



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CENTRO DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA MECÂNICA
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE ENERGIAS RENOVÁVEIS**

FERNANDA ROCHA VEIGA

**APLICAÇÃO DA BUSCA CUCO NO AJUSTE DE CURVAS DE WEIBULL PARA
ENERGIA EÓLICA UTILIZANDO DADOS DE VENTO DA CIDADE DE
PETROLINA**

FORTALEZA

2018

FERNANDA ROCHA VEIGA

APLICAÇÃO DA BUSCA CUCO NO AJUSTE DE CURVAS DE WEIBULL PARA
ENERGIA EÓLICA UTILIZANDO DADOS DE VENTO DA CIDADE DE PETROLINA

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Departamento de Engenharia Mecânica da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de Engenheira de Energias Renováveis.

Orientadora: Profa. Dra. Carla Freitas de Andrade.

FORTALEZA

2018

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Biblioteca Universitária
Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

V528a Veiga, Fernanda Rocha.
Aplicação da Busca Cuco no ajuste de Curvas de Weibull para energia eólica utilizando dados de vento da cidade de Petrolina / Fernanda Rocha Veiga. – 2018.
81 f. : il. color.

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Tecnologia, Curso de Engenharia de Energias Renováveis, Fortaleza, 2018.
Orientação: Profa. Dra. Carla Freitas de Andrade.

1. Busca Cuco. 2. Curva de Weibull. 3. Potencial eólico. I. Título.

CDD 621.042

FERNANDA ROCHA VEIGA

APLICAÇÃO DA BUSCA CUCO NO AJUSTE DE CURVAS DE WEIBULL PARA
ENERGIA EÓLICA UTILIZANDO DADOS DE VENTO DA CIDADE DE PETROLINA

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado
ao Departamento de Engenharia Mecânica da
Universidade Federal do Ceará, como requisito
parcial à obtenção do título de Engenheira de
Energias Renováveis.

Orientadora: Profa. Dra. Carla Freitas de
Andrade.

Aprovada em: ___/___/_____.

BANCA EXAMINADORA

Profa. Dra. Carla Freitas de Andrade
Universidade Federal do Ceará (UFC)

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

Prof. Dr. Francisco Ison da Silva Júnior
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Eng. Lindemberg Ferreira dos Santos
Membro Externo

A Deus.

Aos meus pais, Rilana e Fernando.

AGRADECIMENTOS

A Deus, por ter me dado saúde e força para me levantar todos os dias e superar as dificuldades.

Aos meus pais, Rilana e Fernando, por me incentivarem desde cedo a me esforçar e procurar sempre o melhor para mim. Por me mostrarem que nada vem sem trabalho duro. Por se dedicarem e fornecerem, a mim e ao meu irmão, todas as condições para que possamos nos dedicar apenas aos estudos.

À minha avó Rita Maria, por me oferecer sua casa sempre quando precisei e me fazer companhia durante a escrita desse trabalho. Por se preocupar comigo e sempre me trazer água ou um lanche quando, na correria, eu me esquecia de fazer isso. Por me mostrar que a felicidade está nas pequenas coisas da vida.

Às minhas tias Raquel e Paula, por sempre se lembrarem de mim, mesmo que eu não me faça muito presente. Por sempre me receberem com um sorriso. Por me ouvirem e me aconselharem a seguir o melhor caminho. Por se orgulharem e participarem das minhas conquistas.

Ao meu irmão Vitor por ter acreditado e me apoiado nas minhas ideias mais doidas. Por me escutar e me ajudar com os diversos problemas da vida. Por me acompanhar nas tarefas do dia-a-dia quando eu tinha preguiça de completá-las. Por me defender em qualquer momento. Por deixar minha vida mais feliz de uma forma geral.

Ao meu namorado Vinícius, por me encorajar a ser a melhor versão de mim que eu puder. Por ter ouvido todas as minhas reclamações durante esse período e durante a vida. Por ter tirado seu tempo para ler meu trabalho e dar sugestões para que ficasse melhor. Por me animar dizendo que eu tinha feito um bom trabalho quando eu não acreditava. Por me fazer rir todos os dias.

Ao meu amigo Carlos Henrique, por me incentivar a não desistir quando algo é difícil demais. Por estar sempre disposto a ajudar quando eu precisei. Por me dar sugestões para a escrita desse trabalho para que ele pudesse ser o melhor de todos. Por todos os açaí brownies. Por me aguentar falando demais sobre esse trabalho.

Às minhas amigas Letícia, Luciana, Marina e Olívia e ao meu amigo Igor, por estarem sempre comigo, mesmo que nem sempre fisicamente. Por todos os encontros que me deram muitas risadas. Por compartilharem suas vidas comigo e me deixarem compartilhar a minha. Por me aceitarem exatamente como eu sou.

Aos meus amigos Ana Luisa, Cássio, Malenna e Pedro, por compartilharem comigo essa fase difícil que é a formatura. Por todos os almoços no RU e os períodos no laboratório. Por todos os trabalhos em grupo que fizemos e os estudos em conjunto para as provas. Por me fazerem acreditar que, mesmo que seja difícil, conseguimos contornar qualquer situação se estivermos juntos. Por vencerem a engenharia comigo.

Aos meus amigos do CARU, por tornarem os meus primeiros anos de engenharia bem mais simples. Por me mostrarem que pessoas tão diferentes podem ser tão unidas. Por me ensinarem que amizades verdadeiras continuam, não importando a distância. Por me incentivarem a manter minha identidade. Por estarem sempre comigo quando eu precisei.

À Profa. Dra. Carla Freitas, por me aceitar em seu laboratório, confiar em mim e acreditar no meu potencial. Por estar sempre disponível e me orientar nesse trabalho com bastante paciência e sabedoria. Por me promover tantas oportunidades essenciais para o meu desenvolvimento profissional e pessoal. Por ser uma ótima professora.

Ao LAERO, por me dar as ferramentas necessárias para o desenvolvimento desse trabalho. Por me dar um local tranquilo para estudar ou animado para rir com os amigos. Por ter alunos dedicados e com muito conhecimento para compartilhar. Por ser meu apoio nesses períodos difíceis da universidade.

Aos meus amigos e alunos de mestrado Lindemberg, que também participou da banca, e Marcus Vinícius, por me ajudarem com qualquer problema de implementação ou de conteúdo que tive nesse trabalho. Por receberem muitos áudios e mensagens minhas e responderem com tranquilidade. Por me explicarem tudo o que eu precisava saber para dar o primeiro passo na escrita desse trabalho.

Aos professores participantes da banca Profa. Dra. Carla Freitas, Prof. Dr. Paulo Alexandre Rocha e Prof. Dr. Francisco Ilson da Silva Jr., por contribuírem com a minha formação acadêmica e por dividirem comigo esse momento tão importante.

A toda a minha família que aqui não foi citada e a todos os professores e colegas que conheci ao longo de todos esses anos de estudo, por terem me ajudado a construir o que sou hoje.

“Quando os ventos de mudança sopram, umas
pessoas levantam barreiras, outras constroem
moinhos de vento.”

(Érico Veríssimo)

RESUMO

O aumento da demanda mundial de energia implicou em grande preocupação ambiental e, conseqüentemente, no constante desenvolvimento das fontes renováveis no Brasil, principalmente a energia eólica. Como a caracterização do vento possui grande importância para a viabilização de projetos eólicos, é necessário aprimorar os métodos de estimativa dos parâmetros das curvas de Weibull, a fim de evitar incertezas associadas ao cálculo da produção de energia. Neste trabalho foi realizado um estudo da aplicabilidade da Busca Cuco (*Cuckoo Search* - CS) a partir da metodologia descrita por Yang e Deb (2009) na otimização de curvas de Weibull, sendo implementado a partir de um algoritmo escrito na linguagem R de programação. Os dados reais de velocidade foram obtidos da plataforma SONDA para a cidade de Petrolina – PE, por ser localizada num estado com grande potencial de geração de energia eólica. Os dados foram separados em intervalos com a finalidade de se montar um histograma para se qualificar visualmente o ajuste da curva. Comparou-se o método heurístico com seis métodos determinísticos largamente empregados na literatura a partir dos resultados dos testes estatísticos *RMSE*, R^2 , *MAE* e *EDP*. Com a função objetivo utilizada, a Busca Cuco se mostrou satisfatória na representação do vento da região estudada, apresentando *RMSE* de 0,006052, R^2 de 0,99348 e *MAE* de 0,003979, mais desejáveis em relação aos outros métodos. Também obteve um *EDP* de aproximadamente 1,12% acima da densidade de potência real, o que dificulta seu uso para problemas nos quais não se permite um superdimensionamento energético.

Palavras-chave: Busca Cuco. Curva de Weibull. Potencial eólico.

ABSTRACT

The increase in the world's energy demand has led to a great environmental concern and, consequently, to the constant development of renewable energy in Brazil, specially wind energy. Since the characterization of the wind has great importance for evaluating the feasibility of wind projects, it is necessary to improve the methods for estimating the Weibull distribution parameters, in order to avoid uncertainties associated with the energy production calculation. In this work, an analysis of the application of the Cuckoo Search (CS) was carried out according to the methodology described by Yang and Deb (2009) in the optimization of Weibull curves, implemented by an algorithm in the R programming language. The real wind velocity data was obtained from the SONDA platform for the city of Petrolina – PE, since it is located in a state with great potential for wind energy generation. The data was separated by intervals in order to assemble a histogram, which visually displays the curve fit. The heuristic method was compared to six deterministic methods that are widely used in the literature based on the results of the *RMSE*, R^2 , *MAE* and *EDP* statistical tests. With the objective function utilized, the Cuckoo Search proved to be satisfactory in the representation of the studied region's wind, with an *RMSE* of 0.006052, R^2 of 0.99348 and *MAE* of 0.003979, which are desirable in relation to the other methods. Also it showed a *EDP* of approximately 1,12% above the actual power density, which makes its use difficult for problems in which oversizing is not allowed.

Keywords: Cuckoo Search. Weibull curve. Wind potential.

LISTA DE FIGURAS

| | |
|------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Figura 1 – Potencial de geração eólica nas regiões do Brasil..... | 23 |
| Figura 2 – Direção dos ventos em cada zona do planeta..... | 24 |
| Figura 3 – Fluxo de ar sobre um disco de rotor..... | 25 |
| Figura 4 – Voos de Lévy para 50 iterações consecutivas | 39 |
| Figura 5 – Pseudocódigo do algoritmo da Busca Cuco..... | 41 |
| Figura 6 – Imagem de satélite da estação anemométrica de Petrolina | 50 |
| Figura 7 – Torre anemométrica da estação de Petrolina..... | 50 |
| Figura 8 – Sequência de etapas do algoritmo de tratamento | 52 |
| Figura 9 – Sequência de etapas do algoritmo da Busca Cuco | 55 |
| Figura 10 – Sequência de etapas do algoritmo dos testes estatísticos | 57 |
| Figura 11 – Sequência de etapas do algoritmo do Erro de Densidade de Potência..... | 58 |
| Figura 12 – Sequência de etapas do (a) ME e (b) MEP | 74 |
| Figura 13 – Sequência de etapas do MMQ..... | 75 |
| Figura 14 – Sequência de etapas do MM | 76 |
| Figura 15 – Sequência de etapas do MMV..... | 77 |
| Figura 16 – Sequência de etapas do MMS | 78 |

LISTA DE GRÁFICOS

| | |
|---------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Gráfico 1 – Curvas de Weibull para $c = 5 \text{ m/s}$ e k variável | 27 |
| Gráfico 2 – Curvas de Weibull para $k = 3$ e c variável | 28 |
| Gráfico 3 – Distribuição de Lévy para diferentes valores de c | 39 |
| Gráfico 4 – Validação dos dados de vento a 50 m de altura | 51 |
| Gráfico 5 – Exemplo de histograma de dados de velocidade | 53 |
| Gráfico 6 – Histograma dos dados tratados de velocidade do vento para Petrolina | 60 |
| Gráfico 7 – Curvas de Weibull obtidas pelos métodos determinísticos | 61 |
| Gráfico 8 – Curva de Weibull obtida pela Busca Cuco com 1000 iterações | 63 |
| Gráfico 9 – Curva de Weibull obtida pela Busca Cuco com 100 iterações | 65 |
| Gráfico 10 – Curva de Weibull obtida pelo ME | 79 |
| Gráfico 11 – Curva de Weibull obtida pelo MEP | 80 |
| Gráfico 12 – Curva de Weibull obtida pelo MMQ | 80 |
| Gráfico 13 – Curva de Weibull obtida pelo MM | 81 |
| Gráfico 14 – Curva de Weibull obtida pelo MMS | 81 |
| Gráfico 15 – Curva de Weibull obtida pelo MMV | 82 |

LISTA DE TABELAS

| | |
|------------------------------------------------------------------------|----|
| Tabela 1 – Parâmetros obtidos pelos métodos determinísticos | 61 |
| Tabela 2 – Parâmetros obtidos pela Busca Cuco com 1000 iterações | 62 |
| Tabela 3 – Parâmetros obtidos pela Busca Cuco com 100 iterações | 64 |
| Tabela 4 – Resultados dos testes estatísticos e do EDP | 66 |

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

| | |
|-----------|----------------------------------------------------------------------------|
| ABEEólica | Associação Brasileira de Energia Eólica |
| CCEE | Câmara de Comercialização de Energia Elétrica |
| ANEEL | Agência Nacional de Energia Elétrica |
| SEINFRA | Secretaria da Infraestrutura |
| CRESESB | Centro de Referência para as Energias Solar e Eólica Sérgio de Salvo Brito |
| ME | Método Empírico |
| MEP | Método da Energia Padrão |
| MMQ | Método Gráfico |
| MM | Método do Momento |
| MMV | Método da Máxima Verossimilhança |
| MMS | Método da Máxima Verossimilhança Modificado |
| CS | <i>Cuckoo Search</i> |
| RMSE | <i>Root Mean Square Error</i> |
| MSE | <i>Mean Square Error</i> |
| SSE | <i>Sum of Squared Errors</i> |
| SST | <i>Total Sum of Squares</i> |
| MAE | <i>Mean Absolute Error</i> |
| EDP | Erro de Densidade de Potência |
| RAM | <i>Random Access Memory</i> |
| SONDA | Sistema de Organização Nacional de Dados Ambientais |
| INPE | Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais |
| NA | <i>Not Available</i> |
| NaN | <i>Not a Number</i> |
| EPE | Empresa de Pesquisa Energética |
| NREL | <i>National Renewable Energy Laboratory</i> |
| COBEM | Congresso Brasileiro de Engenharia Mecânica |

LISTA DE SÍMBOLOS

| | |
|------------|----------------------------------------------------------|
| c | Fator de escala da distribuição de Weibull |
| k | Fator de forma da distribuição de Weibull |
| P | Potência eólica |
| ρ | Densidade do ar |
| A | Área do disco varrido |
| v | Velocidade do vento |
| $f(v)$ | Função densidade de probabilidade da velocidade do vento |
| $F(v)$ | Função cumulativa de distribuição da velocidade do vento |
| \bar{v} | Velocidade média do vento |
| σ | Desvio padrão |
| v_i | i -ésima velocidade do vento |
| Γ | Função gama |
| E_{pf} | Fator padrão de energia |
| N | Número de amostras |
| v'_i | Valor central do i -ésimo intervalo de velocidade |
| s | Tamanho do passo |
| β | Índice da distribuição de Lévy |
| u | Número aleatório de uma distribuição normal |
| t | Número aleatório de uma distribuição normal |
| σ_u | Variância do número aleatório de uma distribuição normal |
| σ_v | Variância do número aleatório de uma distribuição normal |
| α | Tamanho do passo para geração de novos ninhos |
| λ | Parâmetro da geração de novos ninhos |
| p_a | Probabilidade de descarte de elementos do ninho |
| $RMSE$ | Raiz quadrada do erro quadrático médio |
| MSE | Erro quadrático médio |
| $E(x)$ | Esperança de uma população |
| μ | Média de uma população |
| f_i | i -ésima função densidade de probabilidade |
| R^2 | Coefficiente de determinação |
| SSE | Erro da soma dos quadrados |

| | |
|---------------------|--------------------------------------------|
| SST | Soma total dos quadrados |
| \bar{f} | Média da função densidade de probabilidade |
| χ^2 | Qui-quadrado |
| H_0 | Hipótese nula |
| $\frac{\bar{P}}{A}$ | Densidade de potência média |
| EDP | Erro de densidade de potência |

SUMÁRIO

| | | |
|----------|---------------------------------------------------------------|----|
| 1 | INTRODUÇÃO | 18 |
| 1.1 | Justificativa | 19 |
| 1.2 | Objetivos | 20 |
| 2 | FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA | 21 |
| 2.1 | Panorama da Energia Eólica no Brasil | 21 |
| 2.1.1 | <i>Potencial Eólico Brasileiro</i> | 22 |
| 2.1.2 | <i>Potencial Eólico de Pernambuco</i> | 23 |
| 2.2 | Recurso Eólico | 24 |
| 2.3 | Distribuição de Weibull | 26 |
| 2.4 | Algoritmos | 28 |
| 2.5 | Métodos Determinísticos | 29 |
| 2.5.1 | <i>Método Empírico (ME)</i> | 30 |
| 2.5.2 | <i>Método da Energia Padrão (MEP)</i> | 31 |
| 2.5.3 | <i>Método Gráfico (MMQ)</i> | 32 |
| 2.5.4 | <i>Método do Momento (MM)</i> | 34 |
| 2.5.5 | <i>Método da Máxima Verossimilhança (MMV)</i> | 35 |
| 2.5.6 | <i>Método da Máxima Verossimilhança Modificado (MMS)</i> | 36 |
| 2.6 | Métodos Heurísticos | 37 |
| 2.7 | Busca Cuco | 37 |
| 2.7.1 | <i>Voos de Lévy</i> | 38 |
| 2.7.2 | <i>Algoritmo da Busca Cuco</i> | 41 |
| 2.8 | Testes de Análise Estatística | 42 |
| 2.8.1 | <i>Teste da Raiz Quadrada do Erro Quadrático Médio (RMSE)</i> | 43 |
| 2.8.2 | <i>Teste do Coeficiente de Determinação (R²)</i> | 44 |
| 2.8.3 | <i>Teste do Erro Médio Absoluto (MAE)</i> | 45 |
| 2.8.4 | <i>Teste do Qui-quadrado (χ^2)</i> | 46 |
| 2.9 | Teste de Erro de Densidade de Potência (EDP) | 46 |
| 3 | METODOLOGIA | 49 |
| 3.1 | Materiais Utilizados | 49 |
| 3.2 | Dados de Velocidade do Vento | 49 |
| 3.2.1 | <i>Localização da Estação Anemométrica</i> | 50 |
| 3.3 | Tratamento dos Dados de Velocidade do Vento | 51 |

| | | |
|--------------|------------------------------------------------------------------------------------|----|
| 3.4 | Estimativa dos Parâmetros de Weibull | 53 |
| 3.4.1 | <i>Aplicação dos Métodos Determinísticos</i> | 54 |
| 3.4.2 | <i>Aplicação da Busca Cuco</i> | 54 |
| 3.5 | Aplicação dos Testes Estatísticos e do Erro de Densidade de Potência | 56 |
| 3.6 | Construção dos Gráficos | 58 |
| 4 | RESULTADOS E DISCUSSÃO | 60 |
| 4.1 | Histograma dos Dados | 60 |
| 4.2 | Resultados dos Métodos Determinísticos | 61 |
| 4.3 | Resultados da Busca Cuco | 62 |
| 4.4 | Resultados dos Testes Estatísticos e do Erro de Densidade de Potência | 65 |
| 5 | CONCLUSÃO | 68 |
| | REFERÊNCIAS | 70 |
| | APÊNDICE A – FLUXOGRAMAS DOS MÉTODOS DETERMINÍSTICOS | 74 |
| | APÊNDICE B – GRÁFICOS DOS MÉTODOS DETERMINÍSTICOS | 79 |

1 INTRODUÇÃO

Devido ao aumento da demanda energética e a preocupação com o meio ambiente, houve um crescimento da busca por novas fontes de energia, principalmente renováveis, que são mais sustentáveis e oferecem poucos impactos ambientais em comparação com as fontes fósseis (PANWAR; KAUSHIK; KOTHARI, 2011). De acordo com dados da ABEEólica (2017), a matriz elétrica brasileira é predominantemente renovável, sendo 60,4% dela correspondente às hidrelétricas. Das outras fontes, a biomassa e a energia eólica têm grande representatividade no Brasil, contribuindo, respectivamente, com 9,2% e 8,1% da matriz.

A energia eólica é a fonte renovável que mais cresce no país, com um total de 12,77 GW de potência instalada em 2017, o que atribui ao Brasil o 8º lugar do mundo em capacidade instalada. Atualmente, a região Nordeste é a que mais contribui com esse setor, representando 84% da geração (ABEEOLICA, 2017).

Segundo a fonte supracitada, o estado de Pernambuco apresenta vantagens para a implantação de parques eólicos e, em 2017, era o 6º estado brasileiro em participação eólica, com uma geração média anual de 335,3 MW. De acordo com o Atlas Eólico e Solar de Pernambuco (2017), os ventos dessa região são fortes e constantes, possuindo um potencial de geração eólica de 836,2 GW a 80 m de altura, com os melhores recursos concentrados em municípios do interior do estado e no litoral.

Como a matéria prima utilizada para gerar energia eólica é o vento, é muito importante caracterizar efetivamente esse recurso, a fim de estimar a produção de energia média de um determinado local. Esse estudo pode avaliar a viabilidade de exploração de diversas regiões e prever suas características de geração ao longo dos anos, o que é utilizado como justificativa para os altos investimentos que um parque eólico demanda (BURTON *et al.*, 2011).

De acordo com Burton *et al.* (2011), os dados de velocidade de vento mostraram ser bem representados por uma distribuição de Weibull, que apresenta a frequência de ocorrência de valores de velocidade ao longo de um período. Para construir essa curva, é necessário determinar os parâmetros que a definem, que são o fator de forma (k) e o fator de escala (c).

Para encontrar esse conjunto de parâmetros, os métodos determinísticos são largamente utilizados e percebe-se que, para cada localidade, há um procedimento distinto que melhor define o vento da região. O uso desses métodos está sendo comparado com os

métodos heurísticos, que são um conjunto de algoritmos matemáticos exploratórios que atuam a partir do aprendizado de variáveis, buscando as melhores soluções possíveis para um problema com grande eficiência (BUENO, 2009).

A Busca Cuco é um algoritmo heurístico desenvolvido por Yang e Deb (2009) baseado no parasitismo de ninhada praticado por algumas espécies de cuco, cuja estratégia de reprodução consiste no depósito dos ovos em ninhos de outras espécies de pássaros. Esse método mostrou uma rápida e competente convergência quando aplicado em diversos problemas pela literatura, o que representa uma vantagem frente ao uso de métodos determinísticos para a resolução dos mesmos problemas.

1.1 Justificativa

Devido à grande importância da caracterização do vento de um determinado local para viabilizar projetos de geração eólica, é necessário obter os parâmetros de Weibull de forma eficiente e que resultem em uma curva que represente com boa precisão os dados de vento de uma região. Modelagens errôneas do recurso eólico de um local podem causar tanto um superdimensionamento do parque eólico, quando as velocidades reais são predominantemente menores do que as calculadas, quanto sobrecarga das torres, quando dimensionadas para velocidades menores do que as reais.

O estado de Pernambuco, que possui grande importância no abastecimento de energia do Nordeste, vem se expandindo na área de energia eólica e atrai diversos investidores para o local, o que contribui para o crescimento econômico das áreas de implementação de energia limpa, devido à geração de renda e empregos. Assim, é necessário aplicar medidas efetivas de caracterização do vento com a finalidade de dar continuidade a essa tendência.

A diminuição de erros relativos a esse estudo pode evitar custos desnecessários nos projetos eólicos, como manutenção corretiva ou uma compra maior de torres eólicas do que a essencial. Desse modo, o governo brasileiro poderá tornar os projetos eólicos mais atrativos para investidores, aumentando a economia local e o uso de energia limpa nas regiões impactadas.

Os métodos determinísticos são largamente utilizados pela literatura para resolver diversos tipos de problemas de engenharia. Entretanto, os métodos heurísticos geralmente apresentam resultados superiores aos determinísticos, com erros menores e uma convergência mais rápida. Portanto, esse trabalho procura utilizar a Busca Cuco para alcançar uma

determinação válida das características do vento na cidade de Petrolina no estado de Pernambuco.

1.2 Objetivos

Esse trabalho teve como objetivo a avaliação da efetividade do método heurístico da Busca Cuco na otimização de uma curva de Weibull a partir da obtenção do conjunto de parâmetros que caracterizam essa distribuição, a fim de descrever o regime de ventos da cidade de Petrolina, no estado de Pernambuco, região Nordeste do Brasil.

Como objetivos específicos, tem-se:

- a) Construir um histograma de frequência de ocorrência de intervalos de velocidade para a cidade de Petrolina;
- b) Aplicar o algoritmo da Busca Cuco para encontrar um conjunto de c e k cuja curva de Weibull melhor represente o histograma de dados de velocidade reais;
- c) Implementar os algoritmos de seis métodos determinísticos para encontrar parâmetros da curva de Weibull que retratem os dados reais de velocidade de vento;
- d) Avaliar o uso da Busca Cuco para a cidade de Petrolina por meio de testes estatísticos;
- e) Encontrar o melhor método para essa região mediante a comparação dos resultados obtidos pelo método heurístico e pelos seis métodos determinísticos já utilizados na literatura.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

O conhecimento sobre a caracterização do vento e seu potencial é um tópico importante no estudo da energia eólica, pois, com esse entendimento, pode-se analisar o desempenho, operação e viabilidade de um parque eólico, identificar possíveis pontos de instalação e escolher o projeto da turbina eólica para um determinado local.

Neste capítulo, é apresentada a base teórica de alguns conhecimentos necessários para o entendimento das particularidades do vento, tal que a Seção 1 trata do panorama da energia eólica no Brasil, expondo dados do potencial eólico brasileiro, a Seção 2 mostra as características e a formação dos ventos no mundo e a Seção 3 demonstra as equações da curva de Weibull e seus parâmetros.

A Seção 4 conceitua princípios básicos de algoritmos de programação. Já as Seções 5 e 6 indicam, respectivamente, os seis métodos determinísticos e o heurístico que podem ser utilizados para estimar os parâmetros da curva de Weibull. A Seção 7 apresenta a Busca Cuco, detalhando os voos de Lévy e o algoritmo do método e, por fim, a Seção 8 mostra os testes de erros estatísticos empregados para conferir a efetividade das funções escolhidas.

2.1 Panorama da Energia Eólica no Brasil

Ao longo dos anos, principalmente entre 2009 e 2015, com o aumento da demanda de energia no país, o governo brasileiro investiu recursos na área de energias renováveis, com uma alta contratação de novas usinas operando com fontes sustentáveis (GLOBO, 2017). De acordo com o Boletim Anual de 2017 da Associação Brasileira de Energia Eólica – ABEEólica (2017), as hidrelétricas correspondem à maior parte da matriz elétrica brasileira, com 60,4%, sendo o 2º lugar da biomassa (9,2%) e o 3º da energia eólica (8,1%).

A energia eólica é a fonte que mais cresce no país, com um aumento de 27,45% na produção de 2017 em relação à de 2016. A participação na matriz energética brasileira também tende a aumentar, pois em 2016 colaborava com 7,1%, mais baixo que o valor de 2017, que era 8,1% (ABEÉOLICA, 2017).

Segundo o Boletim Anual de Geração Eólica de 2017, o Brasil possuía 508 usinas eólicas instaladas com um total de 12,77 GW de potência instalada, representando um

crescimento considerável em relação a 2016, ano no qual o total de potência instalada era de 10,74 GW.

Assim, a partir dos dados da fonte supracitada, o Brasil esteve em 8º lugar no mundo em capacidade acumulada, mas em 6º lugar em capacidade instalada com 2,02 GW, atrás da China (19,50 GW), Estados Unidos (7,01 GW), Alemanha (6,58 GW), Reino Unido (4,27 GW) e Índia (4,15 GW), mostrando um grande crescimento durante o ano de 2017.

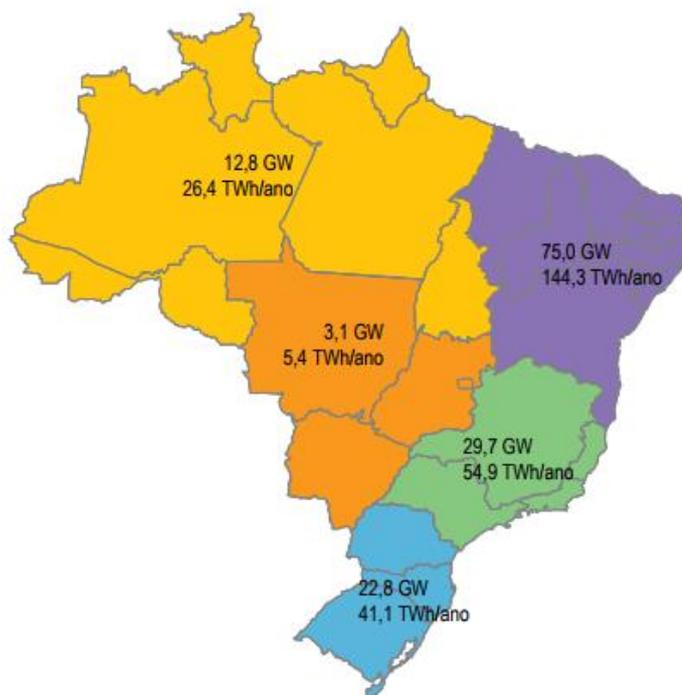
Os estados que mais produzem são Rio Grande do Norte (1.227 MW), Bahia (819 MW), Rio Grande do Sul (565,6 MW) e Ceará (494 MW), de acordo com os dados da Câmara de Comercialização de Energia Elétrica – CCEE (2017). O Nordeste é a região que mais contribui com a geração eólica, com 84% de representatividade nesse setor, de acordo com a ABEEólica (2017).

2.1.1 Potencial Eólico Brasileiro

O Brasil, país com vasta extensão territorial, apresenta um regime e características favoráveis de ventos, o que eleva seu potencial de instalação de energia eólica. Segundo a ANEEL (2008), o Brasil possui ventos mais presentes que os dos demais países e baixa oscilação da velocidade, o que facilita a previsibilidade deles. Também, no Brasil, os ventos são mais fortes nos períodos de estiagem, coincidindo com as épocas de baixa produção das hidrelétricas, o que demonstra uma capacidade complementar dessas duas fontes de energia.

Diversos estudos sobre o comportamento do vento têm comprovado a viabilidade de instalação e motivado investimentos no setor eólico. Segundo o Atlas do Potencial Eólico Brasileiro (CRESESB, 2001), a capacidade instalada de energia eólica pode atingir 143,5 GW e apresenta 71.735 km² de áreas com ventos acima de 7 m/s. A Figura 1 mostra o potencial de geração de energia eólica em todas as regiões brasileiras.

Figura 1 – Potencial de geração eólica nas regiões do Brasil



Fonte: Agência Nacional de Energia Elétrica (2008).

De acordo com a Figura 1, as melhores regiões para a instalação de energia eólica são o Nordeste e o Sul, com um potencial de 75,0 GW e 22,8 GW, respectivamente. Conforme a ANEEL (2008), a região Nordeste é a que possui o melhor cenário para a exploração do recurso eólico, devido ao regime de ventos mais constante e a reciprocidade com os períodos de baixa geração das hidrelétricas, característica marcante dos rios da região.

2.1.2 Potencial Eólico de Pernambuco

De acordo com o Atlas Eólico e Solar de Pernambuco (2017), o estado possui ventos constantes e fortes e apresenta vantagens logísticas para a implantação de parques eólicos, devido ao Porto de Suape. Em 2017, segundo dados da ABEEólica (2017), Pernambuco era o 6º estado brasileiro em participação eólica, com uma geração média anual de 335,3 MW.

O vento desse estado foi recentemente mapeado com a criação do Atlas Eólico e Solar de Pernambuco (2017), que apresenta um potencial de geração eólica de 836,2 GW a 80 m de altura, além de apontar áreas de interesse de instalação. Os ventos mais interessantes para a produção de energia eólica em Pernambuco encontram-se em regiões do interior do

estado e no litoral, possuindo parques eólicos em funcionamento em cidades como Caetés, Garanhuns e Araripina (PERNAMBUCO, 2017).

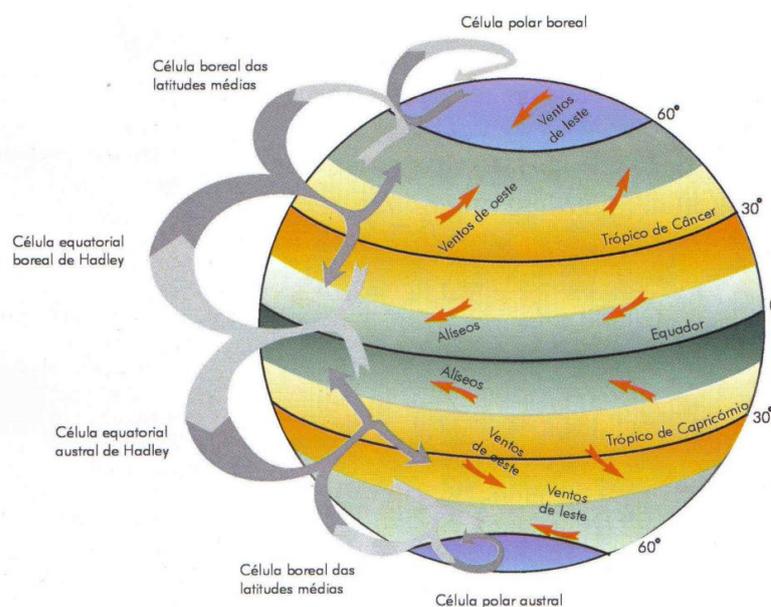
Petrolina é um município localizado no semiárido pernambucano, próximo ao Rio São Francisco e distante do litoral, portanto, situa-se numa região de ventos favoráveis para o aproveitamento energético. Segundo Carneiro e Carvalho (2015), Petrolina possui ventos com velocidades entre 4 e 8 m/s ao longo do ano, com uma média de 6 m/s, mostrando um bom potencial eólico. Além disso, essa cidade apresenta um comportamento praticamente constante da velocidade dos ventos, havendo apenas pequenas variações ao longo do dia, o que propicia a instalação de aerogeradores nesse local.

2.2 Recurso Eólico

O recurso natural utilizado para gerar energia eólica é o vento, que possui influência direta da radiação solar incidente no planeta. Os raios solares são mais intensos nas zonas próximas à Linha do Equador e, portanto, o ar quente se movimenta em direção às regiões mais altas e o ar frio proveniente dos polos toma o seu lugar, cuja movimentação origina os ventos (ALMEIDA, 2017).

A Figura 2 ilustra a circulação do vento nas diferentes localizações do mundo devido à movimentação da Terra:

Figura 2 – Direção dos ventos em cada zona do planeta



Fonte: Sigolo (2003).

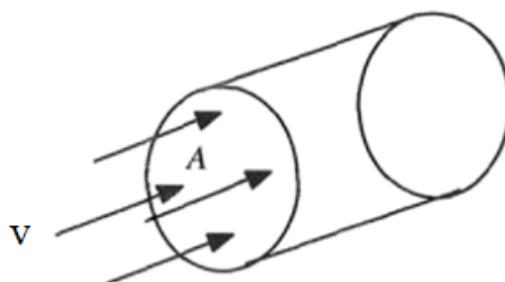
Como o eixo do planeta possui uma inclinação de $23,5^\circ$, o que causa variações sazonais de intensidade da radiação solar, também há alteração no regime dos ventos de acordo com as estações do ano. Então, o movimento das massas de ar é influenciado, principalmente, pelas características topográficas do local, pela rugosidade do solo e pela altura (CRESESEB, 2008).

A partir da velocidade do vento e das características da turbina eólica, pode-se estimar a produção de energia média de um parque eólico pela curva de potência do aerogerador, examinando a viabilidade econômica e energética do conjunto. A potência que um aerogerador pode gerar varia com o cubo da velocidade do vento de acordo com a Equação 1 (MANWELL; MCGOWAN; ROGERS, 2002).

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

Na qual P representa a potência em W , ρ a densidade do ar em kg/m^3 , A a área do disco varrido pelo rotor em m^2 e v a velocidade do vento em certo instante em m/s . A Figura 3 mostra o fluxo de ar que atua em um disco de rotor, sendo A a área e v a velocidade do ar:

Figura 3 – Fluxo de ar sobre um disco de rotor



Fonte: Adaptado de Manwell, McGowan e Rogers (2002).

O movimento do vento é muito inconstante, mas essa instabilidade permanece previsível para uma localidade durante bastante tempo. Portanto, a análise do vento pode permitir a avaliação da viabilidade de exploração de um determinado local, determinar os melhores locais para receber estruturas geradoras de energia eólica e prever suas características ao longo dos anos (BURTON *et al.*, 2011).

A medição do recurso eólico no Brasil é realizada de acordo com a metodologia especificada pela Empresa de Pesquisa Energética (2017), que dita que as medições devem ser executadas em uma região próxima à de instalação do parque eólico por um período de, no mínimo, trinta e seis meses consecutivos, realizadas a cada segundo e integralizadas em um período de 10 minutos. A taxa de perda de dados deve ser inferior a 10%, os dados inválidos não podem superar 30 dias consecutivos e as medições devem ser realizadas em duas alturas diferentes não inferiores a 50 metros.

De acordo com Burton *et al.* (2011), uma forma adequada de apresentar os dados de vento medidos é utilizando uma distribuição de probabilidade, na qual se relacionam a probabilidade da velocidade média horária e o período do ano correspondente. A distribuição de Weibull se mostrou como uma boa representação de medições de vento pelo período de um ano para várias localizações diferentes (BURTON *et al.*, 2011).

2.3 Distribuição de Weibull

A distribuição de Weibull é utilizada para realizar o estudo do vento de determinado local e oferece um panorama da frequência de ocorrência das velocidades do vento ao longo de um período de tempo. Essa distribuição é representada pela Equação 2 (BURTON *et al.*, 2011).

$$f(v) = k \frac{v^{k-1}}{c^k} \exp \left[- \left(\frac{v}{c} \right)^k \right] \quad (2)$$

Na qual $f(v)$ é a função densidade de probabilidade de ocorrência da velocidade v , que está em m/s ; c é o fator de escala medido em m/s e k é o fator de forma que é adimensional, sendo v , c e $k > 0$ (BURTON *et al.*, 2011).

Segundo Manwell, McGowan e Rogers (2002), a função cumulativa de distribuição, representada por $F(v)$, que é a fração do tempo na qual a velocidade média por hora é maior que a velocidade v , é obtida por:

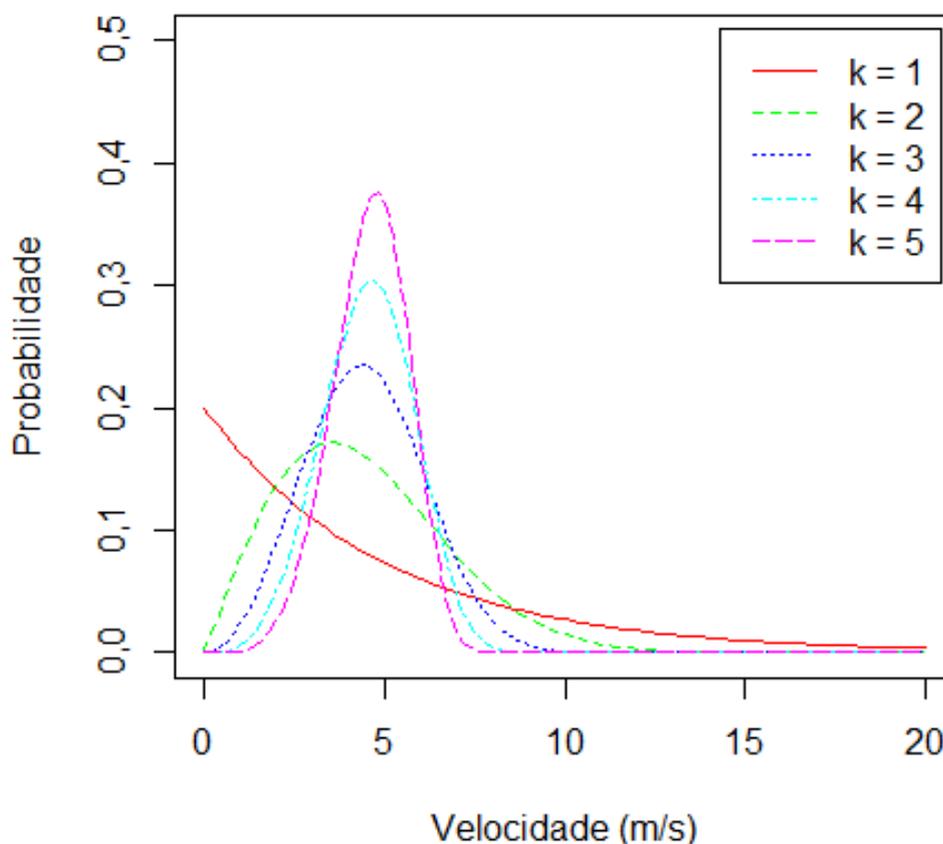
$$F(v) = 1 - \exp \left[- \left(\frac{v}{c} \right)^k \right] \quad (3)$$

De acordo com Justus *et al.* (1978) e Hennessey Jr. (1977), a utilização da distribuição de Weibull é vantajosa pois possui apenas duas constantes a serem determinadas, pode ser extrapolada para caracterizar outras alturas para um mesmo valor de constantes e representa de forma satisfatória o regime de ventos de um local.

Os parâmetros c e k modelam a curva de Weibull a partir da Equação 2 e é importante estimá-los para cada localidade a fim de efetivamente reproduzir as características de vento daquele local. O fator de forma k indica o quão uniformes são os valores da velocidade e o fator de escala c está mais relacionado com a velocidade média (SILVA *et al.*, 1999).

O Gráfico 1 apresenta a diferença das curvas de Weibull quando se modifica o valor de k com um valor de c fixado em 5 m/s:

Gráfico 1 – Curvas de Weibull para $c = 5 \text{ m/s}$ e k variável



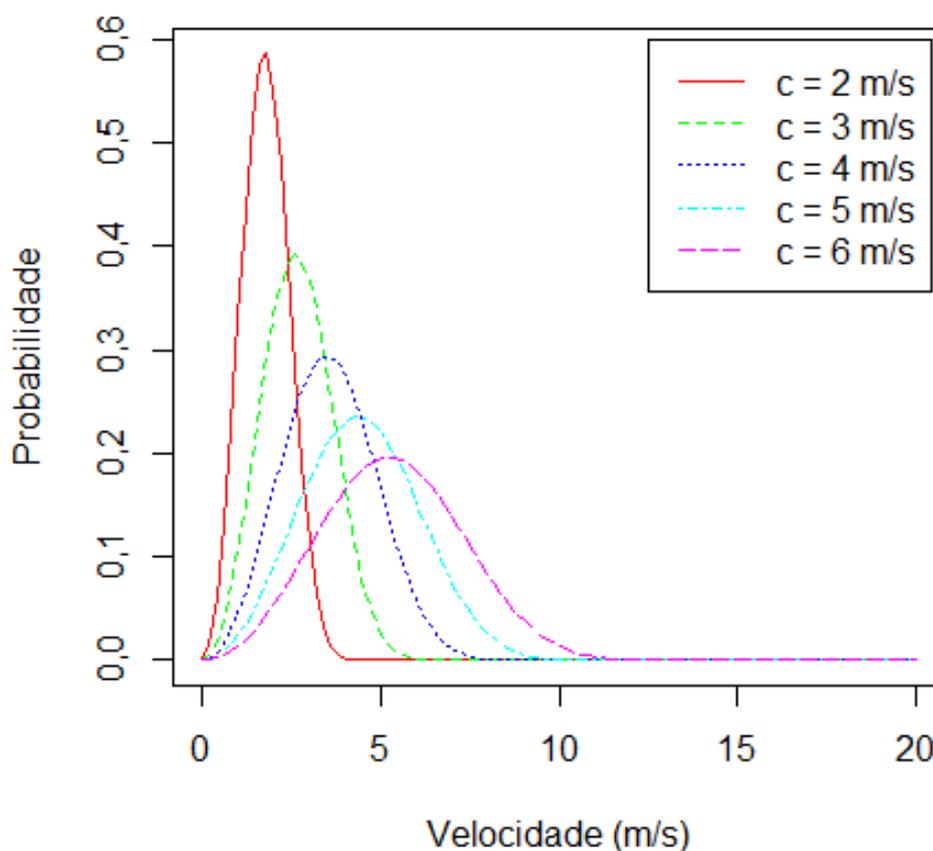
Fonte: Elaborado pela autora.

Pode-se perceber que, mesmo que o c permaneça constante, há variações na velocidade média devido à movimentação do gráfico para a direita. Assim, com o crescimento

do valor do fator de forma, a velocidade média aumenta e a distribuição das velocidades fica menor.

O Gráfico 2 apresenta a diferença das curvas de Weibull quando se modifica o valor de c com um valor de k fixado em 3:

Gráfico 2 – Curvas de Weibull para $k = 3$ e c variável



Fonte: Elaborado pela autora.

Percebe-se que, mesmo com o valor contante de k , há variações no desvio padrão das curvas. Assim, com o crescimento do valor do fator de escala, a velocidade média aumenta e a distribuição das velocidades fica maior. Desse modo, constata-se que a distribuição da velocidades e a velocidade média são dependentes de ambos os parâmetros da distribuição de Weibull.

2.4 Algoritmos

Segundo Cormen *et al.* (2009), algoritmos são procedimentos realizados por computadores que recebem um ou mais valores e produzem certa quantidade de resultados, a

partir de um conjunto de etapas definidas. Esses valores são chamados, respectivamente, de variáveis de entrada e variáveis de saída e o algoritmo determina a transformação da entrada na saída. Essas variáveis de entrada e saída podem representar, para um mesmo parâmetro, tanto valores únicos quanto conjuntos de valores, representados por populações.

Algoritmos são utilizados para resolver problemas computacionais diversos, pois descrevem o procedimento utilizado para se obter a melhor solução possível por meio do relacionamento entre a entrada e a saída do problema. Um algoritmo iterativo realiza isso por meio de várias iterações, que representam a repetição de ações em um algoritmo, tal que cada iteração percorre um conjunto de estágios predefinidos até voltar ao inicial e percorrê-los novamente. Essa recorrência é realizada, geralmente, por uma quantidade estabelecida de iterações ou até a solução obedecer algum critério de parada expresso, que pode ser o valor do erro entre variáveis (CORMEN *et al.*, 2009).

A seleção do melhor elemento que representa uma solução é chamada de otimização matemática, cujo algoritmo, denominado de algoritmo de otimização, escolhe a saída mais favorável com base em um critério no qual se quer chegar. Esse critério pode ser chamado de função objetivo, que é uma função matemática que se deseja, usualmente, maximizar ou minimizar.

Os algoritmos utilizados para resolver problemas relacionados ao estudo do vento por meio de métodos determinísticos e heurísticos estão mais bem explicados nas Seções 2.5 e 2.6, com atenção especial ao algoritmo da Busca Cuco, detalhado na Seção 2.7.

2.5 Métodos Determinísticos

Os métodos determinísticos, de acordo com a definição proposta por Sipser (2006), são procedimentos nos quais, dado certo estado do processo, é possível estipular o resultado do próximo estágio, pois a operação segue um caminho predeterminado dependendo da entrada inicial. Dessa forma, uma entrada sempre gerará a mesma saída, pois o procedimento a qual é submetida é o mesmo em todas as aplicações.

Para esse trabalho, serão utilizados os métodos determinísticos aplicados por Chang (2011) na estimativa dos parâmetros c e k da curva de Weibull, a fim de comparar o desempenho deles com o do método da Busca Cuco, que será detalhado na seção 2.7. Esses métodos são o Método Empírico, o Método da Energia Padrão, o Método Gráfico, o Método do Momento, o Método da Máxima Verossimilhança e o Método da Máxima Verossimilhança Modificado.

2.5.1 Método Empírico (ME)

O Método Empírico foi utilizado em curvas de velocidade do vento por Justus *et al.* (1978) e, nesse processo, é necessário que os valores da velocidade média e do desvio padrão dos dados de vento coletados estejam disponíveis.

Assim, o parâmetro k é obtido por:

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

Na qual \bar{v} é a velocidade média, dada pela Equação 5, e σ é o desvio padrão, dado pela Equação 6.

$$\bar{v} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N v_i \quad (5)$$

$$\sigma = \left[\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (v_i - \bar{v})^2 \right]^{1/2} \quad (6)$$

Onde N é o número total de dados de velocidade e v_i é o valor da velocidade do vento no instante i . A partir da quantia encontrada para o parâmetro k , o parâmetro c pode ser calculado a partir de:

$$c = \frac{\bar{v}}{\Gamma\left(1 + \frac{1}{k}\right)} \quad (7)$$

Tal que a função Gama (Γ) é representada, para $x > 0$, pela Equação 8 (ANDREWS, 1992):

$$\Gamma(x) = \int_0^{\infty} s^{x-1} e^{-s} ds \quad (8)$$

2.5.2 Método da Energia Padrão (MEP)

Esse método foi proposto inicialmente por Akdag e Dinler (2009) para uso em dados de vento, afirmando que ele possui uma formulação simples e implementação facilitada. O fator padrão de energia (E_{pf}) representa a relação entre o total de energia que o vento dispõe e a potência que é efetivamente gerada por um aerogerador. Desse modo, tem-se que o fator de energia padrão é obtido pela Equação 9 (MANWELL; MCGOWAN; ROGERS, 2002):

$$E_{pf} = \frac{1}{N\bar{v}^3} \sum_{i=1}^N v_i^3 \quad (9)$$

Onde N é o número total de dados de velocidade, v_i é o valor da velocidade do vento no instante i e \bar{v} é a média das velocidades do vento, representada pela Equação 5. A média dos cubos das velocidades do vento ($\overline{v^3}$) é dada por:

$$\overline{v^3} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N v_i^3 \quad (10)$$

Então, tem-se que o fator de energia padrão é:

$$E_{pf} = \frac{\overline{v^3}}{\bar{v}^3} \quad (11)$$

Com o conhecimento do parâmetro k , o parâmetro c é obtido a partir da Equação 7. Segundo o resultado da Equação 11, o parâmetro k pode ser calculado por:

$$k = 1 + \frac{3,69}{E_{pf}^2} \quad (12)$$

2.5.3 Método Gráfico (MMQ)

A partir da Equação 3, que representa a função cumulativa de distribuição, pode ser obtida a Equação 13 isolando o fator exponencial e tomando o logaritmo natural duas vezes:

$$\ln\{-\ln[1 - F(v)]\} = k \ln v - k \ln c \quad (13)$$

A partir da representação de um gráfico linear, comparando-se a Equação 13 com uma equação de primeiro grau, o par ordenado (x, y) é tal que $\ln\{-\ln[1 - F(v)]\}$ representa o valor do eixo das ordenadas e $\ln v$ representa o valor do eixo das abscissas. Dessa forma, tem-se que:

$$a = k \quad (14)$$

$$b = -k \ln c \quad (15)$$

Tem-se, portanto, que os parâmetros c e k são adquiridos por:

$$k = a \quad (16)$$

$$c = \exp\left(-\frac{b}{a}\right) \quad (17)$$

Assim, para implementar esse método, é necessário, primeiramente, calcular a função cumulativa de distribuição, depois resolver o par ordenado proposto e, por fim, calcular k e c pelo Método dos Mínimos Quadrados (AKDAG; DINLER, 2009).

De acordo com Anton e Rorres (2010), para encontrar a solução pelos mínimos quadrados, deve-se reescrever o sistema linear como uma operação de matrizes, tal que:

$$AX = B \quad (18)$$

Sendo A , B e X matrizes, representadas por:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & x_1 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & x_N \end{bmatrix} \quad (19)$$

$$X = \begin{bmatrix} b \\ a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -k \ln c \\ k \end{bmatrix} \quad (20)$$

$$B = \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_N \end{bmatrix} \quad (21)$$

Onde $x_i = \ln v_i$ e $y_i = \ln\{-\ln[1 - F(v_i)]\}$ tal que $i \in \{1, 2, \dots, N\}$, sendo N o número total de dados de velocidade. Assim, esse sistema pode ser resolvido multiplicando a matriz transposta de A , tal que:

$$A^T A X = A^T B \quad (22)$$

Dessa forma, tem-se que:

$$\begin{bmatrix} N & \sum_{i=1}^N x_i \\ \sum_{i=1}^N x_i & \sum_{i=1}^N x_i^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^N y_i \\ \sum_{i=1}^N x_i y_i \end{bmatrix} \quad (23)$$

Então calcula-se a e b pelo sistema:

$$\begin{cases} Nb + a \sum_{i=1}^N x_i = \sum_{i=1}^N y_i \\ b \sum_{i=1}^N x_i + a \sum_{i=1}^N x_i^2 = \sum_{i=1}^N x_i y_i \end{cases} \quad (24)$$

Portanto, a partir dessa solução, determinam-se os valores de k e c pelas Equações 16 e 17, respectivamente.

2.5.4 Método do Momento (MM)

O Método do Momento foi apresentado por Justus e Mikhail (1976) e tem como elementos principais o desvio padrão e a velocidade média dos dados de vento, que devem ser inicialmente conhecidos e são suficientes para o processo. Dessa forma, a velocidade média (\bar{v}) e o desvio padrão (σ) são obtidos, respectivamente, por:

$$\bar{v} = c \left[\Gamma \left(1 + \frac{1}{k} \right) \right] \quad (25)$$

$$\sigma = c \left[\Gamma \left(1 + \frac{2}{k} \right) - \Gamma^2 \left(1 + \frac{1}{k} \right) \right]^{1/2} \quad (26)$$

Na qual \bar{v} e σ também são dados pelas Equações 5 e 6, respectivamente, e a função Gama é expressa pela Equação 8. Pode-se dividir a Equação 26 pela Equação 25 para obter uma expressão para o cálculo do k :

$$\frac{\sigma}{\bar{v}} = \left[\frac{\Gamma \left(1 + \frac{2}{k} \right)}{\Gamma^2 \left(1 + \frac{1}{k} \right)} - 1 \right]^{1/2} \quad (27)$$

Assim, o parâmetro k deve ser calculado a partir de um processo iterativo, tal que é necessário supor um valor inicial para esse fator. Será utilizada a suposição de Seguro e Lambert (2000), que afirmam que $k = 2$ é uma boa hipótese para o valor inicial da variável. Assim, k é calculado por:

$$\frac{\Gamma \left(1 + \frac{2}{k_t} \right)}{\Gamma^2 \left(1 + \frac{1}{k_t} \right)} - \left(\frac{\sigma}{\bar{v}} \right)^2 - 1 = 0 \quad (28)$$

Tal que k_t é o valor suposto e sofre um incremento a cada iteração de 10^{-7} para abranger uma grande quantidade de valores. Esse processo é repetido até que o termo da equação seja muito próximo de zero. Quando isso ocorrer, o parâmetro k receberá o valor de

k_t . Sabendo o fator de forma, o parâmetro c pode ser calculado tanto pela Equação 25 quanto pela Equação 26, sem alteração de resultado, a critério do usuário.

2.5.5 Método da Máxima Verossimilhança (MMV)

O Método da Máxima Verossimilhança é um método de estimativa de parâmetros que foi aplicado por Stevens e Smulders (1979) para modelar dados de vento, sendo o parâmetro k da curva de Weibull estimado por:

$$k = \left(\frac{\sum_{i=1}^N v_i^k \ln(v_i)}{\sum_{i=1}^N v_i^k} - \frac{\sum_{i=1}^N \ln(v_i)}{N} \right)^{-1} \quad (29)$$

Na qual v_i é a velocidade, dada em m/s , no instante i e N é o número total de valores de velocidade diferentes de zero. Para utilizar a Equação 29, devem ser retirados do banco de dados todos os valores de velocidade que sejam iguais a zero.

O resultado da Equação 29 é obtido através de um processo de iteração numérica, sendo necessário o emprego de métodos numéricos para sua resolução. Para obter essa resposta, é necessário supor um valor inicial para o parâmetro k . Seguro e Lambert (2000) afirmam que $k = 2$ é uma boa hipótese para o valor inicial da variável. Assim, k é calculado por:

$$k_{t+1} = \left(\frac{\sum_{i=1}^N v_i^{k_t} \ln(v_i)}{\sum_{i=1}^N v_i^{k_t}} - \frac{\sum_{i=1}^N \ln(v_i)}{N} \right)^{-1} \quad (30)$$

Tal que k_t é o valor suposto e k_{t+1} é o valor calculado do parâmetro k . A cada iteração o valor suposto toma o resultado do valor calculado e, assim, é apurado um novo valor para k_{t+1} por meio da Equação 30. Esse processo é repetido até que a diferença entre k_t e k_{t+1} seja muito pequena. Quando isso ocorrer, o parâmetro k receberá o valor de k_{t+1} .

Determinado o k , o parâmetro c pode ser calculado pela Equação 31.

$$c = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N v_i^k \right)^{1/k} \quad (31)$$

2.5.6 Método da Máxima Verossimilhança Modificado (MMS)

Esse método foi proposto por Seguro e Lambert (2000) como uma modificação do método citado na Seção 2.5.5. O Método da Máxima Verossimilhança possui resolução similar ao do método anterior e somente pode ser utilizado se os dados relativos à velocidade do vento estiverem na forma de uma distribuição de frequência de Weibull (CHANG, 2011).

Assim, os valores da velocidade são agrupados obtendo a frequência relativa em cada intervalo de velocidade, caracterizada por $f(v'_i)$, onde v'_i é a velocidade média do intervalo i , $f(v \geq 0)$ é a probabilidade de ocorrência da velocidade do vento ser maior que zero e N é o número total de intervalos.

Dessa forma, o parâmetro k da curva de Weibull é estimado pela Equação 32.

$$k = \left(\frac{\sum_{i=1}^N v_i'^k \ln(v'_i) f(v'_i)}{\sum_{i=1}^N v_i'^k f(v'_i)} - \frac{\sum_{i=1}^N \ln(v'_i) f(v'_i)}{f(v \geq 0)} \right)^{-1} \quad (32)$$

Como no Método da Máxima Verossimilhança, detalhado na subseção anterior, é necessário um processo de iteração numérica para obter o resultado da Equação 32, supondo um valor inicial para o parâmetro k , aplicando esse valor como k_t e calculando k_{t+1} pela Equação 33.

$$k_{t+1} = \left(\frac{\sum_{i=1}^N v_i'^{k_t} \ln(v'_i) f(v'_i)}{\sum_{i=1}^N v_i'^{k_t} f(v'_i)} - \frac{\sum_{i=1}^N \ln(v'_i) f(v'_i)}{f(v \geq 0)} \right)^{-1} \quad (33)$$

Tal que k_t é o valor suposto e k_{t+1} é o valor calculado do parâmetro k . Esse processo é repetido até que a diferença entre k_t e k_{t+1} seja muito pequena e, então, o parâmetro k receberá o valor de k_{t+1} .

Determinado o k , o parâmetro c pode ser calculado por:

$$c = \left(\frac{1}{f(v \geq 0)} \sum_{i=1}^N v_i'^k f(v'_i) \right)^{1/k} \quad (34)$$

2.6 Métodos Heurísticos

Métodos heurísticos são um conjunto de algoritmos matemáticos, possivelmente iterativos e exploratórios, que ocasionalmente são inspirados por fenômenos naturais. Eles, quando iterativos, buscam a solução de um problema a partir do aprendizado de variáveis, pois, a cada iteração, os resultados intermediários se moldam para aproximarem-se cada vez mais dessa solução (BUENO, 2009).

Esses métodos, de acordo com Bueno (2009), por realizarem sua busca de forma contínua e empírica, acabam possuindo respostas distintas a cada uso. Além disso, eles não procuram soluções ótimas para certo problema, mas a melhor solução possível a partir das condições pré-determinadas.

Segundo Blum e Holi (2003), os métodos heurísticos modernos (ou meta-heurísticos) são métodos heurísticos de alto nível, que possuem uma eficiência e eficácia maior ao explorar um espaço de busca. A partir de Yang e Deb (2009), a eficiência dos métodos heurísticos que se inspiram em fenômenos naturais é explicada pelo fato de que eles imitam as melhores características da natureza, que foram evoluídas pela seleção natural ao longo dos anos, com a sobrevivência do mais adaptável ao ambiente.

Dessa forma, os métodos heurísticos modernos operam com um balanço entre exploração e exploração, com a finalidade de evitar mínimos locais e encontrar os melhores valores, identificando regiões de busca com boas soluções rapidamente e não perdendo muito tempo em locais já explorados ou com soluções não tão boas (BLUM; HOLI, 2003).

Segundo a fonte supracitada, a exploração garante que o espaço de busca seja efetivamente percorrido e a exploração mantém a busca próxima à melhor solução atual, procurando novas melhores soluções. Assim, a meta-heurística procura atribuir resultados para uma função a partir de soluções anteriores, criando novas respostas pelo aprendizado do algoritmo. Alguns exemplos de métodos heurísticos bioinspirados são o Algoritmo Genético, Otimização por Colônia de Formigas, Otimização por Enxame de Partículas, Busca Harmônica, Arrefecimento Simulado e Busca Cuco (YANG, 2010).

2.7 Busca Cuco

A Busca Cuco (*Cuckoo Search* – CS) é um algoritmo heurístico desenvolvido para auxiliar na resolução de problemas de otimização. Ele é baseado no parasitismo de ninhada

praticado por algumas espécies de cuco, cuja estratégia de reprodução consiste no depósito dos ovos em ninhos de outras espécies de pássaros (YANG; DEB, 2009).

O cuco-mãe, muitas vezes, é capaz pôr ovos que imitam as características dos da espécie hospedeira, diminuindo as chances de descoberta do ovo estranho. Pode, também, usar outros artifícios para aumentar o índice de sobrevivência do filhote, como remover do ninho os ovos do pássaro hospedeiro.

Os cucos também podem pôr seus ovos em um período próximo ao do início da ninhada da outra espécie de pássaro, pois os ovos de cuco chocam primeiro e o filhote tem o instinto de jogar os outros ovos para fora do ninho e imitar o som da outra espécie. Se o pássaro hospedeiro descobrir o ovo estranho, pode se livrar dele ou abandonar o ninho completamente (YANG, 2010). Nas subseções a seguir, será explicado o conceito de voos de Levy, utilizado no algoritmo da Busca Cuco, e o processo de iteração desse método heurístico em mais detalhes.

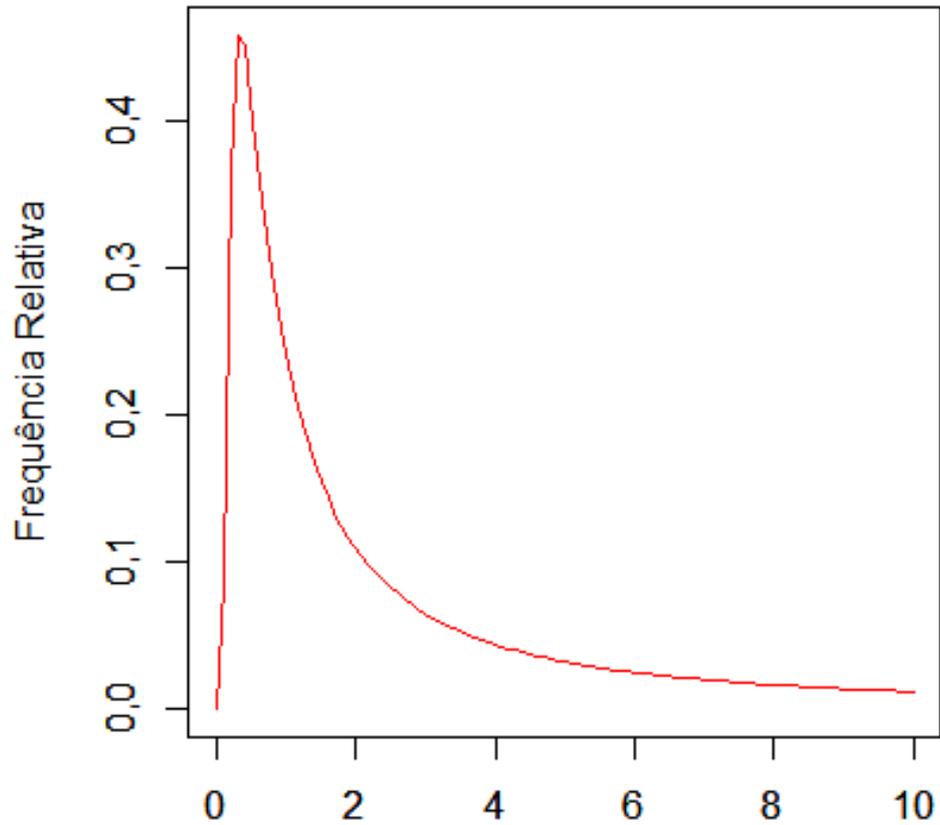
2.7.1 Voos de Lévy

Os voos de Lévy são passeios aleatórios cujo comprimento do passo é modelado a partir da distribuição de Lévy e definido pela lei de potência, mostrada pela Equação 35. O passo é um tamanho calculado e, nesse caso, retrata o quanto um valor suposto de uma variável se distanciará do valor atual da mesma. Passeios aleatórios, por sua vez, são objetos matemáticos definidos por uma função no espaço cuja próxima situação depende somente da atual, sendo, portanto, uma série de etapas consecutivas e aleatórias (YANG, 2010).

$$L(s) \sim |s|^{-1-\beta} \tag{35}$$

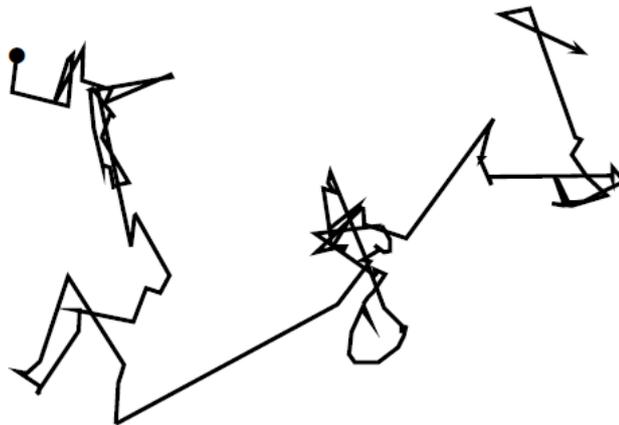
Sendo s o tamanho do passo e β um índice, tal que $0 < \beta \leq 2$. O Gráfico 3 e a Figura 4 mostram, respectivamente, uma distribuição de Lévy aleatória e uma série de Voos de Lévy em 50 aplicações seguidas.

Gráfico 3 – Distribuição de Lévy aleatória



Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 4 – Voos de Lévy para 50 iterações consecutivas



Fonte: Yang (2010).

Como se pode perceber, os Voos de Lévy possuem a característica de se movimentarem próximos do instante anterior na maior parte do tempo e, algumas vezes, darem saltos drásticos em relação ao estágio antecedente. Isso ocorre, pois, a partir da

distribuição de Lévy, como a maior parte dos valores se encontra no início do eixo das abcissas, a probabilidade do tamanho do passo ser um número pequeno é maior (BROWN; LIEBOVITCH; GLENDON, 2007).

Mostrou-se que os voos de Lévy conseguem modelar características do voo de vários animais, como pássaros e moscas. Segundo Yang (2010), os voos de Lévy são mais eficientes que passeios aleatórios comuns, pois sua variância sofre incrementos mais rapidamente. Para gerar números aleatórios a partir dos voos de Lévy deve-se gerar a direção, por uma distribuição uniforme, e o passo, pela Equação 36.

$$s = \frac{u}{|v|^{1/\beta}} \quad (36)$$

Sendo s o passo, β um valor tal que $1 \leq \beta \leq 2$, u e v números aleatórios de uma distribuição normal, tal que:

$$u \sim N(0, \sigma_u^2) \quad (37)$$

$$v \sim N(0, \sigma_v^2) \quad (38)$$

As variâncias de u e v são representadas por σ_u e σ_v e dadas pelas Equações 39 e 40, respectivamente:

$$\sigma_u = \left\{ \frac{\Gamma(1 + \beta) \sin(\frac{\pi\beta}{2})}{\Gamma\left[\frac{(1 + \beta)}{2}\right] \beta 2^{\frac{\beta-1}{2}}} \right\}^{1/\beta} \quad (39)$$

$$\sigma_v = 1 \quad (40)$$

Para preservar a melhor solução, se o elemento em questão for o melhor, a subtração garantirá que o passo será zero e, portanto, o elemento não sofre modificações. Desse modo, com o conhecimento de s , poderá ser gerado o valor de α , tal que:

$$\alpha = 0,01s(s - s_{melhor}) \quad (41)$$

Portanto, a geração de uma nova posição é tal que:

$$x_i^{(t+1)} = x_i^{(t)} + \alpha \oplus \text{Lévy}(\lambda) \quad (42)$$

Sendo $x_i^{(t+1)}$ o novo elemento gerado a partir do elemento $x_i^{(t)}$, λ é um parâmetro, tal que $1 < \lambda \leq 3$, e α é o tamanho do passo, calculado pela Equação 41. Assim, o novo elemento depende do elemento anterior acrescido de um valor que acompanha a distribuição de Lévy. Desse modo, pode-se inferir que haverá uma maior probabilidade de o novo valor ser próximo ao que o derivou, pois a distribuição é mais densa para números menores (YANG; DEB, 2009).

2.7.2 Algoritmo da Busca Cuco

O algoritmo da Busca Cuco pressupõe que cada cuco põe um ovo por vez em um ninho aleatório, que o melhor ninho será mantido e que o número de ninhos disponíveis é fixo. O ovo estranho poderá ser descoberto pelo pássaro hospedeiro com certa probabilidade $p_a \in [0, 1]$, tal que o ninho será substituído por um novo. Esse algoritmo foi apresentado por Yang e Deb (2009) de acordo com o pseudocódigo descrito na Figura 5.

Figura 5 – Pseudocódigo do algoritmo da Busca Cuco

```

1  início
2  Função objetivo  $f(x)$ ,  $x = (x_1, \dots, x_d)^T$ 
3  Gere a população inicial de n ninhos hospedeiros  $x_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ )
4  enquanto ( $t < \text{GeraçãoMáxima}$ ) ou ( $\text{critério de Parada atingido}$ )
5      Selecione um cuco aleatoriamente por voos de Lévy
6      Avalie a qualidade/ajuste  $F_i$ 
7      Escolha um ninho entre n (chame de j) aleatoriamente
8      se ( $F_i > F_j$ )
9          Substitua j pela nova solução
10     fim
11     Uma fração ( $p_a$ ) dos piores ninhos é abandonada e novos ninhos são formados
12     Mantenha as melhores soluções (ou ninhos com soluções de qualidade)
13     Ranqueie as soluções e encontre a atual melhor solução
14 fim do enquanto
15 Resultados e visualização
16 fim

```

Fonte: Adaptado de Yang e Deb (2009).

Portanto, a Busca Cuco atua gerando uma população inicial de n ninhos hospedeiros e aplicando a função objetivo na população para, assim, obter o melhor ninho atual. Depois, o algoritmo produz uma nova população aleatoriamente a partir dos voos de Lévy, a partir da Equação 42, e aplica a função objetivo nessa população nova também.

Para cada elemento, o processo compara a população nova com a anterior e substitui a solução antiga pela nova se apresentar um ajuste melhor. Por fim, uma fração p_a de ninhos é abandonada e novos ninhos são gerados, utilizando voos de Lévy, pela Equação 42. O método é, então, repetido pelo número de iterações proposto.

De acordo com Yang e Deb (2013), a Busca Cuco é mais eficiente que outros métodos heurísticos, como o Algoritmo Genético e a Otimização por Enxame de Partículas, pois consegue, efetivamente, evitar os mínimos locais e encontrar a melhor solução global, visto que o algoritmo utiliza a maior parte do tempo na busca global. Além disso, o uso dos voos de Lévy se mostrou eficiente, o que contribui com a capacidade do método.

2.8 Testes de Análise Estatística

Os parâmetros de diversos modelos estatísticos precisam ser medidos da forma mais precisa possível, a fim de não se distanciar tanto da distribuição com a qual os dados são representados (YI, 2017). Assim, testes estatísticos são aplicados para avaliar a eficiência dos métodos propostos em aproximar os dados de velocidade de vento para uma distribuição de Weibull, quantificando a dispersão entre eles e verificando sua correlação (MAIA NETO, 2012).

A imprecisão entre os dados pode acontecer devido à aleatoriedade do algoritmo ou ao mau tratamento dos dados empíricos. Segundo Stone (1993), é importante realizar mais de dois testes estatísticos, pois, mesmo que um teste apresente valores bons de ajuste, outro pode mostrar falhas na adaptação entre os dados, portanto um terceiro teste pode confirmar a veracidade.

Nas subseções seguintes serão mostrados os testes da raiz quadrada do erro quadrático médio, do coeficiente de determinação, do erro médio absoluto e do qui-quadrado, sendo os três primeiros aplicados nesse trabalho para avaliar os métodos apresentados e o último como função objetivo da Busca Cuco.

2.8.1 Teste da Raiz Quadrada do Erro Quadrático Médio (RMSE)

O teste da Raiz Quadrada do Erro Quadrático Médio (RMSE) é um teste estatístico que compara duas variáveis relacionadas, podendo ser amostras ou populações, com base no grau de dispersão entre elas. Adicionalmente, calcula a média de todas as divergências entre os dados associados.

É utilizado para calcular a diferença entre dados previstos e dados observados, a fim de avaliar se as estimativas são confiáveis. Dessa forma, tem-se que (SCHEAFFER; MULEKAR; MCCLAVE, 2011):

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{E[(y_i - x_i)^2]} \quad (43)$$

Tal que $E(x)$ é a esperança de uma população x , representada pela Equação 44.

$$E(x) = \mu \quad (44)$$

Sendo μ a média dessa população, mostrada pela Equação 45.

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (45)$$

Relacionando as Equações 43 e 45 tem-se, portanto:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - x_i)^2} \quad (46)$$

Tal que y_i é o dado experimental e x_i é o dado obtido pela distribuição de Weibull no instante i e N é o número total de dados existentes. Como a análise será realizada de acordo com a função densidade de probabilidade, então:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (f_{medido_i} - f_{calculado_i})^2} \quad (47)$$

Os valores desse teste serão sempre positivos e é interessante obter um valor pequeno de $RMSE$, pois isso indica que a dispersão entre os dados é baixa. A desvantagem desse método é que, se houver alguns erros grandes, o valor do $RMSE$ aumenta substancialmente, mesmo que a quantidade de defeitos seja pequena. Portanto, esse teste é desejável quando evitar erros discrepantes possui grande importância.

2.8.2 Teste do Coeficiente de Determinação (R^2)

Segundo apresentado por Walpole *et al.* (2012), o coeficiente de determinação, denotado por R^2 , é uma medida da proporção com a qual uma curva é bem ajustada. Esse teste retorna um valor entre 0 e 1, tal que, quanto mais próximo de 1 melhor é a adaptação do cálculo aos dados reais. Desse modo, o R^2 é dado por:

$$R^2 = 1 - \frac{SSE}{SST} \quad (48)$$

Tal que SSE é o erro da soma dos quadrados e SST é a soma total dos quadrados, dados por:

$$SSE = \sum_{i=1}^N (y_i - x_i)^2 \quad (49)$$

$$SST = \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2 \quad (50)$$

Sendo y_i o valor real e x_i o valor calculado do elemento i , N é o número total de dados e \bar{y} a média de todos os valores reais. Como a análise será realizada de acordo com a função densidade de probabilidade, então:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (f_{medido_i} - f_{calculado_i})^2}{\sum_{i=1}^N (f_{medido_i} - \overline{f_{medido}})^2} \quad (51)$$

Esse tipo de teste é bastante utilizado pela sua simplicidade de operação e sua confiabilidade depende da quantidade de valores no banco de dados e do tipo de aplicação. Uma quantidade muito grande de termos adicionais nos dados pode diminuir o valor de *SSE* e, conseqüentemente, aumentar o R^2 , causando um sobreajuste da curva. Portanto, é importante manter simplificada a operação desse teste (WALPOLE *et al.*, 2012).

2.8.3 Teste do Erro Médio Absoluto (MAE)

O teste do erro médio absoluto é uma medição que avalia a magnitude do erro entre dois conjuntos de dados. Esse procedimento calcula o grau de dispersão absoluto entre duas variáveis relacionadas e a média entre essas divergências. Portanto, como representa uma medida de tamanho, quanto menor o *MAE*, menor será a diferença entre os dados reais e os calculados e, então, a curva será mais bem ajustada. O erro médio absoluto é dado por (UPTON; COOK, 2014):

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - x_i| \quad (52)$$

Sendo y_i o valor real e x_i o valor calculado do elemento i e N é o número total de dados. Como a análise foi realizada de acordo com a função densidade de probabilidade, então:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |f_{medido_i} - f_{calculado_i}| \quad (53)$$

Os valores obtidos por esse processo são sempre positivos e eles não possuem tanta influência por dados discrepantes como o *RMSE*. Assim, o *MAE* é bem utilizado para modelos nos quais qualquer divergência entre os valores medido e calculado seja igualmente indesejada, pois descreve o erro médio por si só (WILLMOTT; MATSUURA, 2005).

2.8.4 Teste do Qui-quadrado (χ^2)

De acordo com Spiegel (2006), o Teste do Qui-quadrado (χ^2) é utilizado para analisar a discrepância, para certo parâmetro, entre dados de frequência observados e teóricos ou obtidos experimentalmente e, assim, averiguar a eficiência do método considerado.

Esse conceito se baseia na veracidade da hipótese nula (H_0), que é uma declaração geral que representa a falta de relação ou associação entre dois parâmetros medidos. As observações do teste são separadas em classes mutualmente exclusivas e a hipótese nula afirma que qualquer observação estará em uma das classes. Assim, o teste é realizado de forma a avaliar o quanto H_0 pode ser verdadeiro.

Esse teste é apresentado pela Equação 54.

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^N \frac{(y_i - x_i)^2}{N} \quad (54)$$

Tal que y_i é o dado esperado e x_i é o dado obtido pela distribuição de Weibull no instante i e N é o número total de dados existentes. Como a análise será realizada de acordo com a função densidade de probabilidade, então:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^N \frac{(f_{medido_i} - f_{calculado_i})^2}{N} \quad (55)$$

Quando $\chi^2 = 0$, é representado que a distribuição de Weibull com os parâmetros calculados reproduz fielmente os dados experimentais de velocidade de vento. Quanto maior o valor de χ^2 , maior será a divergência entre os dados.

2.9 Teste de Erro de Densidade de Potência (EDP)

A fim de avaliar a viabilidade de instalação de energia eólica em um determinado local, é necessário conhecer as características do vento da região e, assim, avaliar o potencial energético que ele pode gerar. Para isso, pode-se calcular a densidade de potência média do

vento, dada por $\frac{\bar{P}}{A}$, que representa uma medida quantitativa da energia disponível por unidade de área (JAMIL; PARSA; MAJIDI, 1995). A partir da Equação 1, pode-se obter:

$$\frac{P}{A} = \frac{1}{2} \rho v^3 \quad (56)$$

Na qual P representa a potência em W , ρ a densidade do ar em kg/m^3 , A a área do disco varrido pelo rotor, dada em m^2 , e v a velocidade do vento em certo instante, medida em m/s . Como a densidade do vento é constante, a densidade de potência média é calculada por:

$$\frac{\bar{P}}{A} = \frac{1}{2} \rho \overline{v^3} \quad (57)$$

Onde $\overline{v^3}$ é a média dos cubos das velocidades do vento, calculada pela Equação 58 se houver os dados de velocidade ou pela Equação 59 se houver o valor do k e do c (JAMIL; PARSA; MAJIDI, 1995):

$$\overline{v^3} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N v_i^3 \quad (58)$$

$$\overline{v^3} = c^3 \Gamma \left(1 + \frac{3}{k} \right) \quad (59)$$

Assim, para avaliar a discrepância entre a densidade de potência obtida pelos dados de velocidade reais e pelo conjunto de parâmetros calculados, aplica-se um erro relativo percentual, cujo resultado será denominado *EDP*, tal que:

$$EDP = \frac{\frac{\bar{P}}{\bar{A}_{medido}} - \frac{\bar{P}}{\bar{A}_{calculado}}}{\frac{\bar{P}}{\bar{A}_{medido}}} \quad (60)$$

$$EDP = \frac{\overline{v^3}_{medido} - \overline{v^3}_{calculado}}{\overline{v^3}_{medido}} \quad (61)$$

Sendo $\overline{v^3}_{medido}$ calculado pela Equação 58 e $\overline{v^3}_{calculado}$ calculado pela Equação 59. Dessa forma, quanto menor o EDP obtido, mais próxima a densidade de potência calculada será da real.

Assim, este trabalho visa avaliar a utilização da Busca Cuco no cálculo dos parâmetros da curva de Weibull, a fim de que ela represente satisfatoriamente um histograma de dados de velocidade reais para a cidade de Petrolina. Isso foi realizado por meio de testes estatísticos e comparações com métodos determinísticos, segundo a fundamentação descrita nesta seção.

3 METODOLOGIA

3.1 Materiais Utilizados

Para realizar o tratamento dos dados de vento, as aplicações dos métodos determinísticos, do heurístico e dos testes estatísticos, foram desenvolvidos algoritmos na linguagem de programação R. Para isso, foram utilizadas as fórmulas presentes em Chang (2011) e o algoritmo proposto por Yang e Deb (2009) como base.

A linguagem R foi empregada por ser uma linguagem livre de programação, cuja aplicação consiste geralmente na resolução de problemas estatísticos e gráficos, segundo dados do R-Project (2018). Para a escrita dos algoritmos, foi utilizado o software RStudio, que é o ambiente de desenvolvimento integrado da linguagem R, e um computador com um processador Intel Core i7 de 1.8 GHz e memória RAM de 8 GB.

3.2 Dados de Velocidade do Vento

Os dados de velocidade do vento utilizados nesse projeto foram obtidos a partir da plataforma do Sistema de Organização Nacional de Dados Ambientais (SONDA) operada pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) (2017), que possui estações solarimétricas e anemométricas em várias cidades do Brasil e disponibiliza os dados online e em livre acesso. Essa base de dados tem como objetivo aperfeiçoar a disponibilidade de dados meteorológicos e impulsionar a pesquisa em energias renováveis, principalmente solar e eólica.

O SONDA dispõe de estações anemométricas nas cidades de São Martinho da Serra, Ourinhos, Brasília, Petrolina, Triunfo, Belo Jardim e São João do Cariri. Os dados são obtidos em intervalos de 10 em 10 minutos nas alturas de 25 e 50 metros. Cada estação mede a velocidade do vento, a temperatura e a direção do vento, todos a 25 e 50 metros de altura. Para esse trabalho, foram usados somente os dados obtidos a 50 metros de altura, pois os ventos de alturas mais elevadas são mais uniformes, devido à ausência de rugosidades (BURTON *et al.*, 2011).

A fim de assegurar sua credibilidade, a plataforma garante que todos os dados passam por um processo de validação, tal que cada arquivo de dados possui um arquivo anexo que mostra defeitos nas medições, mas sem alterar os dados brutos.

3.2.1 Localização da Estação Anemométrica

O local escolhido para análise foi a cidade de Petrolina, no estado de Pernambuco, a fim de avaliar a efetividade do uso da Busca Cuco para encontrar parâmetros da curva de Weibull que expressem bem o vento dessa região. Essa cidade possui uma latitude de $09^{\circ} 04'08''$ S, uma longitude de $40^{\circ} 19'11''$ O, uma altitude de 387 metros e se encontra no interior do estado, área com maior potencial eólico. A Figura 6 mostra uma visão espacial da estação anemométrica de Petrolina e a Figura 7 apresenta a torre anemométrica de medição dessa estação:

Figura 6 – Imagem de satélite da estação anemométrica de Petrolina



Fonte: Google Earth (2018).

Figura 7 – Torre anemométrica da estação de Petrolina

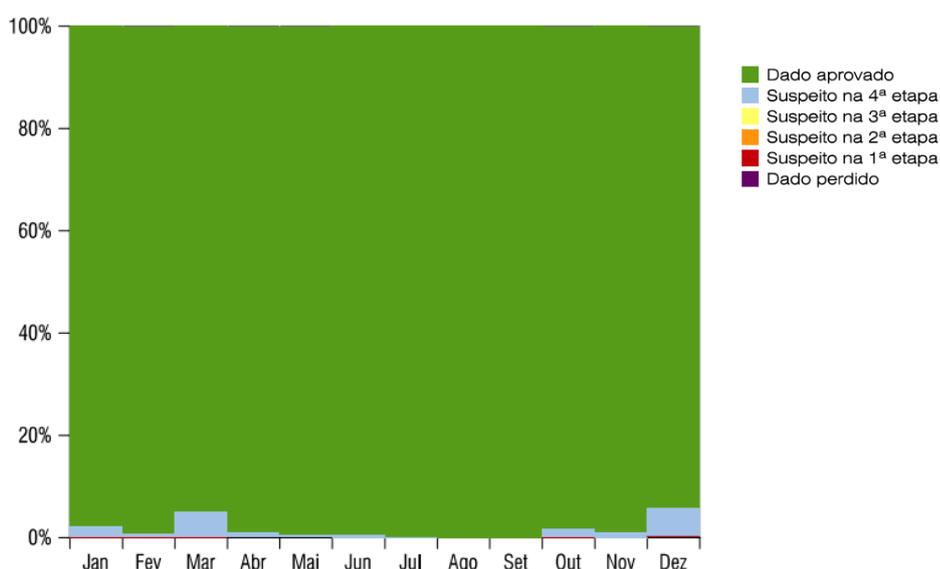


Fonte: INPE (2018).

O INPE disponibiliza na plataforma SONDA dados anemométricos e solarimétricos desse município e a estação anemométrica dessa localização apresenta uma boa quantidade de dados acessíveis, além de medições recentes em comparação com as outras estações disponíveis. De acordo com Burton *et al.* (2011), medições de vento por um período de um ano representam bem a distribuição de Weibull e, portanto, para esse trabalho, foram utilizados dados referentes ao ano de 2010, de janeiro a dezembro, por serem os dados mais atuais da plataforma a formarem um ano completo.

O Gráfico 4 mostra o resultado da validação dos dados de velocidade do vento a 50 metros da cidade de Petrolina para 2010:

Gráfico 4 – Validação dos dados de vento a 50 m de altura



Fonte: Adaptado de INPE (2018).

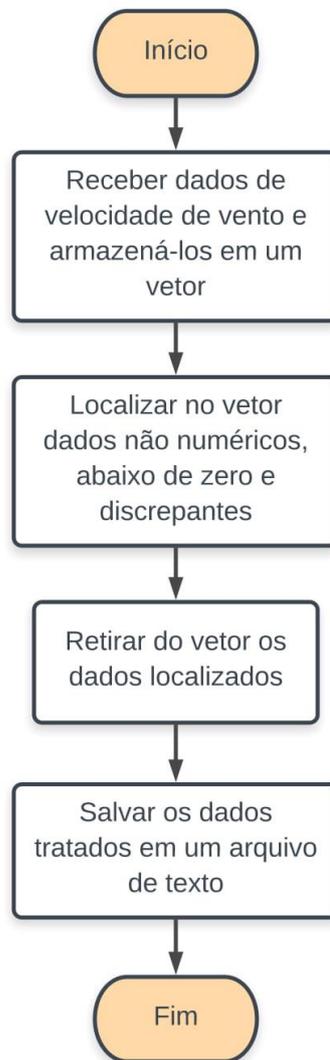
A partir do Gráfico 4, pode-se perceber que a quantidade de dados suspeitos é muito pequena, possuindo menos de 10% de erros nas medições para cada mês e no total de dados, o que está de acordo com as especificações da Empresa de Pesquisa Energética (2017).

3.3 Tratamento dos Dados de Velocidade do Vento

A fim de retirar dados suspeitos, os dados de velocidade de vento utilizados passaram por um processo de tratamento, no qual foi utilizado um programa na linguagem R que remove dados não numéricos, como NA (*Not Available*) e NaN (*Not a Number*), e valores negativos ou muito grandes, considerados improváveis para medir tal grandeza.

Para isso, todos os dados medidos de velocidade de vento para o ano de 2010 na altura de 50 metros foram colocados em um documento intitulado “Petrolina-PE.txt” em uma só coluna e os dados tratados foram armazenados no arquivo “Petrolina-PE-Tratado.txt” para serem usados com os métodos determinísticos e heurístico propostos. O passo a passo do programa de tratamento está apresentado na Figura 8.

Figura 8 – Sequência de etapas do algoritmo de tratamento



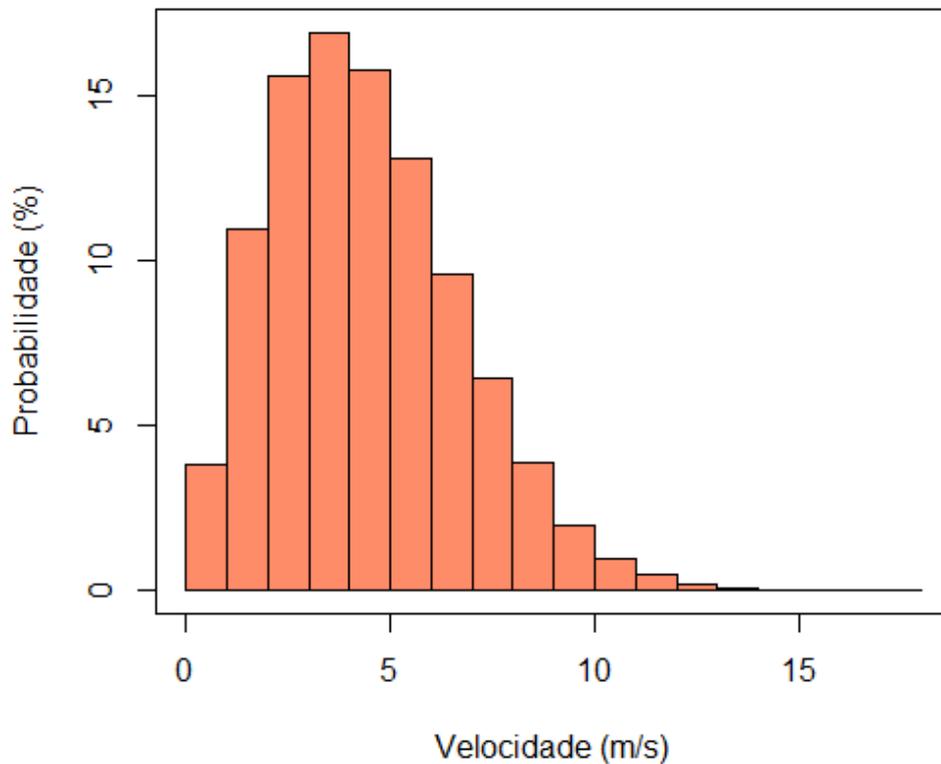
Fonte: Elaborado pela autora.

Ao final do algoritmo, foi construído um histograma utilizando a função *hist* disponível na biblioteca padrão do R a fim de visualizar melhor a distribuição dos dados. O histograma foi armazenado na variável “histograma” e utilizou como *inputs* o vetor dos dados tratados e um vetor indicando o ponto de parada dos intervalos.

Desse modo, os dados de velocidade do vento foram divididos em intervalos de 1 m/s , tal que cada elemento deve ser maior que o valor inferior do intervalo e menor ou igual ao valor superior, com exceção do primeiro intervalo, cujos elementos devem ser maiores ou iguais ao valor inferior e menores ou iguais ao valor superior. A própria função *hist* já calcula a densidade de probabilidade de ocorrência de cada intervalo e a armazena em *histograma\$density*. Por fim, foram calculados a velocidade média e o desvio padrão pelas Equações 5 e 6, respectivamente.

Assim, um gráfico similar ao Gráfico 5 foi gerado de acordo com a probabilidade de acontecimento de cada trecho:

Gráfico 5 – Exemplo de histograma de dados de velocidade



Fonte: Elaborado pela autora.

3.4 Estimativa dos Parâmetros de Weibull

Os parâmetros de Weibull foram estimados para a cidade de Petrolina a partir dos métodos determinísticos e do método heurístico ilustrado anteriormente. Os valores de k e c para cada método foram armazenados em uma matriz para posteriores comparações entre os procedimentos propostos. Além disso, as curvas de Weibull obtidas a partir do k e c

calculados foram sobrepostas ao histograma das velocidades experimentais, a fim de avaliar visualmente a semelhança entre eles.

3.4.1 Aplicação dos Métodos Determinísticos

Foram aplicados os métodos presentes em Chang (2011) para a otimização de curvas de Weibull. Os procedimentos são o Método Empírico, o Método da Energia Padrão, o Método Gráfico, o Método do Momento, o Método da Máxima Verossimilhança e o Método da Máxima Verossimilhança Modificado.

A execução desses métodos está exposta na Seção 2.5 e os algoritmos citados nela estão descritos nos fluxogramas presentes no Apêndice A. Todos os algoritmos têm como entrada o histograma construído pela função de tratamento e os próprios dados tratados de velocidade. Com essas informações, pode-se calcular as variáveis necessárias para a continuidade de cada método.

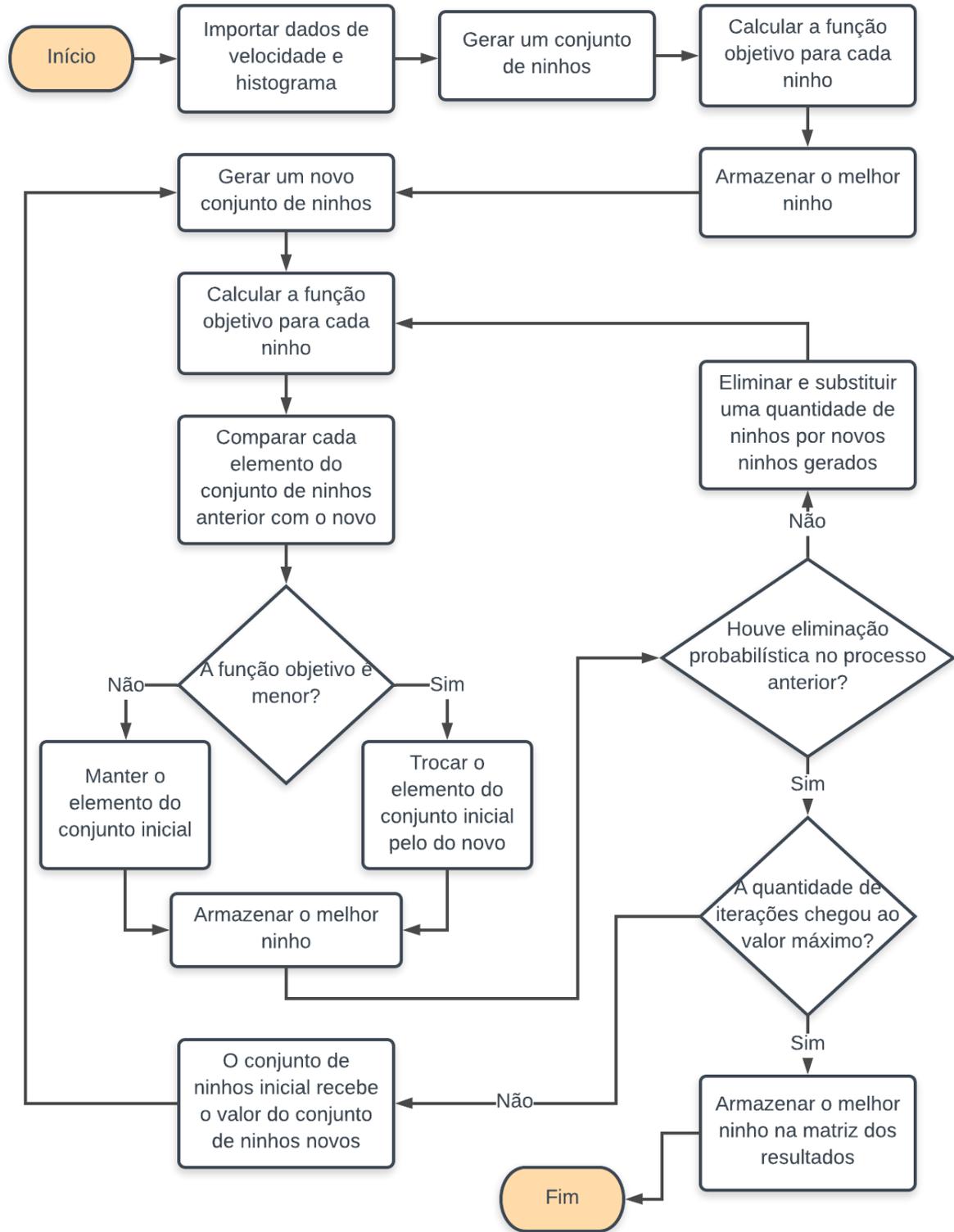
O critério de parada utilizado nos Métodos do Momento, da Máxima Verossimilhança e da Máxima Verossimilhança Modificado foi que o erro relativo deveria ser menor que 10^{-5} , com a finalidade de ser bem próximo do valor necessário. Com exceção do Método Gráfico, nos outros procedimentos o parâmetro k deve ser calculado antes do parâmetro c , pois o segundo depende do primeiro para ser obtido.

Todos os valores finais são armazenados em uma matriz, tal que a primeira e a segunda coluna representam, respectivamente, os parâmetros k e c . Cada linha da matriz corresponde a um método utilizado, seguindo a ordem apresentada na Seção 2.5.

3.4.2 Aplicação da Busca Cuco

A Busca Cuco foi utilizada para calcular os parâmetros da curva de Weibull e seus resultados foram comparados com os valores obtidos pelos métodos determinísticos, a fim de avaliar o método que possui melhor aplicação para Petrolina. O algoritmo proposto por Yang e Deb (2009) foi adaptado com a finalidade de empregá-lo para dados de velocidade de vento. Os procedimentos executados estão ilustrados no fluxograma da Figura 9.

Figura 9 – Sequência de etapas do algoritmo da Busca Cuco



Fonte: Elaborado pela autora.

Para esse processo, foi definido o número total de iterações como 1000, a probabilidade de eliminação de ninhos como 0,25 e o número de ninhos como 25 segundo sugestão presente em Yang e Deb (2009). A função objetivo utilizada foi o Teste do Qui-

quadrado, expresso na subseção 2.8.4. Esse teste é aplicado entre as densidades de probabilidade dos dados medidos e calculados e seu propósito é minimizar o valor obtido a fim de alcançar resultados semelhantes aos reais.

O algoritmo foi executado por 10 vezes consecutivas, por ser um valor comum utilizado na literatura para validação de algoritmos. O melhor ninho final é a média dos ninhos ótimos obtidos em cada repetição do processo e, portanto, representa o conjunto de parâmetros que simboliza o histograma da forma mais satisfatória possível.

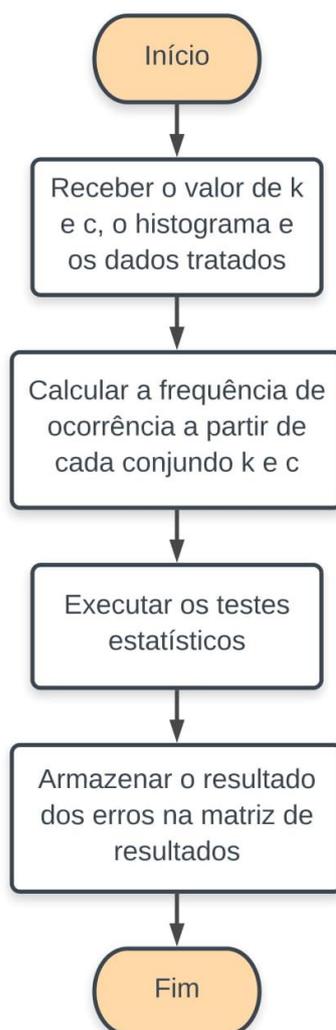
3.5 Aplicação dos Testes Estatísticos e do Erro de Densidade de Potência

Para cada resultado obtido, foram aplicados os testes estatísticos $RMSE$, R^2 e MAE mostrados na Seção 2.8 e utilizados em Chang (2011), Azevedo (2015) e Barbosa (2015) para problemas de otimização de curvas de Weibull, a fim de compará-los com os dados reais e avaliar qual se aproxima melhor deles. Também foi utilizado o EDP , apresentado na Seção 2.9, com a finalidade de julgar o ajuste energético de cada método. Essa verificação ocorreu entre as densidades de probabilidade de ocorrência de cada intervalo de velocidade para testes do $RMSE$, R^2 e MAE e entre as densidades de potência média para o EDP .

Para os três primeiros testes, para cada conjunto de k e c alcançado, foi calculada a densidade de probabilidade a partir da função $dweibull$ presente no R, que recebe os pontos médios de cada intervalo, o valor de k e o valor de c e retorna a frequência de ocorrência dos intervalos. A densidade de probabilidade dos dados reais está armazenada na variável `histograma$density` obtida anteriormente.

Após aplicar os testes, os erros calculados foram armazenados na mesma matriz dos resultados, sendo as soluções do $RMSE$, do R^2 e do MAE acomodadas, respectivamente, na terceira, quarta e quinta colunas. Os erros foram guardados na linha correspondente ao método que os originou, para posterior avaliação. A execução dos testes se deu a partir de um programa em R que segue o fluxograma da Figura 10.

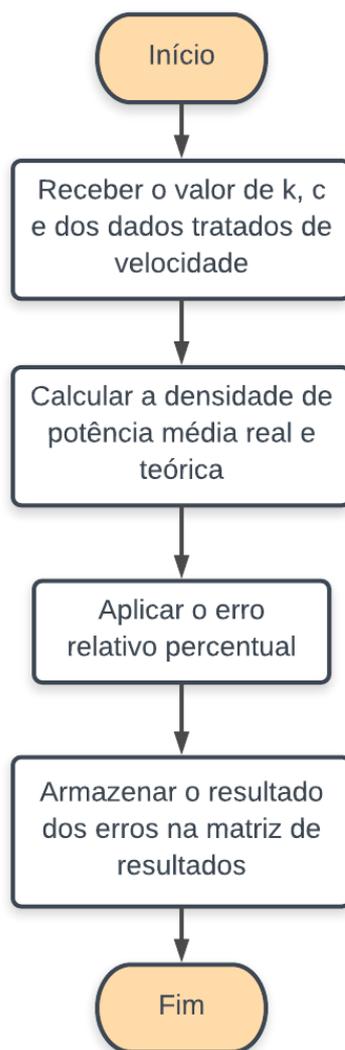
Figura 10 – Sequência de etapas do algoritmo dos testes estatísticos



Fonte: Elaborado pela autora.

Já para o *EDP*, a partir de cada conjunto de k e c obtido e dos dados reais de velocidade, foram calculadas as densidades de potência médias medida e teórica e foi aplicado o erro relativo percentual entre elas. Após execução do teste, os erros foram armazenados na última coluna da matriz de resultados obtida anteriormente, sendo cada erro alocado na linha que corresponde ao método utilizado para calcular os dados hipotéticos. A execução do erro de densidade de potência se deu a partir de um programa escrito na linguagem R que segue o fluxograma da Figura 11.

Figura 11 – Sequência de etapas do algoritmo do Erro de Densidade de Potência



Fonte: Elaborado pela autora.

A matriz de resultados, com os valores de k , c e os erros de cada método, foi alojada em um documento de texto para ser transformada em uma tabela e permitir a visualização dos valores.

3.6 Construção dos Gráficos

A partir da tabela criada e dos dados reais tratados de velocidade de vento, foram construídos gráficos com a finalidade de avaliar visualmente o ajuste das curvas calculadas com o histograma de velocidades experimentais.

Assim, para cada método, foi plotado o histograma e, sobre ele, foi produzida a curva de Weibull a partir dos parâmetros obtidos pelos procedimentos utilizando a função

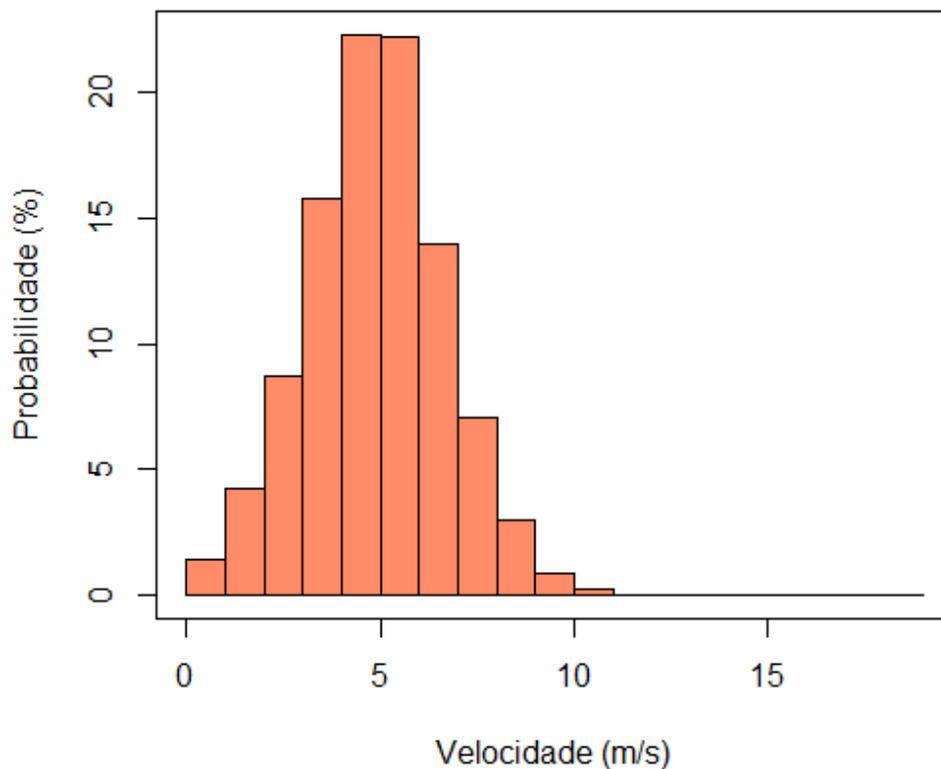
curve. Essa função recebe um vetor de densidades de probabilidade, calculado pela função *dweibull*, que recebe o k e o c desejados. Então, as densidades foram distribuídas ao longo do eixo das velocidades, criando a curva de Weibull. Foi construído um gráfico para cada método, bem como um gráfico de todos os métodos juntos para comparação.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Histograma dos Dados

Após o tratamento dos dados e aplicação da função *hist* em um programa na linguagem R, foi obtido um gráfico do histograma dos dados reais para a cidade de Petrolina. Nele é apresentada a porcentagem de ocorrência de cada intervalo de velocidade para comparação visual com as curvas de Weibull criadas por meio dos parâmetros k e c obtidos de cada método apresentado. O histograma para a velocidade do vento a 50 metros de altura para a cidade de Petrolina está exposto no Gráfico 6:

Gráfico 6 – Histograma dos dados tratados de velocidade do vento para Petrolina



Fonte: Elaborado pela autora.

A partir do histograma, tem-se que os dados de velocidade variam entre 0 m/s e 19 m/s , a velocidade média é de 4,95 m/s e o desvio padrão é de 1,77 m/s . Pode-se perceber que o aspecto desse histograma pode ser bem definido por uma distribuição de Weibull, pois possui a maior parte dos dados próxima do valor médio, que é aproximadamente 5 m/s , e pouca dispersão dos elementos em relação a esse valor.

4.2 Resultados dos Métodos Determinísticos

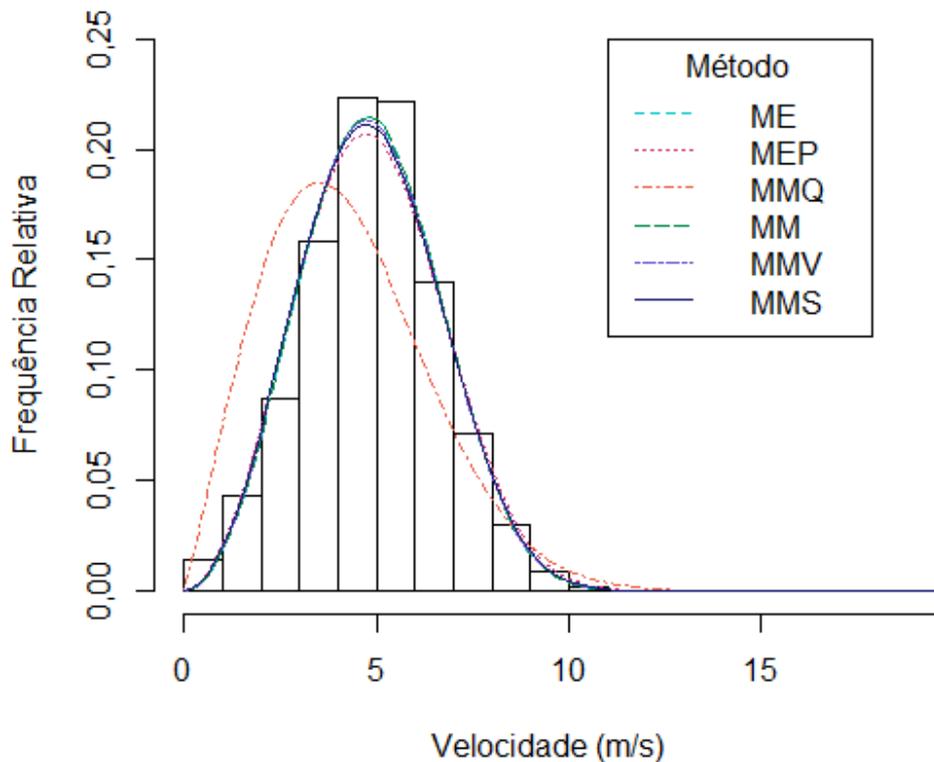
Depois da execução dos algoritmos dos métodos determinísticos escolhidos, os valores dos parâmetros obtidos foram apresentados na Tabela 1, sendo arredondados para cinco casas decimais. As curvas de Weibull criadas a partir de cada conjunto foram expostas no Gráfico 7, juntamente com o histograma de velocidades reais com base na frequência relativa dos intervalos de velocidade. Os gráficos de cada método separadamente podem ser encontrados no Apêndice B.

Tabela 1 – Parâmetros da curva de Weibull obtidos pelos métodos determinísticos

| Método | k | c [m/s] |
|--------|---------|-----------|
| ME | 2,99974 | 5,46809 |
| MEP | 2,87776 | 5,47771 |
| MMQ | 2,09553 | 4,79347 |
| MM | 2,99789 | 5,46824 |
| MMV | 2,95974 | 5,45450 |
| MMS | 2,93396 | 5,45669 |

Fonte: Elaborado pela autora.

Gráfico 7 – Curvas de Weibull obtidas pelos métodos determinísticos



Fonte: Elaborado pela autora.

A partir dos dados apresentados na Tabela 1 e do Gráfico 7, pode-se perceber que a maioria dos métodos, com exceção do Método Gráfico, resultou em um conjunto de parâmetros que representa bem o formato do histograma. O Método Gráfico obteve um valor médio de, aproximadamente, $3,5 \text{ m/s}$, enquanto os outros métodos tiveram um valor médio de 5 m/s aproximadamente, similar ao do histograma de dados reais.

O Método Gráfico apresentou um resultado discrepante dos demais e da aparência do histograma, com um valor médio menor e uma dispersão maior dos dados. Desse modo, pode-se concluir que o MMQ, da forma como foi parametrizado, não representa satisfatoriamente o regime de ventos da cidade de Petrolina, sendo desaconselhado para uso nessa região. Já os demais métodos se mostraram adequados para a caracterização dos recursos eólicos.

4.3 Resultados da Busca Cuco

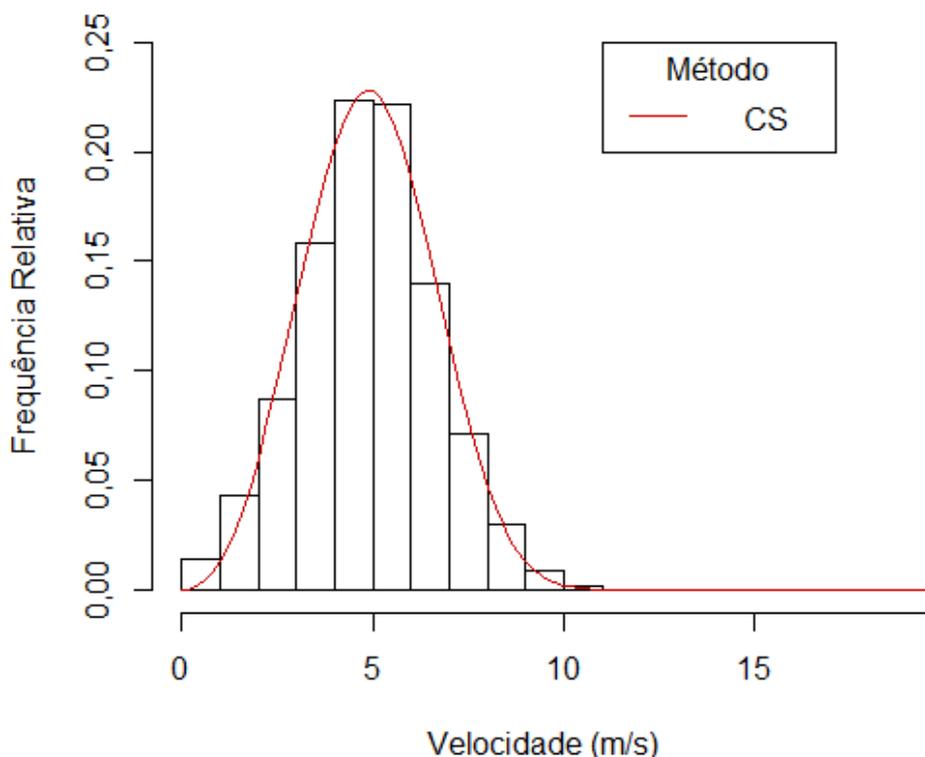
A partir do algoritmo utilizado para a Busca Cuco, o resultado do conjunto de parâmetros pode ser observado na Tabela 2, sendo os valores arredondados para cinco casas decimais. A curva de Weibull construída a partir do k e c atingidos por esse procedimento sobre o histograma de dados reais de velocidades pode ser vista no Gráfico 8 de acordo com a frequência relativa de ocorrência de cada intervalo.

Tabela 2 – Parâmetros obtidos pela Busca Cuco com 1000 iterações

| Método | k | c [m/s] |
|---------------|-----------------------|-------------------------------------------------|
| CS | 3,22243 | 5,49462 |

Fonte: Elaborado pela autora.

Gráfico 8 – Curva de Weibull obtida pela Busca Cuco com 1000 iterações



Fonte: Elaborado pela autora.

A partir dos dados expostos na Tabela 2 e do Gráfico 8, pode-se constatar visualmente que o formato da curva representa de modo adequado a aparência do histograma, salientando que a Busca Cuco, com a função objetivo utilizada, pode ser empregada para caracterizar o vento da cidade de Petrolina. A curva obteve um valor médio de, aproximadamente, 5 m/s , medida similar ao do histograma e próxima do resultado alcançado do parâmetro c .

O tempo de processamento desse método, para uma aplicação, foi de $15,73 \text{ s}$, consideravelmente maior que o dos métodos determinísticos, cujos períodos permaneceram entre $0,01$ e $6,50 \text{ s}$, mas ainda assim é relativamente curto e aplicável. Notou-se a partir da execução do processo que, utilizando 1000 iterações, os resultados obtidos eram iguais até a sétima casa decimal para todas as 10 repetições do método. Como apresentaram diferenças muito pequenas entre eles, os valores podem ser considerados aproximadamente iguais.

Segundo testes com várias medidas para o número de iterações de 50 em 50 unidades, obteve-se que a partir de 100 iterações os erros relativos entre as repetições são da ordem de 10^{-5} , uma diferença pequena e aceitável para esse estudo. Portanto, ao usar esse valor, o tempo de processamento do algoritmo se torna de $2,22 \text{ s}$, diminuindo-o

consideravelmente. Assim, constata-se que a Busca Cuco conquista um valor ótimo rapidamente, tornando o seu emprego favorável.

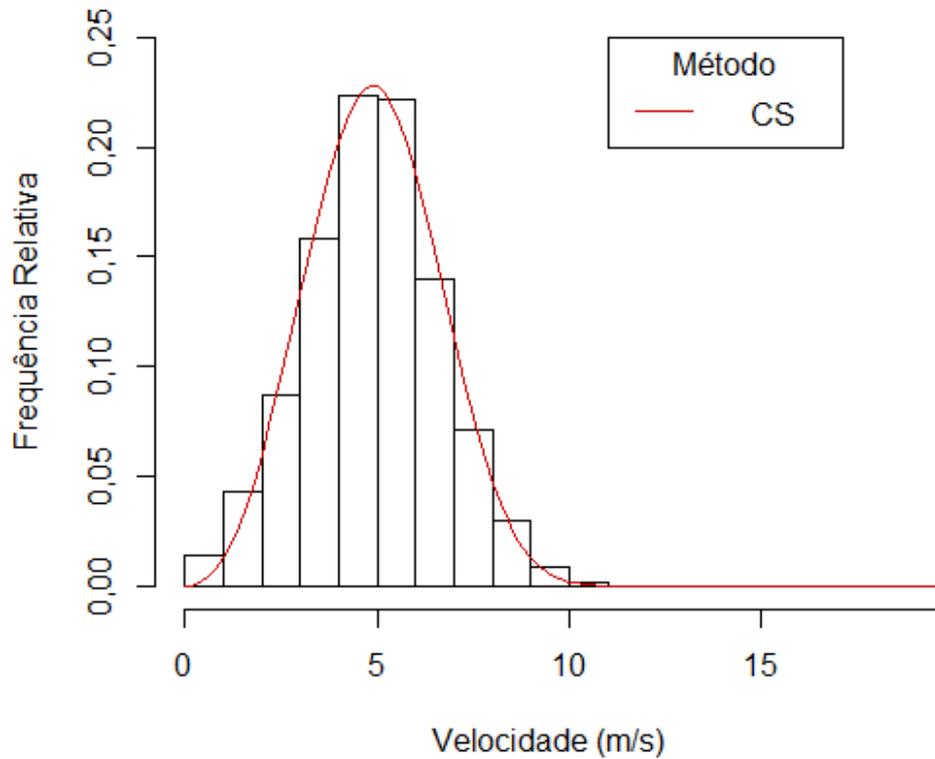
Desse modo, utilizando 100 iterações, após 10 repetições, o resultado do conjunto de c e k calculado é mostrado na Tabela 3 e a curva obtida pela média dos parâmetros é apresentada pelo Gráfico 9. Como as soluções foram bem parecidas para 1000 e 100 iterações, de acordo com o período de execução do método, é mais interessante utilizar um menor número de iterações, devido ao menor tempo de processamento.

Tabela 3 – Parâmetros obtidos pela Busca Cuco com 100 iterações

| Repetição | k | c [m/s] |
|------------------|-----------------------|-----------------------------|
| 1 | 3,22245 | 5,49454 |
| 2 | 3,22251 | 5,49456 |
| 3 | 3,22225 | 5,49471 |
| 4 | 3,22233 | 5,49463 |
| 5 | 3,22256 | 5,49455 |
| 6 | 3,22250 | 5,49465 |
| 7 | 3,22225 | 5,49461 |
| 8 | 3,22249 | 5,49463 |
| 9 | 3,22248 | 5,49463 |
| 10 | 3,22211 | 5,49467 |
| Média | 3,22239 | 5,49462 |

Fonte: Elaborado pela autora.

Gráfico 9 – Curva de Weibull obtida pela Busca Cuco com 100 iterações



Fonte: Elaborado pela autora.

4.4 Resultados dos Testes Estatísticos e do Erro de Densidade de Potência

Como mostrado nas Tabelas 1 e 3 e nos Gráficos 7 e 9, os resultados dos métodos, com exceção do Método Gráfico, foram bastante similares. Portanto, é necessário realizar testes estatísticos para compará-los efetivamente. Além disso, é importante avaliar o potencial energético consequente do conjunto de parâmetros para constatar se essa variável também está sendo bem representada.

Os erros obtidos em cada procedimento dos testes estatísticos $RMSE$, R^2 e MAE e no Erro de Densidade de Potência (EDP) estão expostos na Tabela 4.

Tabela 4 – Resultados dos testes estatísticos e do EDP

| Método | <i>k</i> | <i>c</i> [m/s] | <i>RMSE</i> | <i>R</i>² | <i>MAE</i> | <i>EDP</i> [%] |
|---------------|-----------------|-----------------------|--------------------|-----------------------------|-------------------|-----------------------|
| ME | 2,99974 | 5,46809 | 0,008084 | 0,98836 | 0,004702 | - 0,18512 |
| MEP | 2,87776 | 5,47771 | 0,010271 | 0,98122 | 0,005811 | - 2,59486 |
| MMQ | 2,09553 | 4,79347 | 0,036583 | 0,76173 | 0,021778 | 14,39724 |
| MM | 2,99789 | 5,46824 | 0,008113 | 0,98828 | 0,004712 | - 0,21952 |
| MMV | 2,95974 | 5,45450 | 0,008810 | 0,98618 | 0,004854 | - 0,01550 |
| MMS | 2,93396 | 5,45669 | 0,009258 | 0,98474 | 0,005085 | - 0,52448 |
| CS | 3,22239 | 5,49462 | 0,006052 | 0,99348 | 0,003979 | 1,12239 |

Fonte: Elaborado pela autora.

Com relação aos testes estatísticos, com exceção do Método Gráfico, todos os métodos obtiveram resultados desejáveis, pois os valores do *RMSE* e do *MAE* foram próximos de 0 e os do *R*² foram perto de 1. A Busca Cuco apresentou um *RMSE* de 0,006052, *R*² de 0,99348 e *MAE* de 0,003979, soluções consideravelmente mais próximas das almejadas em comparação com os outros métodos. Portanto, a respeito dos erros testados, o procedimento mais interessante é o CS, seguido pelo ME, MM, MMV, MMS, MEP e, por último, o MMQ.

Utilizando as fórmulas apresentadas na Seção 2.9, os dados reais apresentaram uma densidade de potência de aproximadamente $105,5 \text{ W/m}^2$ para a região estudada. De acordo com o Erro de Densidade de Potência, o Método Gráfico também apresentou resultados indesejáveis, com um valor energético aproximadamente 14% maior que o real. O MMV foi o método que apresentou o melhor ajuste energético, sendo aproximadamente 0,016% menor que o real. Assim, para essa análise, o melhor método é o MMV, seguido do ME, MM, MMS, CS, MEP e, por último, o MMQ.

Mesmo que a Busca Cuco seja um dos piores métodos para o cálculo do *EDP* com a função objetivo utilizada, em comparação com os métodos determinísticos estudados, o erro ainda é pequeno, sendo aproximadamente 1,12% maior que o real, uma diferença de mais ou menos $1,18 \text{ W}$. Dessa forma, como apresentou os melhores resultados para os testes estatísticos e uma diferença pequena para o *EDP*, a Busca Cuco é o procedimento mais recomendado para a região de Petrolina.

De acordo com NREL (2016), para projetos de energia eólica deve-se considerar as perdas energéticas e dimensionar o parque pela medida mais real possível de geração de energia. Como turbinas eólicas possuem custos bastante elevados, um cálculo de energia superior ao real pode aumentar substancialmente o valor de um parque, além elevar a

necessidade de manutenção e os períodos nos quais há geradores operando abaixo do valor nominal.

Portanto, em projetos energéticos nos quais se deseja uma medição de energia a mais próxima possível da real, o uso do Método da Máxima Verossimilhança é recomendado para modelar o regime de ventos de Petrolina, pois apresenta o melhor ajuste energético para essa região. De qualquer modo, todos os métodos, com exceção do MMQ, representam de forma satisfatória as características do vento da cidade de Petrolina.

5 CONCLUSÃO

Neste trabalho foi construído um histograma de frequência de ocorrência de velocidades do vento para a cidade de Petrolina – PE. Os dados reais utilizados foram obtidos da plataforma SONDA e separados em intervalos de 1 em 1 m/s. A velocidade média e o desvio padrão calculados foram de 4,95 m/s e 1,77 m/s respectivamente. O histograma pode ser bem representado por uma distribuição de Weibull, pois possui a maior parte dos dados perto do valor médio.

Foram implementados os algoritmos de seis métodos determinísticos largamente empregados na literatura, sendo eles o ME, MEP, MMQ, MM, MMV e MMS. Os conjuntos de parâmetros encontrados por meio de cada método citado foram expressos na Tabela 1. A partir dos gráficos obtidos, constatou-se que o MMQ não retrata de forma satisfatória o histograma de velocidades reais, estando sua curva muito distante das demais. Os outros métodos apresentaram curvas equivalentes entre si, além de conjuntos de parâmetros com valores próximos.

A partir da aplicação do algoritmo da Busca Cuco, atingiu-se um fator de forma (k) de 3,22239 e um fator de escala (c) de 5,49462 m/s, valores adequados com o esperado, pois o c está próximo do valor médio do histograma e o k abrange bem a dispersão das frequências. Notou-se que o CS obtém valores ótimos rapidamente, sendo aceitável utilizar uma quantidade de 100 iterações, que mostrou discordâncias entre os resultados apenas na quarta casa decimal. O gráfico da curva de Weibull gerada por esses parâmetros também não foi muito distante visualmente do histograma de velocidades reais.

Com base na solução dos testes estatísticos, a Busca Cuco apresentou um $RMSE$ de 0,006052, R^2 de 0,99348 e MAE de 0,003979, valores aprovados para essas análises. Conforme esses testes, todos os métodos, com exceção do MMQ, podem ser utilizados para caracterizar o vento de Petrolina, sendo o melhor o CS.

De acordo com o EDP , o CS apresentou um erro de aproximadamente 1,12% acima do valor real, que é um resultado pequeno e plausível para a medida de energia. Para projetos eólicos nos quais se deseja um melhor ajuste energético dos dados de velocidade de vento, a utilização do MMV é sugerida, por oferecer uma medição de energia mais semelhante à real.

Para trabalhos futuros, sugere-se:

- Aplicar a Busca Cuco para outras localidades para comprovar a efetividade do seu emprego;
- Comparar o CS com outros métodos heurísticos para avaliar sua praticabilidade frente a eles;
- Testar diferentes funções objetivo para a aplicação da Busca Cuco, mudança que pode acarretar em parâmetros diferentes aos obtidos e diminuir o erro de densidade de potência.

REFERÊNCIAS

- AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA (ANEEL). **Atlas de Energia Elétrica do Brasil**. 2008. Disponível em: <<http://www2.aneel.gov.br/arquivos/PDF/atlas3ed.pdf>>. Acesso em: 2 jan. 2018.
- AKDAG, S. A.; DINLER, A. A new method to estimate Weibull parameters for wind energy applications. **Energy Conversion and Management**, v. 50, n. 7, p. 1761-1766, 2009.
- ALMEIDA, G. M. P. **Estudo do Recurso Eólico: Previsão e Dimensionamento de um Parque Eólico de Média Potência**. 2017. 90 f. Dissertação (Mestrado Integrado em Engenharia Eletrotécnica e de Computadores) – Faculdade de Engenharia, Universidade do Porto, Porto.
- ANDREWS, L. C. **Special Functions of Mathematics for Engineers**. 2. ed. Nova Iorque: Mcgraw-Hill, 1992. 479 p.
- ANTON, H.; RORRES, C. **Elementary Linear Algebra: Applications Version**. 10. ed. Chichester: John Wiley & Sons, 2010. 1276 p.
- ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE ENERGIA EÓLICA (ABEÉOLICA). **Boletim Anual de Geração Eólica 2017**. 2017. Disponível em: <<http://www.abeeolica.org.br/wp-content/uploads/2018/04/Boletim-Anual-de-Geracao-2017.pdf>>. Acesso em: 7 mai. 2018.
- AZEVEDO, D. C. R. **Métodos Heurísticos Aplicados no Ajuste de Curvas de Weibull em Energia Eólica**. 2015. 127 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) - Centro de Tecnologia, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza.
- BARBOSA, H. P. **Utilização da Busca Harmônica no Ajuste da Curva de Weibull em Energia Eólica**. 2015. 69 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) - Centro de Tecnologia, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza.
- BLUM, C.; ROLI, A. Metaheuristics in combinatorial optimization. **ACM Computing Surveys**, v. 35, n. 3, p. 268-308, 2003.
- BUENO, F. **Métodos Heurísticos: Teoria e Implementações**. 2009. 42 f. Tutorial - Instituto Federal Santa Catarina, Araranguá.
- BURTON, T.; JENKINS, N.; SHARPE, D.; BOSSANYI, E. **Wind Energy Handbook**. Chichester: John Wiley & Sons, 2011. 742 p.
- CÂMARA DE COMERCIALIZAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA (CCEE). **Infomercado Mensal: geração eólica registra aumento de 25% em 2017**. 2017. Disponível em: <https://www.ccee.org.br/portal/faces/pages_publico/noticias-opinio/noticias/noticia leitura?contentid=CCEE_474232&_afLoop=601299373752129#!%40%40%3Fcontentid%3DCCEE_474232%26_afLoop%3D601299373752129%26_adf.ctrl-state%3Dv30ii0mtp_21>. Acesso em: 2 jan. 2018.

CARNEIRO, T. C.; CARVALHO, P. C. M. Caracterização de potencial eólico: estudo de caso para Maracanaú (CE), Petrolina (PE) e Parnaíba (PI). **Revista Brasileira de Energia Solar**, v. 6, n. 1, p. 1-10, 2015.

CHANG, T. P. Performance comparison of six numerical methods in estimating Weibull parameters for wind energy application. **Applied Energy**, v. 88, n. 1, p. 272-282, 2011.

CORMEN, T. H.; LEISERSON, C. E.; RIVEST, R. L.; STEIN, C. **Introduction to Algorithms**. 3. ed. Cambridge: The MIT Press, 2009. 1292 p.

CRESESB. **Atlas do Potencial Eólico Brasileiro**. 2001. Disponível em: <http://www.cresesb.cepel.br/publicacoes/download/atlas_eolico/Atlas%20do%20Potencial%20Eolico%20Brasileiro.pdf>. Acesso em: 8 jan 2018.

CRESESB. **Tutorial de Energia Eólica: O Recurso Eólico**. 2008. Disponível em: <http://www.cresesb.cepel.br/index.php?section=com_content&cid=211>. Acesso em: 8 jan. 2018.

EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA (EPE). **Expansão da Geração: Empreendimentos Eólicos: Instruções para Solicitação de Cadastramento e Habilitação Técnica com vistas à participação nos Leilões de Energia Elétrica**. 2017. Disponível em: <http://www.epe.gov.br/sites-pt/leiloes-de-energia/Documents/Instrucoes/EPE-DEE-017_2009_R14_2017_EOL.pdf>. Acesso em: 8 jan. 2018.

GLOBO. **Investimentos em energia renovável não avançam no Brasil**. 2017. Disponível em: <<https://g1.globo.com/economia/negocios/noticia/investimentos-em-energia-renovavel-nao-avancam-no-brasil.ghtml>>. Acesso em 2 jan. 2018.

GOOGLE. **Google Earth**. 2018. Disponível em: <<https://www.google.com/earth/>>. Acesso em: 4 fev. 2018.

HENNESSEY JR., J. P. Some Aspects of Wind Power Statistics. **Journal of Applied Meteorology**, Corvallis, v. 16, n. 2, p. 119-128, 1977.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS (INPE). **Sistema Nacional de Organização de Dados Ambientais (SONDA)**. 2017. Disponível em: <<http://sonda.ccst.inpe.br/index.html>>. Acesso em 16 jan. 2018.

JAMIL, M.; PARSA, S.; MAJIDI, M.. Wind power statistics and an evaluation of wind energy density. **Renewable Energy**, v. 6, n. 5-6, p. 623-628, 1995.

JUSTUS, C. G.; HARGRAVES, W. R.; MIKHAIL, A.; GRABER, D. Methods for Estimating Wind Speed Frequency Distributions. **Journal Of Applied Meteorology**, v. 17, n. 3, p. 350-353, 1978.

JUSTUS C. G.; MIKHAIL A. Height variation of wind speed and wind distribution statistics. **Geophysical Research Letters**, v. 3, n. 5, p. 261-264, 1976.

MAIA NETO, H. F. **Análise Comparativa da Eficiência de Sete Métodos Numéricos para Determinação dos Parâmetros da Curva de Weibull Utilizando Dados de Velocidade de Vento e de Potência Eólica**. 2012. 84 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) - Centro de Tecnologia, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza.

MANWELL, J. F.; MCGOWAN, J. G.; ROGERS, A. L. **Wind Energy Explained: Theory, Design and Application**. Chichester: John Wiley & Sons, 2002. 577 p.

NATIONAL RENEWABLE ENERGY LABORATORY (NREL). **Wind Plant Preconstruction Energy Estimates: Current Practice and Opportunities**. 2016. Disponível em: <<https://www.nrel.gov/docs/fy16osti/64735.pdf>>. Acesso em: 14 fev. 2018.

PANWAR, N. L.; KAUSHIK, S. C.; KOTHARI, S. Role of renewable energy sources in environmental protection: A review. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 15, n. 3, p. 1513-1524, 2011.

PERNAMBUCO. **Atlas Eólico e Solar de Pernambuco**. 2017. Disponível em: <<http://www.atlaseolicosolar.pe.gov.br/>>. Acesso em 7 mai. 2018.

R-PROJECT. **The R Project for Statistical Computing**. 2018. Disponível em: <<https://www.r-project.org/>>. Acesso em: 10 fev. 2018.

SCHEAFFER, R. L.; MULEKAR, M. S.; MCCLAVE, J. T. **Probability and Statistics for Engineers**. 5. ed. Boston: Brooks/Cole, 2011. 818 p.

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**, v. 85, n. 1, p. 75-84, 2000.

SIGOLO, J. B. Processos Eólicos a Ação dos Ventos. In: **Decifrando a Terra**. 2. ed. São Paulo: Universidade de São Paulo, 2003. Cap. 12.

SILVA, P. C.; GUEDES, V. G.; ARAÚJO, M. R. P.; HIRATA, M. H. Otimização dos Parâmetros da Distribuição de Weibull. **XV Congresso Brasileiro de Engenharia Mecânica (COBEM)**, Águas de Lindoia, 1999.

SIPSER, M. **Introduction to the Theory of Computation**. 2. ed. Boston: Thomson Course Technology, 2006. 431 p.

SPIEGEL, M. R. **Estatística**. 3. ed. São Paulo: Pearson, 2006. 643 p. Tradução de: Pedro Cosentino.

STONE, R. J. Improved statistical procedure for the evaluation of solar radiation estimation models. **Solar Energy**, v. 51, n. 4, p. 289-291, 1993.

STEVENS, M. J.; SMULDERS, P. T. The estimation of the parameters of the Weibull wind speed distribution for wind energy utilization purposes. **Wind Engineering**, v. 3, n. 2, p. 132-145, 1979.

UPTON, G.; COOK, I. **A Dictionary of Statistics**. 3. ed. Oxford: Oxford University Press, 2014. 488 p.

WALPOLE, R. E.; MYERS, R. H.; MYERS, S. L.; YE, K. **Probability & Statistics for Engineers & Scientists**. 9. ed. Boston: Prentice Hall, 2012. 791 p.

WILLMOTT, C. J.; MATSUURA, K. Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance. **Climate Research**, v. 30, p. 79-82, 2005.

YANG, X. **Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms**. 2. ed. Cambridge: Luniver Press, 2010. 115 p.

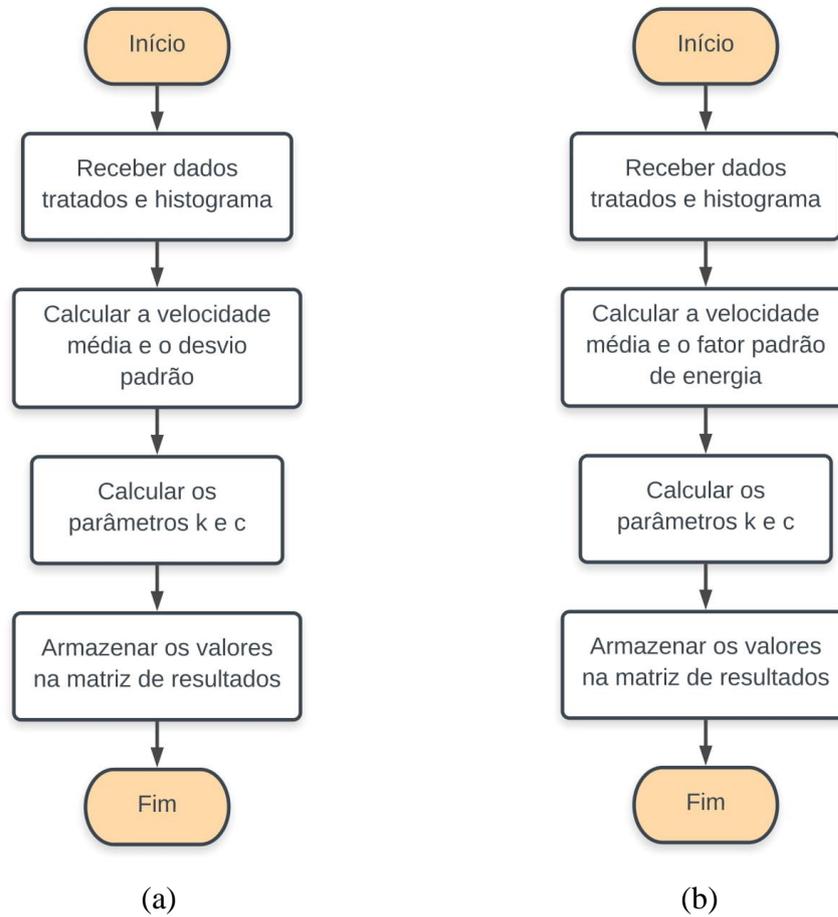
YANG, X.; DEB, S. Cuckoo Search: recent advances and applications. **Neural Computing And Applications**, v. 24, n. 1, p. 169-174, 2013.

YANG, X.; DEB, S. Cuckoo Search via Lévy flights. **2009 World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing**, p. 1-7, 2009.

YI, G. Y. **Statistical Analysis with Measurement Error or Misclassification: Strategy, Method and Application**. Nova Iorque: Springer, 2017. 479 p.

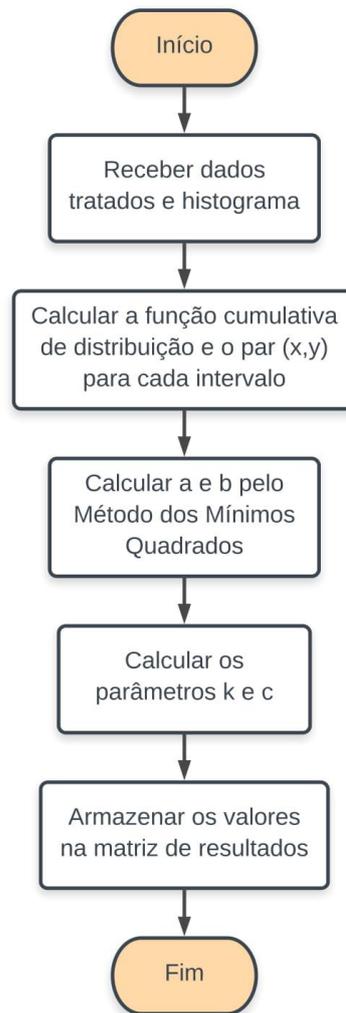
APÊNDICE A – FLUXOGRAMAS DOS MÉTODOS DETERMINÍSTICOS

Figura 12 – Sequência de etapas do (a) ME e (b) MEP



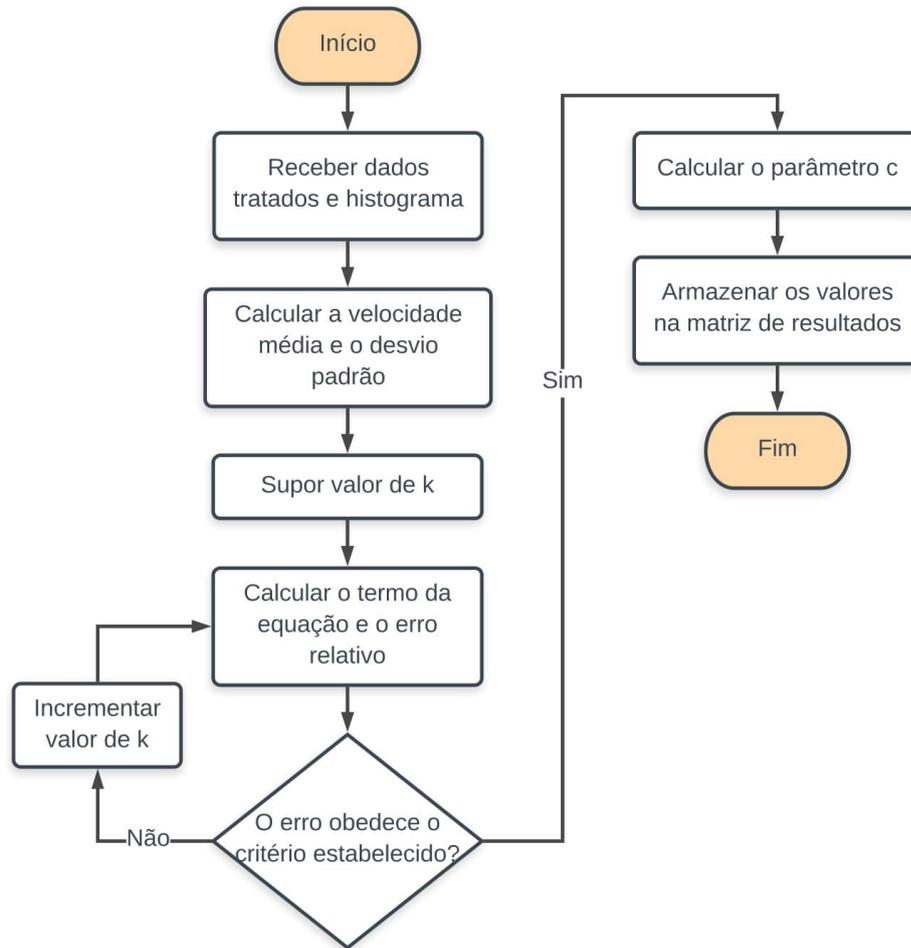
Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 13 – Sequência de etapas do MMQ



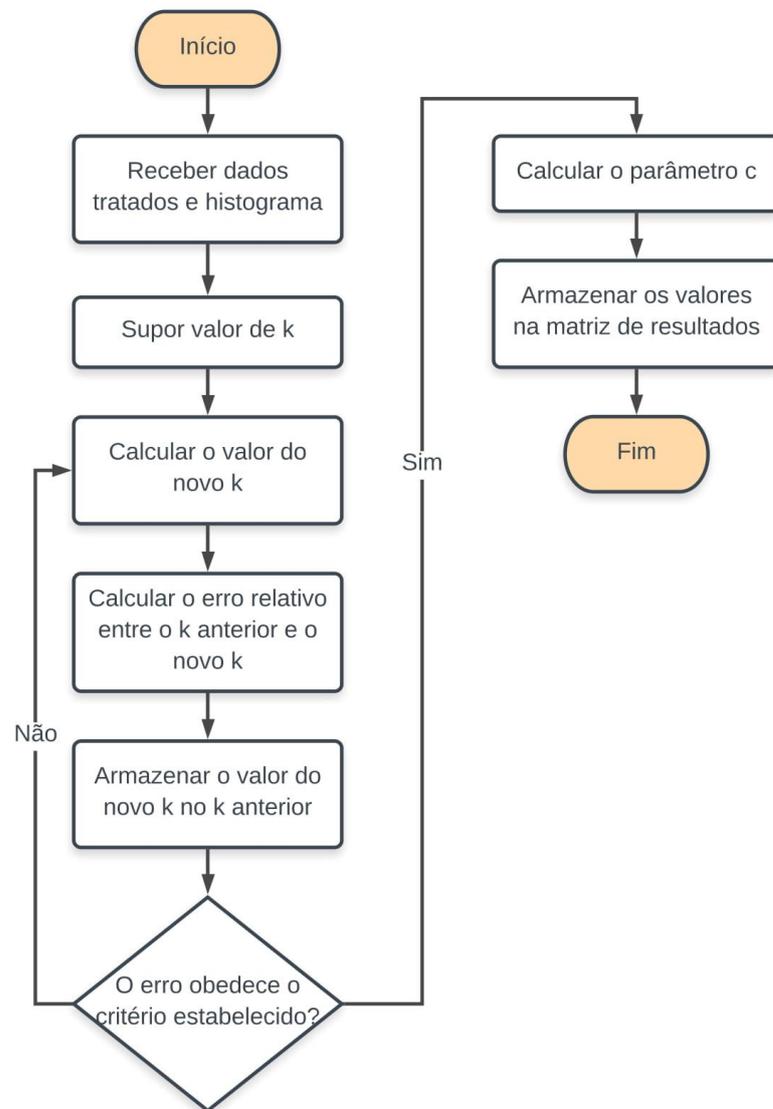
Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 14 – Sequência de etapas do MM



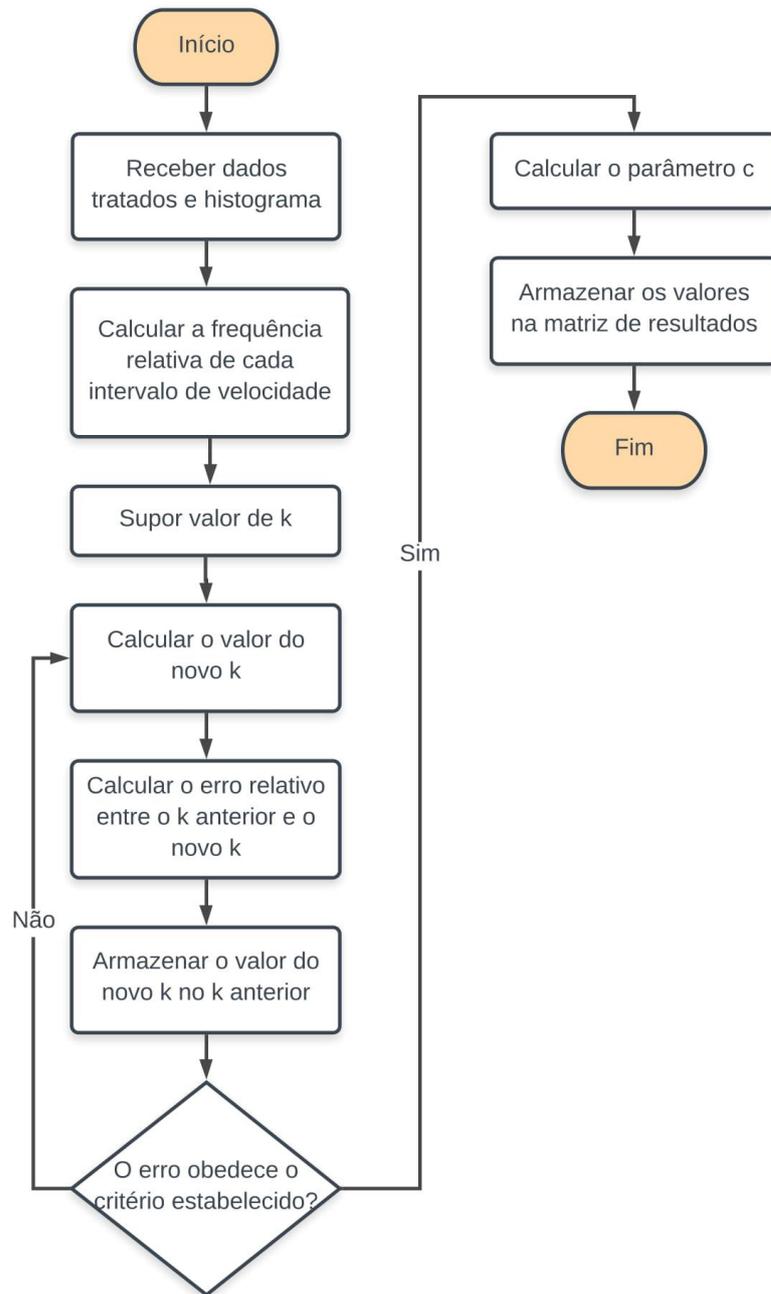
Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 15 – Sequência de etapas do MMV



Fonte: Elaborado pela autora.

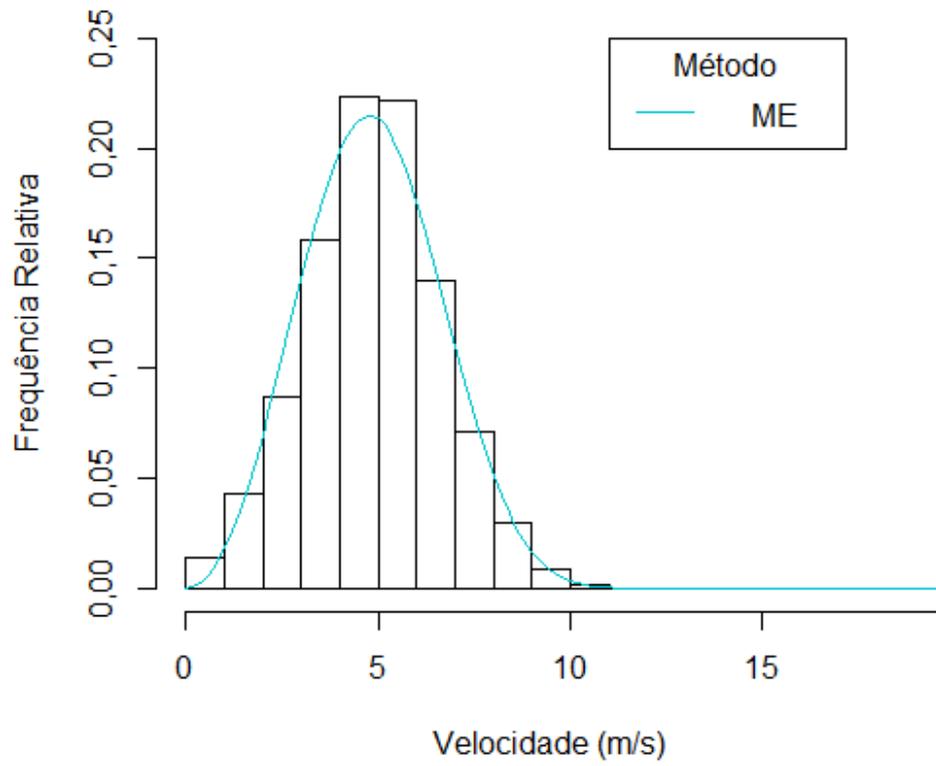
Figura 16 – Sequência de etapas do MMS



Fonte: Elaborado pela autora.

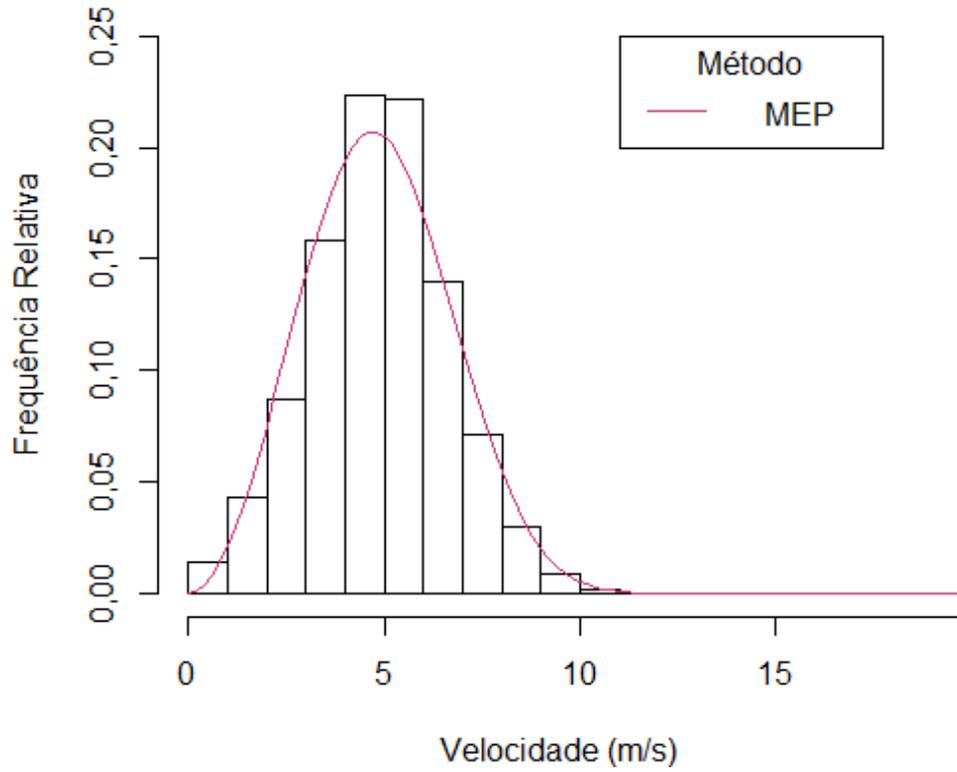
APÊNDICE B – GRÁFICOS DOS MÉTODOS DETERMINÍSTICOS

Gráfico 10 – Curva de Weibull obtida pelo ME



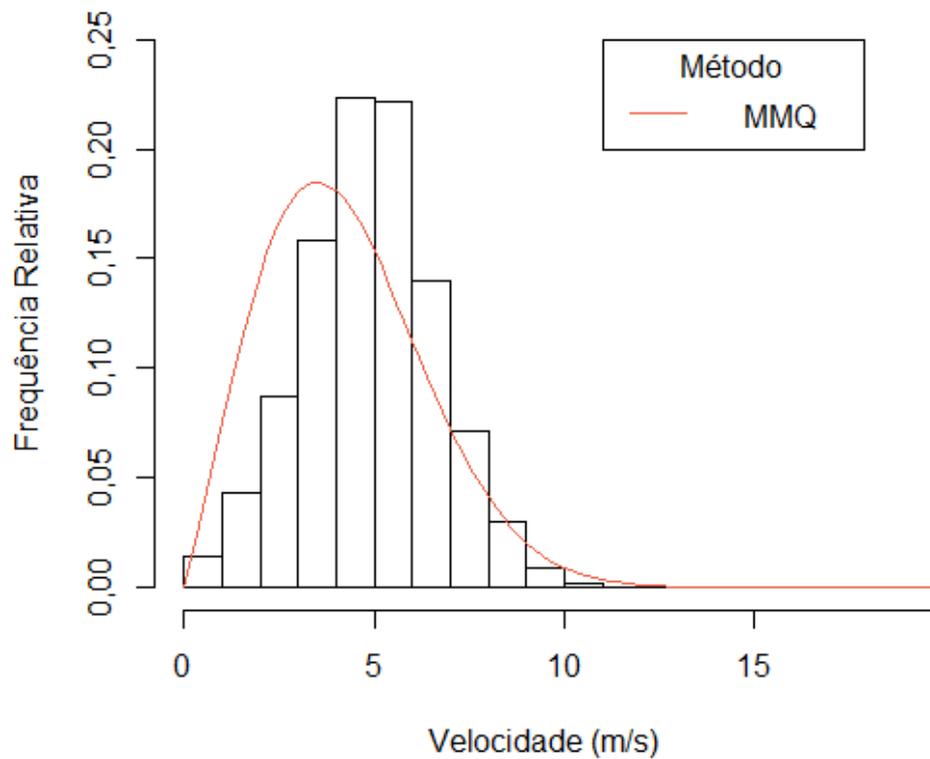
Fonte: Elaborado pela autora.

Gráfico 11 – Curva de Weibull obtida pelo MEP



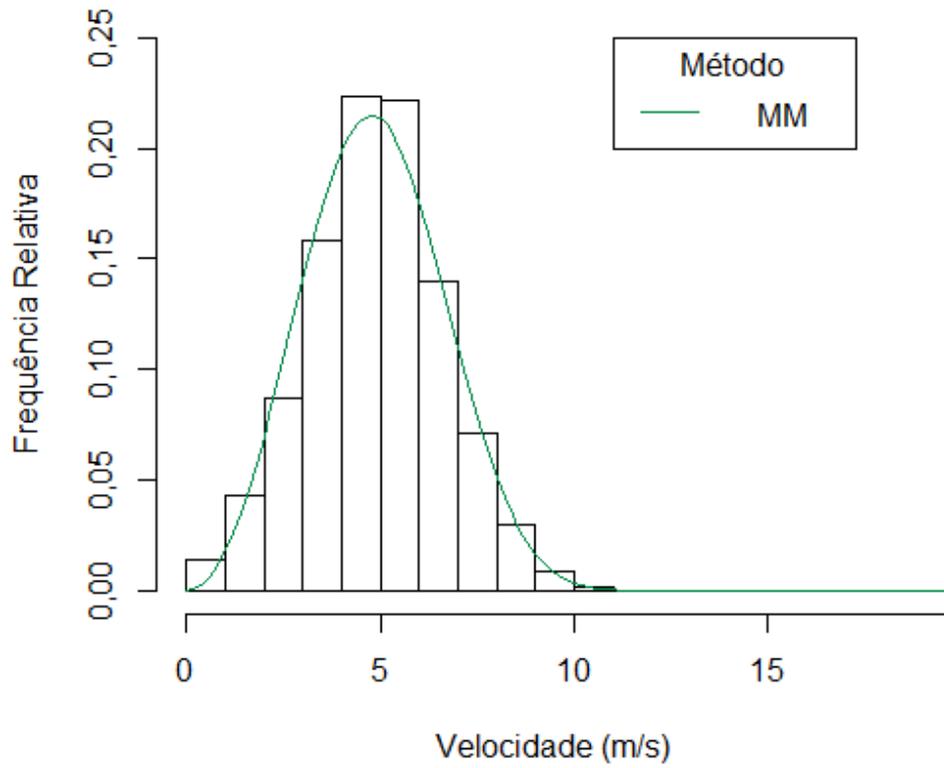
Fonte: Elaborado pela autora.

Gráfico 12 – Curva de Weibull obtida pelo MMQ



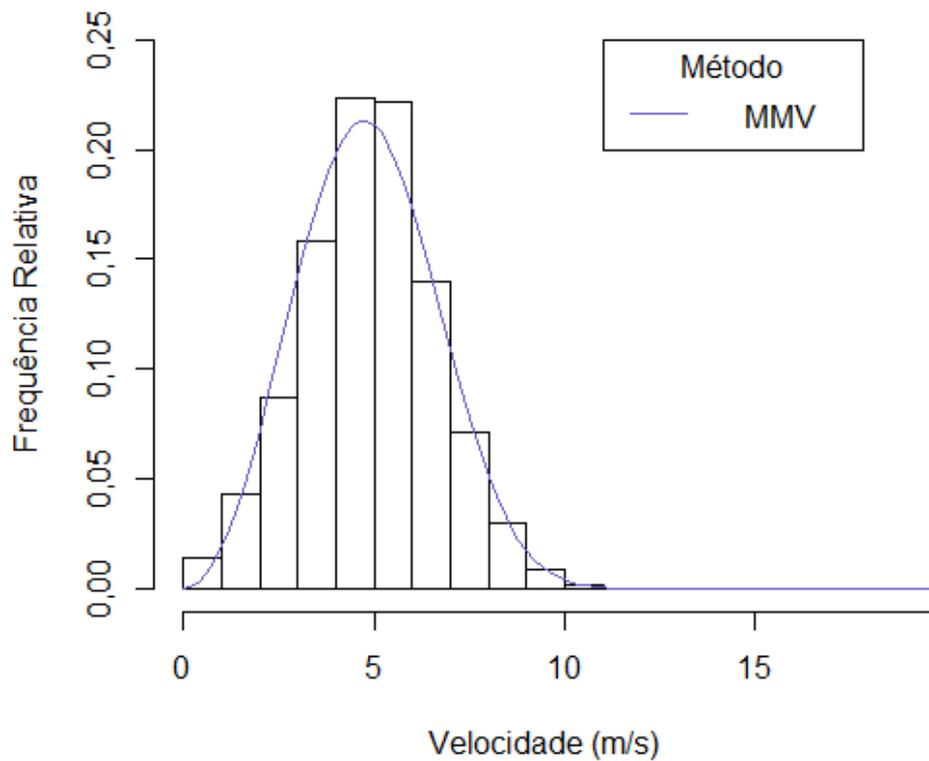
Fonte: Elaborado pela autora.

Gráfico 13 – Curva de Weibull obtida pelo MM



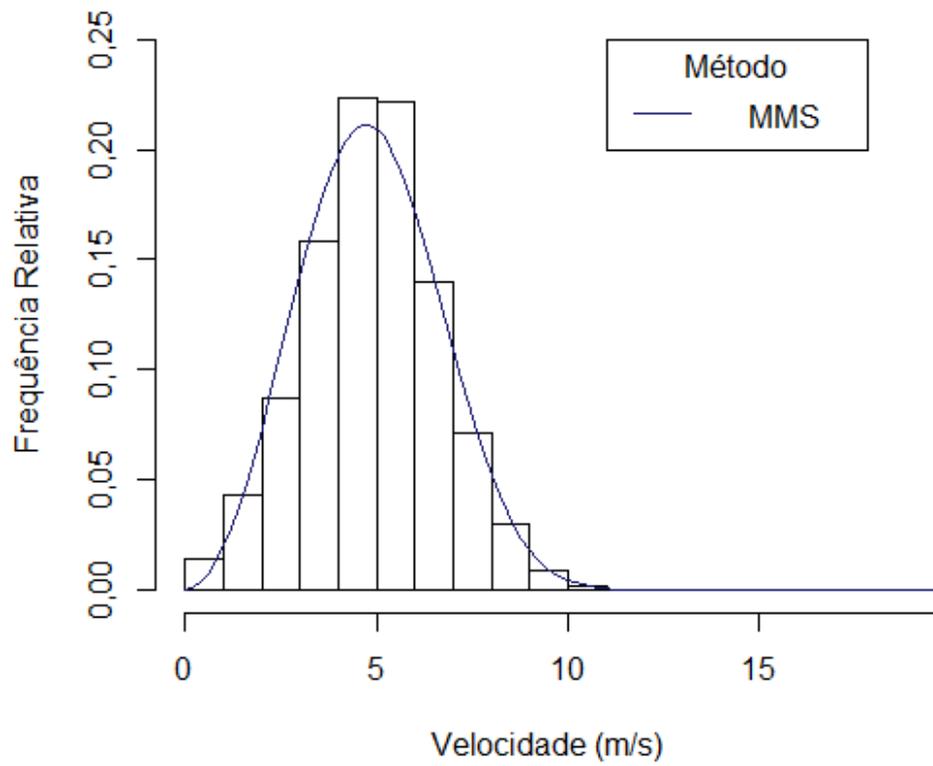
Fonte: Elaborado pela autora.

Gráfico 14 – Curva de Weibull obtida pelo MMS



Fonte: Elaborado pela autora.

Gráfico 15 – Curva de Weibull obtida pelo MMV



Fonte: Elaborado pela autora.