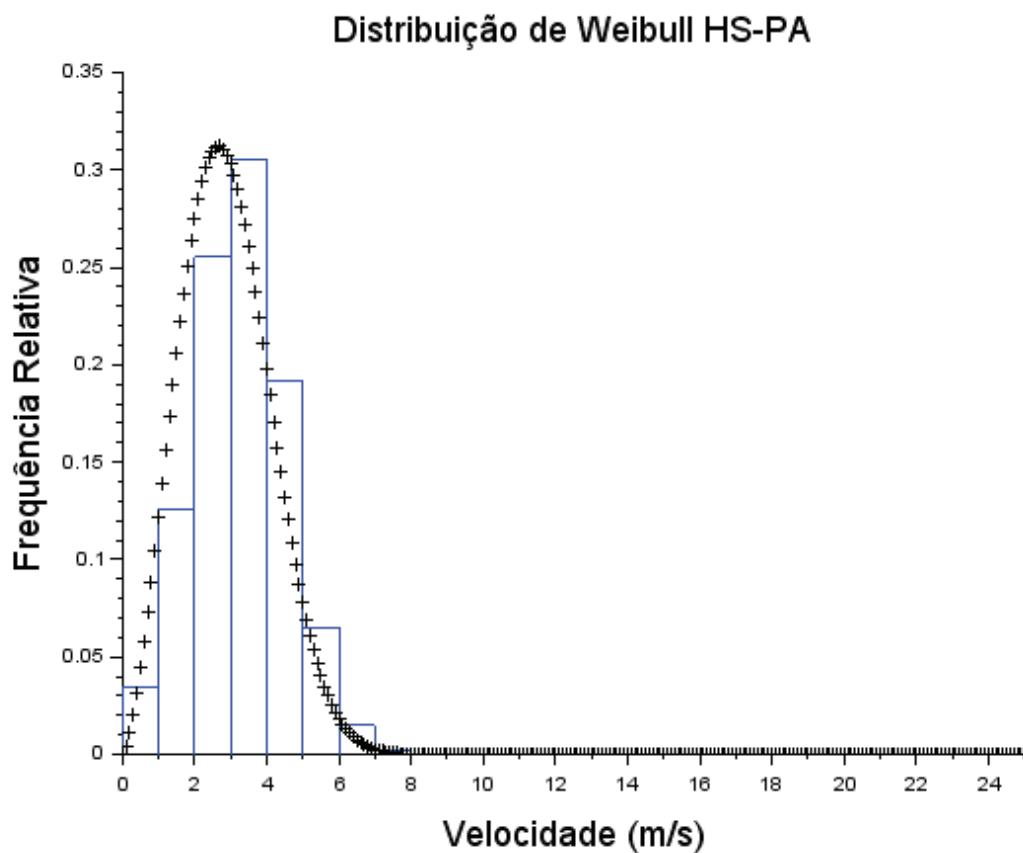


Fonte: Elaborado pelo autor.

A distribuição de Weibull com os parâmetros otimizados pelo HS-PA apresentou um valor médio concentrado próximo aos 5m/s, estando de acordo com a característica de vento que pode ser observada no local.

A forma da distribuição, com uma concentração ao redor do valor médio, reflete as características apresentadas no histograma. Desta forma, é adequada a utilização do HS-PA para estimar os parâmetros de Weibull.

Gráfico 17 - HS-PA para São Martinho da Serra



Fonte: Elaborado pelo autor.

A distribuição de Weibull com os parâmetros otimizados pelo HS-PA apresentou um valor médio concentrado próximo aos 3m/s, estando de acordo com a característica de vento que pode ser observada no local.

A forma da distribuição, com uma concentração ao redor do valor médio, reflete as características apresentadas no histograma. Desta forma, é adequada a utilização do HS-PA para estimar os parâmetros de Weibull em São Martinho da Serra.

5.7 Comparação entre Métodos

Os parâmetros para Petrolina e São Martinho da Serra estimados pelos três métodos numéricos tradicionalmente usados e os valores otimizados pelas duas metodologias de utilização da busca harmônica foram registrados e, sobre estes, foram calculados seus respectivos RMSE (Erro Quadrático Médio) e r (Fator de Correlação). Esta comparação entre os métodos é apresentada para Petrolina e São Martinho da Serra na Tabela 7 e Tabela 8 respectivamente.

Tabela 7 - Comparação entre Métodos Petrolina

PETROLINA				
Método	k	c (m/s)	RMSE	r
ME	3,047596	5,459842	0,015232	0,975373
MDP	2,908297	5,470935	0,015080	0,976008
MMQ	2,230300	4,233903	0,029413	0,908424
IHS	2,980306	5,003780	0,006418	0,996203
HS-PA	2,981203	5,004057	0,006419	0,996207

Fonte: Elaborado pelo autor.

O resultado obtido pelos métodos mostra que o ME (Método Empírico) e o MDP (Método da Densidade de potência), obtiveram resultados próximos com um valor de c próximo de 5,5m/s; valores de k próximos de 3, com RMSE de aproximadamente 0,015 e r de aproximadamente 0,97; representando, assim, a capacidade do método de encontrar uma solução utilizável para o problema.

O MMQ (Método dos Mínimos Quadrados) obteve um valor de c próximo de 4,2m/s, estando, dessa forma, distante dos valores de c encontrados pelos demais métodos e do valor médio que pode ser visto no histograma. Seu valor de k foi de aproximadamente 2,2 também se distanciando dos valores encontrados pelos demais métodos, seu valor de RMSE foi de aproximadamente 0,029 e valor de r de aproximadamente 0,91; sendo assim, o pior resultado entre os métodos, portanto, sendo o método menos indicado na estimativa dos parâmetros de Weibull para Petrolina.

Os métodos IHS (Busca Harmônica Melhorada) e HS-PA (Busca Harmônica com Parâmetros Aleatórios), obtiveram resultados muito próximos com valores de c de aproximadamente 5,0m/s, valor este que mais se aproxima do valor médio apresentado no histograma; valores de k próximos de 2,98; com RMSE de aproximadamente 0,006 e r de

aproximadamente 0,99. Desta forma, estes métodos apresentaram um valor de RMSE menor que a metade do valor encontrado para os métodos numéricos ME e MDP e seu valor de correlação se aproxima do valor 1, representando, assim, uma correlação linear quase perfeita, demonstrando, desta forma, a capacidade destes métodos para estimativa dos parâmetros da distribuição de Weibull para Petrolina.

O método HS-PA possui uma estabilidade maior do que a apresentada pelo IHS, contudo, o melhor resultado obtido pelo IHS possui um RMSE menor do que o apresentado pelo melhor resultado do HS-PA, embora a diferença entre os RMSE só ocorra na sétima casa decimal.

Tabela 8 - Comparação entre Métodos São Martinho da Serra

SÃO MARTINHO DA SERRA				
Método	K	c (m/s)	RMSE	r
ME	1,224234	3,649793	0,044097	0,862936
MDP	1,032518	3,460740	0,049847	0,815828
MMQ	1,175700	2,263223	0,054712	0,766089
IHS	2,523643	3,258137	0,008303	0,995502
HS-PA	2,523811	3,258058	0,008303	0,995503

Fonte: Elaborado pelo autor.

O resultado obtido pelos métodos mostra que o ME e o MDP, obtiveram resultados próximos, com um valor de c próximo de 3,5m/s; valores de k próximos de 1, com RMSE de aproximadamente 0,047 e r de aproximadamente 0,83; representando, assim, a capacidade do método de encontrar uma solução utilizável para o problema, embora seus desempenhos tenham ficado aquém dos obtidos na utilização dos mesmos métodos para Petrolina.

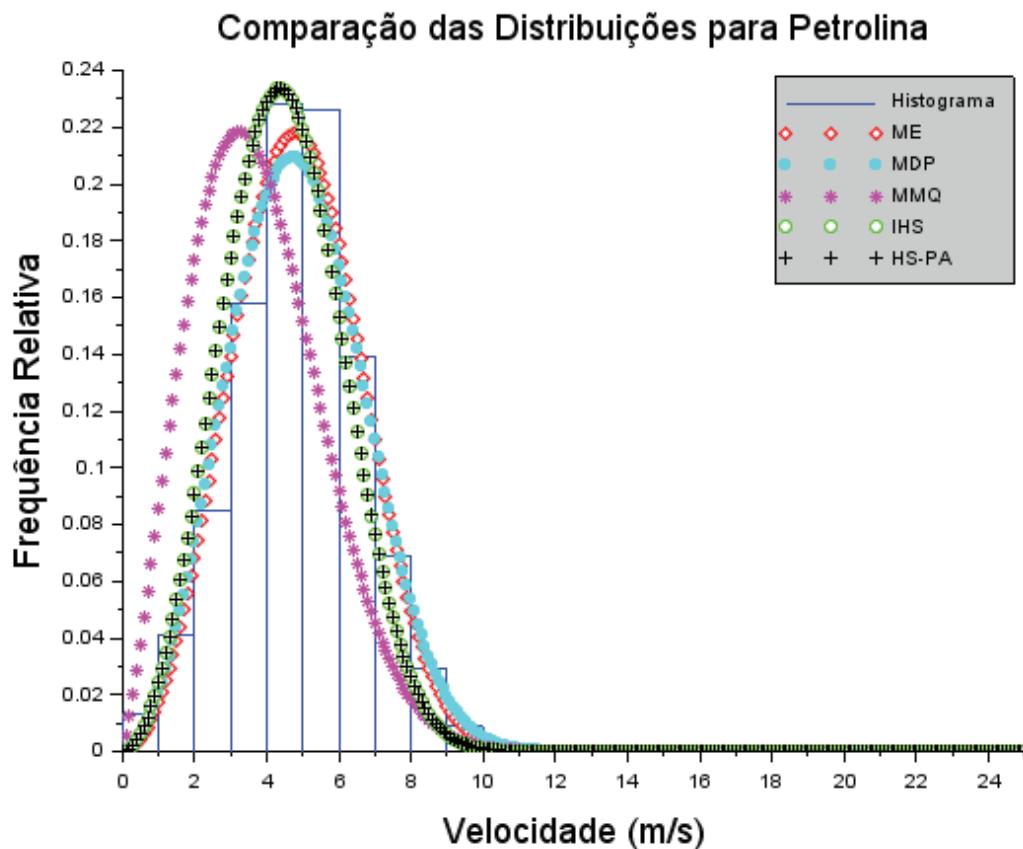
O MMQ obteve um valor de c próximo de 2,3m/s, estando, dessa forma, distante dos valores de c encontrados pelos demais métodos e do valor médio, que pode ser visto no histograma, seu valor de k foi de aproximadamente 1,2 também se distanciando dos valores encontrados pelos demais métodos, seu valor de RMSE foi de aproximadamente 0,055 e valor de r de aproximadamente 0,77; sendo, assim, o pior resultado entre os métodos, portanto, sendo o método menos indicado na estimativa dos parâmetros de Weibull para São Martinho da Serra.

Os métodos IHS e HS-PA, obtiveram resultados muito próximos, com valores de c de aproximadamente 3,26m/s; valor este que se aproxima do valor médio apresentado no

histograma, valores de k próximos de 2,52; com RMSE de aproximadamente 0,008 e r de aproximadamente 0,99.

Estes métodos apresentaram um valor de RMSE menor que um quinto do valor encontrado para os métodos numéricos ME e MDP e seu valor de correlação se aproxima do valor 1, representando, assim, uma correlação linear quase perfeita, demostrando, desta forma, a capacidade destes métodos para estimativa dos parâmetros da distribuição de Weibull para São Martinho da Serra e a manutenção do bom desempenho destes métodos frente à queda de desempenho apresentada pelos demais ao aplicá-los em regiões com característica de vento distintas.

Gráfico 18 - Comparaçāo entre Métodos para Petrolina



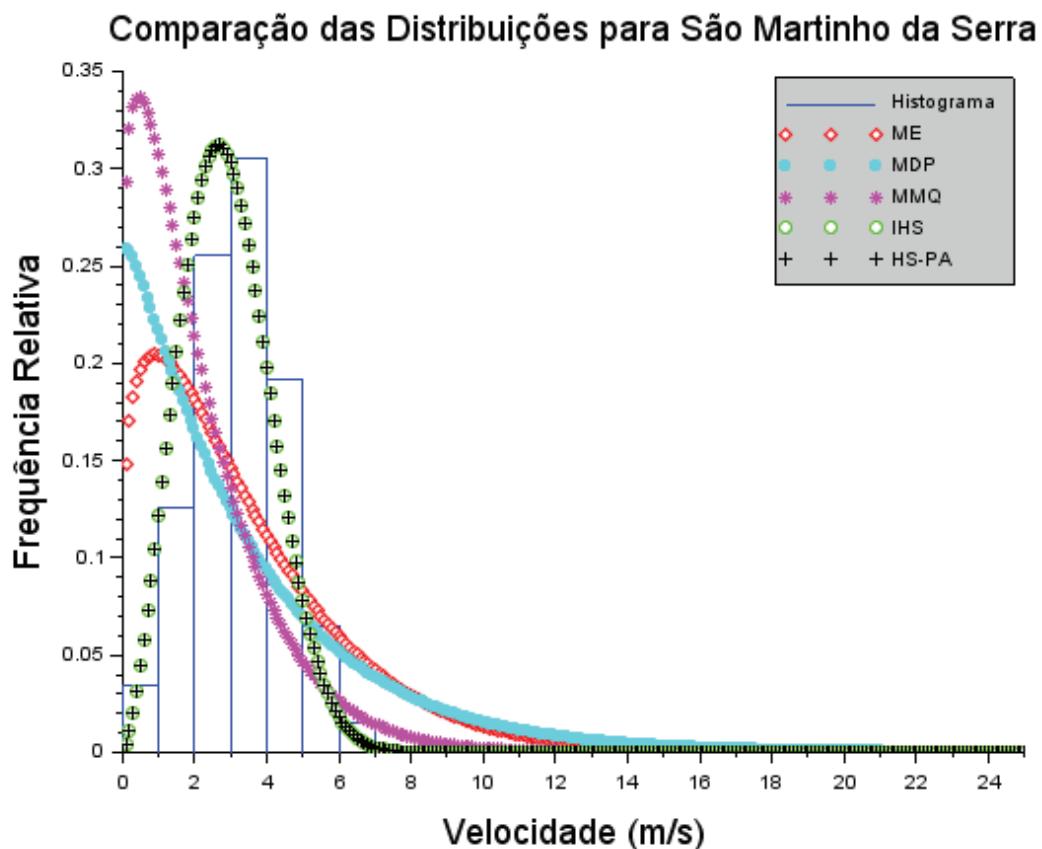
Fonte: Elaborado pelo autor.

A comparação gráfica entre os métodos mostra que, excetuando o MMQ, os demais métodos apresentam soluções fiáveis para uma distribuição de Weibull que represente adequadamente as características de vento presentes em Petrolina e representada por seu histograma.

É perceptível a semelhança entre as soluções obtidas pelo ME e pelo MMQ, onde há praticamente uma sobreposição dos gráficos, excetuando pela região próxima à média, onde há um descolamento dos gráficos e o ME apresenta valores de frequência mais próximos aos contidos no histograma.

Os métodos IHS e HS-PA também apresentam soluções próximas entre si, fato este que pode ser notado pela quase perfeita sobreposição dos gráficos. As distribuições destes métodos também apresentam os gráficos mais próximos dos pontos extremos de cada intervalo de velocidade, representando de forma mais fidedigna as características de vento da região de Petrolina.

Gráfico 19 - Comparaçao entre Métodos para São Martinho da Serra



Fonte: Elaborado pelo autor.

A comparação gráfica entre os métodos mostra que apenas os métodos IHS e HS-PA obtiveram sucesso na representação das características de vento de São Martinho da Serra, fato este que pode ser verificado pela forma das distribuições encontrada pelos demais

métodos que mais se aproxima de uma função exponencial do que a forma do histograma que representa as características de vento da região.

Os métodos ME, MDP e MMQ obtiveram resultados distintos com distribuições diferenciadas entre si, principalmente nos intervalos de velocidade entre 0m/s e 3m/s, onde o método MDP apresentou o gráfico com a forma mais próxima a uma exponencial.

Os métodos IHS e HS-PA também apresentam soluções próximas entre si, fato este que pode ser notado pela quase perfeita sobreposição dos gráficos. As distribuições destes métodos também apresentam os gráficos mais próximos dos pontos extremos de cada intervalo de velocidade.

6 CONCLUSÃO

Neste trabalho foi feita uma análise da utilização da HS (Busca Harmônica), através de duas metodologias distintas: a IHS (Busca Harmônica Melhorada), que é uma metodologia já utilizada anteriormente em Mahdavi, Fesanghary e Damangir (2007) e a metodologia HS-PA, que foi proposta neste trabalho.

A validação da utilidade destes métodos foi realizada através da comparação de desempenho das mesmas frente ao apresentado por três métodos numéricos tradicionalmente utilizados, que são: ME (Método Empírico), MDP (Método da Densidade de Potência) e MMQ (Método dos Mínimos Quadrados). Os Critérios de comparação utilizados foram o RMSE (Erro Médio Quadrático) e o r (Fator de Correlação).

Os resultados obtidos mostraram que a Busca Harmônica pode ser utilizada para estimativa dos parâmetros da distribuição de Weibull para representação das características de vento de uma região, conseguindo melhores resultados nas regiões analisadas do que os métodos tradicionalmente utilizados e apresentando uma maior versatilidade do que os métodos tradicionais, já que a busca harmônica manteve um bom desempenho para a região de São Martinho da Serra enquanto os métodos tradicionais apresentaram uma queda de desempenho.

Os valores ótimos encontrados através da busca harmônica foram de $c=5,003780\text{m/s}$ e um valor de $k=2,980306$ para Petrolina e $c=3,258137\text{m/s}$ e um valor de $k=2,523643$ para São Martinho da Serra, sendo ambos obtidos através do método IHS.

O novo método proposto HS-PA apresentou uma maior estabilidade dos resultados em comparação ao IHS, embora o melhor resultado do IHS possua um menor RMSE do que o melhor resultado do HS-PA.

O método IHS, com seu valor ótimo, apresentou um RMSE = 0,006418 e r = 0,996203 para Petrolina e um RMSE = 0,008303 e r = 0,995502 para São Martinho da Serra. O método HS-PA, com seu valor ótimo, apresentou um RMSE = 0,006419 e r = 0,996207 para Petrolina e um RMSE = 0,008303 e r = 0,995503 para São Martinho da Serra

Como trabalhos futuros, sugere-se a aplicação dos métodos da busca harmônica em regiões com diferentes características de vento das apresentadas neste trabalho, e a comparação com outros métodos numéricos tradicionalmente utilizados e em comparação a outros métodos heurísticos.

REFERÊNCIAS

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA DO BRASIL. **Atlas da Energia Elétrica do Brasil.** 3. ed. Brasília: ANEEL, 2008.

AKDAG, S. A.; DINLER, A. **A new method to estimate Weibull parameters for wind energy applications.** Energy Conversion and Management, 50, p. 1761–1766, 2009.

AMARANTE, Odilon A. Camargo et al. **Atlas do Potencial Eólico Brasileiro.** Brasília: Cepel, 2001. 45p.

ANDRADE, Carla Freitas de et al. An efficiency comparison of numerical methods for determining Weibull parameters for wind energy applications: A new approach applied to the northeast region of Brazil. **Energy Conversion And Management**, [s.l.], v. 86, p.801-808, out. 2014.

ARSLAN, Talha; BULUT, Y. Murat; YAVUZ, Arzu Altın. Comparative study of numerical methods for determining Weibull parameters for wind energy potential. **Renewable And Sustainable Energy Reviews**, [s.l.], v. 40, p.820-825, dez. 2014.

ASKARZADEH, Alireza; ZEBARJADI, Masoud. Wind power modeling using harmony search with a novel parameter setting approach. **Journal Of Wind Engineering And Industrial Aerodynamics**, [s.l.], v. 135, p.70-75, dez. 2014.

ASKARZADEH, Alireza. Developing a discrete harmony search algorithm for size optimization of wind – photovoltaic hybrid energy system. **Solar Energy**, [s.l.], v. 98, p.190-195, dez. 2013.

AZAD, A.k. et al. Analysis of Wind Energy Prospect for Power Generation by Three Weibull Distribution Methods. **Energy Procedia**, [s.l.], v. 75, p.722-727, ago. 2015.

AZEVEDO, Danilo César Rodrigues. **Métodos Heurísticos Aplicados no Ajuste de Curvas de Weibull em Energia Eólica.** 2015. 126 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Mecânica, Departamento de Engenharia Mecânica, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2015.

BILIR, Levent et al. Seasonal and yearly wind speed distribution and wind power density analysis based on Weibull distribution function. **International Journal Of Hydrogen Energy**, [s.l.], p.1-10, maio 2015.

CARNEIRO, Tatiane C. et al. Particle Swarm Optimization method for estimation of Weibull parameters: A case study for the Brazilian northeast region. **Renewable Energy**, [s.l.], v. 86, p.751-759, fev. 2016. No prelo.

CHANG, Tian Pau. Performance comparison of six numerical methods in estimating Weibull parameters for wind energy application. **Applied Energy**, [s.l.], v. 88, n. 1, p.272-282, jan. 2011.

CRUTCHER, Harold L.; BAER, Ledolph. Computations from Elliptical Wind Distributions Statistics. **Journal Of Applied Meteorology**, [s.l.], v. 1, p.522-530, 1962.

DORVLO, Atsu S.s.. Estimating wind speed distribution. **Energy Conversion And Management**, [s.l.], v. 43, n. 17, p.2311-2318, nov. 2002.

EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA. Ministério de Minas e Energia. **Balanço Energético Nacional 2015**: Ano Base 2014. Rio de Janeiro: Epe, 2015.

GEEM, Zong Woo; KIM, Joong Hoon; LOGANATHAN, G.v.. A New Heuristic Optimization Algorithm: Harmony Search. **Simulation**, [s.l.], v. 76, n. 2, p.60-68, 1 fev. 2001.

HENNESSEY, Joseph P., Jr. Some Aspects of Wind Power Statistics. **Journal Of Applied Meteorology**, Corvallis, v. 16, p.119-128, 1977

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS. Sistema de Organização Nacional de Dados Ambientais. Online. Disponível em <<http://sonda.ccst.inpe.br/>>. Acesso em: 25/09/2015.

INTERNATIONAL ELETROTECHNICAL COMMISSION. **IEC 61400-1**: Wind Turbines - Part 1: Design Requirements. 3 ed. [s.l.]: Iec, 2005. 92 p.

JUSTUS, C. G. et al. Methods fo Estimating Wind Speed Frequency Distributions. **Journal Of Applied Meteorology**, [s.l.], v. 17, p.350-353, 1978.

LARSON, Ron; FABER, Betsy. **Estatística Aplicada**. 4. ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2010. 638 p.

LU, X.; MCELROY, M. B.; KIVILUOMA, J.. Global potential for wind-generated electricity. **Proceedings Of The National Academy Of Sciences**, [s.l.], v. 106, n. 27, p.10933-10938, 22 jun. 2009.

MAHDAVI, M.; FESANGHARY, M.; DAMANGIR, E.. An improved harmony search algorithm for solving optimization problems. **Applied Mathematics And Computation**, [s.l.], v. 188, n. 2, p.1567-1579, maio 2007.

MALEKI, Akbar; POURFAYAZ, Fathollah. Sizing of stand-alone photovoltaic/wind/diesel system with battery and fuel cell storage devices by harmony search algorithm. **Journal Of Energy Storage**, [s.l.], v. 2, p.30-42, ago. 2015.

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

RAHMANI, Rasoul et al. Hybrid technique of ant colony and particle swarm optimization for short term wind energy forecasting. **Journal Of Wind Engineering And Industrial Aerodynamics**, [s.l.], v. 123, p.163-170, dez. 2013.

SEGURO, J.v.; LAMBERT, T.w.. Modern estimation of the parameters of the Weibull wind speed distribution for wind energy analysis. **Journal Of Wind Engineering And Industrial Aerodynamics**, [s.l.], v. 85, n. 1, p.75-84, mar. 2000.

SHU, Z.r.; LI, Q.s.; CHAN, P.w.. Investigation of offshore wind energy potential in Hong Kong based on Weibull distribution function. **Applied Energy**, [s.l.], v. 156, p.362-373, out. 2015.

WEIBULL, E. H. Waloddi. A Statistical Distribution Function of Wide Applicability. **Journal Of Applied Mechanics**, Estocolmo, v. 18, p.293-297, 1951.

WORLD WIND ENERGY ASSOCIATION. **WWEA Quartely Bulletin – Issue 1**. [s.l.]: WWEA, 2015. 48 p.