

UNIVERSIDADE FEDERAL DE CAMPINA GRANDE  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM  
ENGENHARIA ELÉTRICA

Método de Estimativa Pontual e Algoritmo  
de Busca Cuco Discreto Adaptável para  
Instalação Ótima de Geração Distribuída  
Fotovoltaica.

Mariana Ribeiro Barros de Alencar

Campina Grande, PB, 2022

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE CAMPINA GRANDE  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM  
ENGENHARIA ELÉTRICA**

**Mariana Ribeiro Barros de Alencar**

**Método de Estimativa Pontual e Algoritmo  
de Busca Cuco Discreto Adaptável para  
Instalação Ótima de Geração Distribuída  
Fotovoltaica.**

Tese de doutorado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Campina Grande como requisito para obtenção do Título de Doutora em Engenharia Elétrica.

**Área de Concentração: Processamento da Energia**

**Orientador: Prof. PhD. Washington L. Araújo Neves**

**Coorientador: Prof. Dr. Benemar Alencar de Souza**

**2022**

**Campina Grande, PB**

A368m Alencar, Mariana Ribeiro Barros de.  
Método de estimativa pontual e algoritmo de Busca Cucu discreto adaptável para instalação ótima de geração fotovoltaica / Mariana Ribeiro Barros de Alencar. - Campina Grande, 2023.  
104 f. : il. color.

Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal de Campina Grande, Centro de Engenharia Elétrica e Informática, 2022.  
"Orientação: Prof. Dr. Washington Luís Araújo Neves, Prof. Dr. Benemar Alencar de Souza."  
Referências.

1. Geradores Fotovoltaicos. 2. Perdas Anuais de Energia. 3. Fluxo de Potência Probabilístico. 4. Método de Estimativa Pontual. 5. Simulação de Monte Carlo. 6. Algoritmo de Busca Cucu. 7. Valor Presente Líquido. 8. Sequência de Sobol. I. Neves, Washington Luís Araújo. II. Souza, Benemar Alencar de. III. Título.

CDU 621.313.52(043)

**Método de Estimativa Pontual e Algoritmo  
de Busca Cuco Discreto Adaptável para  
Instalação Ótima de Geração Distribuída  
Fotovoltaica.**

**MARIANA RIBEIRO BARROS DE ALENCAR**

**TESE APROVADA EM 15/12/2022**

**WASHINGTON LUIZ ARAÚJO NEVES, Ph.D., UFCG  
Orientador(a)**

**BENEMAR ALENCAR DE SOUZA, D.Sc., UFCG  
Orientador(a)**

**NUBIA SILVA DANTAS BRITO, D.Sc., UFCG  
Examinador(a)**

**FRANCISCO MARCOS DE ASSIS, Dr., UFCG  
Examinador(a)**

**BENVINDO RODRIGUES PEREIRA JUNIOR, Dr., USP  
Examinador(a)**

**RUTH PASTÔRA SARAIVA LEÃO, Ph.D., UFC  
Examinador(a)**

**JOSÉ ROBERTO SANCHES MANTOVANI, Dr., UNESP  
Examinador(a)**

**CAMPINA GRANDE - PB**



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO  
**UNIVERSIDADE FEDERAL DE CAMPINA GRANDE**  
POS-GRADUACAO EM ENGENHARIA ELETRICA  
Rua Aprigio Veloso, 882, - Bairro Universitario, Campina Grande/PB, CEP 58429-900

## REGISTRO DE PRESENÇA E ASSINATURAS

ATA DA DEFESA PARA CONCESSÃO DO GRAU DE DOUTOR EM CIÊNCIAS, NO DOMÍNIO DA ENGENHARIA ELÉTRICA, REALIZADA EM 15 DE DEZEMBRO DE 2022 (**Nº354**).

CANDIDATA: **MARIANA RIBEIRO BARROS DE ALENCAR**. COMISSÃO EXAMINADORA: NUBIA SILVA DANTAS BRITO, D.Sc., UFCG, Presidente da Comissão e examinadora interna, WASHINGTON LUIZ ARAÚJO NEVES, Ph.D., UFCG, BENEMAR ALENCAR DE SOUZA, D.Sc., UFCG, Orientadores, FRANCISCO MARCOS DE ASSIS, Dr., UFCG, examinador interno, BENVINDO RODRIGUES PEREIRA JUNIOR, Dr., USP, RUTH PASTÔRA SARAIVA LEÃO, Ph.D., UFC, JOSÉ ROBERTO SANCHES MANTOVANI, Dr., UNESP, examinadores externos. TÍTULO DA TESE: Método de Estimativa Pontual e Algoritmo de Busca Cuco Discreto Adaptável para Instalação Ótima de Geração Distribuída Fotovoltaica. ÁREA DE CONCENTRAÇÃO: Processamento da Energia. HORA DE INÍCIO: **14h00** – LOCAL: **Sala Virtual, conforme Art. 5º da PORTARIA SEI Nº 01/PRPG/UFCG/GPR, DE 09 DE MAIO DE 2022**. Em sessão pública, após exposição de cerca de 45 minutos, a candidata foi arguida oralmente pelos membros da Comissão Examinadora, tendo demonstrado suficiência de conhecimento e capacidade de sistematização, no tema de sua tese, obtendo conceito APROVADO. Face à aprovação, declara a presidente da Comissão, achar-se a examinada, legalmente habilitada a receber o Grau de Doutor em Ciências, no domínio da Engenharia Elétrica, cabendo à Universidade Federal de Campina Grande, como de direito, providenciar a expedição do Diploma, a que a mesma faz jus. Na forma regulamentar, foi lavrada a presente ata, que é assinada por mim, Filipe Emmanuel Porfírio Correia, e os membros da Comissão Examinadora presentes. Campina Grande, 15 de Dezembro de 2022.

Filipe Emmanuel Porfírio Correia  
Secretário

NUBIA SILVA DANTAS BRITO, D.Sc., UFCG  
Presidente da Comissão e Examinadora interna

WASHINGTON LUIZ ARAÚJO NEVES, Ph.D., UFCG  
Orientador

BENEMAR ALENCAR DE SOUZA, D.Sc. , UFCG  
Orientador

FRANCISCO MARCOS DE ASSIS, Dr., UFG  
Examinador interno

BENVINDO RODRIGUES PEREIRA JUNIOR, Dr., USP  
Examinador externo

RUTH PASTÔRA SARAIVA LEÃO, Ph.D., UFC  
Examinador externo

JOSÉ ROBERTO SANCHES MANTOVANI, Dr., UNESP  
Examinador externo

MARIANA RIBEIRO BARROS DE ALENCAR  
Candidata

## 2 - APROVAÇÃO

2.1. Segue a presente Ata de Defesa de Tese de Doutorado da candidata **MARIANA RIBEIRO BARROS DE ALENCAR**, assinada eletronicamente pela Comissão Examinadora acima identificada.

2.2. No caso de examinadores externos que não possuam credenciamento de usuário externo ativo no SEI, para igual assinatura eletrônica, os examinadores internos signatários **certificam** que os examinadores externos acima identificados participaram da defesa da tese e tomaram conhecimento do teor deste documento.



Documento assinado eletronicamente por **FILIPE EMMANUEL PORFIRIO CORREIA, SECRETÁRIO (A)**, em 16/12/2022, às 10:30, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 8º, caput, da [Portaria SEI nº 002, de 25 de outubro de 2018](#).



Documento assinado eletronicamente por **FRANCISCO MARCOS DE ASSIS, PROFESSOR 3 GRAU**, em 16/12/2022, às 10:45, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 8º, caput, da [Portaria SEI nº 002, de 25 de outubro de 2018](#).



Documento assinado eletronicamente por **NUBIA SILVA DANTAS BRITO, PROFESSOR(A) DO MAGISTERIO SUPERIOR**, em 19/12/2022, às 10:21, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 8º, caput, da [Portaria SEI nº 002, de 25 de outubro de 2018](#).



Documento assinado eletronicamente por **Mariana Ribeiro Barros de Alencar, Usuário Externo**, em 11/01/2023, às 09:14, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 8º, caput, da [Portaria SEI nº 002, de 25 de outubro de 2018](#).

---



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site <https://sei.ufcg.edu.br/autenticidade>, informando o código verificador **2992407** e o código CRC **FB8014CD**.

---

Referência: Processo nº 23096.088085/2022-47

SEI nº 2992407

# Agradecimentos

Agradeço à Deus, que me deu o dom da vida e tem me ajudado até aqui.

Minha família sempre foi a base de tudo, me incentivando e apoiando em todas as minhas decisões. Minha mãe, meu pai e minha irmã são exemplos de professores dedicados e muito me inspiraram a seguir na carreira acadêmica. Muito obrigada, família.

Agradeço aos meus professores, desde o jardim de infância até os dias de hoje, incluindo meus orientadores e os professores que compõem a banca da tese, que contribuíram para a minha formação pessoal e profissional. Agradeço aos amigos de infância que estão na minha vida até hoje e que durante os anos de doutorado alegraram os meus dias. Meu agradecimento aos colegas de curso que passaram pela minha vida desde a graduação, muitas pessoas me ajudaram na caminhada que me levou até aqui.

Meu muito obrigada à CHESF e aos colegas que compõem o projeto de pesquisa ao qual faço parte, tem sido uma experiência incrível e grande parte desta tese teve total influência de nossos estudos e discussões. Agradeço também à CAPES que financiou meus estudos e possibilitou a conclusão deste trabalho.

Agradeço à Hugo, que mesmo sem entender do assunto me ouvia falar por horas sobre os problemas com a tese. Me emprestou um computador durante meses e me incentivou a usar o Mendeley e o Grammarly. Obrigada por me acompanhar nos dois últimos anos de doutorado.

*"Quanto mais aumenta nosso conhecimento, mais evidente fica nossa ignorância"*  
*(John F. Kennedy)*

# Resumo

Um método para localização e dimensionamento ótimos de geradores fotovoltaicos em sistemas de distribuição radial, baseado no método de estimativa pontual (MEP) do tipo  $2m+1$ , em que  $m$  é o número de variáveis aleatórias de entrada, e no algoritmo de busca cuco discreto adaptável (BCDA) é apresentado. O objetivo final é a minimização dos custos totais trazidos a valor presente, incluindo os custos das perdas anuais de energia. Para tanto, considera-se a aleatoriedade da geração e também da demanda. Para o cálculo do fluxo de potência é empregado o método da soma de potências. Por simplicidade, a carga é considerada uma variável aleatória gaussiana. Uma melhoria na forma de cálculo das perdas de energia por meio da junção do MEP com a amostragem por sequência de Sobol é proposta. Sendo assim, utiliza-se a simulação de Monte Carlo como comparação dos métodos de estimativa pontual tradicional e do método proposto. A correlação que se verificou existir entre irradiância solar e temperatura ambiente é considerada nos cálculos dos fluxos de potência. Emprega-se a teoria de cópula para incorporar a correlação durante as simulações de Monte Carlo realizadas. O algoritmo de otimização proposto, BCDA, é comparado com a Busca Cuco (BC), algoritmo genético (AG) e otimização por enxame de partículas (PSO). Dos testes iniciais, em que apenas um gerador foi inserido no sistema constatou-se que a consideração da correlação entre irradiância e temperatura ambiente é irrelevante nas simulações de Monte Carlo, porém é importante nas simulações utilizando MEP. Para validação, o método proposto é aplicado ao sistema teste de 69 barras do IEEE. Constatou-se a viabilidade da instalação dos geradores, tanto pela redução dos custos totais quanto pela redução do custo nivelado de energia.

**Palavras-chaves:** Geradores fotovoltaicos, perdas anuais de energia, fluxo de potência probabilístico, método de estimativa pontual, algoritmo de Busca Cuco, valor presente líquido, simulação de Monte Carlo, sequência de Sobol.

# Abstract

A method for optimal location and sizing of photovoltaic generators in radial distribution systems, based on the  $2m+1$  point estimation method (PEM), where  $m$  represents the number of input random variables, and in the Adaptive Discrete Cuckoo Search (ADCS) is presented. The ultimate objective is to minimize the net present value cost, including annual energy losses. For that, the randomness of the generation and load demand is considered. To calculate the power flow, the backward-forward sweep method is used. For simplicity, the load is considered a Gaussian random variable. An improvement in the way of calculating energy losses by combining the PEM with Sobol sequence sampling is proposed. Therefore, Monte Carlo simulation is used as a comparison between the traditional point estimate method and the proposed method. The correlation found to exist between solar irradiance and ambient temperature is considered in the power flow calculations. Copula theory is used to incorporate the correlation during the performed Monte Carlo simulations. The proposed optimization algorithm, ADCS, is compared with the Cuckoo Search (CS), genetic algorithm (GA), and particle swarm optimization (PSO). From the initial tests, in which only one generator was inserted in the system, it was found that considering the correlation between irradiance and ambient temperature is irrelevant in the Monte Carlo simulations, however, it is important in the simulations using PEM. For validation, the proposed method is applied to the IEEE 69-bus test system. The feasibility of installing generators was verified, both by reducing total costs and the Levelized cost of energy.

**Key-words:** Photovoltaic generators, annual energy losses, probabilistic load flow, point estimate method, metaheuristics, net present value, Monte Carlo simulation, Sobol sequence.

# Lista de ilustrações

Figura 1 – Abordagens para modelagem de incertezas . . . . .	22
Figura 2 – Representação de distribuição: a) assimétrica negativa; b) simétrica; c) assimétrica positiva . . . . .	34
Figura 3 – Representação de distribuições de probabilidade leptocúrtica, mesocúrtica e platicúrtica . . . . .	35
Figura 4 – Distribuição beta ajustada para os dados de irradiância solar . . . . .	36
Figura 5 – Distribuição Weibull ajustada para os dados de temperatura ambiente . . . . .	37
Figura 6 – Matriz de correlação de Pearson . . . . .	38
Figura 7 – Variação da irradiância solar e temperatura ambiente . . . . .	39
Figura 8 – Variações horárias de irradiância solar, umidade relativa do ar e temperatura ambiente . . . . .	39
Figura 9 – Pré-processamento dos dados para SMC . . . . .	43
Figura 10 – Cálculo da função objetivo por SMC . . . . .	43
Figura 11 – Fluxograma do MEP . . . . .	47
Figura 12 – Números pseudoaleatórios versus números quase-aleatórios gerados por sequência de Sobol . . . . .	51
Figura 13 – Histograma de números com distribuição normal padrão gerados a partir de distribuição uniforme . . . . .	52
Figura 14 – Histograma de números com distribuição normal padrão gerados a partir da sequência de Sobol . . . . .	53
Figura 15 – Uma solução do problema de localizar e dimensionar 4 geradores FV . . . . .	56
Figura 16 – Movimento de inserção . . . . .	57
Figura 17 – Movimento de troca . . . . .	58
Figura 18 – Movimento de inversão . . . . .	58
Figura 19 – Fluxograma do algoritmo proposto . . . . .	75
Figura 20 – Visão geral do algoritmo proposto . . . . .	75
Figura 21 – Etapa de pré-processamento dos dados . . . . .	76
Figura 22 – Algoritmo de otimização proposto . . . . .	77
Figura 23 – Cálculo da função objetivo do problema . . . . .	78
Figura 24 – Sistema teste do IEEE de 69 barras . . . . .	81
Figura 25 – Gráficos de violino para as simulações de Monte Carlo com correlação das variáveis . . . . .	83
Figura 26 – Gráficos de violino para as simulações de Monte Carlo sem correlação das variáveis . . . . .	84
Figura 27 – Gráficos de violino para as simulações com MEP sem correlação das variáveis . . . . .	85

Figura 28 – Gráficos de violino para as simulações com MEP com correlação das variáveis . . . . .	86
Figura 29 – Gráficos de violino para a instalação ótima de geradores FV com restrições e com objetivo puramente técnico . . . . .	89
Figura 30 – Custos totais por kW de geração FV no ano de 2021 . . . . .	90
Figura 31 – Gráficos de violino para a instalação ótima de geradores FV com restrições e com objetivo econômico . . . . .	92
Figura 32 – Gráficos de violino das tensões na barra 68 . . . . .	93

# Lista de tabelas

Tabela 1 – Resumo das principais técnicas de modelagem de incertezas. . . . .	23
Tabela 2 – Definições de GD . . . . .	29
Tabela 3 – Comparação entre diferentes tipos de GD. . . . .	30
Tabela 4 – Comparação entre métodos empregados na otimização de GD. . . . .	54
Tabela 5 – Síntese Bibliográfica. . . . .	68
Tabela 6 – Dados do modelo do módulo utilizado. . . . .	79
Tabela 7 – Parâmetros das variáveis irradiância solar e temperatura ambiente . . .	80
Tabela 8 – Parâmetros dos algoritmos de otimização . . . . .	82
Tabela 9 – Resultados da instalação ótima de um gerador utilizando SMC sem correlação . . . . .	82
Tabela 10 – Resultados da instalação ótima de um gerador utilizando SMC com correlação . . . . .	82
Tabela 11 – Resultados da instalação ótima de um gerador utilizando MEP sem correlação . . . . .	85
Tabela 12 – Resultados da instalação ótima de um gerador utilizando MEP com correlação . . . . .	86
Tabela 13 – Resultados da instalação ótima de um gerador utilizando MEP e sequênciade Sobol . . . . .	86
Tabela 14 – Pontos de conexão em Tensão Nominal igual ou superior a 2,3 kV e inferior a 69 kV . . . . .	87
Tabela 15 – Barras candidatas para a instalação ótima de geradores fotovoltaicos .	87
Tabela 16 – Comparação dos resultados da instalação ótima de geradores FV com restrições utilizando BCDA para redução das perdas anuais de energia	88
Tabela 17 – Dados econômicos . . . . .	91
Tabela 18 – Resultados da instalação ótima de geradores FV com objetivo econômico	91
Tabela 19 – Resumo das 50 execuções do método proposto para instalação ótima de geradores FV . . . . .	92
Tabela 20 – Análise de sensibilidade . . . . .	95

# Lista de abreviaturas e siglas

AG	Algoritmo genético	55
BC	Busca cuco	51
BCDA	Busca cuco discreto adaptável	56
CHESF	Companhia Hidrelétrica do São Francisco	79
EPE	Empresa de Pesquisa Energética	22
FDP	Função densidade de probabilidade	22
FPP	Fluxo de potência probabilístico	25
FV	Fotovoltaica	22
GD	Geração distribuída	22
IGDT	Information Gap Decision Theory	21
IRENA	International Renewable Energy Agency	89
MEP	Método de estimativa pontual	24
MSP	Método da soma de potência	40
PSO	Otimização por enxame de partículas	55
SMC	Simulação de Monte Carlo	25
VPL	Valor presente líquido	69

# Lista de símbolos

$A_f$	Área disponível para a instalação de GD na barra $f$	72
$A_{GD_f}$	Área ocupada pela GD na barra $f$	72
$C$	Função cópula	40
$C_a$	Custo de aquisição dos inversores	70
$C_i^{FV}$	Custo de investimento por MW de potência nominal FV	69
$C_y$	Matriz de covariância	48
$C_{eletricidade}$	Custo da compra de energia elétrica	70
$C_{investimento}$	Custo total de investimento	69
$E(X)$	Média ou primeiro momento estatístico de $X$	33
$E(X^n)$	Momento de ordem $n$ de $X$	34
$H$	Distribuição conjunta de duas ou mais variáveis	40
$IR$	Taxa básica de juros	70
$Levy(\rho)$	Comprimento do passo aleatório extraído da distribuição de Lévy	53
$N$	Vida útil do sistema FV	70
$N_{gk}$	Número de geradores FV	72
$N_{OT}$	Temperatura nominal de operação da célula	72
$P_L^t$	Demanda de potência no instante $t$	72
$P_R^{FV}$	Potência nominal FV	69
$P_{CC}$	Potência em corrente contínua produzida pelo sistema FV	72
$P_{FV}$	Potência fotovoltaica gerada	70
$P_{G_i}$	Potência ativa de saída do $i$ -ésimo gerador FV no instante $t$	72
$P_{rede}^t$	Balanço de potência entre o sistema e a rede no instante $t$	72
$S$	Conjunto de variáveis aleatórias de saída	44
$T_C$	Temperatura da célula FV	72
$T_i$	Número máximo de iterações	57
$VPL_{O\&M}$	Custos de operação e manutenção descontados	70
$VPL_{eletricidade}$	Valor presente líquido da energia proveniente da rede	70
$VPL_{perdas}$	Custos atuais descontados das perdas de energia	71
$VPL_{substituição}$	Custos atuais descontados de substituição de equipamentos	70
$V_f$	Tensão na barra $f$	72
$V_{max}$	Máxima tensão permitida	72
$V_{min}$	Tensão mínima permitida	72
$\Delta E$	Perdas anuais de energia do sistema	71
$\Delta \hat{P}_k$	Perdas de potência ativa no trecho $k$	71
$\Gamma()$	Função Gama	36

$\beta$	Parâmetro da distribuição Beta	36
$\delta$	Parâmetro da distribuição Beta	36
$\eta_c$	Eficiência da célula FV	72
$\eta_{FV}$	Eficiência do módulo FV	72
$\lambda_3$	Assimetria	34
$\lambda_4$	Curtose	34
$\lambda_{l,j}$	Razão entre momentos centrais de ordem $j$ e a $j$ -ésima potência do desvio-padrão	44
$\sigma_X^2$	Variância de $X$	33
$\tau$	Absortividade fotovoltaica	72
<b>I</b>	Matriz identidade	48
<b>p</b>	Vetor de variáveis aleatórias de entrada independentes	48
<b>y</b>	Vetor de variáveis aleatórias de entrada correlacionadas	46
$v$	Coefficiente de temperatura	72
$\vartheta$	Tamanho do passo na BC	53
$\xi_{l,k}$	Localização padrão	44
$\zeta$	Fração de tempo em que há geração de energia FV em um ano	71
$c$	Índice de escala da distribuição Weibull	37
$c_1$	Coefficiente que contribui com a autoexploração da partícula	60
$c_2$	Coefficiente que contribui com o movimento de deslocamento global do enxame	60
<i>demand<sub>a</sub></i>	Demand <sub>a</sub> horária de potência ativa	70
$f_X(x)$	Função densidade de probabilidade	33
$gBest$	Melhor <i>fitness</i> do enxame	59
$i$	Iteração atual	53
$iBest$	Melhor <i>fitness</i> de cada indivíduo no PSO	59
$i_a$	Taxa de inflação anual	70
$i_{dj}$	Taxa de desconto	70
$i_r$	Taxa de juros anual real	70
$k$	Índice de forma da distribuição Weibull	37
$m$	Número de variáveis aleatórias de entrada	42
$p_{melhor}^t$	A melhor solução atual	53
$p_a$	Probabilidade de descobrimento	52
$p_i^{t+1}$	Ninho atual	53
$p_{global}$	Posição em que foi encontrada a melhor <i>fitness</i> entre todas as partículas do enxame até o momento	60
$r_{XY}$	Coefficiente de Pearson	37
$s$	Irradiância solar	36
$t_A$	Temperatura ambiente	36

$v_j$	Velocidade atual da partícula $j$	60
$w$	Fator de inércia	60
$w_{l,k}$	Ponderação da localização $(l,k)$	44
$z$	Conjunto de variáveis aleatórias de entrada	44
$z_{l,k}$	Localização de uma variável de entrada	44

# Sumário

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>21</b>
1.1	Motivação	22
1.2	Objetivos	24
1.3	Contribuições da Pesquisa	25
1.4	Publicações	26
1.5	Organização do texto	27
<b>2</b>	<b>FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA</b>	<b>28</b>
2.1	Geração Distribuída	28
2.2	Geração Fotovoltaica	31
2.3	Conceitos de Probabilidade e Estatística	32
2.3.1	O Conceito de Probabilidade	32
2.3.2	Variáveis Aleatórias Discretas e Contínuas	32
2.3.3	Função Densidade de Probabilidade	33
2.3.4	Esperança de uma Variável Aleatória	33
2.3.5	Variância e Desvio-padrão	33
2.3.6	Momentos Estatísticos	33
2.3.7	Distribuição Beta	35
2.3.8	Distribuição Weibull	36
2.3.9	Correlação entre Variáveis Meteorológicas	37
2.3.10	Teoria de Cópulas	40
2.4	Fluxo de Potência	40
2.4.1	Abordagem Probabilística	41
2.4.1.1	Abordagem Numérica	41
2.4.1.2	Abordagem Analítica	42
2.4.1.3	Esquema $2m+1$	45
2.4.1.4	MEP para FPP com Variáveis de Entrada Correlacionadas	46
2.4.1.5	Aproximação de Funções de Distribuição de Probabilidade	49
2.4.2	Geração de Números Aleatórios	50
2.5	Algoritmos de Otimização	51
2.5.1	Busca Cuco Original	51
2.5.2	Algoritmo Busca Cuco Discreto Adaptável	55
2.5.2.1	A Solução	56
2.5.2.2	Movimentos no Espaço de Busca	57
2.5.2.3	Probabilidade de Descobrimto	57

2.5.3	Otimização por Enxame de Partículas . . . . .	58
2.5.4	Algoritmos Genéticos . . . . .	61
2.5.4.1	Cruzamento . . . . .	62
2.5.4.2	Mutação . . . . .	62
<b>3</b>	<b>REVISÃO BIBLIOGRÁFICA . . . . .</b>	<b>63</b>
<b>3.1</b>	<b>Fluxo de Potência Probabilístico . . . . .</b>	<b>63</b>
<b>3.2</b>	<b>Algoritmos de Otimização Aplicados ao Sistema de Potência . . . . .</b>	<b>64</b>
<b>3.3</b>	<b>Trabalhos Correlatos . . . . .</b>	<b>65</b>
<b>4</b>	<b>METODOLOGIA . . . . .</b>	<b>69</b>
<b>4.1</b>	<b>Restrições do Problema . . . . .</b>	<b>71</b>
<b>4.2</b>	<b>Modelo de Geração . . . . .</b>	<b>72</b>
4.2.1	Potência do Painel Fotovoltaico . . . . .	72
<b>4.3</b>	<b>Modelo de Carga . . . . .</b>	<b>73</b>
<b>4.4</b>	<b>Algoritmo Proposto . . . . .</b>	<b>73</b>
<b>5</b>	<b>ESTUDOS DE CASO E ANÁLISE DOS RESULTADOS . . . . .</b>	<b>79</b>
<b>5.1</b>	<b>Dados e Hipóteses . . . . .</b>	<b>79</b>
<b>5.2</b>	<b>Testes Iniciais . . . . .</b>	<b>79</b>
<b>5.3</b>	<b>Instalação Ótima de Geradores Fotovoltaicos com Restrições . . . . .</b>	<b>87</b>
<b>5.4</b>	<b>Instalação Ótima de Geradores Fotovoltaicos com Objetivo Econô- mico . . . . .</b>	<b>89</b>
5.4.1	Variáveis Econômicas . . . . .	89
5.4.2	Resultados . . . . .	91
5.4.3	Verificação dos Limites de Tensão . . . . .	93
5.4.3.1	Viabilidade Econômica . . . . .	94
5.4.3.2	Análise de sensibilidade . . . . .	94
<b>6</b>	<b>CONCLUSÕES . . . . .</b>	<b>96</b>
	<b>REFERÊNCIAS . . . . .</b>	<b>99</b>
	<b>APÊNDICES . . . . .</b>	<b>107</b>
	<b>APÊNDICE A – DADOS DO SISTEMA TESTE . . . . .</b>	<b>108</b>

# 1 Introdução

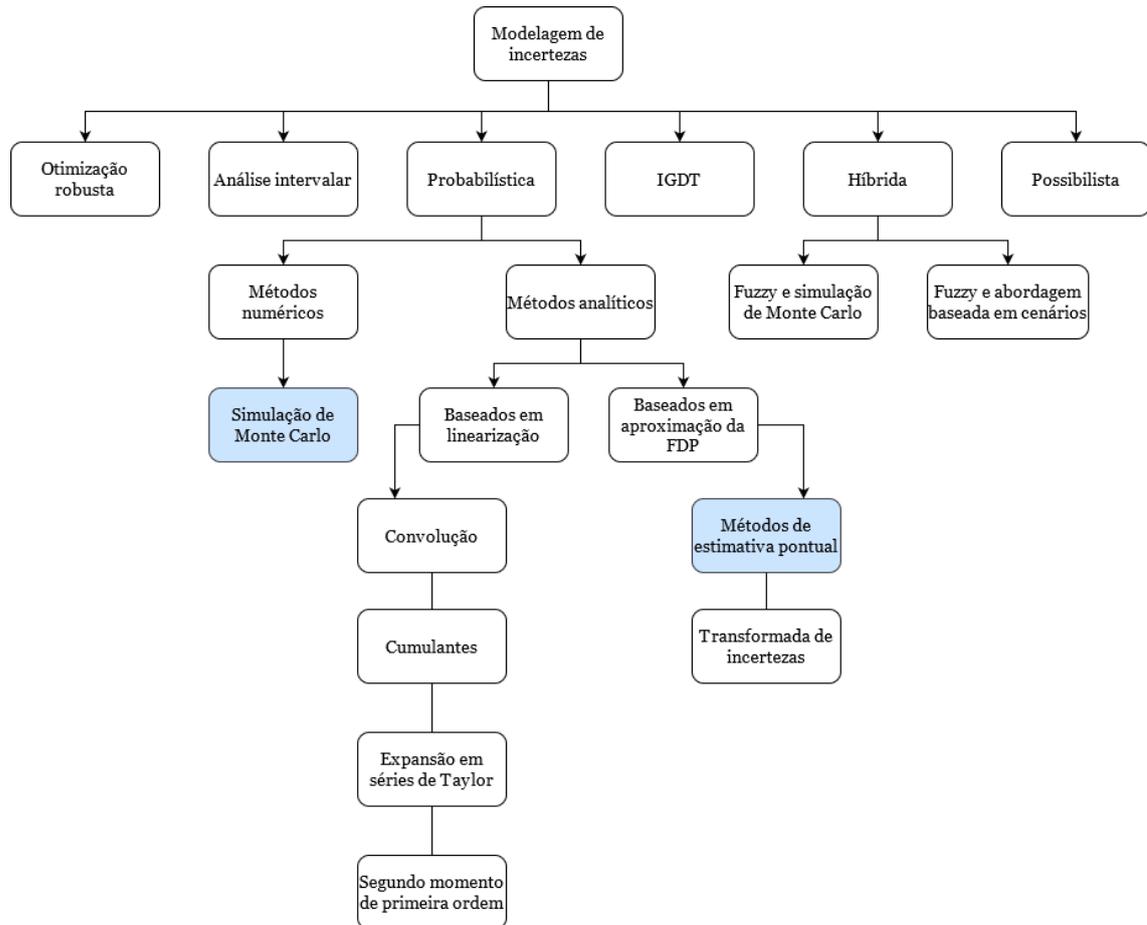
A geração de energia elétrica é considerada um grande desafio, principalmente devido ao crescimento da população mundial. Além desse aumento, a utilização de novas tecnologias, tais como a produção de hidrogênio e a eletrificação do setor de transporte, acarretam em maior demanda por energia elétrica. Há também a preocupação com o uso de fontes de energia mais limpas, principalmente depois que o Acordo de Paris convocou o mundo a reduzir as emissões de carbono. Portanto, uma fonte de energia ambientalmente limpa, segura e eficiente é cada vez mais necessária para uma sociedade sustentável (WATERWORTH; ARMSTRONG, 2020).

Até o final de 2021, mais de 843 GW de sistemas solares fotovoltaicos foram instalados em todo o mundo. Isso representou crescimento de quase 21 vezes desde o ano de 2010. Cerca de 133 GW de sistemas recém-instalados foram comissionados apenas em 2021 (13% a mais que em 2020). Essas novas adições de capacidade foram as mais altas entre todas as tecnologias de energia renovável naquele ano. (IRENA, 2021). Diante do crescente interesse pelas fontes de geração de energia renováveis é importante considerar que seus insumos têm natureza estocástica. Sendo assim, os estudos de planejamento, controle e operação que consideram a aleatoriedade da geração são de fundamental importância.

O estudo de fluxo de potência é realizado a fim de determinar o estado de operação do sistema de potência, numa etapa anterior à inserção de novas fontes de geração de energia. O problema do fluxo de potência é formulado como um conjunto de equações algébricas não-lineares conhecidas e que devem ser resolvidas simultaneamente. A solução de tais equações, geralmente em termos das tensões de barra, permite determinar o fluxo na rede e, com ele, as perdas. No entanto, os modelos utilizados em análises de fluxo de potência são apenas aproximações, pois os valores dos parâmetros usados em tais modelos são incertos. Mesmo que demanda e geração não fossem variáveis aleatórias, a solução do problema do fluxo de potência seria apenas uma fotografia do sistema em um dado instante e as soluções encontradas seriam válidas apenas para um cenário específico do sistema (WANG; ALVARADO, 1992).

Para que o conhecimento do funcionamento do sistema de potência seja mais completo é necessário dotar o fluxo de potência de mecanismo que considere a possível aleatoriedade dos parâmetros, seja a demanda ou a geração de energia. Algumas técnicas são reportadas na literatura para considerar tais incertezas e estão no gráfico da Figura 1. A otimização robusta, análise intervalar, métodos probabilísticos e possibilísticos, métodos híbridos e teoria da decisão com falta de informação, ou *Information Gap Decision Theory* (IGDT) são algumas delas. O principal objetivo de tais abordagens é quantificar a

Figura 1 – Abordagens para modelagem de incertezas



Fonte: (ZUBO et al., 2017).

influência das variáveis aleatórias de entrada nas variáveis de saída (ZUBO et al., 2017). Um resumo das técnicas de modelagem de incertezas é apresentado na Tabela 1. Tendo em vista as incertezas associadas aos insumos de geração de energia e à demanda, um algoritmo de localização e dimensionamento da *geração distribuída (GD) fotovoltaica (FV)* em sistemas de distribuição é proposto com base em aproximação da *função densidade de probabilidade (FDP)*.

## 1.1 Motivação

Segundo dados da *Empresa de Pesquisa Energética (EPE)*, 83% da energia produzida no Brasil é proveniente de fontes renováveis, sendo o maior percentual de energia hidrelétrica, seguido por biomassa e energia eólica. São dados animadores, no entanto, a dependência pelo regime de chuvas é preocupante, visto que muitas foram as vezes em que houve transtorno em decorrência da escassez de água não só no Nordeste, mas também em outras regiões do país. Apesar do seu imenso potencial energético, o país tem apenas 1,7% de contribuição da energia solar em sua matriz energética (*Empresa de Pesquisa*

Tabela 1 – Resumo das principais técnicas de modelagem de incertezas.

Método	Ideia principal	Vantagens	Desvantagens
Probabilístico (baseado em simulação)	Simulação do estado real	Preciso, fácil de programar, adequado para problemas complexos	Computacionalmente despendioso e necessidade de grande quantidade de dados históricos
Probabilístico (baseado em cenários)	Criação de cenários	Precisão depende do número de cenários selecionados	Fornecer apenas os valores médios das variáveis de saída
Probabilístico (analítico)	Aproximação da função de distribuição de probabilidade	Rápido, preciso; é possível modelar a correlação	Tempo de execução depende do número de variáveis aleatórias, fornece os momentos estatísticos das variáveis de saída
Probabilístico (analítico)	Baseado em linearização	Rápido	Momentos de ordem elevada não são obtidos de forma precisa
Possibilista	Uso de função de pertinência	Conversão de conhecimento linguístico em valores numéricos	Programação complexa, computacionalmente caro e não consegue modelar correlação
Híbrido		Vários tipos de incertezas podem ser consideradas simultaneamente	Computacionalmente caro
IGDT	Uso de valores previstos	Usual para vários tipos de incertezas	Muito conservador e programação complexa
Otimização robusta	Uso de intervalos	Usual quando estão disponíveis apenas intervalos das variáveis de entrada	Difícil de usar em problemas não-lineares
Análise intervalar	Uso de intervalos	Usual quando estão disponíveis apenas intervalos das variáveis de entrada	As correlações entre variáveis são negligenciadas

Fonte: (AIEN; HAJEBRAHIMI; FOTUHI-FIRUZABAD, 2016; SOROUDI; AMRAEE, 2013).

Energética, 2022). Por outro lado, as empresas de distribuição de energia deixam de investir em GD FV e perdem benefícios tanto no atendimento mais econômico da demanda energética, quanto em melhorar aspectos técnicos tais como limites de tensão e redução

das perdas.

Apesar de ser uma fonte de energia renovável, a geração FV conta com uma incerteza associada aos insumos de geração, uma vez que irradiância solar e temperatura ambiente são variáveis aleatórias.

A incerteza é inerente a qualquer sistema físico e isto é particularmente verdadeiro para sistemas de potência, nos quais a imprecisão pode ter várias causas, como: previsão de demanda, variabilidade dos preços, participação de fontes de energia renováveis, crescimento econômico, estabelecimento de novas indústrias e deterioração de linhas, dentre outras. Deixar de considerar adequadamente as incertezas pode, em alguns casos, levar a estimativas erradas ou condições inseguras de operação. Portanto, uma ferramenta confiável para lidar com inúmeros cenários e possíveis combinações de cenários é crucial para fornecer uma compreensão clara do desempenho esperado da rede (MARIN; MILANO; DEFOUR, 2017).

Atualmente, as concessionárias de energia não podem impor a localização e o dimensionamento de geradores fotovoltaicos que sejam de propriedade dos clientes. No entanto, é possível que as empresas de distribuição de energia tenham o interesse em investir na instalação de GD para redução das perdas de energia e conseqüentemente dos custos. Sendo assim, o presente estudo se mostra relevante ao estado da arte.

Diante do exposto, a principal motivação desta tese é o desenvolvimento de um método eficiente de instalação ótima de geradores FV considerando a variabilidade da carga e do insumo de geração. Para tanto, o método de estimativa pontual (MEP) é combinado com a simulação quasi-Monte Carlo para incorporar a aleatoriedade destas variáveis no cálculo do fluxo de potência e, conseqüentemente, na determinação das perdas de energia.

## 1.2 Objetivos

A tese de doutorado tem como objetivo geral determinar a localização e o dimensionamento ótimos de geradores FV considerando as aleatoriedades de carga e geração, para que os custos totais a valor presente sejam mínimos. Tem-se como objetivos específicos:

1. Modelar as incertezas do sistema por funções de distribuição de probabilidade e por estimativa pontual;
2. Considerar as possíveis correlações existentes entre as variáveis meteorológicas;
3. Desenvolver uma meta-heurística capaz de resolver o problema de otimização tratado e compará-la com outros algoritmos de otimização;

4. Programar métodos de [fluxo de potência probabilístico \(FPP\)](#), utilizando MEP, [simulação de Monte Carlo](#) e combinação destes e compará-los;
5. Localizar e dimensionar a GD FV da melhor maneira possível para minimizar os custos totais.

### 1.3 Contribuições da Pesquisa

A revisão da literatura evidencia que muitos trabalhos ignoram a aleatoriedade das variáveis de entrada, tais como demanda e geração de energia ([Dulău, Abrudean e Bică \(2016\)](#), [Sawle, Gupta e Bohre \(2017\)](#)), ou a consideram de forma simplificada no cálculo do fluxo de potência ([Billionnet, Costa e Poirion \(2016\)](#), [Suhane et al. \(2016\)](#), [Yimen et al. \(2020\)](#)). Por outro lado, vários trabalhos utilizam SMC ([Liu, Wen e Ledwich \(2011\)](#), [Zhang et al. \(2018\)](#), [Alsafasfeh et al. \(2019\)](#)) e com isso a solução do problema se torna extremamente lenta. Por fim, outros métodos mais complexos, que demandam conhecimentos muito específicos, são empregados para considerar as incertezas intrínsecas ao problema ([Ganguly e Samajpati \(2015\)](#), [Li, Zhang e Yin \(2020\)](#)).

Sendo assim, a contribuição da tese é a proposição de um método computacionalmente eficiente para a instalação otimizada da GD FV, que considera a aleatoriedade das cargas e da geração. A contribuição da tese compreende os seguintes aspectos práticos e teóricos:

1. Um método de cálculo mais confiável das perdas de energia do que os métodos existentes atualmente na literatura, uma vez que combina a facilidade e rapidez do MEP com a precisão da simulação quasi-Monte Carlo;
2. A análise da influência das correlações das variáveis meteorológicas (irradiância solar e temperatura ambiente) na geração de energia FV, conseqüentemente, no problema da instalação ótima de GD FV;
3. Um método de otimização baseado na busca cuco, adaptado para resolução de problemas discretos, como é o problema tema da tese.

O método de otimização proposto e que corresponde à terceira parte da contribuição da tese é a união de parte dos trabalhos de [Ouaarab \(2020\)](#), [Mareli e Twala \(2018\)](#). O trabalho de [Ouaarab \(2020\)](#) trata de problemas combinatórios, tais como o problema do caixeiro viajante, de agendamento, de atribuição quadrática, resolvidos por algoritmo de busca cuco discreto. Para tanto, o autor introduz três operadores capazes de modificar as soluções e mantê-las no domínio discreto. O trabalho de [Mareli e Twala \(2018\)](#) evidencia que a probabilidade de descobrimento fixa não é a melhor opção para o algoritmo busca Cuco, sendo assim, os autores testam algumas formas de modificar a probabilidade.

Este trabalho combina o conceito de operadores de [Ouaarab \(2020\)](#) com a modificação da probabilidade de descobrimento de [Mareli e Twala \(2018\)](#).

A primeira contribuição da pesquisa é propor um método mais confiável de cálculo das perdas de energia em comparação com os métodos existentes atualmente na literatura, uma vez que combina a facilidade e rapidez do MEP com a precisão da simulação quasi-Monte Carlo.

A segunda contribuição da tese é realizar a análise da influência das correlações entre irradiância solar e temperatura ambiente na geração de energia FV e também no problema de instalação de GD FV.

A terceira contribuição do trabalho é a proposição de um método de otimização baseado na busca cuco, mas que é ideal para a resolução de problemas discretos como o que se propõe resolver, o qual é a união de dois trabalhos encontrados na literatura [Ouaarab \(2020\)](#) e [Mareli e Twala \(2018\)](#).

Outra contribuição da pesquisa é demonstrar a viabilidade tecno-econômica do investimento em geração FV para redução de perdas de energia e consequente diminuição dos custos totais ao longo dos anos, sob a perspectiva de empresas de distribuição de energia.

## 1.4 Publicações

Como consequência das pesquisas realizadas até o momento resultaram as seguintes publicações:

ALENCAR, M. R. B.; NEVES, W. L. A.; SOUZA, B. A. Analysis of Factors Influencing Photovoltaic Generators Optimal Installation in Distribution Network. *International Journal of Applied Science and Research*, vol. 5, p. 124 - 134, 2022. ISSN 2581-7876.

ALENCAR, M. R. B.; SOUZA, B. A.; NEVES, W. L. A. Um Estudo Comparativo de Metaheurísticas para Planejamento da Geração Distribuída. *Anais do XXIII Congresso Brasileiro de Automática*. Congresso Online, 2020.

ALENCAR, M. R. B.; SOUZA, B. A.; NEVES, W. L. A.; FERRAZ, R. S. F. Aplicação de Algoritmo de Busca Cuco no Dimensionamento Ótimo de Gerador Fotovoltaico para Redução de Custos. *Anais do 14º Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente*. Ouro Preto – MG, 2019.

FERRAZ, R. S. F.; FERRAZ, R. S. F.; SOUZA, B. A.; ALENCAR, M. R. B. Twenty-four Hours Ahead Solar Irradiance Forecast Based on Artificial Neural Network, ARIMA and SARIMA. *Anais do 14º Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente*. Ouro Preto – MG, 2019.

ALENCAR, M. R. B.; MALAQUIAS, P. O. C.; SOUZA, B. A.; NEVES, W. L. A. Renewable distributed generation optimal planning based on Point Estimate Method and Adaptive Discrete Cuckoo Search Algorithm, 2022. No prelo.

ALENCAR, M. R. B.; SOUZA, B. A.; NEVES, W. L. A. A comparative study to determine the photovoltaic annual energy generation, 2022. No prelo.

## 1.5 Organização do texto

A tese é composta por seis capítulos, incluindo este que é introdutório, e mais os seguintes:

- No capítulo 2 se apresenta a fundamentação teórica, com destaque para os principais conceitos de geração distribuída, geração fotovoltaica, método de estimativa pontual, simulação quasi-Monte Carlo e algoritmos de otimização.
- O capítulo 3 é a revisão bibliográfica e o levantamento do estado da arte. Neste capítulo se destacam os trabalhos mais relevantes para a pesquisa.
- A metodologia utilizada na tese é apresentada no capítulo 4.
- No capítulo 5 os resultados obtidos são mostrados e analisados.
- As conclusões e as sugestões para trabalhos futuros são apresentadas no capítulo 6.

## 2 Fundamentação Teórica

Nesse capítulo são apresentados os tópicos teóricos necessários para compreensão do desenvolvimento deste trabalho. Inicia-se com uma breve revisão sobre geração distribuída e geração fotovoltaica, seguindo com conceitos de probabilidade e estatística, além de uma breve explanação sobre fluxo de potência probabilístico. Por fim, apresentam-se os algoritmos de otimização utilizados.

### 2.1 Geração Distribuída

De acordo com a literatura, a GD pode ser definida como unidade geradora em pequena escala instalada em sistemas de distribuição, próxima aos centros de consumo e pode ser uma alternativa para a geração centralizada. Os termos geração distribuída, dispersa, descentralizada, embarcada e local são usados de forma alternativa para referir-se à GD (Rezaee Jordehi, 2016). Não existe uma definição padrão de GD, no entanto, algumas são mais bem aceitas por serem de organizações internacionais, as quais são apresentadas na Tabela 2. A definição do Electric Power Research Institute é considerada a mais adequada para o presente trabalho.

A GD tem se tornado cada vez mais importante nos sistemas de potência sejam de fontes renováveis ou não. As fontes de energia não renováveis são consideradas finitas ou esgotáveis, pois para a maioria delas, a reposição na natureza é muito lenta. As fontes de energia renováveis são consideradas inesgotáveis pois seus insumos se renovam constantemente na natureza. Dentre as renováveis tem-se: fotovoltaica, eólica, biomassa, mini/micro hidroelétrica e geotérmica. As tecnologias não renováveis são: turbina a gás, microturbina e motores alternativos. As células a combustível podem ser classificadas tanto como renovável quanto como não renovável, a depender da forma de extração do hidrogênio.

A GD pode também ser classificada em termos do despacho de energia. Segundo a Lei 14300/2022, as fontes despacháveis são aquelas em que é possível controlar a geração de energia e são elas: as hidrelétricas, cogeração qualificada, biomassa, biogás e geração FV limitas a 3 MW de potência instalada, com baterias cujos montantes de energia despachada aos consumidores finais apresentam capacidade de modulação de geração por meio do armazenamento de energia em baterias, em quantidade de, pelo menos, 20% (vinte por cento) da capacidade de geração mensal da central geradora. A Tabela 3 é uma comparação entre algumas tecnologias.

Uma das principais razões de utilizar GD do ponto de vista das concessionárias de

Tabela 2 – Definições de GD

Definição	Organização
“Pequenas unidades geradoras de poucos kW a até 50 MW possuindo ou não dispositivo de armazenamento de energia, tipicamente localizadas próximas às cargas dos clientes ou subestações de distribuição.”	<i>Electric Power Research Institute</i> (EPRI)
“Toda unidade geradora com capacidade máxima de 50 MW a 100 MW, que usualmente está conectada a redes de distribuição e que não é planejada nem despachada centralmente.”	<i>International Council on Large Electric Systems</i> (CIGRE)
“É a geração de eletricidade a partir de instalações que são suficientemente menores do que a geração centralizada, de modo a permitir a interconexão em praticamente qualquer ponto do sistema de potência.”	<i>Institute of Electrical and Electronics Engineers</i> (IEEE)
“É um tipo de usina geradora ligada à rede de distribuição para atender clientes no local e ao mesmo tempo, fornecer suporte a uma rede distribuída.”	<i>International Energy Agency</i> (IEA)

Fonte: (ADEFARATI; BANSAL, 2016).

energia, é reduzir as perdas no sistema. De todos os objetivos estabelecidos para otimização da aplicação de recursos, a redução de perdas tem sido uma das mais usuais, uma vez que as perdas implicam em prejuízos financeiros. No caso da GD, os parâmetros que se quer otimizar são as unidades de geração e suas capacidades. Além de serem importantes por si próprias, as perdas são indicadores diretos de outras grandezas relevantes, como estabilidade de tensão, queda e regulação de tensão, informações que podem ser provenientes do cálculo do fluxo de potência. No caso específico da GD a partir de fontes renováveis, a variação de curto e de longo prazo da potência é grande, de modo que é mais adequado tomar como objetivo as perdas anuais de energia.

Em alguns casos, o custo das perdas de energia é cobrado dos consumidores em termos de custos de energia elétrica muito altos. A perda de energia elétrica no sistema de distribuição depende da extensão da rede e da intensidade de corrente. Se unidades renováveis de GD são localizadas estrategicamente no sistema de distribuição, a corrente nos alimentadores por completo ou partes dele diminuirá e assim, haverá redução nas perdas de energia, o que contribuirá para o adiamento de investimentos na rede. O impacto da GD nas perdas de energia depende do dimensionamento e localização das unidades geradoras, nível de carga e configuração da rede. Dimensionamentos, localizações e planejamento inadequados da GD podem causar aumento das perdas e sobrecarga de alimentadores (ADEFARATI; BANSAL, 2016).

Segundo Ehsan e Yang (2018), alguns desafios relativos ao planejamento e à integração de GD renovável necessitam uma maior atenção quanto: i) o uso de modelos eficazes de geração intermitente de energia, solar e eólica; ii) aos preços de mercado flutuantes; iii) ao crescimento futuro de carga e iv) a demanda de veículos elétricos. Nesse último caso,

o planejamento combinado de sistemas de distribuição e sistemas de recarga de veículos elétricos deve ser considerado para a redução dos custos de investimento e o encorajamento do uso de veículos elétricos. Também são recomendáveis estudos aprofundados do impacto do sistema de gerenciamento de distribuição inteligente e da infraestrutura de medição avançada no planejamento dos sistemas de potência modernos.

Tabela 3 – Comparação entre diferentes tipos de GD.

Tecnologia	Motor alternativo	Microturbina	FV	Eólica	Micro/mini hidroelétrica	Biomassa
Capacidade (MW)	Diesel: 20-100; Gás: 0,05-5	0,03-0,25	0,05-1	0,3-3	0,25-100	0,1-20
Eficiência (%)	Diesel: 36-43; Gás: 28-42	25-30	8-35	35-45	60-90	75-80
Combustível	Diesel, gás natural, biodiesel, biogás	Gás natural, biogás e gás de aterro sanitário	Sol	Vento	Água	Madeira, culturas agrícolas, estrume e esgoto
Emissão de $CO_2$ (g/kWh)	Diesel: 650; Gás: 500-620	720	Sem emissão direta	Sem emissão direta	10-20	46
Custo de instalação (US\$/kW)	Diesel: 125-300; Gás: 250-600	500-750	1550-3830	900-1400	30-250	3000-4000
Custo de O&M (US\$/MWh)	Diesel: 5-10; Gás: 7-15	5-10	1-4	10	0,045-0,09	12
Vantagens	Baixo custo, eficiência e confiabilidade altas	Flexibilidade de combustível, baixo ruído e tamanho modular	Baixo custo de O&M, tamanho modular e sem emissão	Baixo custo de O&M, tamanho modular e sem emissão	Baixo custo de O&M, confiabilidade alta, sem impacto ambiental	Baixa emissão de gases, flexibilidade de combustível
Desvantagens	Ruído, alto custo de manutenção, alta emissão de gases	Alto custo e comercializado recentemente	Impactos na vegetação e perda de biodiversidade	Poluição sonora e estética	Dependente do nível de água	Poluição do ar pela combustão, erosão do solo, alto custo

Fonte: (ADEFARATI; BANSAL, 2016; Biomass Energy Resource Center, 2009; PRAKASH; KHATOD, 2016).

## 2.2 Geração Fotovoltaica

O apoio à GD FV tornou-se parte central das políticas climáticas e energéticas. Em termos de uso, esses sistemas são instalados com o objetivo de autoconsumo e, portanto, estão localizados próximos às cargas. Em relação à conexão com o sistema elétrico, estão ligados aos segmentos de baixa, média ou alta tensão da rede ou instalados após o medidor nas instalações do consumidor. Essa tecnologia permite uma fonte de energia limpa em áreas com acesso limitado ou inexistente, bem como uma fonte de energia renovável competitiva para países mais desenvolvidos. Além disso, o uso crescente de energia fotovoltaica pode resultar em benefícios sociais e ambientais, incluindo a criação de empregos e redução de emissão de poluentes (Pereira da Silva et al., 2019).

Os países em desenvolvimento devem liderar o crescimento econômico e de consumo de energia, correspondendo a 70% da demanda global de energia em 2050. Dentre os países em desenvolvimento, o grupo BRICS, composto por Brasil, Rússia, Índia, China e África do Sul, representa 41,1% da população, quase um quarto do PIB mundial e mais de um terço do consumo e produção de energia mundiais (LOSEKANN; TAVARES, 2020).

Apesar de dispor de altos níveis de irradiância solar, o Brasil quase não converte esse recurso em energia elétrica. A principal explicação para tal fenômeno é o alto custo comparado aos recursos energéticos tradicionais (FERREIRA et al., 2018). Em seu trabalho de revisão bibliográfica, Ferreira et al. (2018) concluíram que a GD FV brasileira já se encontra próxima de uma condição de viabilidade econômica. O mesmo não ocorre com a geração centralizada, de maior porte, cujos preços, atualmente, não são competitivos com os de outras fontes renováveis.

As principais tecnologias disponíveis no mercado atualmente para a produção de energia solar FV podem ser divididas de acordo com a matéria-prima utilizada nas células FV: silício cristalino, silício amorfo hidrogenado, telureto de cádmio, disseleneto de cobre índio e gálio (CIGS) e módulos coloridos.

O silício cristalino tem se estabelecido como a principal fonte de matéria-prima em função de sua robustez e confiabilidade. Essas células podem ser de dois tipos: silício monocristalino e policristalino. Além de ser a tecnologia fotovoltaica mais antiga, o silício monocristalino produz células com maior eficiência em aplicações comerciais. O custo de produção do silício policristalino é menor do que o monocristalino e por isso, sua participação no mercado é maior. A eficiência teórica de uma célula de silício chega a 33%, no entanto, em escala comercial está entre 18 e 20%, enquanto a célula de silício policristalino tem eficiência entre 15 - 16% (FERREIRA et al., 2018).

Em seu trabalho, Garlet et al. (2019) procuraram descobrir as principais dificuldades na disseminação da geração FV no sul do Brasil. Os resultados mostraram que tal geração tende a crescer, mas muito deve ser feito para consolidá-la na matriz energética,

dadas as barreiras técnicas, econômicas, sociais, gerenciais e políticas existentes. Dentre as principais barreiras identificadas estão a baixa qualidade dos sistemas fotovoltaicos, o alto custo do investimento inicial, a dependência de financiamento para compra de painéis fotovoltaicos, cultura dos consumidores, falta de conhecimento sobre a tecnologia fotovoltaica, o serviço de pós-venda ineficiente, a dependência em importação de painéis FV da China e a falta de políticas que incentivem a geração FV.

Estudo semelhante foi realizado por [Carstens e Cunha \(2019\)](#) que investigaram os desafios e oportunidades de crescimento da energia solar fotovoltaica no Brasil. Os resultados mostram que a necessidade de disseminação da energia FV inclui o estabelecimento de objetivos claros a longo prazo, incentivos fiscais e financeiros, oportunidades mais atrativas para investidores assim como cursos de treinamento profissional.

## 2.3 Conceitos de Probabilidade e Estatística

Os conceitos apresentados nesta seção foram selecionados pela sua importância para o entendimento do método de fluxo de potência probabilístico e são baseados em [Wasserman \(2004\)](#), [Kay \(2006\)](#), [Heumann e Shalabh \(2006\)](#).

### 2.3.1 O Conceito de Probabilidade

A probabilidade é uma medida da incerteza ou da chance de que um dado evento irá ocorrer. Situações corriqueiras são a probabilidade de chover no próximo dia ou a probabilidade de alguém ganhar na loteria. No primeiro exemplo, existem vários fatores que afetam o clima. Portanto, não se sabe ao certo se irá chover amanhã. Assim, como uma ferramenta de predição geralmente se atribui um valor de 0 a 1 indicando o grau de certeza que o evento, chuva, irá ocorrer.

### 2.3.2 Variáveis Aleatórias Discretas e Contínuas

Uma variável aleatória é uma função que associa um número real a cada elemento do espaço amostral. O espaço amostral de um experimento aleatório, usualmente referido apenas como experimento e representado pela letra grega maiúscula ômega,  $\Omega$ , é formado pelo conjunto de todos os resultados possíveis do experimento.

Uma variável aleatória pode ser classificada em discreta ou contínua. A discreta é uma variável que tem valores contáveis. Exemplos de variáveis discretas são o número de lançamentos de uma moeda até a obtenção da primeira cara ou o número de consumidores que chegam em um determinado estabelecimento.

Quando não é possível listar todos os valores que uma variável pode assumir, ela é dita contínua. Exemplos são o tempo necessário para chegar à universidade ou a

distância entre dois planetas. Uma variável aleatória contínua é caracterizada por sua função densidade de probabilidade.

### 2.3.3 Função Densidade de Probabilidade

A área sob a curva da função densidade de probabilidade resulta na probabilidade de um intervalo selecionado. Sendo  $f_X(x)$  a função densidade de probabilidade, a probabilidade da variável  $X$  assumir valores entre  $a$  e  $b$  é:

$$P(a < X < b) = \int_a^b f_X(x)dx. \quad (2.1)$$

A FDP deve ter as seguintes propriedades: ser não-negativa e se integrar a um, ou seja:

$$\int_{-\infty}^{\infty} f_X(x)dx = 1. \quad (2.2)$$

### 2.3.4 Esperança de uma Variável Aleatória

A esperança de uma variável aleatória  $X$  é seu valor médio. Sendo assim, o valor esperado, média, ou primeiro momento estatístico de  $X$ ,  $E(X)$  é definido como:

$$E(X) = \int_{-\infty}^{\infty} x f_X(x)dx. \quad (2.3)$$

### 2.3.5 Variância e Desvio-padrão

Sendo  $X$  uma variável aleatória com média  $\mu$ , a variância de  $X$ , conhecida por  $\sigma_X^2$ , é definida por:

$$\sigma_X^2 = E(X - \mu)^2 = \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu)^2 f(x)dx. \quad (2.4)$$

O desvio-padrão é a raiz quadrada da variância e tem a mesma unidade de medida dos dados, enquanto a unidade da variância é o quadrado da unidade das observações.

O desvio-padrão é uma medida de dispersão, ou seja, mede o quanto as observações variam em torno da média. Um valor pequeno de desvio-padrão indica que os valores estão altamente concentrados em torno da média. Um valor elevado de desvio-padrão indica menor concentração das observações em torno da média, e alguns dos valores observados podem estar bem longe da média.

### 2.3.6 Momentos Estatísticos

Uma distribuição de probabilidade pode ser resumida em termos de algumas poucas características, conhecidas como momentos de uma distribuição. O termo momento foi retirado da física, enquanto lá o momento é usado para calcular o centro de massa dos pontos de um sistema, na estatística, os momentos medem grandezas em relação à média ou centro de um conjunto de dados.

Se  $E(X^n) < \infty$  então o momento de ordem  $n$  de  $X$  é dado por:

$$E(X^n) = \int_{-\infty}^{\infty} x^n f_X(x) dx. \quad (2.5)$$

O momento de primeira ordem, para  $n = 1$ , é a própria média. O momento de ordem  $n$  em relação à média, chamado de momento central de ordem  $n$  é dado por:

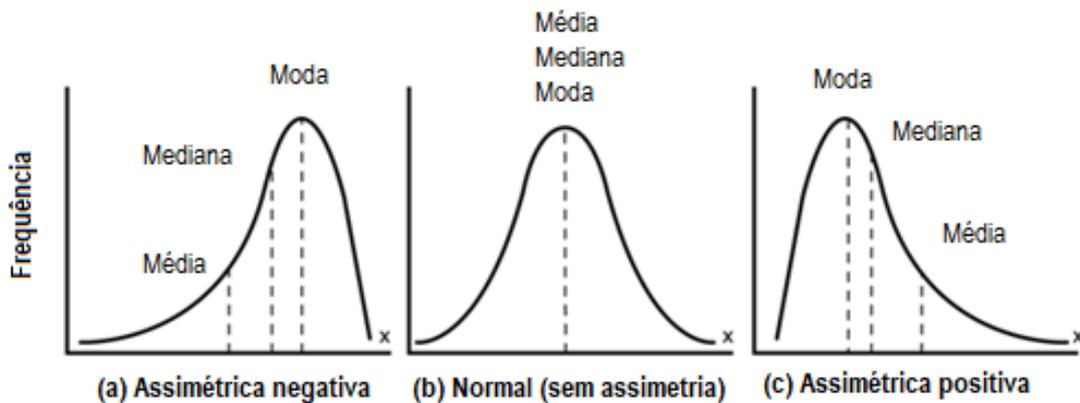
$$E(X - E(X))^n = \int_{-\infty}^{\infty} (x - E(x))^n f_X(x) dx. \quad (2.6)$$

O momento central de segunda ordem é a variância e determina a dispersão dos valores em relação à esperança matemática. A assimetria,  $\lambda_3$ , é definida matematicamente por:

$$\lambda_3 = \frac{E(X - \mu)^3}{\sigma^3}. \quad (2.7)$$

A assimetria é uma medida do grau de simetria de uma distribuição de probabilidade. A mediana é o valor que divide um conjunto de valores em duas partes iguais, enquanto a moda é o valor que mais aparece em um conjunto de valores. Quando a curva é simétrica, média, mediana e moda coincidem, havendo um perfeito equilíbrio na distribuição, o que é o caso da distribuição normal, por exemplo. Se o pico da distribuição for para a direita e a cauda para esquerda for mais longa, diz-se que a distribuição está inclinada para esquerda ou negativamente inclinada, o que indica assimetria negativa; caso contrário, ela está positivamente inclinada e tem assimetria positiva. A Figura 2 é de três distribuições com diferentes valores de assimetria.

Figura 2 – Representação de distribuição: a) assimétrica negativa; b) simétrica; c) assimétrica positiva



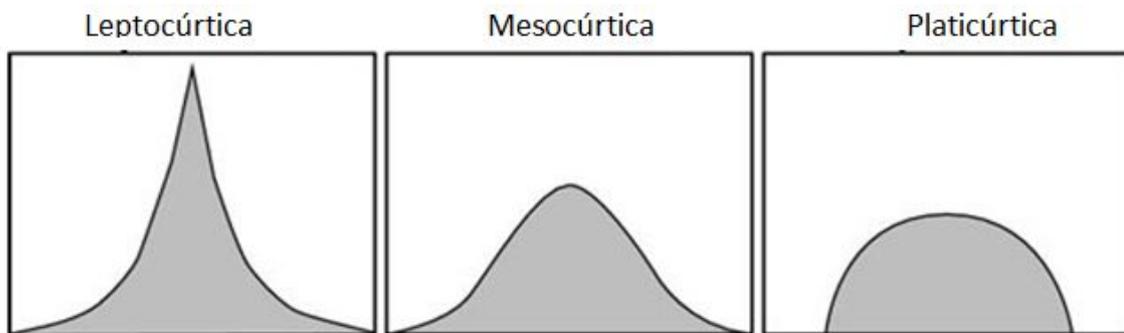
Fonte: (DURKHURE; LODWAL, 2014).

A curtose,  $\lambda_4$ , é a medida do achatamento da curva de uma distribuição de probabilidade em relação à curva de distribuição normal e matematicamente é definida como:

$$\lambda_4 = \frac{E(X - \mu)^4}{\sigma^4}. \quad (2.8)$$

Existem três classificações possíveis quanto à curtose. A distribuição normal é conhecida como mesocúrtica e possui curtose igual a três, uma distribuição mais pontiaguda do que a normal é chamada de leptocúrtica e possui curtose maior do que três. Quando uma distribuição é mais achatada do que a normal é denominada de platicúrtica e possui curtose menor do que três. A Figura 3 é de uma distribuição leptocúrtica à esquerda, platicúrtica à direita e mesocúrtica ao centro. As distribuições que mais se adequam aos dados de irradiância solar e temperatura ambiente são assimétrica positiva e leptocúrtica e assimétrica negativa e platicúrtica, respectivamente. A análise gráfica dos dados pode ser realizada como uma forma de validação dos cálculos realizados.

Figura 3 – Representação de distribuições de probabilidade leptocúrtica, mesocúrtica e platicúrtica



Fonte: (VIEIRA, 2018).

### 2.3.7 Distribuição Beta

A irradiância solar direta é reportada em vários trabalhos como uma variável aleatória representada pela distribuição beta (AIEN et al., 2014; HUNG; MITHULANANTHAN; LEE, 2014; ZHANG et al., 2018; HASAN; PREECE; MILANOVIĆ, 2019). Comprovou-se por meio de teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov que os dados de irradiância utilizados neste trabalho também seguem uma distribuição beta. Entre 1894 e 1895, o estatístico Karl Pearson publicou um sistema de distribuições de probabilidade como uma solução para uma equação diferencial geral. A distribuição beta resulta da seleção conveniente da origem e escala na família tipo I de um total de doze famílias. A inspiração para seu estudo veio da necessidade de ter distribuições de probabilidade que melhor caracterizassem os histogramas distorcidos de observações de seus estudos matemáticos da teoria da evolução do que as distribuições então existentes, como as distribuições normal e triangular (OLEA, 2011).

Para a irradiância solar a distribuição beta tem a seguinte expressão:

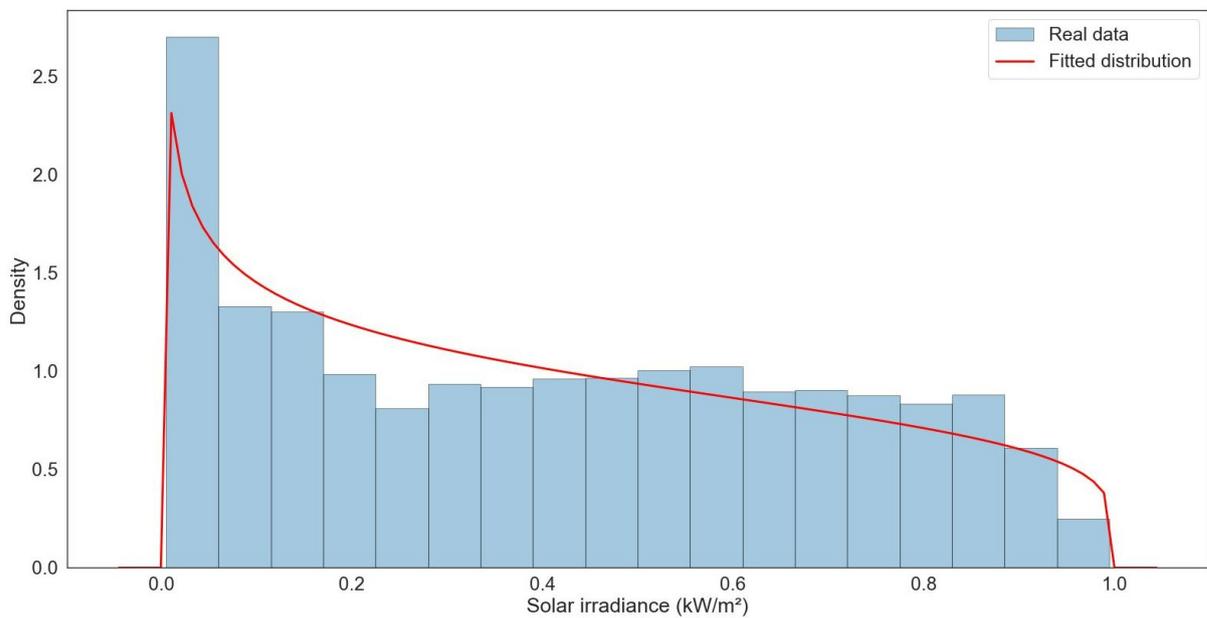
$$f(s) = \frac{\Gamma(\beta + \delta)}{\Gamma(\beta)\Gamma(\delta)} \left(\frac{s}{s_r}\right)^{\beta-1}, \quad (2.9)$$

onde  $s$  é a irradiância solar ( $W/m^2$ );  $\beta$  e  $\delta$  são os parâmetros da distribuição beta;  $s_r$  é a irradiância solar em condições padrão definida como  $1000 W/m^2$ ;  $\Gamma()$  é a função gama. Seja  $\beta > 0$ , então a função gama de parâmetro  $\beta$  é dada por:

$$\Gamma(\beta) = \int_0^{\infty} x^{\beta-1} e^{-x} dx. \quad (2.10)$$

A Figura 4 é a distribuição beta ajustada aos dados de irradiância solar, em que valores nulos foram desconsiderados uma vez que durante a noite não há geração de energia FV.

Figura 4 – Distribuição beta ajustada para os dados de irradiância solar



Fonte: Autoria própria.

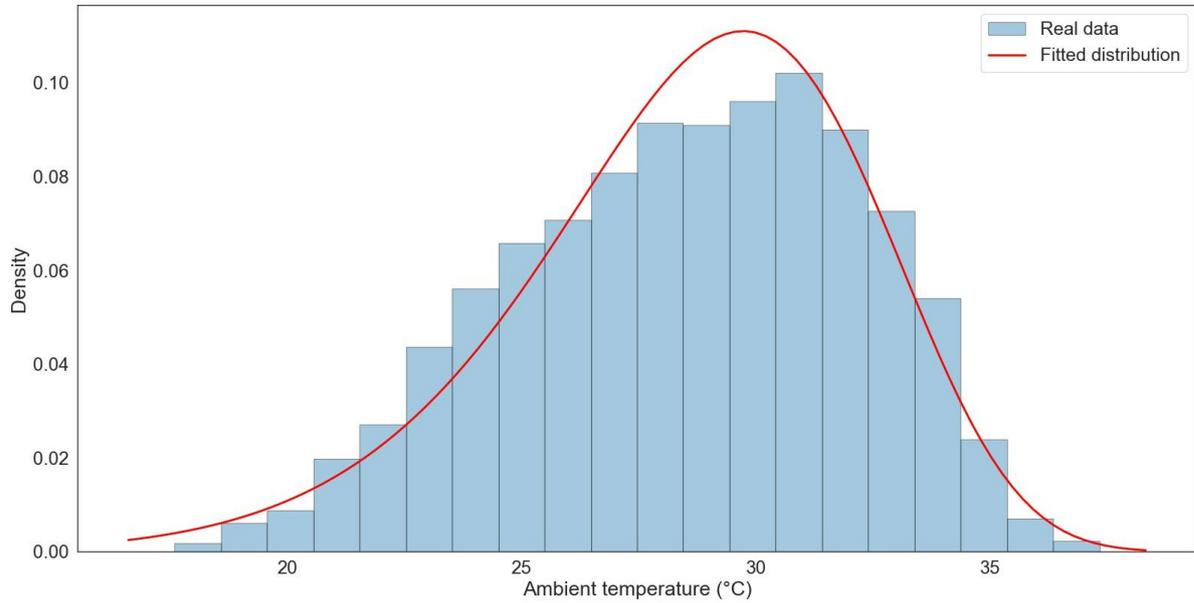
### 2.3.8 Distribuição Weibull

A distribuição Weibull foi introduzida pelo físico sueco Weibull e tem sido usada em diferentes áreas do conhecimento, tais como: engenharia, física, química, meteorologia, medicina, farmácia, economia, controle de qualidade, biologia, geologia e geografia (ALMALKI; NADARAJAH, 2014). A velocidade do vento é comumente reportada na literatura como uma variável aleatória com distribuição Weibull. Por meio de teste de aderência é possível detectar que a temperatura ambiente do local estudado também é representada por distribuição Weibull. A Figura 5 é a distribuição Weibull ajustada aos dados de temperatura ambiente do local estudado. A temperatura ambiente,  $t_A$ , tem a seguinte função de distribuição de probabilidade:

$$f(t_A) = \frac{k}{c^k} t_A^{(k-1)} e^{-(t_A/c)^k}, \quad (2.11)$$

onde  $k$  e  $c$  são os índices de forma e a escala da distribuição Weibull.

Figura 5 – Distribuição Weibull ajustada para os dados de temperatura ambiente



Fonte: Autoria própria.

### 2.3.9 Correlação entre Variáveis Meteorológicas

Outro aspecto que deve ser avaliado é a influência da correlação entre as variáveis meteorológicas na geração de energia solar. No trabalho de [Ziane et al. \(2021\)](#) foi mostrado que a temperatura ambiente é altamente correlacionada com a umidade do ar e pressão atmosférica, o que pode explicar a correlação entre esses parâmetros e a potência de saída do painel fotovoltaico. Para [Jebli et al. \(2021\)](#), a temperatura ambiente e a energia solar são forte e positivamente correlacionadas; umidade e pressão tem um menor impacto na geração solar. No entanto, temperatura ambiente, pressão atmosférica e umidade do ar são todas características ambientais e, portanto, são correlacionadas.

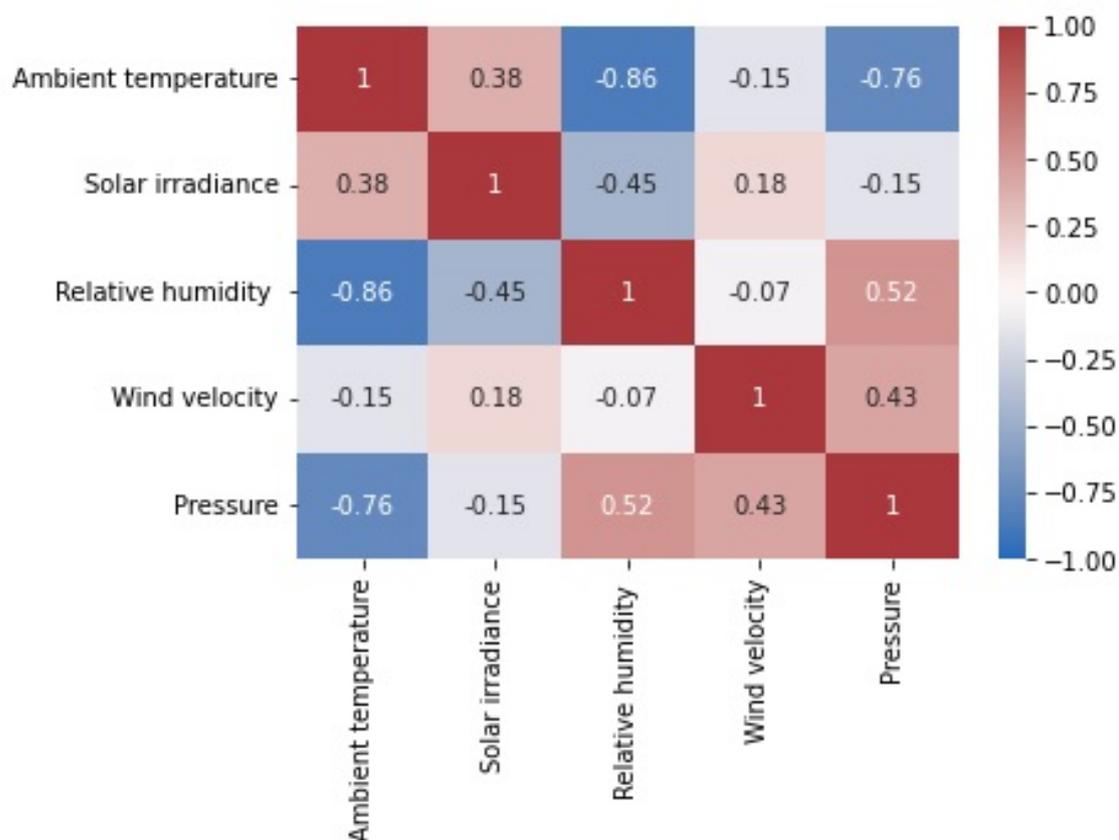
As correlações existentes entre as variáveis meteorológicas podem ser identificadas aplicando o coeficiente de Pearson  $r_{XY}$ , o qual é uma medida da dependência linear entre duas variáveis aleatórias e que é expressa por ([JEBLI et al., 2021](#)):

$$r_{XY} = \frac{\sum(X_i - \bar{X}) \sum(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum(X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum(Y_i - \bar{Y})^2}}, \quad (2.12)$$

onde  $\bar{X}$  é o valor médio de  $X$  e  $\bar{Y}$  é o valor médio de  $Y$ .  $r_{XY}$  próximo de 1 indica que as variáveis são fortemente e positivamente correlacionadas, ou seja, quando uma aumenta, a outra também aumenta.  $r_{XY}$  próximo de -1 indica que as variáveis possuem uma forte correlação negativa, ou seja, quando uma aumenta, a outra diminui. A matriz de correlação

de Pearson para os dados usados neste trabalho está na Figura 6. Nela, a correlação entre irradiância solar e temperatura ambiente é positiva e moderada, entre umidade relativa e temperatura ambiente é fortemente negativa (para haver temperatura elevada, a umidade deve ser baixa), assim como entre temperatura ambiente e pressão atmosférica. A irradiância solar e a umidade relativa do ar possuem uma correlação negativa moderada. Já as variáveis velocidade do vento e umidade relativa, velocidade do vento e irradiância solar e velocidade do vento e temperatura ambiente possuem correlações muito baixas.

Figura 6 – Matriz de correlação de Pearson

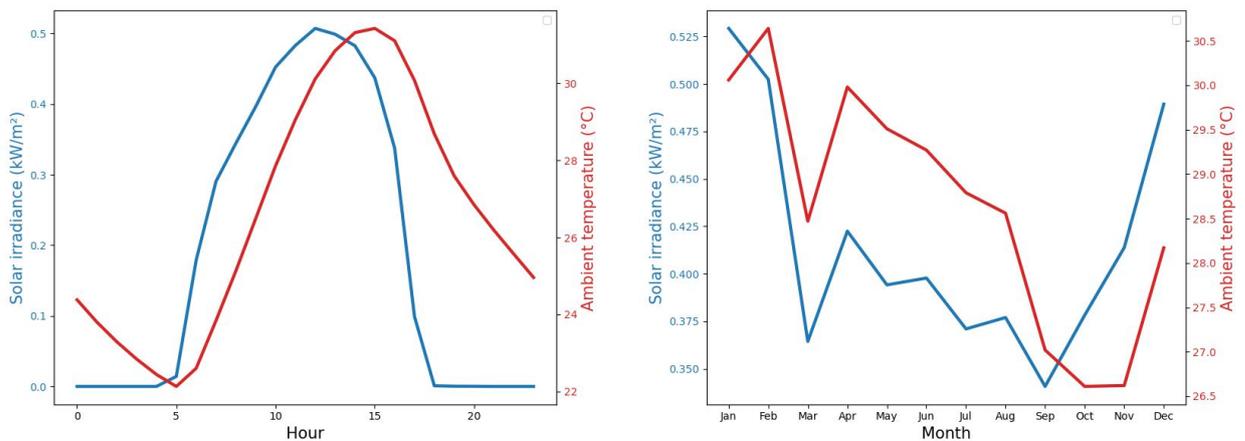


Fonte: Autoria própria.

Alguns gráficos foram elaborados para visualizar as correlações baseadas nas variáveis mais correlacionadas. A Figura 7 é a relação entre irradiância solar e temperatura ambiente como uma função de suas médias horárias e mensais. Em que se percebem padrões similares entre as duas variáveis, ou seja, à medida que a irradiância solar aumenta, a temperatura ambiente também aumenta. A partir das 15 horas, no gráfico à esquerda, irradiância e temperatura decrescem, até que aproximadamente às 18 horas a irradiância se torna nula e a temperatura fica abaixo dos 26 °C. Situação similar se apresenta no gráfico da média mensal de irradiância e temperatura, exceto entre os meses de Janeiro e Fevereiro e entre Setembro e Outubro em que aparentemente houve uma correlação negativa.

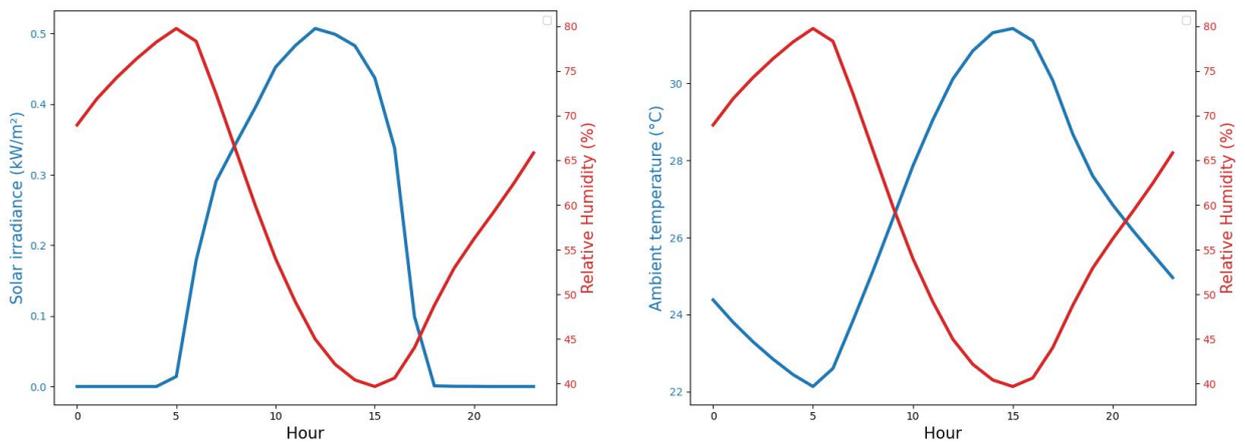
Para visualizar a relação entre a umidade relativa, irradiância solar e temperatura ambiente, a Figura 8 é apresentada e representa suas médias horárias. Em ambos os casos, há correlação negativa entre as variáveis, porém entre temperatura ambiente e umidade relativa esta correlação é mais forte, uma vez as linhas em azul e vermelho são praticamente simétricas, quando temperatura ambiente está elevada, as 15 horas, a umidade relativa está em seu valor mínimo diário. Como a velocidade do vento e a pressão atmosférica possuem correlação baixa em relação à irradiância solar (verificar valores na Figura 6), elas foram desconsideradas nas análises realizadas na tese.

Figura 7 – Variação da irradiância solar e temperatura ambiente



Fonte: Autoria própria.

Figura 8 – Variações horárias de irradiância solar, umidade relativa do ar e temperatura ambiente



Fonte: Autoria própria.

### 2.3.10 Teoria de Cópulas

Uma forma simples e adequada de considerar a correlação entre as variáveis aleatórias é usar cópulas, que foram introduzidas em 1959 por Sklar e apenas recentemente são usadas para modelar incertezas em sistemas de potência.

Cópulas são usadas para modelar uma distribuição de probabilidade conjunta para a qual a distribuição de probabilidade marginal de cada variável é uniforme. Uma função de cópula bivariada:

$$C : [0, 1]^2 \rightarrow \mathbb{R} \quad (2.13)$$

é uma distribuição em  $[0, 1]^2$  com marginais uniformes.

Uma maneira útil de mostrar a conexão entre as funções de distribuição bivariadas e suas marginais univariadas é a seguinte (KLOUBERT, 2020):

$$H(u_1, u_2) = C(F(u_1), G(u_2)), \quad (2.14)$$

onde  $C$  é chamada de cópula e descreve a dependência entre as variáveis  $u_1$  e  $u_2$  com funções de distribuição  $F$  e  $G$ .  $H$  é a distribuição conjunta. A expressão (2.13) pode ser estendida de caso bivariado para o caso multivariado.

O uso de cópulas permite a modelagem separada de distribuições marginais e estrutura de dependência conjunta. É classificada em diferentes classes de cópulas, sendo as mais comuns as cópulas arquimedianas e elípticas. Neste trabalho, a cópula multivariada gaussiana é utilizada.

## 2.4 Fluxo de Potência

A técnica de avaliação mais utilizada na análise de sistemas de potência é a do cálculo do fluxo de potência, mediante a qual se avalia a variação de certas grandezas de interesse e a resposta do estado estacionário do sistema. Os algoritmos de análise de fluxo de potência geralmente são determinísticos porque consideram um conjunto de parâmetros (de valores fixos) nos cálculos. Este trabalho utiliza o algoritmo de fluxo de potência [método da soma de potência \(MSP\)](#).

O MSP foi desenvolvido na mesma época por mais de um pesquisador, nas abordagens de Broadwater em 1988, Baran e Wu em 1989 e Cespedes em 1990, com pequenas variações entre as formulações. Do ponto de vista matemático, essas abordagens fazem uso de equações recursivas, enquanto se diferenciam pela forma que atualizam as tensões nas barras. Frequentemente, as abordagens citadas são chamadas indistintamente de MSP na literatura brasileira (ISSICABA, 2008).

De forma geral, o MSP possui um princípio simples, podendo ser dividido em duas partes. Inicialmente, as perdas em todos os trechos são nulas e na próxima iteração as

estimativas das perdas melhoram. Sabendo o valor da tensão da barra da subestação, o vetor de configuração e considerando as perdas nulas, calcula-se a tensão em todas as barras do alimentador. Após esse primeiro estágio (*forward*) se tem valores aproximados de todas as tensões de barra. Com os valores das tensões conhecidos, calculam-se as perdas em todos os trechos e então os fluxos são corrigidos em um processo *backward*. Para maiores detalhes, consultar os trabalhos originais.

Um método que voltou a despertar bastante interesse na comunidade técnica-científica nos últimos anos é o fluxo de potência probabilístico, que reconhece a natureza probabilística da geração e da carga. Essencialmente, um fluxo de potência probabilístico transforma as variáveis aleatórias de entrada, definidas em termos de FDP, em variáveis aleatórias de saída, também definidas em termos de FDP (ALLAN; SILVA; BURCHETT, 1981).

A aplicação de análise probabilística em sistemas de potência por meio do estudo do fluxo de potência, proposta pela primeira vez por B. Borkowska em 1974, foi sendo desenvolvida e aplicada na operação normal do sistema de energia, planejamento de curto prazo e de longo prazo, bem como em outras áreas.

O fluxo de potência probabilístico pode ser resolvido numericamente ou analiticamente. A abordagem numérica, que inclui os métodos de simulação de Monte Carlo, substitui as variáveis aleatórias de entrada por números pseudoaleatórios, que seguem distribuições de probabilidade específicas, e realiza análises determinísticas para cada valor. Na abordagem analítica as expressões matemáticas do sistema e suas entradas são usadas para se obter os resultados também em termos de expressões matemáticas. A principal preocupação com SMC é a necessidade de grande número de simulações, o que demanda muito tempo, enquanto as principais preocupações sobre a abordagem analítica são a complicação dos cálculos e o risco de comprometimento da precisão devido a diferentes aproximações (CHEN; CHEN; BAK-JENSEN, 2008).

## 2.4.1 Abordagem Probabilística

Os métodos probabilísticos de tratamento de incertezas podem ser numéricos ou analíticos e assumem que as funções de distribuição de probabilidade dos parâmetros de entrada são conhecidas.

### 2.4.1.1 Abordagem Numérica

Um dos métodos mais utilizados para simular processos probabilísticos foi proposto na década de 1940 por Stanislaw Ulam enquanto ele desenvolvia estudos sobre a bomba atômica. A partir do trabalho de Ulam, John von Neumann adaptou o método e o programou no primeiro computador eletrônico da história. John von Neumann o chamou

de método de Monte Carlo, que basicamente, é usado para gerar números aleatórios a partir de uma certa distribuição de probabilidade. O nome é uma referência à cidade de Monte Carlo, no principado de Mônaco, que possui diversos cassinos.

A SMC possui as mais diversas aplicações por ser simples, bastante precisa, reconhecidamente independente do tamanho do sistema e aplicável a sistemas não-lineares, complicados ou que tenham muitas variáveis aleatórias.

A ideia principal do fluxo de potência usando SMC é gerar valores aleatórios das variáveis de entrada, a partir da FDP de cada uma delas, e calcular o fluxo de potência determinístico para um grande número de amostras. O que o faz ser um método de programação muito simples. Em contrapartida, para obter resultados precisos, milhares de simulações são necessárias, tornando-o um método computacionalmente dispendioso. A resolução do problema aqui tratado por SMC é similar ao algoritmo mostrado na Figura 20, em que tem-se uma etapa de pré-processamento, otimização e cálculo da função objetivo. O que se modifica entre a SMC e o MEP é como os dados são pré-processados e como a função objetivo é calculada. A etapa de pré-processamento da SMC está ilustrada na Figura 9 e a etapa do cálculo da função objetivo está na Figura 10.

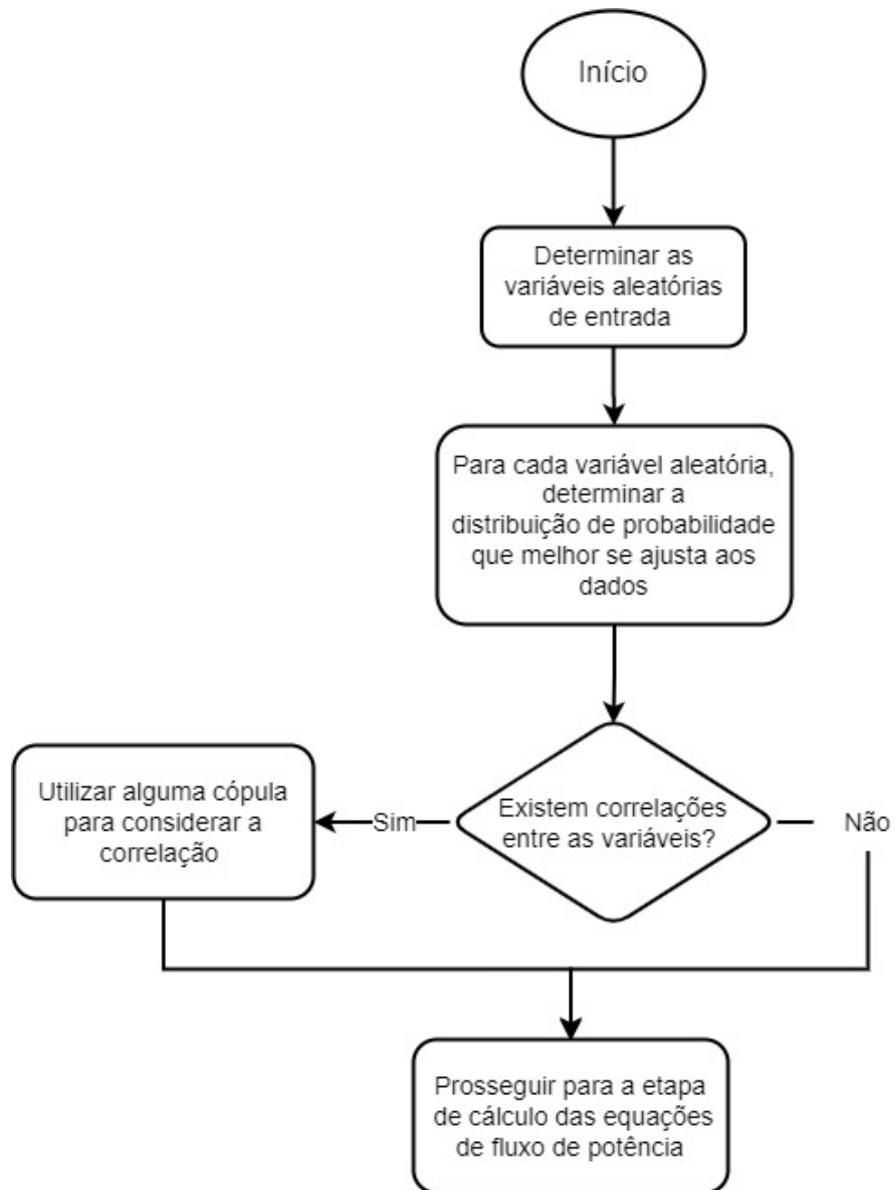
#### 2.4.1.2 Abordagem Analítica

A ideia básica dos métodos analíticos é realizar aritmética com a FDP das variáveis aleatórias de entrada. Os métodos analíticos são classificados em: baseados na linearização ou na aproximação da FDP (ZUBO et al., 2017). O método de estimativa pontual, um dos que fazem a aproximação da FDP, será mostrado a seguir, com base nos trabalhos de Morales e Pérez-Ruiz (2007), Malekpour et al. (2013), Eie (2018).

O primeiro método de estimativa pontual foi desenvolvido por Rosenblueth em 1975 para variáveis simétricas e foi revisado em 1981 para considerar variáveis assimétricas. No MEP original,  $2^m$  simulações eram necessárias para calcular os momentos estatísticos das  $m$  variáveis aleatórias de entrada. Em problemas reais de sistemas de potência, o número de variáveis aleatórias de entrada é elevado. Sendo assim, o método de Rosenblueth e suas variantes não é adequado, pois o número de simulações necessárias pode ser até maior do que em SMC. Hong (1998b) melhorou o MEP original ao introduzir os esquemas  $Km$  e  $Km + 1$ , em que  $K$  representa o número de vezes em que cada variável aleatória de entrada será avaliada, que permitem lidar com os grandes problemas de engenharia.

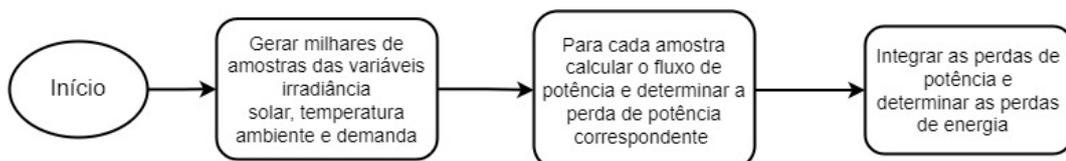
A ideia geral do método é realizar um número limitado de simulações em pontos específicos para cada variável aleatória de entrada, que resulta em uma descrição aproximada dos parâmetros estatísticos de saída. O objetivo do MEP é diminuir drasticamente o esforço computacional comparado a outros métodos. Mas mesmo assim se faz um número adequado de simulações para obter resultados suficientemente precisos.

Figura 9 – Pré-processamento dos dados para SMC



Fonte: Autoria própria.

Figura 10 – Cálculo da função objetivo por SMC



Fonte: Autoria própria.

Uma vez que as rotinas de fluxo de potência determinístico são usadas para resolver o fluxo de potência probabilístico, MEP não tem problemas relacionados à linearização das equações de fluxo de potência que outros métodos têm. Além disso, não é necessário saber a FDP das variáveis de entrada. Apenas os quatro primeiros momentos estatísticos das variáveis de entrada, calculados a partir de dados históricos, são utilizados para aproximar as FDP das variáveis de saída.

Vários métodos distintos têm sido propostos na família de MEP e diferem basicamente quanto ao número de vezes que o cálculo determinístico do fluxo de potência é executado e aos tipos de variáveis que eles são capazes de lidar (correlacionadas e assimétricas). A ideia comum a todos esses métodos é que cada variável aleatória de entrada vai produzir um número de locais no espaço de variáveis de entrada em que os cálculos determinísticos de fluxo de potência serão realizados. Um peso é atribuído a cada local, calculado a partir dos momentos estatísticos das variáveis de entrada, e a soma ponderada dos resultados dos fluxos determinísticos em todos os locais é o resultado final para as variáveis de saída. O esquema  $2m+1$  é mostrado a seguir.

Matematicamente, o fluxo de potência determinístico, considerando  $m$  variáveis de entrada pode ser expresso como:

$$S = F(z) = F(z_1, z_2, \dots, z_m), \quad (2.15)$$

sendo  $z$  o conjunto de variáveis aleatórias de entrada que podem representar a configuração da rede, a carga e a GD. Neste trabalho não se considera a reconfiguração da rede, portanto, a configuração não é uma variável aleatória.  $S$  é o conjunto de variáveis aleatórias de saída (tensão ou fluxos de potência) as quais são calculadas por meio da função  $F()$ . A ideia por trás do MEP é determinar os momentos das variáveis de saída de interesse calculando apenas alguns fluxos de potência determinísticos.

O local  $z_{l,k}$  se expressa em termos da média  $\mu_{z_l}$  e do desvio-padrão  $\sigma_{z_l}$  da variável de entrada:

$$z_{l,k} = \mu_{z_l} + \xi_{l,k} \sigma_{z_l}, \quad k = 1, 2, 3 \dots \quad (2.16)$$

sendo  $\xi_{l,k}$  a localização padrão.  $l$  é o contador de variáveis de entrada e  $k$  é o contador de localizações da variável  $l$ .

A ponderação  $w_{l,k}$  leva em consideração a importância relativa deste ponto estimado na variável aleatória de saída. A localização padrão  $\xi_{l,k}$  e a ponderação  $w_{l,k}$  são obtidas resolvendo o sistema de equações:

$$\begin{aligned} \sum_{k=1}^K w_{l,k} &= \frac{1}{m} \\ \sum_{k=1}^K w_{l,k} (\xi_{l,k})^j &= \lambda_{l,j}, \end{aligned} \quad (2.17)$$

em que  $K$  representa o esquema escolhido e aqui é igual a 2,  $\lambda_{l,j}$  é a razão entre momentos

centrais de ordem  $j$ ,  $M_j(z_l)$ , e a  $j$ -ésima potência do desvio-padrão  $\sigma_{z_l}^j$ :

$$\lambda_{l,j} = \frac{M_j(z_l)}{\sigma_{z_l}^j}. \quad (2.18)$$

Note-se que  $\lambda_{l,1}$ ,  $\lambda_{l,2}$ ,  $\lambda_{l,3}$  e  $\lambda_{l,4}$  são, respectivamente a média, o desvio-padrão, a assimetria e a curtose de  $z_l$ . A assimetria e curtose de uma variável aleatória gaussiana são iguais a 0 e 3, respectivamente.

Quando todos os locais e ponderações são encontrados, as variáveis de saída podem ser formuladas como a soma ponderada dos resultados do fluxo de potência determinístico. A solução do fluxo determinístico para a variável  $z_l$  na localização  $k$  é definida como:

$$S_{l,k} = F(\mu_{z_1}, \mu_{z_2}, \dots, z_{l,k}, \dots, \mu_{z_m}), \quad (2.19)$$

sendo  $S_{l,k}$  a variável de saída de interesse e é obtida para  $z_{l,k}$  enquanto todas as outras variáveis estão em seus valores médios. A saída atual  $S_{l,k}$  é usada para estimar os momentos da variável aleatória de saída final  $S$ :

$$E[S^j] = \sum_{l,k} w_{l,k} S_{l,k}^j, \quad (2.20)$$

em que  $j=1, 2, 3, \dots$  quando  $j=1$ ,  $E(S)$  é a média de  $S$ . Quando  $j=2$ , o desvio-padrão de  $S$  é:

$$\sigma_S = \sqrt{E(S^2) - E(S)^2}. \quad (2.21)$$

As características estatísticas de  $S$  podem ser obtidas de seus momentos. Há casos em que o valor esperado e o desvio-padrão fornecem informação suficiente sobre a distribuição de probabilidade da saída. Com os momentos estatísticos calculados por (2.16), a FDP da variável de saída  $S$  pode ser calculada usando métodos de aproximação/expansão tais como expansão de Gram-Charlier, Cornish-Fisher ou Edgeworth.

Uma observação deve ser feita sobre o MEP, a depender dos dados utilizados, os locais determinados pelo método podem ser fisicamente inviáveis, por exemplo, um dos locais de irradiância ser de valor muito baixo e não haver geração de energia. Esta situação pode inviabilizar o MEP a depender da aplicação e dos dados de entrada.

#### 2.4.1.3 Esquema 2m+1

Este esquema requer apenas uma avaliação a mais da função  $F$  em relação ao esquema  $2m$ . Do ponto de vista matemático, este esquema surge da resolução de (2.12) para  $k = 3$  com  $\xi_{l,3}=0$ . Então, os locais e ponderações são (MORALES; PÉREZ-RUIZ, 2007):

$$\xi_{l,k} = \frac{\lambda_{z_{l,3}}}{2} + (-1)^{3-k} \sqrt{\lambda_{z_{l,4}} - \frac{3}{4} \lambda_{z_{l,3}}^2}, \quad k = 1, 2. \quad \xi_{l,3} = 0. \quad (2.22)$$

O fator de ponderação  $w_{l,k}$  é calculado como:

$$w_{l,k} = \frac{(-1)^{3-k}}{\xi_{l,k}(\xi_{l,1} - \xi_{l,2})}, \quad k = 1, 2, \quad (2.23)$$

$$w_{l,3} = \frac{1}{m} - \frac{1}{\lambda_{z_{l,4}} - \lambda_{z_{l,3}}^2}. \quad (2.24)$$

Deve ser observado em (2.15) que  $\xi_{l,3}=0$  leva a  $z_{l,k} = \mu_{z_l}$  e, então,  $m$  das  $3m$  localizações são o mesmo ponto  $(\mu_{z_1}, \mu_{z_2}, \dots, \mu_{z_l}, \dots, \mu_{z_m})$ . Então, é suficiente calcular apenas uma avaliação da função  $F$  neste local, desde que a ponderação correspondente seja atualizada para  $w_0$ :

$$w_0 = \sum_{l=1}^m w_{l,3} = 1 - \sum_{l=1}^m \frac{1}{\lambda_{z_{l,4}} - \lambda_{z_{l,3}}^2}. \quad (2.25)$$

Verifica-se por meio de (2.21) que os valores de localização padrão do esquema  $2m+1$  não dependem do número de variáveis aleatórias de entrada, como é no caso do esquema  $2m$ . O esquema  $2m+1$  é mais preciso do que o esquema  $2m$  por considerar a curtose das variáveis de entrada. O fluxograma do MEP está na Figura 11.

#### 2.4.1.4 MEP para FPP com Variáveis de Entrada Correlacionadas

A correlação considerada neste trabalho se refere apenas aos insumos da geração fotovoltaica, ou seja, a correlação existente entre irradiância solar e temperatura ambiente. Sabe-se que é possível existir correlação entre injeções de potência na mesma barra, entre injeções de potência em barras distintas ou ainda entre unidades de geração e carga mas tais correlações estão fora do escopo desta tese.

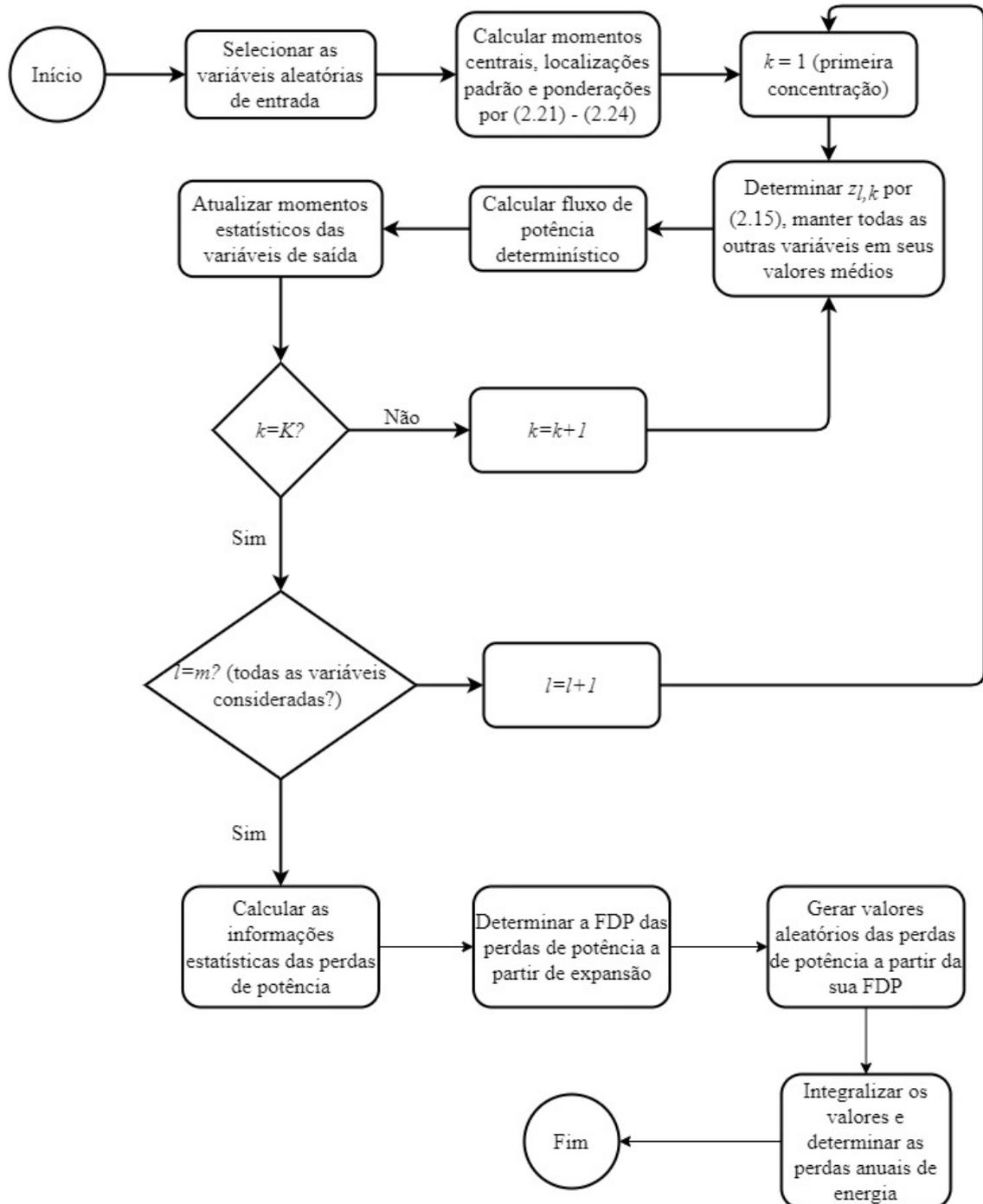
O método de estimativa de Hong requer que as variáveis aleatórias de entrada sejam independentes entre si. Quando uma correlação existe, algumas modificações devem ser feitas na metodologia para levar a uma aproximação precisa da aleatoriedade das variáveis de saída. Baseado em Eie (2018), será aplicada uma transformação ortogonal das variáveis correlacionadas.

Pela transformação ortogonal, uma série de variáveis aleatórias de entrada correlacionadas são convertidas em uma série de variáveis independentes correspondente. Sendo  $\mathbf{y}$  um vetor de variáveis aleatórias de entrada correlacionadas tal que:

$$\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_n]^T, \quad n \leq m, \quad (2.26)$$

onde  $T$  denota a transposição do vetor,  $n$  é o número de variáveis aleatórias correlacionadas e  $m$  é o número total de variáveis aleatórias de entrada. Os valores esperados, desvios padrão, assimetrias e curtoses das então variáveis aleatórias de entrada correlacionadas podem ser representadas pelos vetores  $\mu_y, \sigma_y, \lambda_{3,y}, \lambda_{4,y}$ , respectivamente.

Figura 11 – Fluxograma do MEP



Fonte: Adaptado de (MORALES; PÉREZ-RUIZ, 2007).

A correlação entre as variáveis de entrada é descrita pela matriz de covariância  $C_y$ . Por definição, esta matriz é simétrica, e então sempre existirá uma matriz  $\mathbf{B}$  pela qual o conjunto  $\mathbf{y}$  de variáveis correlacionadas pode ser transformado ortogonalmente em um conjunto  $\mathbf{p}$  de variáveis independentes:

$$\mathbf{p} = \mathbf{B}\mathbf{y}. \quad (2.27)$$

Decompondo  $C_y$  em uma matriz triangular inferior e uma superior por decomposição de Cholesky, temos:

$$C_y = \mathbf{L}\mathbf{L}^T. \quad (2.28)$$

Agora a inversa da matriz triangular inferior é exatamente a matriz  $\mathbf{B}$  que é necessária para a transformação ortogonal.

$$\mathbf{B} = \mathbf{L}^{-1}. \quad (2.29)$$

A matriz de covariância  $C_y$  do novo conjunto de variáveis independentes é igual à matriz identidade  $\mathbf{I}$ . Agora para encontrar as localizações e ponderações das variáveis independentes, os valores esperados, desvio padrão, assimetrias e curtoses das variáveis independentes,  $p$  precisa ser determinado. Assumindo que os momentos de ordem cruzada de ordem superior a dois são iguais a zero, os coeficientes de assimetria e curtose das variáveis correlacionadas podem ser representados por matrizes tais que os valores de  $\lambda_{3,y}$  e  $\lambda_{4,y}$  estão na diagonal de uma matriz diagonal:

$$\begin{aligned} \lambda_{3,y} &= \text{diag}(\lambda_{3,y_1}, \dots, \lambda_{3,y_n}) \\ \lambda_{4,y} &= \text{diag}(\lambda_{4,y_1}, \dots, \lambda_{4,y_n}). \end{aligned} \quad (2.30)$$

Então, todas as propriedades estatísticas das variáveis transformadas e independentes podem ser encontradas por:

$$\mu_p = \mathbf{B}\mu_y \quad (2.31)$$

$$\lambda_{3,p_i} = \sum_{r=1}^n B_{ir}^3 \lambda_{3,y_r} \sigma_{y_r}^3 \quad (2.32)$$

$$\lambda_{4,p_i} = \sum_{r=1}^n B_{ir}^4 \lambda_{4,y_r} \sigma_{y_r}^4, \quad (2.33)$$

onde  $\mu_p$  é um vetor dos valores esperados das variáveis transformadas,  $\lambda_{3,p_i}$  e  $\lambda_{4,p_i}$  são a assimetria e curtose da variável  $p_i$ , respectivamente.

Quando os locais e ponderações forem geradas a partir das variáveis transformadas,  $2m + 1$  pontos são criados no espaço independente, cada ponto tendo uma variável  $p_i$  substituída pelo local  $p_{i,k}$  e as variáveis remanescentes de  $\mathbf{p}$  em seus valores médios dados por  $\mu_p$ . Então estes pontos são transformados de volta ao espaço original pelo inverso da transformação ortogonal antes de executar o fluxo determinístico nos pontos transformados.

### 2.4.1.5 Aproximação de Funções de Distribuição de Probabilidade

O resultado da aplicação do MEP é a determinação dos momentos estatísticos das variáveis de saída de interesse. Estes momentos podem ser usados com alguma expansão para obter a FDP das variáveis de saída. As expansões de Edgeworth, Gram-Charlier e Cornish-Fisher são algumas das mais usadas para o problema do FPP. O desempenho de tais expansões depende da variável a ser aproximada. Se a distribuição normal é empregada como distribuição base para as expansões, a aproximação pode ser melhor para aquelas variáveis  $x$  com função de distribuição  $f(x)$  mais próxima da função de distribuição normal.

As três expansões são compostas por uma série de termos e incluem cumulantes ou momentos maiores que a quarta ordem, mas como a precisão do MEP pode diminuir para momentos elevados, estes momentos acima da quarta ordem são descartados. Neste caso, as expansões são truncadas na primeira ou segunda ordem (DELGADO; DOMÍNGUEZ-NAVARRO, 2014).

No caso de expansões de segunda ordem, expansões de Edgeworth incluem um termo adicional relacionado à assimetria ao quadrado. Se função de distribuição normal padrão é considerada como base para as três expansões, as expressões empregadas para determinar a FDP são as que seguem (DELGADO; DOMÍNGUEZ-NAVARRO, 2014):

- Expansão de Edgeworth de segunda ordem:

$$f(x) \approx \phi(x) \left\{ 1 + \frac{1}{6} \lambda_3 H_3 + \frac{1}{24} \lambda_4 H_4 + \frac{1}{72} \lambda_3^2 H_6 \right\}, \quad (2.34)$$

onde  $H_3, H_4, H_6$  são alguns dos polinômios de Chebyshev-Hermite e são iguais a:

$$\begin{aligned} H_3 &= x^2 - 1 \\ H_4 &= x^4 - 6x^2 + 3 \\ H_6 &= x^6 - 15x^4 + 45x^2 - 15. \end{aligned} \quad (2.35)$$

- Expansão de Gram-Charlier de segunda ordem

$$f(x) \approx \phi(x) \left\{ 1 + \frac{1}{6} \lambda_3 H_3 + \frac{1}{24} \lambda_4 H_4 \right\}. \quad (2.36)$$

- Expansão de Cornish-Fisher é usada para obter os quartis  $\alpha$  de uma distribuição de probabilidade. Estes quantis podem ser aproximados a partir dos quantis de uma distribuição normal padrão ( $\Phi(x)$ ).

$$\begin{aligned} x^*(\alpha) \approx & \Lambda(\alpha) + \frac{1}{6} (\Lambda^2(\alpha) - 1) \lambda_3 + \frac{1}{24} (\Lambda^3(\alpha) - 3\Lambda(\alpha)) \lambda_4 \\ & - \frac{1}{36} (2\Lambda^3(\alpha) - 5\Lambda(\alpha)) \lambda_3^2, \end{aligned} \quad (2.37)$$

onde  $x(\alpha)$  é a função de distribuição acumulada inversa de  $x$  e  $\Lambda(x) = \Phi^{-1}(\alpha)$ .

A expansão escolhida aqui para aproximar a distribuição de probabilidade das perdas de potência foi a expansão de Edgeworth com distribuição normal padrão como distribuição base.

### 2.4.2 Geração de Números Aleatórios

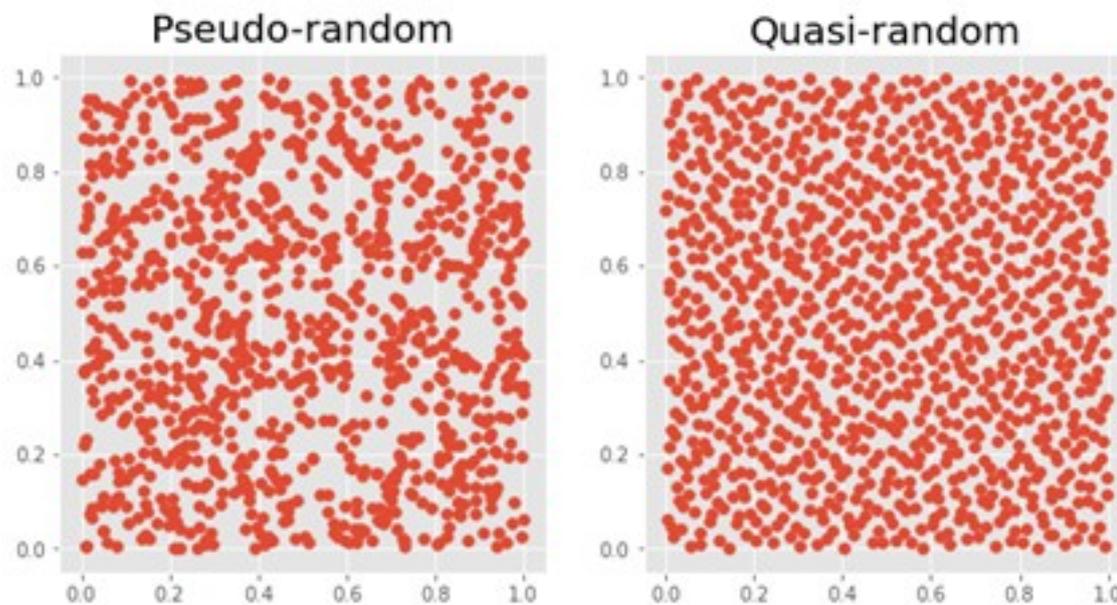
Independente de escolher a SMC ou o MEP como meio para lidar com as incertezas do cálculo das perdas de energia, a geração de números aleatórios faz parte do processo. Para a utilização da SMC, inicialmente se determinam as funções de distribuição de probabilidade que melhor representam os dados e depois números pseudo-aleatórios são gerados a partir das distribuições de probabilidade, este conjunto de números gerados são inseridos no fluxo de potência e, por fim, as perdas de energia podem ser determinadas. Para o caso do MEP, após a determinação dos momentos estatísticos, as localizações nas quais o fluxo de potência deve ser executado são determinadas, os momentos estatísticos das variáveis de saída são encontrados e suas funções de distribuição de probabilidade são aproximadas. Para o cálculo das perdas de energia, números aleatórios referente às perdas de potência são gerados e posteriormente integrados para que as perdas de energia sejam determinadas.

Os geradores de números pseudoaleatórios produzem números uniformemente distribuídos. Para variáveis não-uniformes uma possibilidade é realizar a amostragem por meio da inversão da distribuição uniforme, e é útil para as distribuições em que é possível calcular a função de distribuição acumulada inversa. Por se tratar de geração pseudoaleatória, a variância dos números gerados é elevada, sendo fundamental um grande número de amostras para cobrir toda a distribuição de probabilidade.

As sequências quase-aleatórias são uma alternativa determinística às sequências aleatórias ou pseudoaleatórias. Diferentemente das sequências pseudoaleatórias, as quais tentam imitar as propriedades de sequências aleatórias, as sequências quase-aleatórias são usadas para fornecer melhor uniformidade do que as sequências aleatórias. A uniformidade das sequências é medida em termos de sua discrepância e por esta razão as sequências quase-aleatórias também são chamadas de sequências de baixa discrepância. Algumas das sequências quase-aleatórias desenvolvidas ao longo dos anos por diversos pesquisadores são as sequências de Sobol, Halton e Faure.

A biblioteca *qmcpy* ([HICKERNELL et al., 2021](#)) do Python é dedicada à geração de números por sequência de Sobol e foi testada para gerar mil amostras e comparada com números pseudoaleatórios gerados pela biblioteca *numpy*. A Figura 12 é a representação gráfica dos dois geradores de números. Nela se vê que os números pseudoaleatórios não estão uniformemente espaçados no espaço, como era de se esperar, pois são resultado de uma geração “aleatória”. Em contrapartida, a sequência de Sobol resulta em números mais bem distribuídos no espaço amostral.

Figura 12 – Números pseudoaleatórios versus números quase-aleatórios gerados por sequência de Sobol



Fonte: Autoria própria.

As figuras 13 e 14 são a representação gráfica da geração de números pseudoaleatórios com distribuição normal padrão a partir da distribuição uniforme e por meio da sequência de Sobol, respectivamente. Com mil amostras geradas a partir da distribuição uniforme verifica-se que a FDP não é bem representada se comparada com mil amostras geradas a partir da sequência de Sobol. Por esta propriedade de uniformidade das amostras, propõe-se incorporar a sequência de Sobol no MEP para o cálculo das perdas de energia e da energia FV gerada.

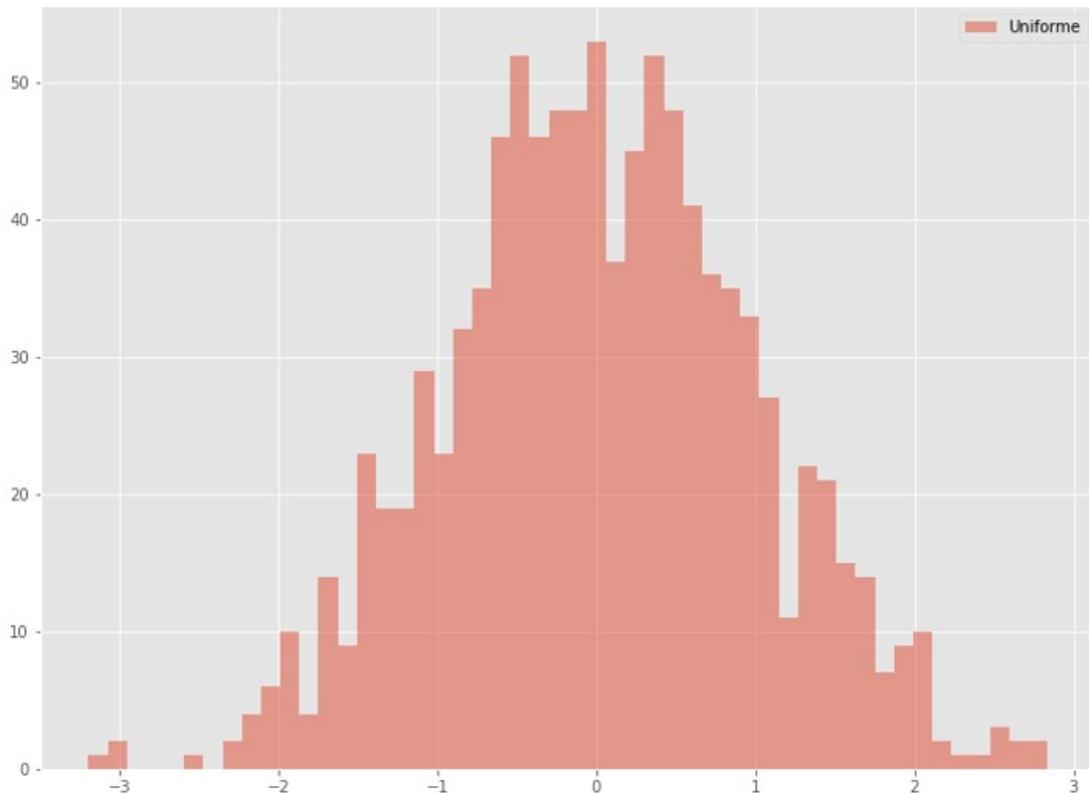
## 2.5 Algoritmos de Otimização

Um problema de otimização é aquele em que se busca determinar possíveis valores extremos de uma função em um subdomínio específico. O primeiro passo para a otimização consiste em compreender o problema e, em seguida, convertê-lo em um modelo matemático. O problema da instalação ótima de GD pode ser resolvido mediante diversas metas-heurísticas, algumas das mais encontradas na literatura estão na Tabela 4, a título de uma breve comparação.

### 2.5.1 Busca Cuco Original

A *busca cuco* (BC) é um algoritmo de otimização inspirado no comportamento parasita de algumas espécies de pássaro cuco. As fêmeas de cuco depositam seus ovos em ninhos de outras aves, que podem ou não pertencer à mesma espécie. Se o pássaro

Figura 13 – Histograma de números com distribuição normal padrão gerados a partir de distribuição uniforme



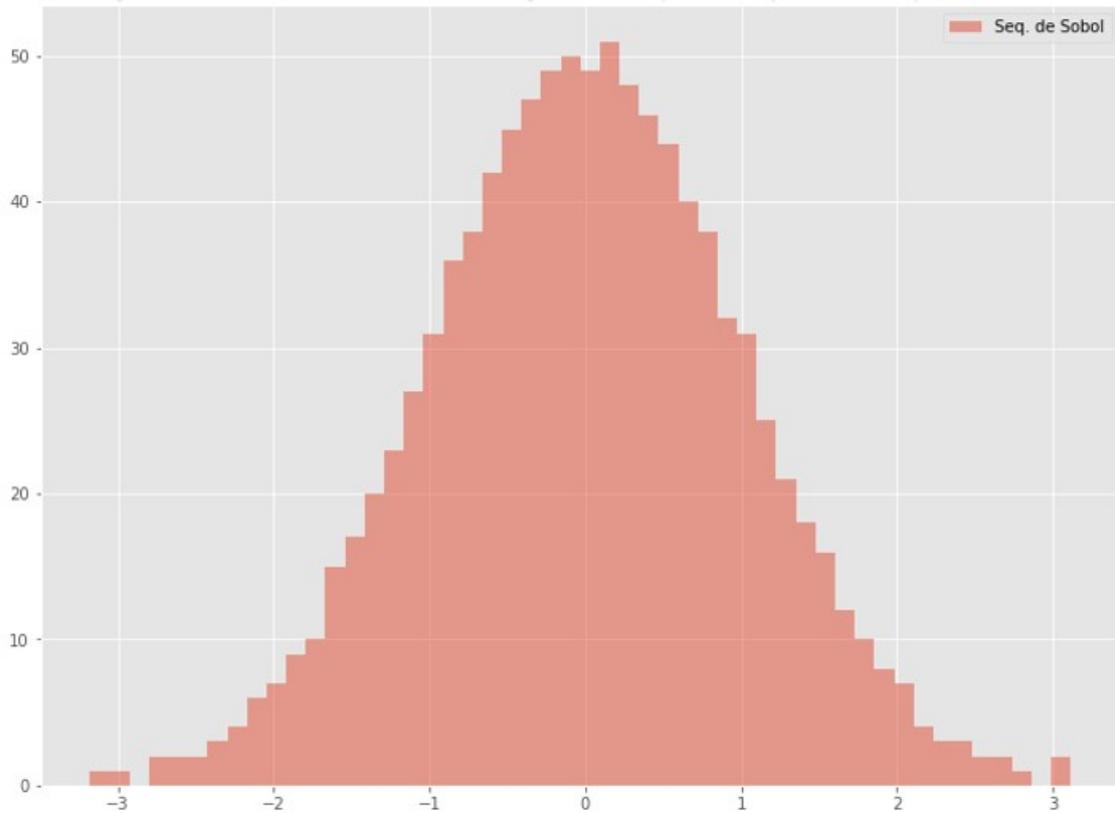
Fonte: Autoria própria.

anfitrião descobre o ovo em seu ninho, ele pode destruir esse ovo ou abandonar o ninho e construir um novo em outro lugar. Para aumentar a probabilidade de ter um novo cuco e reduzir a probabilidade de abandono dos ovos pelas aves hospedeiras, os cucos usam várias estratégias, como imitar as cores dos ovos das espécies hospedeiras, escolher o melhor ninho e imitar o chamado do hospedeiro para obter acesso a mais oportunidades de alimentação. O parasitismo do cuco é resumido nas três seguintes regras idealizadas:

- Cada cuco põe um ovo aleatoriamente em ninhos de outras espécies de aves.
- Os melhores ninhos, com ovos de alta qualidade serão transportados para a próxima fase.
- O número de ninhos hospedeiros disponíveis é fixo e há sempre uma probabilidade  $p_a$  de que o pássaro anfitrião descubra o ovo de cuco colocado em seu ninho e o jogue fora ou construa um novo ninho.

O comportamento dos cucos é combinado no algoritmo de busca com voos de Lévy a fim de buscar de forma eficiente um novo ninho. Os voos de Lévy são um modelo de caminhada aleatória, caracterizado por seus comprimentos de passos. Este modelo

Figura 14 – Histograma de números com distribuição normal padrão gerados a partir da sequência de Sobol



Fonte: Autoria própria.

é comumente representado por pequenos passos aleatórios seguidos a longo prazo por grandes saltos (NADJEMI et al., 2017). A caminhada aleatória ou o voo é dado por (YANG; DEB, 2010):

$$p_i^{t+1} = p_i^t + \vartheta \otimes Levy(\rho) \quad (2.38)$$

$$\vartheta = \vartheta_0(p_i^t - p_{melhor}^t) \quad (2.39)$$

$$Levy(\rho) \sim u = t^{-\rho}, \quad (2.40)$$

sendo:

$p_i^{t+1}$ : nova solução gerada (ninho);  $p_i^t$ : solução anterior (ninho antigo);  $\vartheta > 0$ : tamanho do passo que deve estar relacionado ao tamanho do problema;  $\vartheta_0$ : constante cujo valor atribuído normalmente é 0,01;  $p_{melhor}^t$ : a melhor solução atual;  $\otimes$ : multiplicador de entrada;  $Levy(\rho)$ : comprimento do passo aleatório extraído da distribuição de Lévy;  $i$ : iteração atual.

Existem várias maneiras de utilizar a distribuição de Lévy, porém uma das formas mais simples é o algoritmo Mantegna para uma distribuição simétrica de Lévy. Uma

Tabela 4 – Comparação entre métodos empregados na otimização de GD.

Método de Otimização	Vantagens	Desvantagens	Número de parâmetros a ajustar
Algoritmos evolucionários	Boa aproximação do ótimo global, bem atendido pela literatura	Relativamente difícil de codificar, convergência prematura, precisão inferior	5
Recozimento simulado	Fácil de programar, versátil em resolver problemas de otimização não-linear e adaptável a muitos problemas de otimização combinatoria	Desempenho relativamente baixo para encontrar ótimo global, tempo computacional elevado, pode depender de método auxiliar de busca local	4
Otimização por enxame de partícula	Fácil de programar, aplicável a problemas de otimização não-linear e combinatoria (por adaptação), bem atendido pela literatura	Desempenho relativamente baixo para encontrar o ótimo global	5
Busca Tabu	Eficiente em encontrar solução ótima/quase ótima, capaz de escapar de mínimos locais. Indicado como método auxiliar em conjunto com métodos de busca global	Relativamente difícil de codificar, baixa precisão	4
Colônia de formigas	Fácil de entender e codificar	Distribuição de probabilidade muda a cada iteração, tempo de convergência incerto	5
Colônia artificial de abelha	Capaz de lidar com problemas complexos de otimização, fácil de codificar	Pouco atendido pela literatura	3
Busca cuco	Fácil de implementar, poucos parâmetros a ajustar	Convergência lenta, literatura escassa	3
Algoritmo de libélula	Fácil de implementar, poucos parâmetros a ajustar	Dificuldade em escapar de mínimos locais	2
Competição imperialista	Capaz de lidar com problemas de otimização complexos	Relativamente difícil de codificar por ter vários parâmetros a ajustar, pouco atendido pela literatura	5
Algoritmos híbridos	Eficiente em encontrar solução ótima/quase ótima	Relativamente difíceis de codificar, pouco atendido pela literatura	Variável

Fonte: (TAN et al., 2013; MIRJALILI, 2016)

distribuição simétrica significa que os passos podem assumir valores positivos ou negativos. No algoritmo de Mantegna, o comprimento do passo é calculado a partir de:

$$Levy(\rho) = \frac{u\sigma_u}{|v|^{\frac{1}{\gamma}}} \quad (2.41)$$

em que  $u$  e  $v$  são números aleatórios com distribuição normal:

$$u \sim N(0, \sigma_u^2) \quad (2.42)$$

$$v \sim N(0, \sigma_v^2) \quad (2.43)$$

$$\sigma_u = \frac{\Gamma(1 + \gamma \sin(\frac{\pi\gamma}{2}))^{\frac{1}{\gamma}}}{\Gamma(\frac{1+\gamma}{2})\gamma 2^{\frac{\gamma-1}{2}}} \quad (2.44)$$

e

$$\sigma_v = 1 \quad (2.45)$$

em que  $\gamma$  é o fator de escala e  $\Gamma$  é a função gama.

Portanto, o algoritmo assume (2.45) para gerar a nova solução:

$$p_i^{t+1} = p_i^t + \frac{u\sigma_u}{|v|^{\frac{1}{\gamma}}}(p_i^{t+1} - p_{melhor}^t)\vartheta_0 \quad (2.46)$$

Algumas das novas soluções devem ser geradas por voo de Lévy ao redor da melhor solução encontrada até agora, o que acelera a busca local. No entanto, uma fração substancial das novas soluções deve ser gerada em local longe o suficiente da melhor solução atual, pois isso fará com que a solução do problema não fique estagnada em um mínimo local (YANG; DEB, 2010). De modo geral, o pseudocódigo da BC é mostrado no *Algorithm 1*.

Como a BC tem menos parâmetros a ajustar que o [algoritmo genético \(AG\)](#) e [otimização por enxame de partículas \(PSO\)](#), por exemplo, é mais genérico e tem potencial para se adaptar a uma classe mais ampla de problemas de otimização. Portanto, BC pode ser efetivamente utilizada para encontrar a solução ótima do problema de instalação de geradores fotovoltaicos.

## 2.5.2 Algoritmo Busca Cuco Discreto Adaptável

A adaptação de meta-heurísticas desenvolvidas para resolver problemas de otimização contínuos para problemas de otimização combinatória não é uma tarefa fácil. O desempenho do algoritmo tende a diminuir se comparado com sua versão contínua, mas é essencial manter meta-heurísticas competitivas em termos de qualidade de resultado (OUAARAB, 2020). Como a localização e o dimensionamento de GD é um problema

**Algorithm 1** Algoritmo Busca Cuco Original

Entrada: número de ninhos, número máximo de fases,  $p_a$ , limites inferior e superior das soluções Saída: melhor ninho,  $f_{min}$

- 1▶ determinar a função objetivo  $f(x)$ ,  $x = (x_1, \dots, x_d)^T$
- 2▶ gerar a população inicial de  $n$  ninhos  $x_i = 1, 2, \dots, n$
- 3▶ **enquanto** critério de parada não for atendido **faça** ▷  $x$
- 4▶     criar aleatoriamente um cuco por voo de Lévy
- 5▶     avaliar sua função objetivo  $F_i$
- 6▶     escolher aleatoriamente um ninho  $j$
- 7▶     **se**  $F_i < F_j$  **então**
- 8▶         substituir  $j$  por  $i$
- 9▶     **fim se**
- 10▶ abandonar uma fração  $p_a$  dos piores ninhos e construir novos ninhos
- 11▶ manter as melhores soluções e classificá-las
- 12▶ **fim enquanto**
- 13▶ visualizar resultados

de otimização combinatória, deve ser resolvido como tal e com eficiência. A [busca cuco discreto adaptável \(BCDA\)](#), apresentada detalhadamente nas próximas subseções é uma contribuição da tese.

## 2.5.2.1 A Solução

O ninho é um conjunto de ovos que representa a solução. A Figura 15 é a representação de uma solução do problema em que os geradores a serem instalados em barras distintas da rede são quatro. Cada binário barra-capacidade é um dos quatro ovos do ninho que representa a solução. As capacidades dos geradores são expressas em números múltiplos de cem módulos FV. Por exemplo, o ovo 1 contém parte da solução que consiste em instalar cem módulos FV na barra 3, enquanto o ovo 4 se refere a instalar 300 módulos FV na barra 45.

Figura 15 – Uma solução do problema de localizar e dimensionar 4 geradores FV



Fonte: Autoria própria.

O conjunto de todos os ninhos, denominado de ambiente, é formado inicialmente de modo aleatório e se modifica ao longo do processo de otimização, quando novos ninhos são construídos e outros são destruídos.

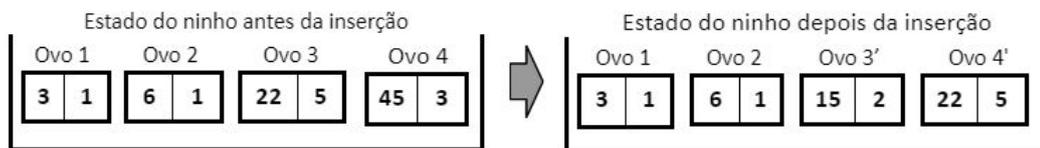
**Algorithm 2** criarAmbienteInicial

Entrada: tamanho do ambiente

Saída: *ambiente*, melhor ninho

- 1▶  $i \leftarrow 1$
- 2▶ **enquanto**  $i \leq$  tamanho de *ambiente* **faça** ▷  $x$
- 3▶     Construir um ninho aleatoriamente
- 4▶     Incluir o novo ninho no ambiente
- 5▶ **fim enquanto**
- 6▶ Determinar a qualidade de cada ninho do ambiente e determinar o melhor deles

Figura 16 – Movimento de inserção



Fonte: Autoria própria.

## 2.5.2.2 Movimentos no Espaço de Busca

Três movimentos distintos no espaço de busca combinatorial, denominados de *inserção*, *inversão* e *troca*, são introduzidos em [Ouaarab \(2020\)](#). No exemplo da Figura 16 é feita a postura de um ovo na posição do ovo 3. A escolha do local de postura e o novo ovo a ser posicionado são feitos de forma aleatória. Como a capacidade do ninho é de quatro ovos, neste caso, o ovo 4 é jogado fora. Na Figura 17 é feita a troca de posição do ovo 3 do ninho 1 pelo ovo 4 do ninho 2. Os ninhos e os ovos a serem trocados também são escolhidos de forma aleatória. Apesar de resultar em dois novos ninhos, apenas o primeiro é utilizado, a fim de padronizar o resultado dos movimentos. A inversão dos ovos 2 a 4 está na Figura 18. Mais uma vez, a escolha de onde começa e termina a inversão dos ovos é realizada de forma aleatória. Como a ordem do ovo importa para a solução, ao inverter a ordem de cada ovo, uma nova solução é gerada. O Algoritmo 3 é referente ao processo de alterar o ambiente.

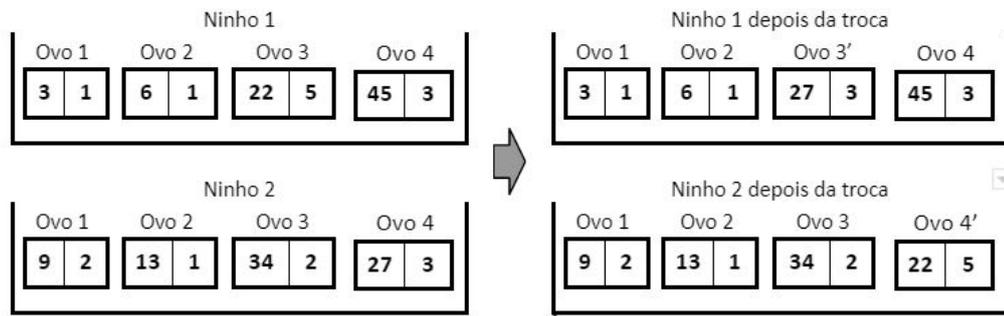
## 2.5.2.3 Probabilidade de Descobrimento

No algoritmo proposto BCDA, a probabilidade de descobrimento  $p_a$  se modifica durante o processo, da forma como é apresentado em [Mareli e Twala \(2018\)](#). Ao invés de usar  $p_a$  fixo, a probabilidade de descobrimento é definida por:

$$p_{a_i} = p_{a_{inicial}} \exp\left(\frac{i}{T_i}\right), \quad (2.47)$$

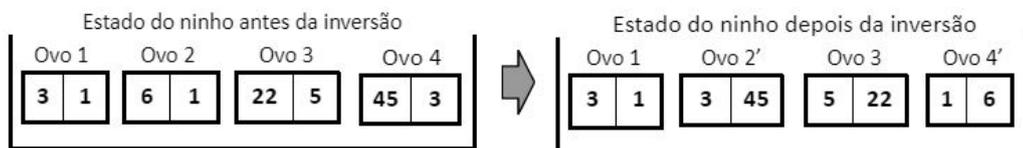
onde  $p_{a_i}$  é a probabilidade de descobrimento para a iteração atual,  $p_{a_{inicial}}$  é a probabilidade de descobrimento inicial e  $T_i$  é o número máximo de iterações. A probabilidade de descobrimento é usada na função *esvaziarNinho* como mostrado no Algoritmo 4.

Figura 17 – Movimento de troca



Fonte: Autoria própria.

Figura 18 – Movimento de inversão



Fonte: Autoria própria.

**Algorithm 3** *alterarAmbiente*

Entrada: ambiente atual

Saída: novo ambiente

```

1▶  $i \leftarrow 1$ 
2▶ enquanto  $i \leq$  tamanho do ambiente faça ▷ x
3▶   se  $\text{Levy}(\beta) \leq 0,35$  então
4▶      $\text{ninhoExperimental} = \text{inserção}(\text{ninho}(i))$ 
5▶   fim se
6▶   se  $0,35 < \text{Levy}(\beta) \leq 0,7$  então
7▶      $\text{ninhoExperimental} = \text{troca}(\text{ninho}(i))$ 
8▶   senão
9▶      $\text{ninhoExperimental} = \text{inversão}(\text{ninho}(i))$ 
10▶  fim se
11▶  se  $\text{qualidade}(\text{ninhoExperimental}) < \text{qualidade}(\text{ninho}(i))$  então
12▶    substituir  $\text{ninho}(i)$  por  $\text{ninhoExperimental}$ 
13▶  fim se
14▶ fim enquanto

```

Finalmente, o algoritmo proposto para resolver o problema de localização e dimensionamento de GD está no Algoritmo 5.

### 2.5.3 Otimização por Enxame de Partículas

A otimização por enxame de partículas (ou particle swarm optimization – PSO) é uma meta-heurística proposta pelo psicólogo social James Kennedy e pelo engenheiro

**Algorithm 4** *esvaziarNinho*Entrada: ambiente,  $p_{a_i}$ 

Saída: novo ambiente

- 1▶ **para** cada ninho do ambiente **faça**
- 2▶     criar um passo de tamanho discreto
- 3▶     **se**  $\text{rand}(0,1) < p_{a_i}$  **então**
- 4▶         novo ninho = ninho + passo
- 5▶     **fim se**
- 6▶ **fim para**

**Algorithm 5** *BCDA*Entrada:  $T_i$ , tamanho do ambiente,  $p_{a_{inicial}}$ Saída: melhor ninho,  $f_{min}$ 

- 1▶ determinar a função objetivo  $f(x)$ ,  $x = (x_1, \dots, x_d)^T$
- 2▶ criar ambiente inicial com algoritmo 2
- 3▶ **enquanto** critério de parada não for atendido **faça** ▷  $x$
- 4▶     atualizar  $p_{a_i}$
- 5▶     atualizar ambiente com os algoritmos 3 e 4
- 6▶     manter as melhores soluções e encontrar o melhor ninho atual
- 7▶ **fim enquanto**
- 8▶ visualizar resultados

eletricista Russell Eberhart para emular o comportamento social de aves e peixes. PSO foi originalmente empregada para resolver problemas de otimização contínuos não-lineares e depois foi adaptada para resolver problemas de otimização combinatória. Ao longo dos anos ela vem sendo usada em muitas aplicações práticas (PAIVA, 2018).

A partícula é um indivíduo de um enxame ou, analogamente, uma ave que é membro de um bando, ou ainda, uma solução para determinado problema de otimização. Quando uma partícula descobre um bom caminho que a leve ao alimento, influencia, em graus variados, as outras partículas a se deslocarem naquela direção.

Cada partícula  $j$  tem três atributos: sua posição no espaço de busca de dimensão  $D$ ,  $p_j = (p_{j1}, p_{j2}, \dots, p_{jD})$  sua melhor posição encontrada até o momento  $p_{melhor} = (p_{melhor,1}, p_{melhor,2}, \dots, p_{melhor,D})$ , e sua velocidade para uma trajetória  $v_j = (v_{j1}, v_{j2}, \dots, v_{jD})$ . A posição e a velocidade de cada partícula são inicializadas aleatoriamente. Logo após, a aptidão de cada uma é avaliada por uma função objetivo. Por meio da aptidão é possível determinar os dois melhores valores: *iBest* e *gBest*. As velocidade e posição de cada partícula são atualizadas por:

$$v_j^{t+1} = wv_j^t + c_1r_1(p_{melhor}^t - p_j^t) + c_2r_2(p_{global}^t - p_{melhor}^t) \quad (2.48)$$

$$p_j^{t+1} = p_j^t + v_j^{t+1} \quad (2.49)$$

sendo,

$w$ : o fator de inércia, que pondera a influência da velocidade atual da partícula na determinação da velocidade do instante seguinte;

$v_j^{t+1}$ : velocidade atual da partícula  $j$ ;

$p_j^{t+1}$ : posição atual da partícula  $i$ ;

$p_{melhor}^t$ : posição em que foi encontrada a melhor *fitness* da partícula  $j$  nas iterações anteriores;

$p_{global}^t$ : posição em que foi encontrada a melhor *fitness* entre todas as partículas do enxame até o momento;

$c_1$ : coeficiente que contribui com a autoexploração da partícula;

$c_2$ : coeficiente que contribui com o movimento da partícula no sentido do deslocamento global do enxame;

$r_1, r_2$ : valores aleatórios uniformemente distribuídos no intervalo  $[0, 1]$ , gerados a cada iteração para atualizar cada dimensão individual  $d \in (1, 2, \dots, D)$ . De forma geral, o pseudocódigo do PSO está mostrado no algoritmo 6.

---

**Algorithm 6** *Pseudocódigo do PSO*

---

Entrada: número de partículas e de movimentações,  $w, c_1, c_2$

Saída: melhor partícula,  $f_{min}$

- 1▶ determinar a função objetivo  $f(x), x = (x_1, \dots, x_d)^T$
  - 2▶ inicializar aleatoriamente a velocidade e a posição de cada partícula
  - 3▶ **enquanto** critério de parada não for atendido **faça** ▷  $x$
  - 4▶     **para** cada partícula  $j$  **faça**
  - 5▶         calcular o valor da *fitness*  $fit(p_j)$
  - 6▶         **se**  $fit(p_j) \leq fit(p_{melhor,j})$  **então**
  - 7▶              $p_{melhor,j} = p_j$
  - 8▶         **fim se**
  - 9▶         **se**  $fit(p_{melhor,j}) \leq fit(p_{global})$  **então**
  - 10▶              $p_{global} = p_{melhor,j}$
  - 11▶         **fim se**
  - 12▶     **fim para**
  - 13▶     **para** cada partícula  $j$  **faça**
  - 14▶         calcular a velocidade usando (2.47)
  - 15▶         calcular a posição usando (2.48)
  - 16▶     **fim para**
  - 17▶ **fim enquanto**
  - 18▶ visualizar resultados
- 

Os algoritmos PSO e BC são originalmente desenvolvidos para problemas de otimização contínuos e para ser aplicado ao problema discreto tema desta tese, a discretização é feita por meio do truncamento da solução.

## 2.5.4 Algoritmos Genéticos

Algoritmos Genéticos (AG) são abordagens de busca heurística que são aplicáveis a uma ampla classe de problemas de otimização. Essa flexibilidade os torna atraentes para muitos problemas de otimização na prática. A evolução é a base dos Algoritmos Genéticos. A atual variedade e sucesso das espécies é uma boa razão para acreditar no poder da evolução. Elas desenvolveram estruturas complexas que permitem a sobrevivência em diferentes tipos de ambientes. O acasalamento e a evolução da prole são os principais motivos do sucesso da evolução. Estas são boas razões para adaptar os princípios evolucionários para resolver problemas de otimização (KRAMER, 2017).

O AG clássico é baseado em um conjunto de soluções candidatas que representam uma solução para o problema de otimização que queremos resolver. Uma solução é uma candidata potencial para um ótimo do problema de otimização. Sua representação desempenha um papel importante, pois a representação determina a escolha dos operadores genéticos. As representações geralmente são listas de valores e são mais geralmente baseadas em conjuntos de símbolos. Se forem contínuos, são chamados de vetores, se consistirem em bits, são chamados de strings de bits. No caso de problemas combinatórios, as soluções geralmente consistem em símbolos que aparecem em uma lista. Um exemplo é a representação de um passeio no caso do problema do caixeiro viajante. Operadores genéticos produzem novas soluções na representação escolhida e permitem o passeio no espaço de soluções. A codificação da solução como representação, que está sujeita ao processo evolutivo, é chamada de genótipo ou cromossomo (KRAMER, 2017). O algoritmo 7 é o pseudocódigo do AG clássico.

---

### Algorithm 7 Pseudocódigo do AG clássico

---

Entrada: número de cromossomos, número máximo de gerações, taxa de mutação e cruzamento Saída: melhor cromossomo,  $f_{min}$

- 1▶ determinar a função objetivo  $f(x)$ ,  $x = (x_1, \dots, x_d)^T$
  - 2▶ inicializar aleatoriamente a população
  - 3▶ **enquanto** critério de parada não for atendido **faça** ▷ x
  - 4▶     **enquanto** população não estiver completa **faça** ▷ x
  - 5▶         selecionar pais
  - 6▶         cruzamento
  - 7▶         mutação
  - 8▶         **para** cada novo cromossomo **faça**
  - 9▶             cálculo da *fitness*
  - 10▶         **fim para**
  - 11▶         selecionar os melhores e descartar parte dos cromossomos
  - 12▶     **fim enquanto**
  - 13▶ **fim enquanto**
  - 14▶ visualizar resultados
-

#### 2.5.4.1 Cruzamento

O operador de cruzamento permite a combinação do material genético de duas ou mais soluções e tem como objetivo produzir descendentes superiores. O método escolhido vai depender do método de codificação. Os principais tipos de cruzamento são:

- Ponto único: um ponto de cruzamento em cada pai é escolhido, todos os dados além desse ponto são trocados entre os pais para a formação de dois novos indivíduos.
- Dois pontos: dois pontos aleatórios são escolhidos nos cromossomos dos pais e o material genético é trocado nesses pontos para a formação de outros dois indivíduos.
- Uniforme: Cada gene é selecionado aleatoriamente de um dos genes correspondentes dos cromossomos pais.

O cruzamento entre duas boas soluções pode nem sempre resultar em uma solução melhor. Como os pais são bons, a probabilidade de a criança ser boa é alta. Se a prole não for boa poderá ser removida na próxima iteração.

#### 2.5.4.2 Mutação

A mutação pode ser definida como um pequeno ajuste aleatório no cromossomo, para obter uma nova solução. É usado para manter e introduzir diversidade na população genética e geralmente é aplicado com baixa probabilidade. Se a probabilidade for muito alta, o AG fica reduzido a uma busca aleatória. A mutação é a parte do AG que está relacionada com a exploração do espaço de busca e é essencial para a convergência do AG. Alguns dos operadores de mutação mais comuns são:

- Inversão de Bits: um ou mais bits são selecionados aleatoriamente e eles são invertidos. É uma técnica usada para AG binário.
- Reinicialização aleatória: é uma extensão do operador anterior para a representação inteira. Neste, um valor aleatório do conjunto de valores permitidos é atribuído a um gene escolhido aleatoriamente.
- Troca: duas posições do cromossomo são escolhidas aleatoriamente e seus valores são trocados.
- Embaralhamento: Neste, de todo o cromossomo, um subconjunto de genes é escolhido e seus valores são embaralhados.
- Inversão: um subconjunto de genes é selecionado e o invertemos.

## 3 Revisão Bibliográfica

Os temas de fluxo de potência probabilístico e os algoritmos de otimização aplicados aos sistemas de potência são examinados neste capítulo. Os trabalhos que são mais importantes para o estado da arte dos temas supracitados são mostrados. Por fim, são analisadas as pesquisas mais correlacionadas com o que se desenvolve na tese.

### 3.1 Fluxo de Potência Probabilístico

A forma tradicional de cálculo do fluxo de potência é baseado na abordagem determinística. Esta abordagem toma como variáveis de entrada os valores específicos de geração e consumo (na maioria das vezes os valores médios), enquanto valores específicos de tensões nas barras são fornecidos como variáveis de saída. A abordagem determinística fornece apenas um valor instantâneo do estado do sistema, ignorando as incertezas decorrentes do consumo variável ou geração de recursos renováveis (MISUROVIC; MUJOVIC, 2022).

Por outro lado, uma análise probabilística do fluxo de potência pode levar em consideração incertezas quanto à configuração da rede, consumo, dados climáticos relacionados à capacidade de geração de recursos renováveis, taxas de falha de equipamentos, dentre outros. Como resultado, os estados do sistema (por exemplo, tensões) também serão descritos estocasticamente. A abordagem probabilística para o cálculo do fluxo de potência foi proposta pela primeira vez em meados da década de 1970 por Borkowska (1974).

Os métodos baseados em SMC podem ser divididos de acordo com a técnica de amostragem empregada. A mais comum é a técnica de amostragem aleatória simples, a qual necessita de grande quantidade de iterações para representar os dados corretamente. Para melhorar a eficiência da SMC, a amostragem quase-aleatória pode ser utilizada. Em Cai, Shi e Chen (2014), a amostragem do Hipercubo latino é combinada com o método de cópula que permite predefinir as dependências entre as variáveis aleatórias. Os autores em Zhang et al. (2019) analisam a aplicação de matrizes de correlação que não são positivamente definidas combinando transformação de Nataf, amostragem de hipercubo latino e decomposição de matrizes para valores singulares. Um dos métodos quasi-Monte Carlo, o Supercubo Latino, que na verdade é uma combinação de redes digitais e o método Hipercubo Latino é apresentado em Hajian, Rosehart e Zareipour (2013) mostrando os resultados de precisão satisfatória em comparação com métodos numéricos similares.

Zhang et al. (2016) propõem um fluxo de potência probabilístico baseado no sis-

tema Johnson e em números quasi-aleatórios com sequência de Sobol. O sistema Johnson é utilizado para simular a FDP das variáveis aleatórias e modelar a correlação de múltiplas incertezas. O gerador de números quasi-aleatórios de Sobol aprimorado é adotado para produzir as amostras de baixa discrepância na SMC.

Os métodos de aproximação calculam características estatísticas gerais descrevendo as variáveis aleatórias de saída de forma aproximada. Os mais comuns são baseados no método de estimativa pontual que foi proposto inicialmente por Rosenblueth (1975). Houve muita melhoria desde o método proposto por Rosenblueth. Em Rosenblueth (1981), o trabalho original foi estendido para aplicação com variáveis aleatórias não simétricas. O primeiro a aplicar o método de estimativa pontual ao fluxo de potência foi Hong (1998a). Desde então, inúmeros foram os trabalhos que aplicaram esta técnica ao estudo de fluxo de potência, verificar os trabalhos de Su (2005), Verbic e Canizares (2006), Morales et al. (2010), Morales e Pérez-Ruiz (2007). Em Meneses, Echeverri e Mantovani (2013), o fluxo de potência baseado em MEP  $2m+1$  e MSP é realizado em sistema trifásico desbalanceado com GD. Mais recentemente, Che et al. (2020) afirmam que a precisão do método foi melhorada adicionando um novo par de pontos com os três primeiros momentos conhecidos.

Alguns outros métodos de aproximação incluem a aplicação de transformação de incertezas, que é útil devido à facilidade de trabalhar com variáveis aleatórias dependentes e equações não lineares Aien, Fotuhi-Firuzabad e Aminifar (2012), bem como o uso de vetores ortogonais de Taguchi que exigem menos cálculos determinísticos quando aplicados a sistemas balanceados com fontes renováveis Hong, Lin e Yu (2016) ou para sistemas trifásicos com dependências entre variáveis Carpinelli et al. (2018).

## 3.2 Algoritmos de Otimização Aplicados ao Sistema de Potência

Segundo Viral e Khatod (2012), os algoritmos de otimização aplicados ao planejamento da GD podem ser divididos em cinco grupos: analíticos, metas-heurísticas, inteligência artificial, algoritmos híbridos e outras abordagens. O foco desta revisão são as metas-heurísticas.

A busca Tabu, empregada por Nara et al. (2001), Golshan e Arefifar (2007) para localizar e dimensionar GD é uma ferramenta poderosa que tem a habilidade de evitar ficar presa em ótimos locais ao utilizar seu sistema de memória flexível. O algoritmo PSO é muito empregado em diversos problemas de otimização, inclusive em problemas de planejamento de GD. Os autores em Kaviani, Riahy e Kouhsari (2009), Borhanazad et al. (2014), Sharafi e ElMekawy (2014), Sanchez, Ramirez e Arriaga (2010) utilizam PSO em seus trabalhos com objetivos diversos.

Outro algoritmo consolidado é o AG, que foi desenvolvido por John Holland na

década de 1970 e é um processo de busca baseada no processo de seleção natural. [Hongxing, Wei e Chengzhi \(2009\)](#) usam AG para projetar um sistema híbrido solar e eólico com banco de baterias para que o custo anualizado seja minimizado. Em [Sheng et al. \(2015\)](#), um AG de classificação não dominada melhorado-II é proposto para o planejamento ótimo de múltiplas unidades de GD com objetivos técnicos. Em [Cheng e Duan \(2014\)](#), a existência de veículos elétricos em microredes é analisada, considerando as incertezas de carga, custo e distância de estacionamento com uma técnica combinada de SMC e AG.

Por ter poucos parâmetros a ajustar, a BC tem aplicação em várias áreas do conhecimento, inclusive no planejamento dos sistemas de distribuição de energia. Em [Buaklee e Hongesombut \(2013\)](#), a BC é aplicada ao problema de localização e dimensionamento ótimos da GD para redução das perdas de potência. [El-Fergany e Abdelaziz \(2014\)](#) utilizam a BC para realizar a alocação ótima de banco de capacitores em rede de distribuição radial. Em [Nguyen e Truong \(2015\)](#), emprega-se a BC para a reconfiguração da rede de distribuição para redução das perdas de potência e melhoramento do perfil de tensão. [Sanajaoba e Fernandez \(2016\)](#) empregam a BC para realizar o dimensionamento ótimo de um sistema de geração híbrido composto por energia solar, eólica e baterias para a minimização dos custos totais do sistema. Em [Swief, Abdel-Salam e El-Amary \(2018\)](#), BC é aplicada para melhorar a confiabilidade do sistema de potência. A BC é empregada para a localização e dimensionamento ótimos da GD e instalação ótima do sistema de proteção em sistema de distribuição radial.

### 3.3 Trabalhos Correlatos

Muitos são os trabalhos encontrados na literatura que empregam diferentes métodos de otimização e de cálculo do fluxo de potência para realizar a tarefa do planejamento da geração distribuída. Os mais relevantes para esta tese são detalhados abaixo.

[Liu, Wen e Ledwich \(2011\)](#) apresentam um método para considerar as incertezas na localização e dimensionamento ótimos de GD baseado na programação estocástica. O objetivo é a minimização dos custos: de investimento da GD, operacional, de manutenção e de perdas de energia. Uma abordagem baseada em algoritmos genéticos e simulação de Monte Carlo é usada para resolver o modelo de programação com restrições desenvolvido. As variáveis aleatórias consideradas são: potência de saída de veículos elétricos conectados à rede na condição de carga ou descarga (modelada por distribuição normal), potência de saída das unidades de geração eólicas e solares (modeladas por distribuição Weibull e Beta, respectivamente), crescimento futuro da carga (modelado por distribuição normal), preço de combustível e de eletricidade (modelados por movimento browniano geométrico). O sistema teste IEEE de 37 barras é usado para verificar a viabilidade do método desenvolvido, e os resultados demonstraram que o perfil de tensão e a confiabilidade do

fornecimento de energia para os clientes podem ser significativamente melhorados e as perdas substancialmente reduzidas.

Evangelopoulos e Georgilakis (2014) propõem um método de localização e dimensionamento da geração distribuída baseado em AG e MEP do tipo  $2m+1$ . As incertezas consideradas incluem: o crescimento futuro da carga modelado por distribuição normal, a velocidade dos ventos e a irradiância solar modeladas por distribuição Weibull e os custos com combustíveis modelados por movimento browniano geométrico. Um AG combinado com MEP é aplicado para fazer o planejamento ótimo da geração distribuída com restrição de barras da rede nas quais geradores eólicos, fotovoltaicos e a diesel podem ser instalados. O algoritmo proposto é aplicado ao alimentador teste de 33 barras do IEEE, considerando vários cenários, e é comparado com o método composto por AG e SMC. Como era de se esperar, com o MEP se chega a resultados similares aos da SMC, com menos tempos de processamento.

Kefayat, Lashkar Ara e Nabavi Niaki (2015) apresentam um algoritmo híbrido chamado ACO-ABC, que é uma combinação dos métodos de otimização de colônia de formiga (Ant Colony Optimization) e de colônia artificial de abelhas (Artificial Bee Colony) para localização e dimensionamento ótimos de turbina a gás, células de combustível e energia eólica em sistemas de distribuição. Os objetivos são minimizar as perdas de potência ativa, emissões totais, custo total de energia elétrica e melhorar a estabilidade de tensão. Para avaliar os efeitos das incertezas associadas à energia eólica e à demanda da carga, o cálculo do fluxo de potência é probabilístico. Para tanto, o método de estimativa pontual do tipo  $2m$  é empregado para solucionar o problema de otimização em ambiente estocástico. O algoritmo de otimização é superior aos algoritmos PSO – CFA (particle swarm optimization with construction factor approach), colônia artificial de abelhas e MTLBO (modified teaching – learning based optimization). O algoritmo proposto é testado nos sistemas de 33 e 69 barras do IEEE. O trabalho possui duas deficiências: empregar o esquema  $2m$ , que se sabe por trabalhos anteriores que não é eficiente para sistemas de potência de médio a grande porte e não comparar o MEP com outra abordagem de incertezas.

Pereira et al. (2016) apresentam um método de instalação ótima simultânea de banco de capacitores e GD que considera a natureza estocástica da geração eólica. Utilizam um algoritmo híbrido de busca Tabu (BT) e AG, juntamente com MEP  $2m+1$ . Os autores propõem realizar o cálculo do fluxo de potência em dois pontos adicionais além dos  $2m+1$  pontos, sendo nos valores máximo e mínimo das variáveis aleatórias de entrada, e servem apenas para avaliar soluções inviáveis. BT é o algoritmo principal responsável por encontrar a localização do banco de capacitores e da localização e tipo de GD. AG é usado para determinar o dimensionamento da GD, o tipo e o esquema operacional do banco de capacitores, considerando a natureza probabilística da GD. Os objetivos são

minimizar os custos de investimento e de operação do sistema. A carga é modelada por níveis de carga leve, média, pesada e suas durações e custo de energia são considerados. Dois tipos de GD são considerados: estocástica (tipo 1) e despachável (tipo 2) e apenas dois geradores são possíveis de serem instalados em barras pré-selecionadas. Vários testes são realizados com o sistema de 69 barras do IEEE e o MEP é comparado com SMC, porém o algoritmo de otimização não é comparado com outros.

Alencar et al. (2018) apresentam um modelo simples para estimar a localização ótima de geradores FV para a minimização das perdas anuais de energia. Para resolver o problema de otimização utilizam um AG clássico. Consideram três níveis de carga (leve, média e pesada) por meio da segmentação da curva de duração de carga anual do alimentador. A irradiância é fixada nas médias para cada um dos níveis de carga. A metodologia é testada em sistema de 36 barras em que três geradores FV de potências pré-definidas são localizados. As hipóteses simplificativas realizadas não comprometem os resultados, uma vez que o método proposto é de estimação.

Elkadeem et al. (2019) propõem uma metodologia para resolver o problema de planejamento da geração distribuída baseada em uma versão modificada da otimização Harris Hawks usando operadores do PSO. As incertezas de geração de energia eólica e solar são consideradas por meio de SMC. As distribuições Weibull e Beta são usadas como modelos da velocidade dos ventos e da irradiância solar, respectivamente. Dados meteorológicos coletados durante um ano são usados para obter os perfis anuais de irradiância e velocidade dos ventos. A carga é considerada como sendo potência constante. Os objetivos são: redução das perdas de potência, melhoramento do perfil de tensão e estabilidade do sistema. A metodologia proposta é testada nos sistemas de 33, 69 e 94 barras e uma comparação para o sistema de 33 barras é feita baseada em resultados prévios encontrados na literatura. As deficiências do trabalho são: o modelo de carga, muito simplista; os dados históricos de apenas um ano, insuficientes para a modelagem probabilística e SMC, computacionalmente dispendiosa.

Hossain et al. (2021) apresentam como objetivos minimizar a soma do custo de investimento, custo de operação e custo de perdas utilizando GD. A técnica de cálculo de fluxo de potência probabilística baseada em MEP de dois pontos é adotada para o cálculo do fluxo de potência. A localização e o dimensionamento da GD são determinados usando um algoritmo genético em um ambiente MATLAB. Para a solução ótima, a demanda de energia é estimada usando dados históricos. O sistema proposto é baseado no sistema de distribuição da China e a moeda usada é Yuan. Após a instalação de GD, as perdas de potência ativa e reativa são reduzidas em 53% e 26%, respectivamente. O custo operacional da linha e o custo anual total são reduzidos em 53,7% e 12%, respectivamente. As deficiências do trabalho são empregar o MEP  $2m$  que já se mostrou ser menos eficiente do que o MEP  $2m+1$ , e não comparar o método proposto com outros métodos encontrados

na literatura.

Um resumo da revisão bibliográfica com inserção do método proposto é apresentado na Tabela 5. Os seguintes parâmetros são considerados para fins comparativos: tipo de geração, técnica utilizada, objetivos e características do método.

A proposta da tese é utilizar o método de estimativa pontual para considerar as aleatoriedades da carga e geração, juntamente com o algoritmo de busca cuco discreto adaptável para determinar os locais mais adequados e os dimensionamentos ideais dos geradores distribuídos.

Tabela 5 – Síntese Bibliográfica.

Referência	Geração	Técnica	Objetivos	Pontos positivos	Pontos negativos
Liu, Wen e Ledwich (2011)	FV e eólica	AG e SMC	Custos totais	Precisão, consideração de várias incertezas	Tamanho do sistema, lentidão
Evangelopoulos e Georgilakis (2014)	FV, eólica e diesel	AG e MEP	Custos totais	Rapidez, comparação de MEP com SMC	Tamanho do sistema, não comparação de AG
Kefayat, Lashkar Ara e Nabavi Niaki (2015)	Turbina a gás, eólica e células de combustível	ACO-ABC e MEP	Perdas de potência, emissão de poluentes e custo da energia	Eficiência, programação fácil	Perdas de potência, não comparação de MEP com outros métodos
Pereira <i>et al.</i> (2016)	Eólica	BT - AG e MEP	Custos de investimento e operação	Rapidez, comparação de MEP com SMC	Modelo simples da carga, não compara BT - AG
Alencar <i>et al.</i> (2018)	FV	AG	Perdas de energia	Programação fácil	Modelo simples, tamanho do sistema
Elkadeem <i>et al.</i> (2019)	FV e eólica	HHO - PSO e SMC	Perdas de potência, perfil de tensão, estabilidade do sistema	Precisão, comparação do método proposto com outros	Lentidão, modelo simples, perdas de potência
Hossain <i>et al.</i> (2021)	Não informa	AG e MEP	Custos de investimento, operação e de perdas	Rapidez e fácil programação	Perdas de potência, não compara o método proposto com outros, esquema 2m
Método proposto	FV	BCDA e MEP	Custos totais	Fácil programação; comparação MEP com SMC e BCDA com outros métodos de otimização	Considera-se apenas geração FV

## 4 Metodologia

A tese tem como objetivo o desenvolvimento de um método de localização e dimensionamento ótimos de geradores fotovoltaicos em rede de distribuição radial, considerando a natureza estocástica da demanda de potência e da irradiância solar, de modo que os custos anuais sejam mínimos. Para tanto, dados meteorológicos reais medidos na cidade de Petrolina, PE, cedidos pela Companhia Hidrelétrica do São Francisco (CHESF) são utilizados. Para isso, passaram por análise minuciosa para determinar as distribuições que melhor representavam a irradiância solar e a temperatura ambiente, além de verificar a correlação existente entre elas e o quanto esta correlação influencia na estimativa da energia gerada por sistema fotovoltaico existente. Como mostrado no Capítulo 2, a irradiância solar direta foi modelada por distribuição beta e a temperatura ambiente por distribuição Weibull. Comprovou-se que a correlação existente entre irradiância e temperatura afeta a estimativa da energia gerada pelos painéis fotovoltaicos, o que é preciso testar é se a correlação entre elas também influencia na localização e dimensionamento ótimos da geração FV.

Para considerar a variabilidade da irradiância solar, temperatura ambiente e da demanda, utiliza-se o método de estimativa pontual, sendo os valores média, desvio-padrão, assimetria e curtose obtidos da base de dados. A utilização do MEP fornece como resultado os quatro primeiros momentos estatísticos das perdas totais de potência ativa. Para determinar as perdas anuais de energia (que é um dos componentes da função objetivo), utiliza-se a expansão de Edgeworth. Em seguida, são gerados valores pseudoaleatórios por meio da sequência de Sobol de perdas de potência, integralizados ao longo do ano para determinar o valor das perdas anuais de energia do sistema.

Como os possíveis pontos de instalação dos geradores fotovoltaicos são as barras do alimentador, o problema é de otimização combinatória. O objetivo deste trabalho é a minimização do custo total descontado de operação do sistema. A função objetivo é o **valor presente líquido (VPL)** do custo, cuja expressão é:

$$VPL = C_{investimento} + VPL_{O\&M} + VPL_{substituição} + VPL_{eletricidade} + VPL_{perdas} \quad (4.1)$$

$$C_{investimento} = c_i^{FV} \cdot P_R^{FV}, \quad (4.2)$$

onde  $C_{investimento}$  é o custo total de investimento (R\$),  $c_i^{FV}$  é o investimento por MW de potência nominal FV (R\$/MW).  $P_R^{FV}$  é a potência nominal fotovoltaica (MW).

Essa métrica de custo considera o valor presente do fluxo de caixa futuro convertendo-o no valor no momento do investimento após aplicar a inflação e a taxa de desconto

(GONZÁLEZ et al., 2015).

Os custos de operação e manutenção descontados ( $VPL_{O\&M}$ ) são calculados considerando a taxa de inflação anual:

$$VPL_{O\&M} = \sum_{j=1}^N i_{d_j} \left( c_{O\&M}^{FV} \cdot P_R^{FV} \right), \quad (4.3)$$

onde  $c_{O\&M}^{FV}$  é o custo anual de operação e manutenção por MW de potência nominal (R\$/MW) do sistema FV.  $N$  é a vida útil do sistema.

A taxa de desconto ( $i_{d_j}$ ) pode ser calculada como:

$$i_{d_j} = \frac{1}{(1 + i_r)^j}, \quad (4.4)$$

onde  $i_r$  é a taxa de juros anual real e pode ser calculada a partir da taxa básica de juros ( $IR$ ) e da taxa de inflação anual ( $i_a$ ):

$$i_r = \frac{IR - i_a}{1 + i_a}. \quad (4.5)$$

Considera-se que o sistema fotovoltaico tem uma vida útil de 20 anos. Consequentemente, os custos de substituição de equipamentos são apenas para inversores fotovoltaicos, pois esses componentes geralmente têm uma vida útil de 15 anos (KUSAKANA, 2014; BANESHI; HADIANFARD, 2016). Os custos atuais descontados de substituição de equipamentos ( $VPL_{substituição}$ ) são dados por:

$$VPL_{substituição} = i_{d_{15}} C_a, \quad (4.6)$$

onde  $C_a$  é o custo de aquisição dos inversores e é considerado um percentual de  $c_i^{FV}$ .  $i_{d_{15}}$  é a taxa de desconto para o décimo quinto ano.

O custo da eletricidade da rede e as perdas de energia são calculados através do MEP. O valor presente líquido da eletricidade da rede ( $VPL_{eletricidade}$ ) é calculado por:

$$VPL_{eletricidade} = \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^K i_{d_j} (C_{eletricidade} (demanda - P_{FV})_k), \quad (4.7)$$

onde  $C_{eletricidade}$  é o custo de compra de energia elétrica, ou seja, o preço pago para atender a demanda de carga pela rede (R\$/MWh).  $P_{FV}$  é a potência fotovoltaica gerada, e  $demanda$  é a demanda horária de potência ativa.  $K$  é o número de horas durante um ano.

Como a perspectiva deste trabalho é a das empresas de distribuição, a maior vantagem dos investimentos em energia renovável, do ponto de vista econômico, é a redução das perdas de energia relacionadas aos aspectos técnicos. Portanto, o último termo da

função objetivo é o valor presente líquido das perdas de energia do sistema ( $VPL_{perdas}$ ) e é dado por:

$$VPL_{perdas} = \sum_{j=1}^N i_{d_j} (C_{electricidade} \Delta E), \quad (4.8)$$

onde  $\Delta E$  são as perdas de energia do sistema (MWh/ano). Como os geradores FV só funcionam durante uma fração de duração do ano, a expressão das perdas de energia pode ser escrita como:

$$\Delta E = \zeta T \sum_{k=1}^n \Delta \hat{P}_k, \quad (4.9)$$

onde  $\zeta$  representa a fração de tempo ao longo do ano em que há geração de energia FV, que para a região estudada é igual a 0,5,  $T$  é o número de horas de um ano e  $\Delta \hat{P}_k$  são as perdas de potência ativa no trecho  $k$ .

As perdas de potência ativa totais são resultado do cálculo do fluxo de potência, para o qual se emprega o MSP repetidamente para as localizações padrão das variáveis aleatórias do problema.

Para os testes iniciais que serão mostrados na seção 5.2 as seguintes considerações são feitas:

- Os geradores são em número preestabelecido;
- Um e somente um gerador FV pode ser instalado em qualquer barra do alimentador, exceto na barra da subestação;
- Um arranjo é formado por cem módulos fotovoltaicos.

Para os testes mostrados nas seções 5.3 e 5.4, as considerações feitas anteriormente são mantidas, exceto que um gerador FV pode ser instalado em barras candidatas do alimentador.

As metas-heurísticas são aplicadas a problemas de otimização combinatória e fornecem boas aproximações da solução ótima e, por este motivo, não se cogitou resolvê-lo utilizando algoritmos de otimização clássicos. A BC foi a meta-heurística escolhida por fornecer bons resultados em comparação a outros algoritmos. Mesmo assim, investiu-se no seu aprimoramento e se chegou à BCDA.

## 4.1 Restrições do Problema

As restrições consideradas têm relação direta com as especificações técnicas do sistema elétrico. As seguintes restrições de desigualdade devem ser atendidas:

$$V_{min} \leq V_f \leq V_{max} \quad (4.10)$$

$$A_{GD_f} \leq A_f, \quad (4.11)$$

$A_{GD_f}$  é a área ocupada pela GD na barra  $f$  e  $A_f$  é a área disponível para a instalação de GD na barra  $f$ ,  $V_f$  é a tensão na barra  $f$ ,  $V_{min}$  e  $V_{max}$  são as tensões mínima e máxima aceitáveis. Caso uma das restrições não seja atendida, a solução não é considerada como factível.

O balanço de potência deve ser considerado:

$$\sum_{i=1}^{N_G} P_{G_i}^t + p_{rede}^t = \sum_{k=1}^n P_L^t, \quad (4.12)$$

em que  $N_{gk}$  é o número de geradores FV,  $P_{G_i}$  é a potência ativa de saída do  $i$ -ésimo gerador no instante  $t$ ,  $P_L^t$  é a demanda de potência no instante  $t$ , no trecho  $k$ .  $P_{rede}^t$  é o balanço de potência entre a geração e a rede no instante  $t$ .

## 4.2 Modelo de Geração

O modelo de geração é determinado em um estágio preliminar da solução do problema, do modo como se descreve nesta seção.

### 4.2.1 Potência do Painel Fotovoltaico

Em Alencar e Souza (2022) doze modelos analíticos para o cálculo da potência de saída do painel fotovoltaico foram comparados usando dados reais de energia anual gerada por painéis fotovoltaicos. O modelo proposto por Brandoni e Renzi (2015) e utilizado nesta tese foi o que apresentou a melhor aproximação do valor real. A potência em corrente contínua ( $P_{CC}$ ) produzida pelo sistema fotovoltaico é:

$$P_{CC} = \eta_c A_{FV} s, \quad (4.13)$$

onde  $A_f$  é a área ocupada pelos painéis fotovoltaicos,  $s$  é a irradiância solar ( $\text{W}/\text{m}^2$ ),  $\eta_c$  é a eficiência da célula e é dada por:

$$\eta_c = \eta_{FV} [1 - v(T_c - 25) + 0,12 \log(s)], \quad (4.14)$$

onde  $v$  é o coeficiente de temperatura,  $\eta_{FV}$  é a eficiência do módulo FV e ambos são dados fornecidos no datasheet do módulo,  $T_c$  é a temperatura da célula e é dada por:

$$T_c = t_A + s \left( \frac{N_{OT} - 20}{0,8} \right) \left( 1 - \frac{\eta_{FV}}{\tau} \right), \quad (4.15)$$

onde:  $t_A$  é a temperatura ambiente ( $^{\circ}\text{C}$ ),  $N_{OT}$  é a temperatura nominal de operação da célula,  $\tau$  representa a absorvidade fotovoltaica, e nota-se que o módulo precisa absorver pelo menos 90% da irradiância total.

Ainda de acordo com [Brandoni e Renzi \(2015\)](#), o desempenho do sistema fotovoltaico também é afetado, além da irradiância solar e da temperatura da célula, por uma série de outras perdas, denominadas *Balance of System*, ou BOS. Essas perdas são causadas por perdas na fiação, interruptores, racks de suporte, inversores e baterias. Considera-se um  $\eta_{BOS}$  de 90% [Brandoni e Renzi \(2015\)](#). Finalmente, a produção de potência em corrente alternada pode ser avaliada como:

$$P_{FV} = P_{CC}\eta_{BOS}. \quad (4.16)$$

### 4.3 Modelo de Carga

Como afirmam [Prusty e Jena \(2017\)](#), carga é o componente mais notável em sistemas de potência. A demanda de energia varia muito com o tempo, sendo parte desta variação previsível e outra não. A componente determinística é periódica e é afetada por fatores socioeconômicos e político-administrativos e condições climáticas. A componente aleatória advém de fatores desta natureza e incluem erros de medição e previsão.

O modelo de carga de curto prazo tem por base a potência de pico diária de todas as subestações durante os meses relativos ao pico de carga anual, enquanto o modelo de carga de longo prazo usa picos de carga anuais nas subestações por vários anos. A distribuição de probabilidade da carga é geralmente determinada a partir de dados históricos. Se os dados não se ajustam a nenhuma forma funcional de distribuição, mas é descrito por valores de probabilidade correspondentes a diferentes intervalos de potência de carga, então uma distribuição discreta é escolhida para sua caracterização estatística. Na ausência de dados históricos, uma distribuição normal geralmente é assumida, o que é razoável, desde que a variância não seja muito grande. O valor médio da potência ativa de carga é escolhido como o valor determinístico específico e o desvio-padrão, como  $\pm 5\%$  a  $\pm 10\%$  do valor médio ([PRUSTY; JENA, 2017](#)).

As potências ativa e reativa em cada barra do sistema-teste utilizado são consideradas como normalmente distribuídas, com valores médios iguais ao valor base e desvios-padrão iguais a 10%. Por seguirem uma distribuição normal as potências ativas e reativas possuem assimetria nula e curtose igual a três.

### 4.4 Algoritmo Proposto

O método de estimativa pontual proposto é o esquema  $2m + 1$ , que requer a execução do método da soma de potência três vezes para cada variável aleatória, como resultado, os quatro primeiros momentos estatísticos das variáveis de saída (perdas totais de potência ativa e potência FV gerada) são determinados. Estes cálculos precisam ser re-

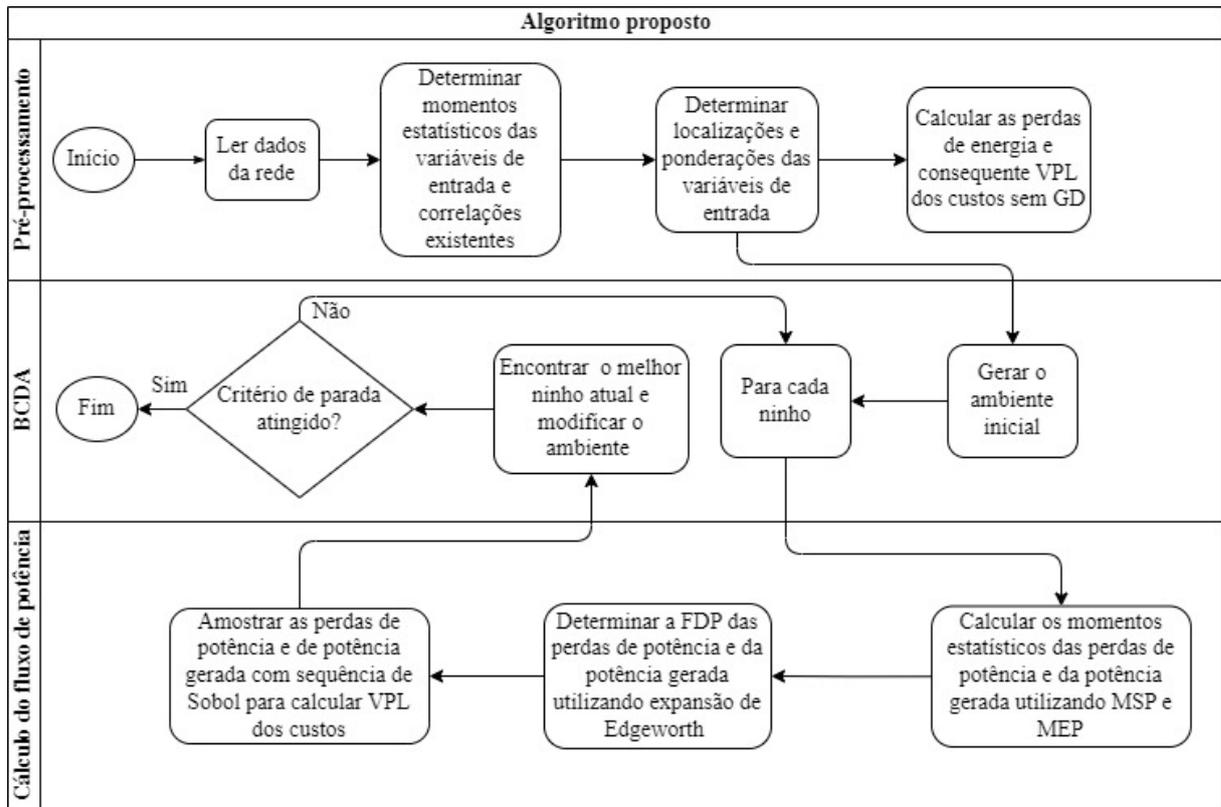
feitos sempre que mudarem as barras em que se cogitam instalar os geradores fotovoltaicos ou quando a capacidade dos geradores mudarem.

O passo inicial do algoritmo proposto é determinar as localizações e as ponderações das variáveis aleatórias de entrada. Para tanto, determinam-se médias, desvios-padrão, assimetrias e curtoses das potências ativa e reativa, da irradiância solar e da temperatura ambiente. Após obter todos os momentos estatísticos das variáveis citadas, é possível calcular as localizações e ponderações a partir de (2.15), (2.21)-(2.24) e considerando a transformação ortogonal explicada no capítulo 2. Em seguida, calculam-se os fluxos de potência em três pontos distintos para cada variável de entrada, os momentos estatísticos das perdas de potência totais são calculados. A recuperação da FDP das perdas de potência e da energia gerada é feita pela expansão de Edgeworth e a amostragem realizada por sequência de Sobol, para garantir menor variabilidade no valor das perdas de energia e da energia gerada e assim, aumentar a confiabilidade do resultado da otimização. O algoritmo proposto é o seguinte:

1. Ler os dados da rede: tensão nominal, vetor de configuração, impedância dos trechos e cargas instaladas;
2. A partir da base de dados, determinar os quatro primeiros momentos estatísticos das variáveis irradiância solar e temperatura ambiente e se há correlação entre elas, além dos momentos estatísticos das potências ativas e reativas em cada barra do sistema;
3. Caso haja correlação, realizar transformação ortogonal para poder determinar as localizações e ponderações das variáveis correlacionadas. Caso não haja correlação, proceder de forma convencional para a determinação das localizações e ponderações;
4. Calcular as perdas de energia sem a inserção de geradores e o VPL para este caso;
5. Gerar o conjunto inicial de ninhos do BCDA;
6. Calcular as perdas de energia e geração de energia FV para cada ninho (com MSP, MEP, expansão de Edgeworth e sequência de Sobol) e o correspondente VPL;
7. Determinar o melhor ninho atual e modificar o ambiente até encontrar a melhor solução do problema.

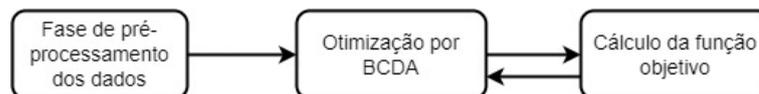
Os passos de 1 a 4 do algoritmo constituem um estágio preliminar que é necessário apenas a primeira vez que se for calcular a função objetivo. Os passos de 5 a 7 são executados dentro do algoritmo de otimização. Na Figura 19 apresenta-se o fluxograma do algoritmo proposto.

Figura 19 – Fluxograma do algoritmo proposto



Fonte: Autoria própria.

Figura 20 – Visão geral do algoritmo proposto

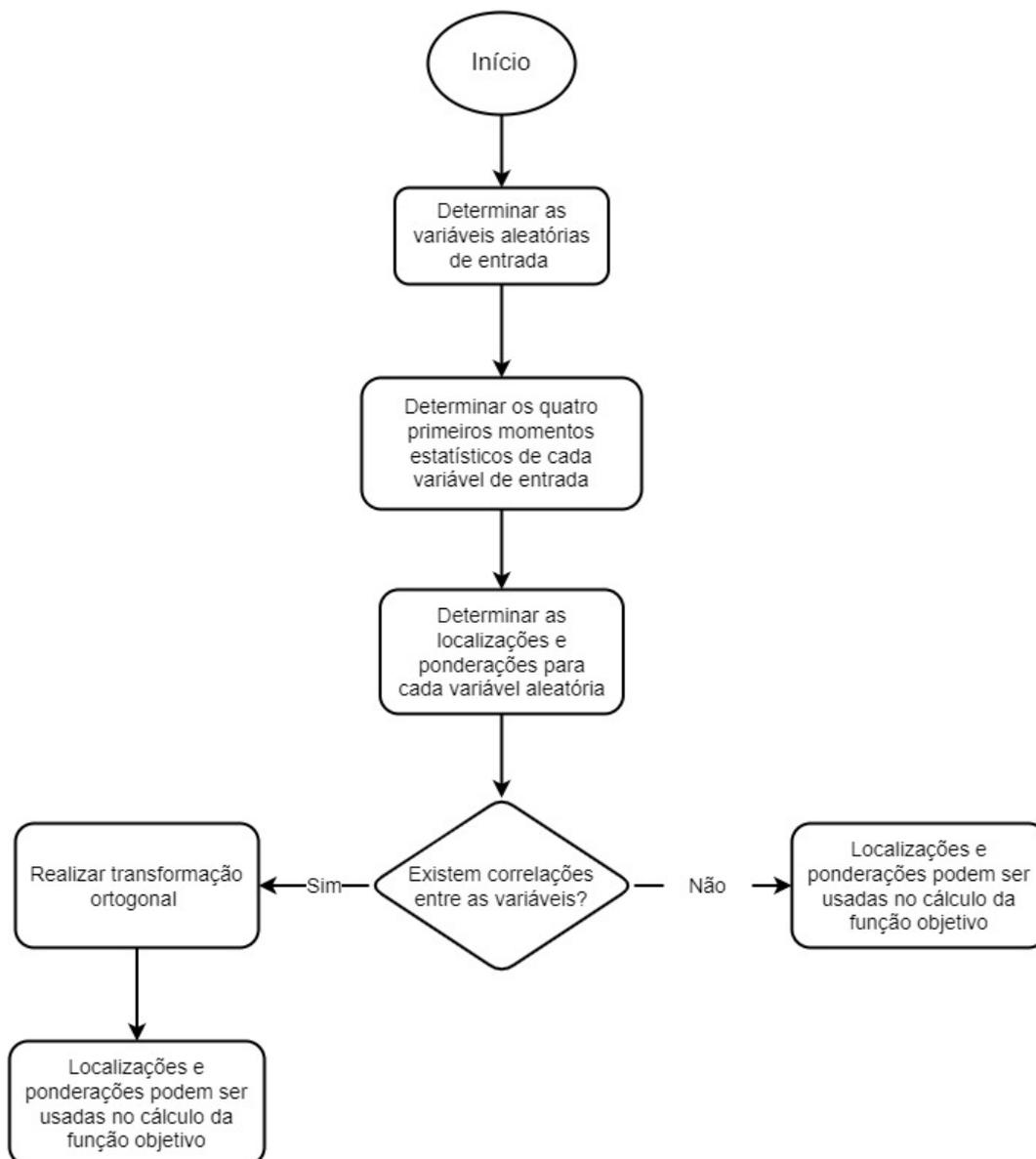


Fonte: Autoria própria.

Os fluxogramas das Figuras 20, 21, 22 e 23 foram desenvolvidos para um melhor entendimento do método proposto. A figura 20 é a visão geral do algoritmo proposto e as Figuras 21, 22 e 23 são das etapas de pré-processamento, algoritmo de otimização e cálculo da função objetivo, respectivamente.

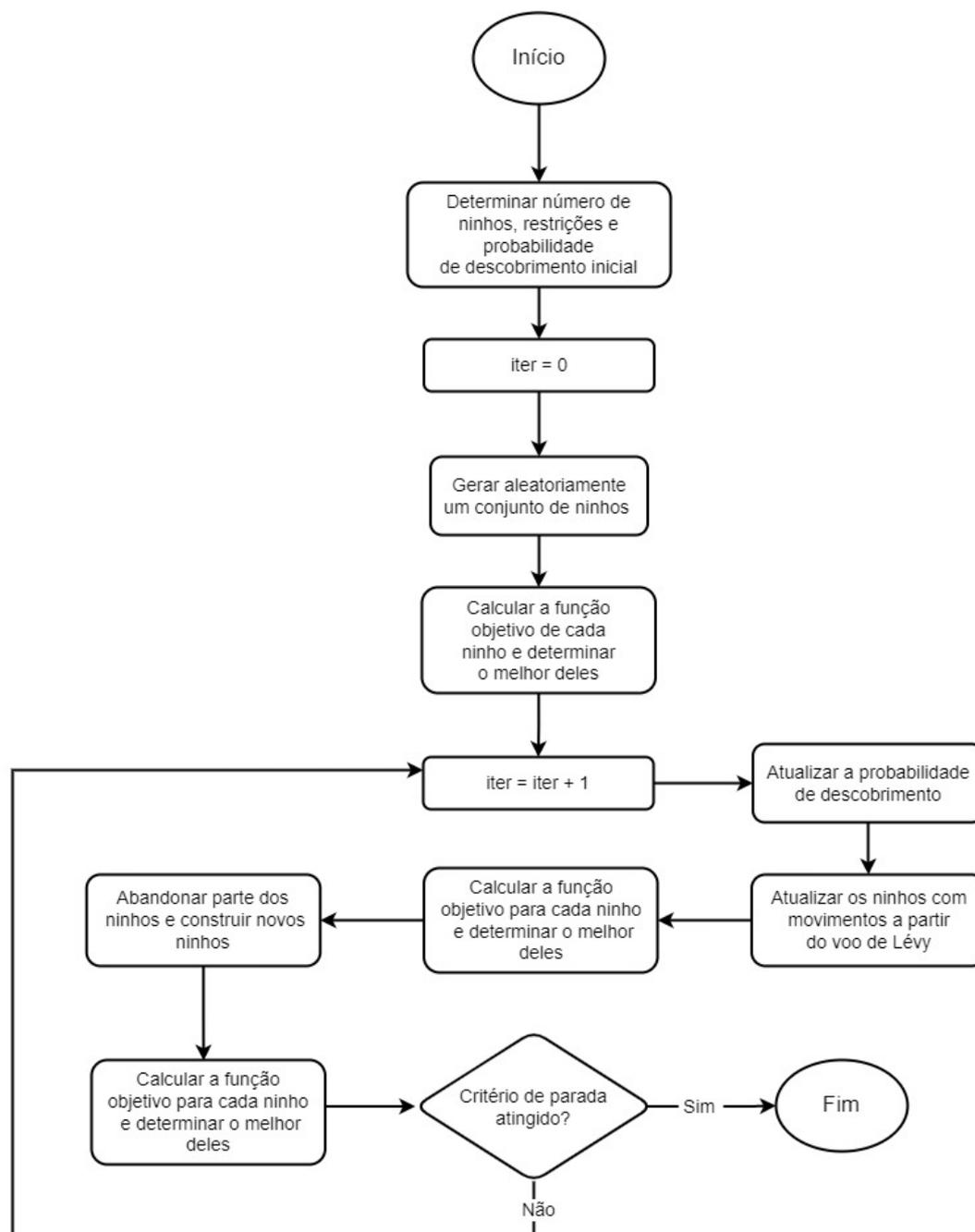
Observando o fluxograma da Figura 23, em geral na literatura, se utiliza até a etapa de expansão de Edgeworth para a recuperação da FDP das variáveis de saída e caso seja necessária a integração de tais variáveis, emprega-se a SMC. Propõe-se a utilização da simulação quasi-Monte Carlo, a qual emprega sequência de baixa discrepância para gerar as amostras das variáveis de saída, e, com isso, tem potencial de diminuir a variabilidade da função objetivo, facilitando o processo de otimização.

Figura 21 – Etapa de pré-processamento dos dados



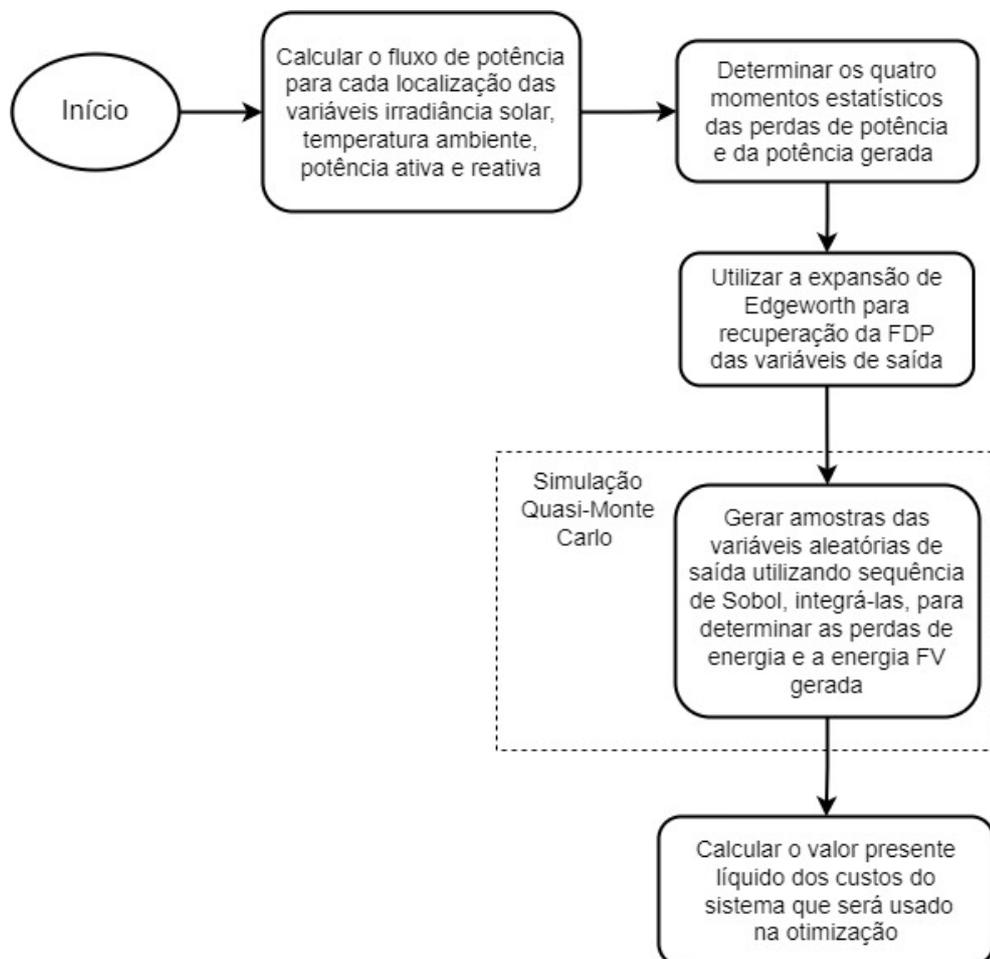
Fonte: Autoria própria.

Figura 22 – Algoritmo de otimização proposto



Fonte: Autoria própria.

Figura 23 – Cálculo da função objetivo do problema



Fonte: Autoria própria.

## 5 Estudos de Caso e Análise dos Resultados

### 5.1 Dados e Hipóteses

Os dados meteorológicos utilizados foram obtidos da [Companhia Hidrelétrica do São Francisco \(CHESF\)](#) e medidos em Petrolina - PE durante setembro de 2018 e setembro de 2020, faltando dados de alguns dias do ano de 2019. O clima local é classificado como semiárido quente, caracterizado pela escassez e irregularidade das chuvas e intensa evaporação devido às altas temperaturas. Os dados foram coletados com amostragem de um minuto, mas como o interesse é a potência gerada a cada hora de um ano, as médias horárias dos dados meteorológicos são utilizadas.

Inicialmente, um gerador fotovoltaico pode ser instalado em qualquer barra do alimentador, exceto na barra da subestação porque não teria efeito na redução de perdas de energia na rede de distribuição, que é o objetivo principal. Em seguida, incorpora-se a restrição de área disponível para a instalação dos geradores e as barras candidatas são consideradas arbitrariamente, como geralmente é usual em casos reais. Considera-se que um arranjo fotovoltaico é formado por cem módulos e os dados necessários para o cálculo da potência gerada por eles estão na Tabela 6 e foram retirados do datasheet do módulo utilizado nas simulações. Os momentos estatísticos e os parâmetros das distribuições utilizadas são mostrados na Tabela 7. A irradiância efetiva é a que é considerada, ou seja, a irradiância no intervalo do dia em que ela é suficiente para geração fotovoltaica. Portanto, no cálculo dos parâmetros da Tabela 7 desconsideram-se valores nulos, residuais ou não medidos.

Tabela 6 – Dados do modelo do módulo utilizado.

Modelo	CS6U-P MaxPower	Valor
Parâmetros	Área (m <sup>2</sup> )	1,94
	Eficiência	16,97%
	$v$	-0,41%/°C
	NOT	45 °C

### 5.2 Testes Iniciais

Como já foi verificado anteriormente que a correlação das variáveis meteorológicas afeta a estimativa da energia gerada pelos painéis fotovoltaicos, o primeiro teste a ser realizado, antes mesmo de incorporar o VPL como função objetivo, consiste em instalar apenas um gerador no sistema teste de 69 barras do IEEE e verificar se o melhor local e o

Tabela 7 – Parâmetros das variáveis irradiância solar e temperatura ambiente

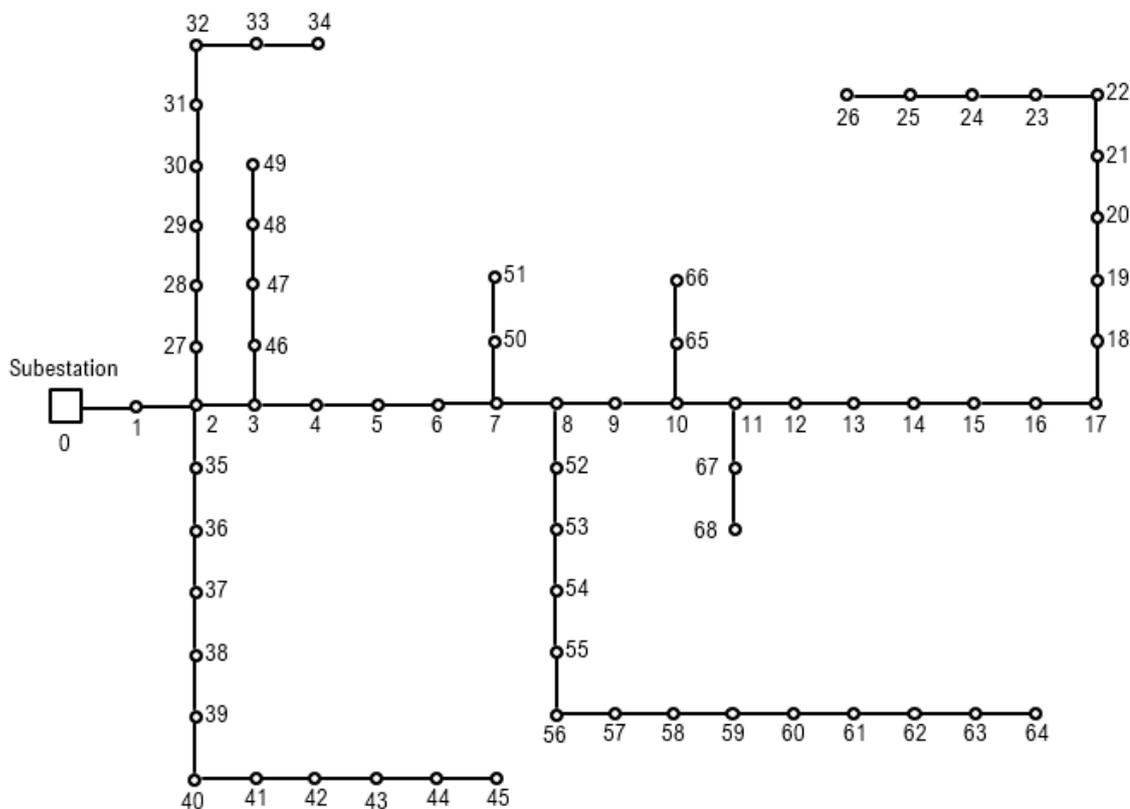
Variável aleatória	Irradiância solar (kW/m <sup>2</sup> )	Temperatura ambiente (°C)
Média	0,4092	28,53
Desvio-padrão	0,2884	3,69
Assimetria	0,1933	-0,3
Curtose	1,7623	2,42
$\beta$	0,801	-
$\Gamma$	1,2	-
$k$ (forma da distribuição Weibull)	-	30,13
$c$ (escala da distribuição Weibull)	-	9,04

melhor dimensionamento mudam ao considerar a correlação das variáveis meteorológicas. O intuito de instalar apenas um gerador é o de comparação entre os métodos, tanto de cálculo do fluxo de potência como de otimização. Portanto, neste primeiro teste o objetivo é apenas a redução das perdas de energia e a restrição empregada foi a de área disponível para instalação dos painéis. Considera-se para o primeiro teste que até 20 arranjos fotovoltaicos, formados por cem módulos, podem ser instalados no sistema teste de 69 barras com tensão nominal igual a 12,66 kV, cujos dados se encontram no apêndice e a configuração é mostrada na Figura 24. Sabe-se, por testes feitos anteriormente que as perdas anuais de energia no sistema são, em média, iguais a 1,98 GWh/ano.

Os parâmetros dos algoritmos de otimização utilizados em todos os estudos de caso, estão na Tabela 8 e foram determinados empiricamente. O número máximo de iterações e o número máximo de iterações sem melhoria, utilizados em todos os algoritmos como critérios de parada, são iguais a mil e cem, respectivamente. Para o algoritmo genético utiliza-se a biblioteca Python *geneticalgorithm* (SOLGI, 2020). Os demais algoritmos foram programados em Python pela autora. Para as simulações de Monte Carlo consideram-se dez mil amostras em todos os testes realizados.

Na Tabela 9 apresentam-se os resultados da otimização considerando o fluxo de potência calculado por simulação de Monte Carlo e desconsiderando a correlação entre irradiância e temperatura. Os valores médio, desvio-padrão e menor valor são dados em GWh/ano. Todos os algoritmos são repetidos cinquenta vezes para se ter uma estatística dos resultados. A solução ótima encontrada por qualquer dos algoritmos de otimização é a mesma: instalar vinte arranjos FV na barra 63. Nas Tabelas a seguir, percentual de acerto indica quantas vezes o melhor resultado apareceu dentre as simulações realizadas. Na Tabela 10 estão os resultados da otimização considerando a correlação entre as variáveis e usando SMC.

Figura 24 – Sistema teste do IEEE de 69 barras



Fonte: Autoria própria.

O melhor resultado, encontrado por todos os algoritmos de otimização continuou sendo o mesmo de quando não se considera a correlação. Como o número de amostras em SMC é muito elevado, acaba ocorrendo involuntariamente a combinação de amostras que representam a realidade. Sendo assim, podemos concluir que a correlação entre irradiação solar e temperatura ambiente não interfere na instalação ótima de geradores fotovoltaicos quando o método de cálculo das perdas é a SMC. Quanto aos algoritmos de otimização, o algoritmo proposto encontrou a solução ótima em 94% dos testes realizados para o caso sem correlação e 92% dos testes para o caso com correlação entre as variáveis, um percentual excelente se comparado aos outros algoritmos testados. O tempo de processamento do BCDA foi intermediário em relação aos demais, ficando atrás do PSO, que aparentemente ficou preso várias vezes em ótimos locais, motivo pelo qual teve um percentual de acerto de 20 - 32%. O AG obteve um desempenho quase tão bom quanto BCDA, porém com um tempo médio de processamento de mais de quatro vezes o tempo da BCDA.

Gráficos de violino são usados para expressar a distribuição de dados numéricos e são especialmente úteis para comparar distribuições entre vários grupos. A ideia é similar ao *boxplot*, porém ao invés de caixas, tem-se a distribuição gráfica dos dados. Os picos, vales

Tabela 8 – Parâmetros dos algoritmos de otimização

Algoritmo	Parâmetro	Valor
AG	Tamanho da população	100
	Taxa de mutação	1%
	Taxa de elitismo	2%
	Taxa de cruzamento	80%
	Tipo de cruzamento	Ponto único
PSO	Número de partículas	20
	$w$	0,9
	$c_1$	1,5
	$c_2$	2,0
BC	Número de ninhos	20
	Probabilidade de descobrimento	40%
BCDA	Número de ninhos	20
	Probabilidade de descobrimento inicial	30%

Fonte: Autoria própria.

Tabela 9 – Resultados da instalação ótima de um gerador utilizando SMC sem correlação

Algoritmo	Valor médio	Desvio-padrão	Menor valor	Melhor solução	Percentual de acerto	Tempo (horas)
AG	1,8022	0,0010	1,8008	63 - 20	92	4,52
BC	1,8021	0,0007	1,8007	63 - 20	60	2,41
BCDA	1,8017	0,0006	1,8010	63 - 20	94	1,08
PSO	1,8046	0,0041	1,8009	63 - 20	20	0,65

Tabela 10 – Resultados da instalação ótima de um gerador utilizando SMC com correlação

Algoritmo	Valor médio	Desvio-padrão	Menor valor	Melhor solução	Percentual de acerto	Tempo (horas)
AG	1,8030	0,0013	1,8007	63 - 20	90	4,55
BC	1,8023	0,0009	1,8011	63 - 20	60	2,41
BCDA	1,8017	0,0012	1,8003	63 - 20	92	1,2
PSO	1,8053	0,0035	1,8008	63 - 20	32	0,51

e caudas da curva de densidade de cada grupo podem ser comparados para analisar onde os grupos são semelhantes ou diferentes. Sendo assim, uma forma de comparar os métodos de otimização, além das Tabelas 9, 10, 11, 12 e 13, são os gráficos de violino. Nas Figuras 25 e 26 apresentam-se os resultados com SMC considerando e não considerando a correlação das variáveis meteorológicas, respectivamente. Claramente, os resultados fornecidos pelo PSO apresentam alguns outliers nos dois tipos de simulações, uma vez que existem alguns

Figura 25 – Gráficos de violino para as simulações de Monte Carlo com correlação das variáveis

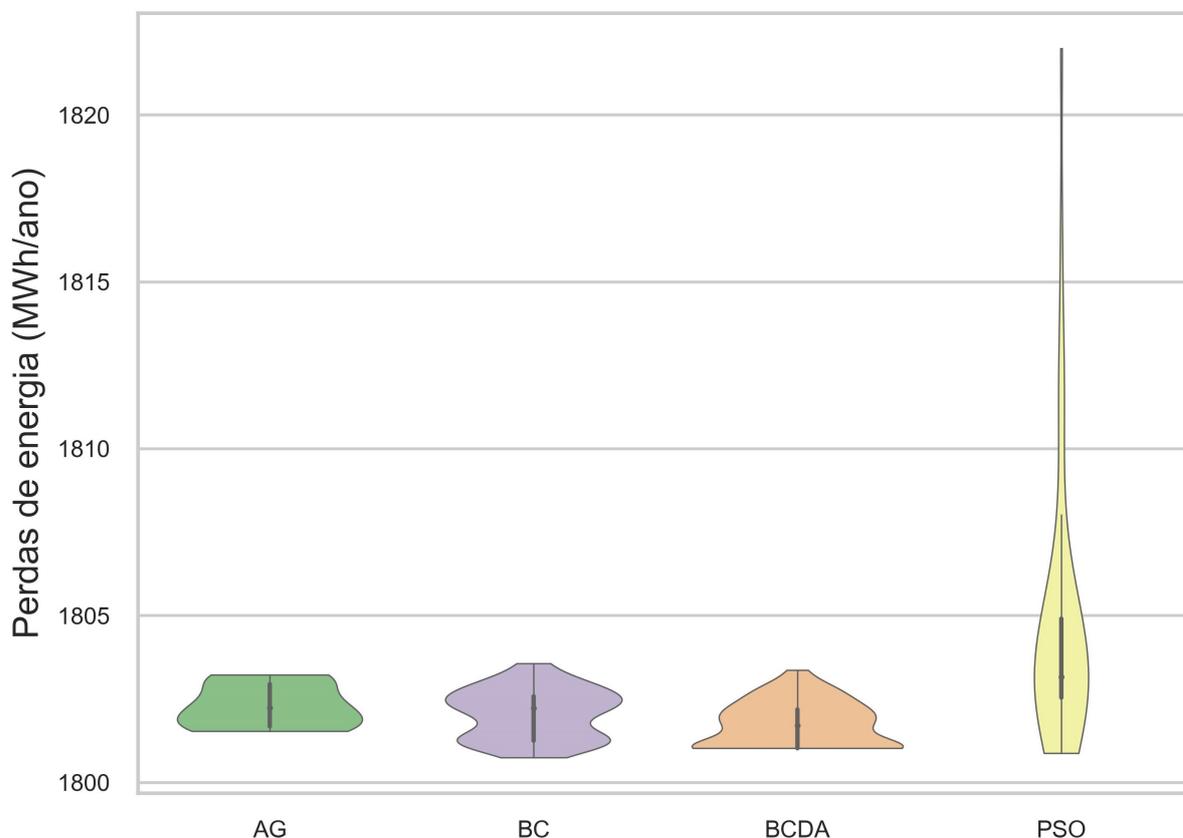


Fonte: Autoria própria.

pontos que estão muito afastados do resto dos dados. Os demais gráficos apresentaram ligeiras diferenças de distribuição dos dados, como, por exemplo, na Figura 25, os valores mais comuns de ocorrerem (representados pela parte mais larga do gráfico) são similares em AG e BC, já em BCDA, existem dois picos de mesma intensidade e de valores distintos. Isto indica que o valor mínimo ocorreu na mesma proporção que o valor mais comum de AG e BC. A consideração da correlação na SMC aumenta a dispersão dos resultados, visualmente representada pelo comprimento de cada gráfico, quanto mais achatada a forma, menor a dispersão dos valores representados pelo gráfico de violino. Ao se introduzir a correlação, os gráficos se tornam mais alongados.

O mesmo estudo foi realizado empregando o MEP considerando e não considerando a correlação das variáveis meteorológicas. Os resultados estão nas Tabelas 11 e 12. Ao desconsiderar a correlação, a melhor localização é afetada enquanto que o melhor dimensionamento se mantém o mesmo. Apesar disso, a solução ótima encontrada por SMC, instalar 20 arranjos FV na barras 63, aparece algumas vezes durante as 50 execuções de cada algoritmo. No caso de considerar a correlação utilizando MEP, a localização

Figura 26 – Gráficos de violino para as simulações de Monte Carlo sem correlação das variáveis

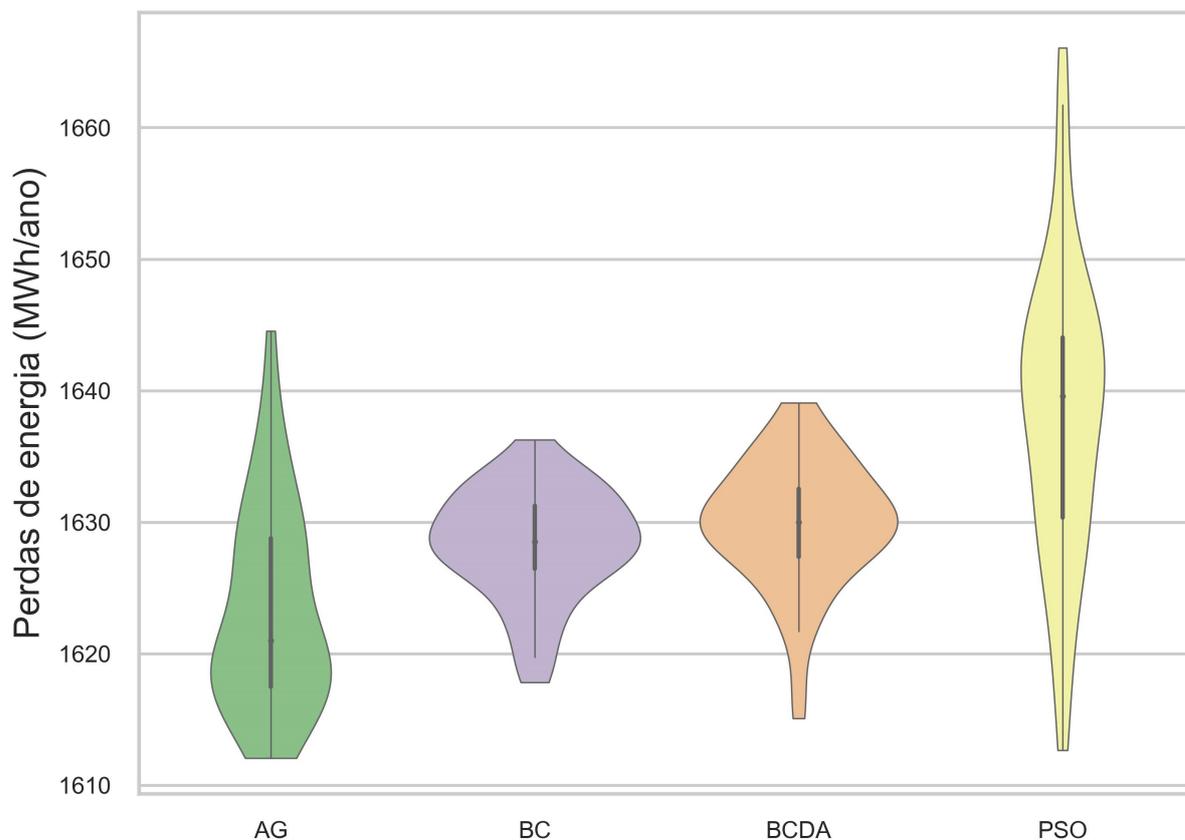


Fonte: Autoria própria.

e o dimensionamento são iguais aos determinados com SMC. A diferença é que a solução ótima aparece em um percentual menor do que se considerarmos os resultados utilizando SMC. As figuras 27 e 28 são os gráficos de violino referentes às Tabelas 11 e 12. Verifica-se na Figura 25 que os gráficos são mais dispersos do que com SMC. Percebe-se também que BC e BCDA possuem gráficos similares, sendo o valor mínimo de BCDA um pouco menor do que BC. De toda forma, a consideração da correlação das variáveis meteorológicas deve ser considerada ao utilizar MEP, visto que os resultados das Tabelas 12 e da Figura 26 são mais satisfatórios do que os anteriores. Mais uma vez PSO não se mostrou muito adequado na resolução do problema, com valores muito dispersos.

Por fim, na Tabela 13 constam os resultados de se utilizar a sequência de Sobol em conjunto com MEP para a amostragem das perdas de potência e, conseqüente, o cálculo das perdas de energia. Com o método proposto do cálculo das perdas de energia, a instalação ótima de geradores FV se torna consistente para todas as simulações realizadas, dando confiabilidade aos resultados encontrados. Diferente da amostragem pseudo-aleatória, as amostras quasi-aleatórias são mais bem distribuídas no espaço, e esta é a explicação do método proposto ser mais confiável até do que a simulação de Monte Carlo.

Figura 27 – Gráficos de violino para as simulações com MEP sem correlação das variáveis



Fonte: Autoria própria.

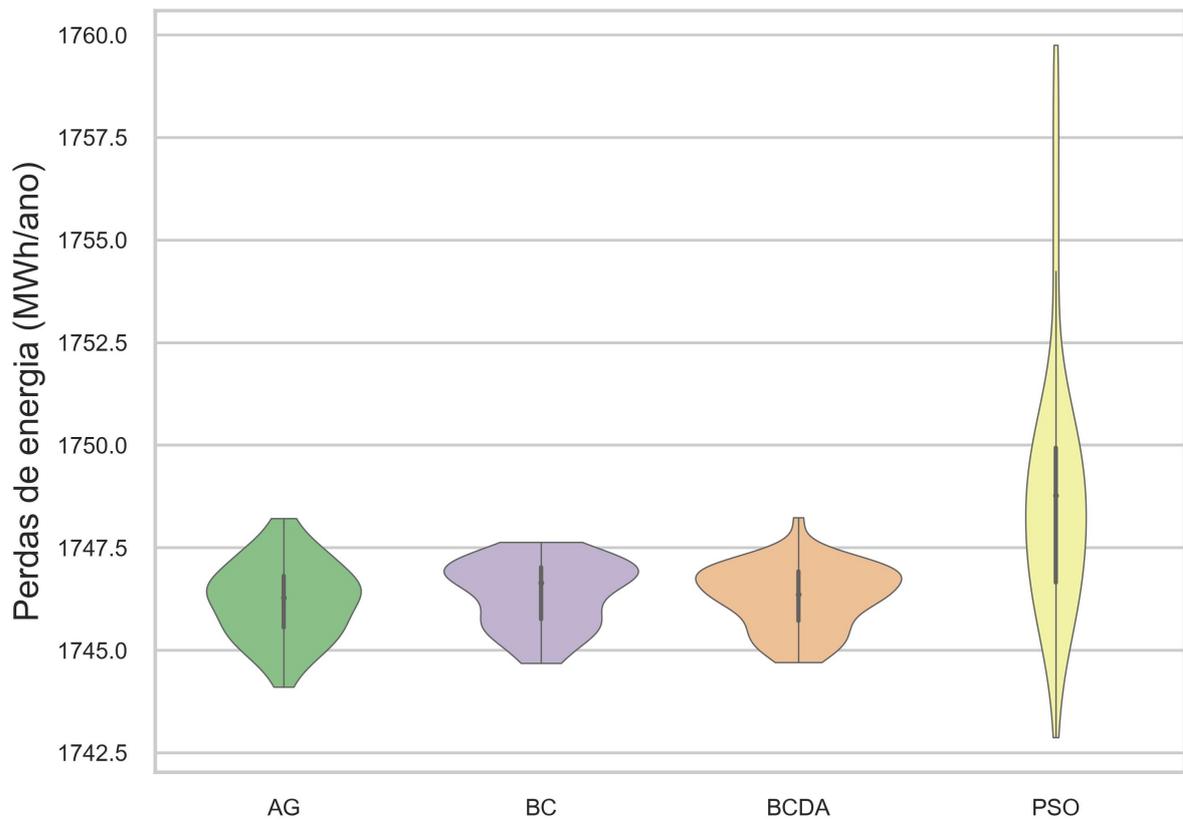
Como o método de otimização proposto se mostrou adequado para resolver o problema aqui tratado, a comparação de seu desempenho com o de outros métodos de otimização se encerrou por aqui. As próximas seções são reservadas a comparações dos métodos de cálculo do fluxo de potência.

A partir dos testes realizados nesta seção, ficou evidente que a correlação existente entre as variáveis meteorológicas deve ser considerada ao utilizar o MEP, por isso, nos testes subsequentes será sempre considerada.

Tabela 11 – Resultados da instalação ótima de um gerador utilizando MEP sem correlação

Algoritmo	Valor médio	Desvio-padrão	Menor valor	Melhor solução	Percentual de acerto	Tempo (horas)
AG	1,6223	0,0076	1,6120	62 - 20	16	1,55
BC	1,6284	0,0041	1,6178	61 - 20	16	0,33
BCDA	1,6299	0,0047	1,6151	62 - 20	32	0,14
PSO	1,6382	0,011	1,6127	61 - 20	10	0,10

Figura 28 – Gráficos de violino para as simulações com MEP com correlação das variáveis



Fonte: Autoria própria.

Tabela 12 – Resultados da instalação ótima de um gerador utilizando MEP com correlação

Algoritmo	Valor médio	Desvio-padrão	Menor valor	Melhor solução	Percentual de acerto	Tempo (horas)
AG	1,7462	0,0009	1,7441	63 - 20	70	1,5
BC	1,7464	0,0008	1,7447	63 - 20	30	0,31
BCDA	1,7463	0,0008	1,7447	63 - 20	74	0,14
PSO	1,7489	0,0032	1,7447	63 - 20	20	0,08

Tabela 13 – Resultados da instalação ótima de um gerador utilizando MEP e sequência de Sobol

Algoritmo	Valor médio	Desvio-padrão	Menor valor	Melhor solução	Percentual de acerto	Tempo (horas)
AG	1,7497	0,0001	1,7496	63 - 20	100	1,51
BC	1,7497	0	1,7496	63 - 20	100	0,27
BCDA	1,7495	0,0002	1,7495	63- 20	100	0,16
PSO	1,7502	0,0008	1,7496	63 - 20	48	0,09

### 5.3 Instalação Ótima de Geradores Fotovoltaicos com Restrições

O problema é tratado de forma mais realista, agora restringindo-se a instalação geradores FV a um conjunto de barras candidatas da rede. Outras restrições que passam a ser consideradas são: a de área disponível para a instalação da GD e a magnitude de tensão. Segundo o Módulo 8 do PRODIST, a tensão de fornecimento é classificada em adequada, precária e crítica. Para tensões de fornecimento superiores a 2,3 kV e inferiores a 69 kV, que é o caso do sistema de 69 barras do IEEE, os limites devem ser os que constam na Tabela 14.

Tabela 14 – Pontos de conexão em Tensão Nominal igual ou superior a 2,3 kV e inferior a 69 kV

Tensão de Atendimento	Faixa de Variação da Tensão de Leitura (TL) em Relação à Tensão de Referência (TR)
Adequada	$0,93 \cdot TR \leq TL \leq 1,05 \cdot TR$
Precária	$0,9 \cdot TR \leq TL \leq 0,93 \cdot TR$
Crítica	$TL < 0,9 \cdot TR$ ou $TL > 1,05 \cdot TR$

Fonte: (ANEEL, 2021).

A tensão pode estar em nível crítico e nível precário em 0,5% e 3% das medições mensais realizadas, respectivamente. Estes limites passam a ser considerados nas simulações realizadas.

Na Tabela 15 estão as barras candidatas para a instalação dos geradores e suas respectivas áreas disponíveis. Tanto as barras quanto as áreas disponíveis foram determinadas arbitrariamente, para tentar trazer mais realidade ao problema.

Tabela 15 – Barras candidatas para a instalação ótima de geradores fotovoltaicos

Barra	Área disponível (m <sup>2</sup> )	Número máximo de arranjos FV
26	400	2
34	400	2
45	2000	10
58	2000	10
63	2400	12
68	2400	12

Fonte: Autoria própria.

Nesta seção, ainda se considera como objetivo da otimização a redução das perdas de energia. Para tanto, resolve-se o problema apenas com o algoritmo de BCDA, tanto utilizando SMC, quanto MEP tradicional e MEP com sequência de Sobol. Os mesmos parâmetros da seção anterior foram utilizados agora e os resultados estão na Tabela 16. Aqui a métrica de percentual de acerto não mais se aplica, uma vez que a complexidade do

problema aumenta à medida que cresce o número de variáveis de controle. O que deve ser avaliado é se todos os métodos levam à mesma solução e o quão dispersos estão os resultados, uma vez que quanto menor o desvio-padrão dos resultados, maior é a confiabilidade do resultado obtido.

Tabela 16 – Comparação dos resultados da instalação ótima de geradores FV com restrições utilizando BCDA para redução das perdas anuais de energia

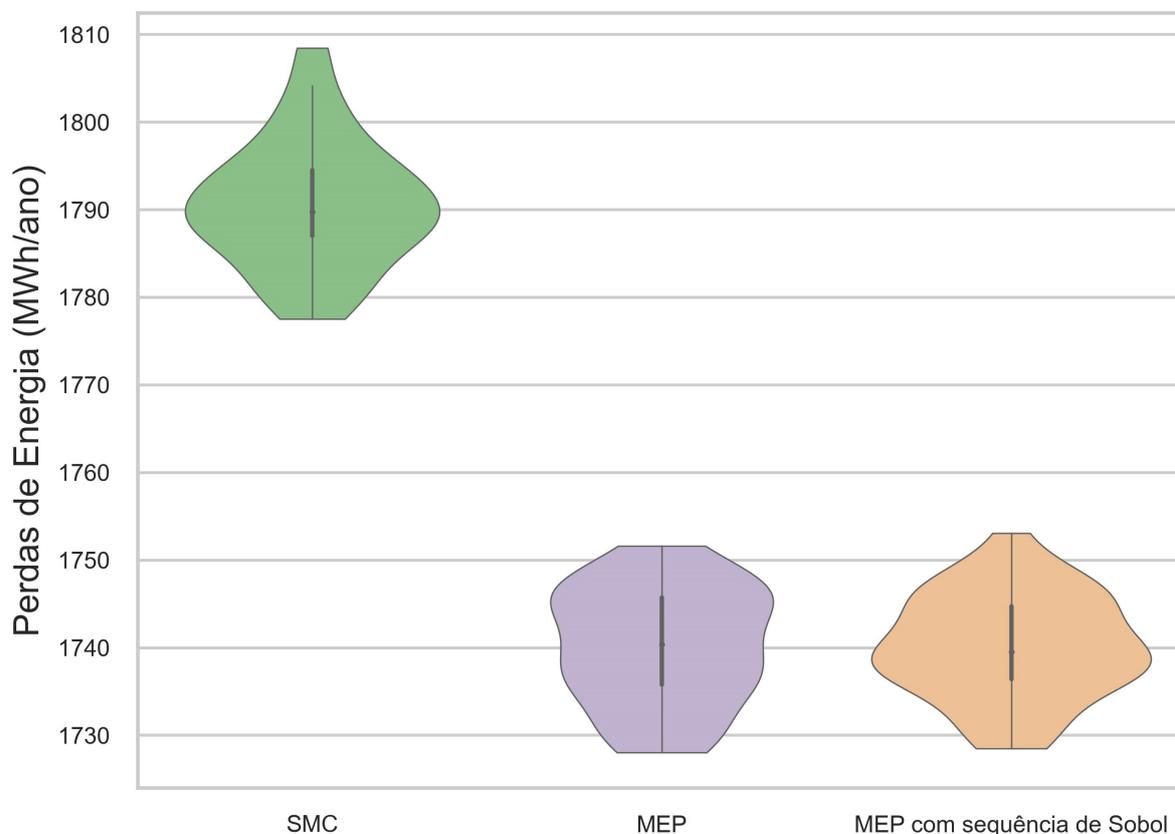
Método	Valor médio	Desvio-padrão	Menor valor	Melhor solução	Tempo (horas)
SMC	1,7906	0,0071	1,7789	2 - 0 - 0 - 10 - 12 - 8	4,10
MEP	1,7401	0,0066	1,7282	2 - 0 - 0 - 10 - 12 - 8	1,03
MEP e Sobol	1,7401	0,0058	1,7286	2 - 0 - 0 - 10 - 12 - 8	1,05

Na Tabela 16, a coluna *melhor solução* é o número de arranjos a serem instalados nas barras 26, 34, 45, 58, 63 e 68, respectivamente. Para a resolução do problema considerando apenas as perdas de energia, o melhor é instalar 2, 10, 12 e 8 arranjos FV nas barras 26, 58, 63 e 68, respectivamente. Ou seja, apesar de ter áreas disponíveis para a instalação de geradores nas barras 34 e 45, não há efeito significativo nas perdas de energia ao utilizá-las. Apesar de o MEP ser um método de estimativa e portanto, fornecer valores das perdas de energia diferentes dos calculados por SMC, a diferença não impede de chegar no mesmo resultado.

Algo também interessante de notar na Tabela 16 é a influência da amostragem das perdas de potência por sequência de Sobol no desvio-padrão dos resultados obtidos. Com sequência de Sobol, a média dos resultados não se alterou, enquanto que o desvio-padrão reduziu 11,6%, o que é um excelente resultado, visto que o método proposto garante uma maior confiabilidade nos resultados do que SMC ou MEP tradicional. Cabe ainda ressaltar a diferença no tempo processamento. O tempo médio de execução com o MEP é aproximadamente um quarto do tempo com SMC para a rede de 69 barras e 6 das quais candidatas à ter gerador. O espaço de busca aumenta consideravelmente se considerarmos redes maiores e com mais barras candidatas à instalação de GD. Num cenário assim, a diferença em tempo de processamento entre o método proposto e SMC pode ser ainda mais significativa.

Para fins comparativos, foram traçados os gráficos da Figura 29 com base nos resultados de 50 execuções dos métodos testados nesta seção. Enquanto o gráfico de violino da SMC se assemelha a uma distribuição normal simétrica, os gráficos de MEP tem formatos bem diferentes. Num gráfico de violino, os valores que mais ocorreram dentro de determinada categoria são visualizados pela parte mais larga do gráfico. Sendo assim, pela Figura 29, os valores que mais ocorreram com MEP com sequência de Sobol são menores do que os valores mais comuns com MEP tradicional.

Figura 29 – Gráficos de violino para a instalação ótima de geradores FV com restrições e com objetivo puramente técnico



Fonte: Autoria própria.

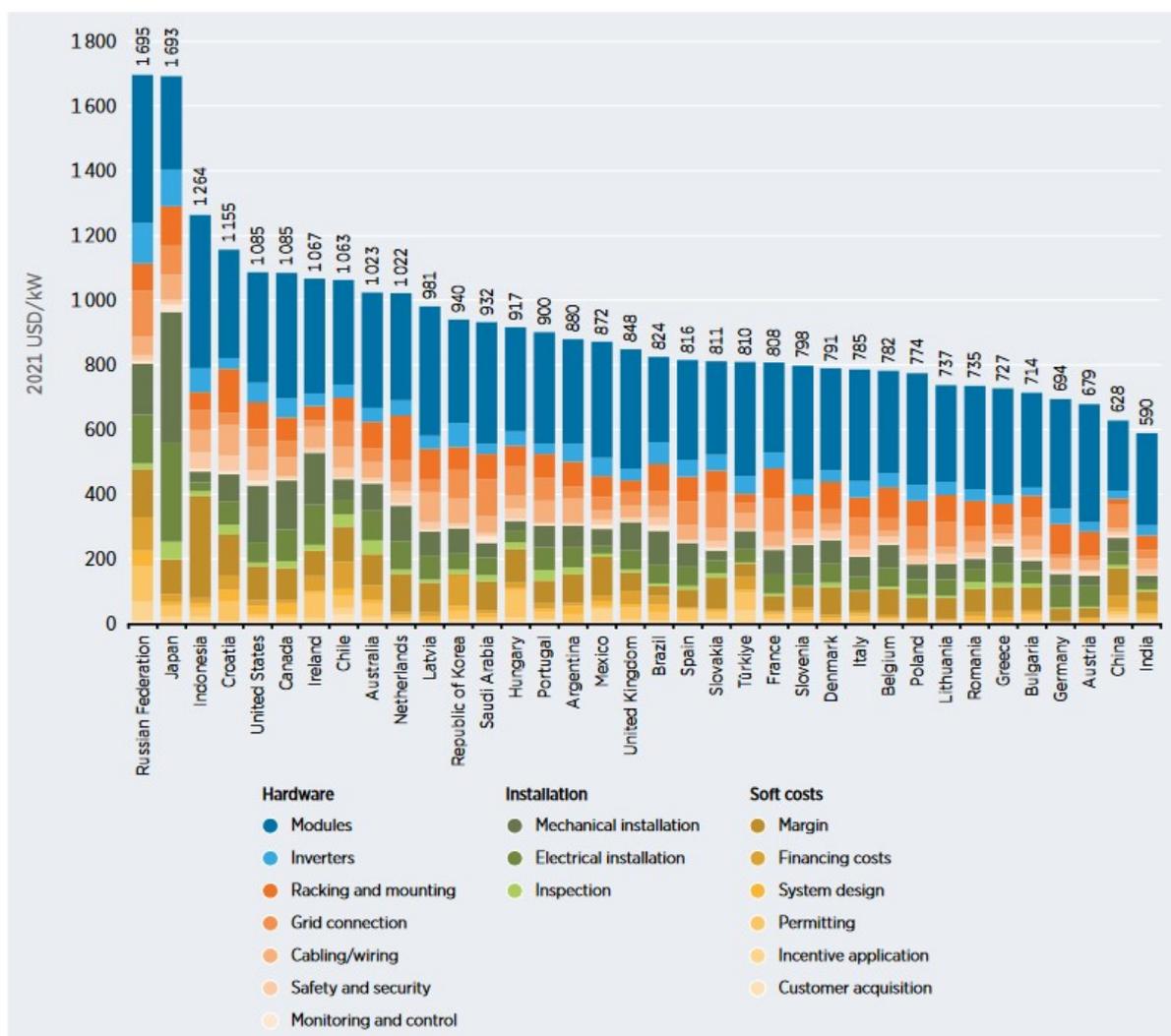
## 5.4 Instalação Ótima de Geradores Fotovoltaicos com Objetivo Econômico

### 5.4.1 Variáveis Econômicas

O objetivo principal da tese é propor um método eficiente de instalação de geradores FV em rede de distribuição a fim de reduzir os custos totais, expressos por (4.1). Para tanto, alguns dados econômicos devem ser considerados. Segundo o relatório da [International Renewable Energy Agency \(IRENA\)](#) em que se faz um levantamento dos custos das principais fontes de energia renováveis no mundo, em 2021 o custo total do kW FV no Brasil foi de US\$ 824, como pode ser visto no gráfico da Figura 30. Descontados os custos marginais, que pelo gráfico da Figura 30 seria de aproximadamente US\$ 117, por não serem considerados nos estudos relativos à tese, o custo de instalação a ser considerado é de US\$ 707 por kW instalado.

A taxa de câmbio considerada é a média do ano de 2021, sendo US\$ 1 igual a R\$ 5,39. O custo de operação e manutenção (O & M) pode variar bastante, a depender

Figura 30 – Custos totais por kW de geração FV no ano de 2021



Fonte: (IRENA, 2021).

dos componentes usados, localização do sistema, dentre outros fatores. Aqui, considera-se que o custo de O & M anual é de 1% do custo de instalação. Outros dois indicadores importantes são a taxa de inflação e taxa de juros. Considera-se que a taxa de juros é igual a 5% a.a e a taxa de inflação é igual a 4,5% a.a.

A vida útil do sistema fotovoltaico é de vinte anos, porém os inversores, em geral, tem uma vida útil de quinze anos e, portanto, necessitam de reposição. Considera-se que o custo de reposição dos inversores é igual 20% do custo de instalação do sistema. Por fim, o custo da compra de energia elétrica, que é o preço que se paga para atender a demanda de energia pela rede, segundo relatório do Ministério de Minas e Energia do Brasil, foi de R\$ 235,69 por MWh no ano de 2021 (BRASIL, 2021). Os dados econômicos estão sintetizados na Tabela 17.

Tabela 17 – Dados econômicos

Parâmetro	Notação	Unidade de medida	Valor
Custo de instalação	$c_i^{FV}$	R\$/MW	3.810.730
Custo de O& M	$c_{O\&M}^{FV}$	R\$/MW	38.107
Custo da eletricidade	$C_{eletricidade}$	R\$/MWh	235,69
Custo de reposição	$C_k$	R\$	$0.2c_i^{FV}$
Vida útil do sistema	$N$	anos	20
Taxa de juros	$IR$	%	5
Taxa de inflação	$i$	%	4,5

### 5.4.2 Resultados

A rotina de otimização com base no método proposto (BCDA, MEP & Sobol, MSP) é executada cinquenta vezes. Depois é executada outras cinquenta vezes, com o MEP tradicional substituindo o MEP & Sobol, para fins de comparação. Os resultados estão apresentados na Tabela 18. Quando a rede de distribuição não possui geradores fotovoltaicos, o VPL dos custos é, em média, igual a R\$ 159,07, considerando um horizonte de vinte anos, que equivale à vida útil do sistema. O valor citado é uma média, pois, tanto a demanda quanto as perdas de energia variam a cada vez que o algoritmo de fluxo de potência é executado. A Tabela 19 é um resumo dos resultados encontrados em que todas as colunas desta tabela, menos o tempo médio, são dadas em milhões de reais. O gráfico da Figura 31 complementa a Tabela 19. É possível observar a redução da amplitude do gráfico de violino dos resultados com sequência de Sobol, assim como valores máximos e mínimos menores do que com a técnica tradicional. Os formatos dos gráficos também são bem distintos, assim como na Figura 29.

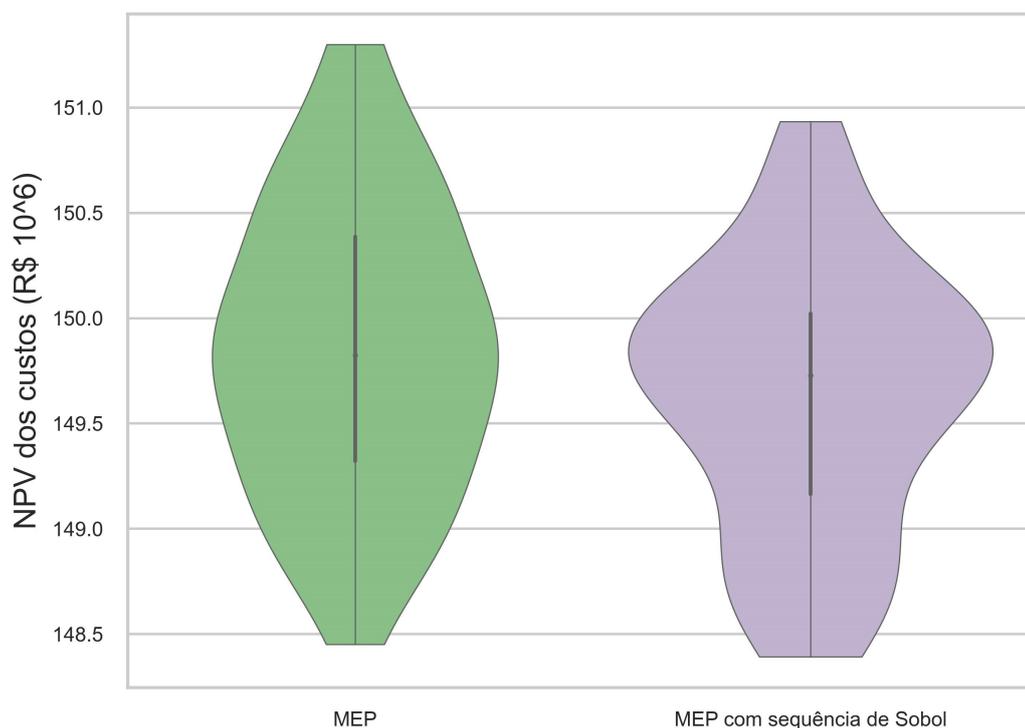
Tabela 18 – Resultados da instalação ótima de geradores FV com objetivo econômico

Barras	Antes da instalação de GD	Capacidade instalada (número de arranjos - kW)	
		MEP	MEP e sequência de Sobol
26	-	0	0
34	-	1	1
45	-	8	9
58	-	9	8
63	-	11	11
68	-	11	12
Capacidade total instalada (MW)	-	1,32	1,35
VPL custos (R\$ 10 <sup>6</sup> )	159,07	148,63	148,51
Redução dos custos (%)	-	6,56	6,64

Tabela 19 – Resumo das 50 execuções do método proposto para instalação ótima de geradores FV

Técnica	Valor médio	Desvio-padrão	Menor valor	Maior valor	Tempo médio (horas)
Com Sobol	149,63	0,63	148,51	150,93	0,86
Sem Sobol	149,96	0,68	148,63	151,03	0,91

Figura 31 – Gráficos de violino para a instalação ótima de geradores FV com restrições e com objetivo econômico



Fonte: Autoria própria.

Os resultados da Tabela 18 mostram que apesar de valores próximos, MEP com sequência de Sobol obteve um valor ligeiramente mais baixo para a função objetivo se comparado ao MEP tradicional. Uma redução de quase 7% nos custos totais, o que corresponde a uma economia de R\$ 10,56 milhões, foi alcançada pela configuração ótima de geradores nas barras candidatas. Assim como nos casos estudados anteriormente, a utilização da sequência de Sobol para amostragem das perdas de potência após a utilização da expansão de Edgeworth traz maior confiabilidade ao método proposto, perceptível pelos valores mais baixos de média e desvio padrão na Tabela 19, se comparado ao MEP tradicional.

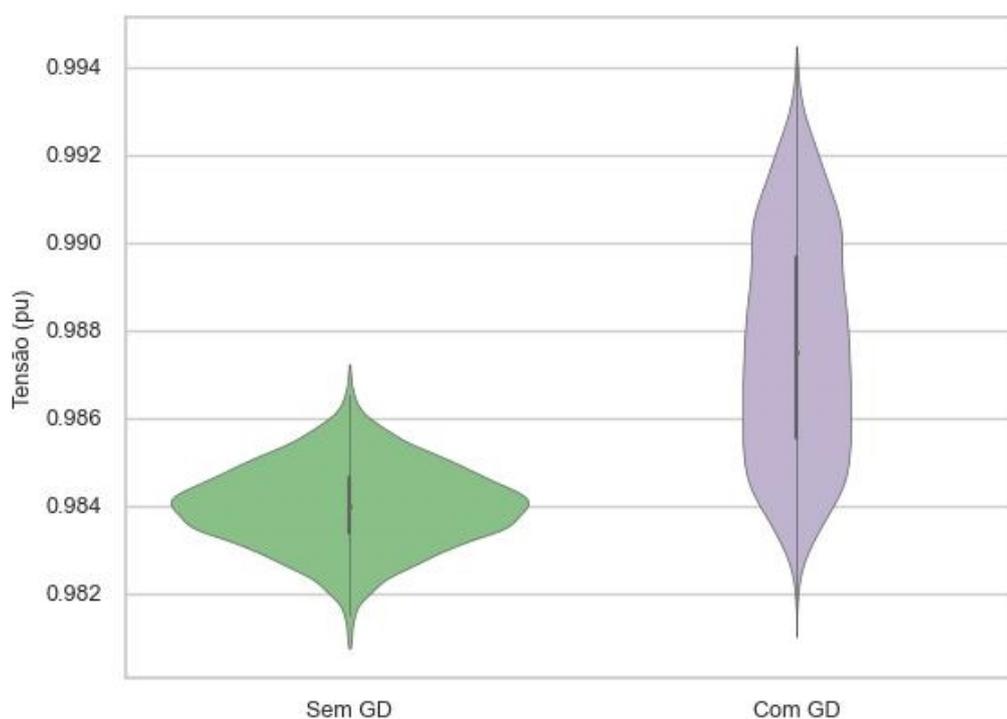
Como se sabe, metas-heurísticas não garantem a determinação do ótimo global e sim uma boa aproximação dele. Como existem muitas componentes aleatórias tanto no método de otimização quanto no cálculo das perdas de energia, dificilmente se encontram resultados repetidos nas 50 execuções do método. Então, um mecanismo que reduza a

discrepância dos resultados do problema de otimização é muito útil para que se tenha mais confiança na solução ótima ou quase ótima.

### 5.4.3 Verificação dos Limites de Tensão

Na Figura 32, apresentam-se os gráficos de violino das magnitudes das tensões antes e após a instalação de geradores FV, a que se refere a subseção 5.4.2. Vários gráficos foram elaborados, mas como eles se assemelhavam bastante, apenas o da barra 68 é mostrado.

Figura 32 – Gráficos de violino das tensões na barra 68



Fonte: Autoria própria.

Interessante notar que como se considerou que as potências ativa e reativa são variáveis gaussianas, a tensão na barra 68 antes da GD também se assemelha a uma distribuição normal, com maior probabilidade de ocorrência em 0,984 pu. Após a inserção de GD FV, o gráfico fica distorcido e não mais se assemelha com uma normal. Verifica-se que os valores inferiores e superiores das tensões antes e após a instalação de GD FV estavam em níveis adequados porém com a geração FV há um aumento da tensão média e do valor máximo. Além disso, após a instalação FV a variabilidade na tensão é maior, deixando o gráfico lilás mais longo e estreito do que o gráfico em verde. Em trabalhos futuros, nos quais se utilizem dados reais de demanda, provavelmente os gráficos de violino terão outros formatos.

#### 5.4.3.1 Viabilidade Econômica

Apesar do VPL dos custos do sistema ter sido reduzido com a solução ótima encontrada, outro indicador pode ser verificado para provar a viabilidade econômica do projeto. O custo total anualizado ( $C_{an}$ ) pode ser associado com o custo nivelado de energia (tradução do inglês para o termo representado pela sigla LCOE - *Levelized Cost of Electricity*). O LCOE é a relação entre todos os custos associados à geração de energia e a quantidade de energia que se estima que o sistema vai gerar ao longo de sua vida útil ( $E_{gerada}$ ) e é dado por:

$$LCOE = \frac{C_{an}}{E_{gerada}}. \quad (5.1)$$

O custo total anualizado é determinado pelo produto do VPL dos custos pelo fator de recuperação de capital:

$$C_{an} = FRC(i_r, N) \cdot NPV, \quad (5.2)$$

em que  $i_r$  é a taxa de juros real anual e  $N$  é a vida útil do sistema. O FRC é dado por:

$$FRC(i_r, N) = \frac{i_r(1 + i_r)^N}{(1 + i_r)^N - 1}. \quad (5.3)$$

O custo da eletricidade, conforme a Tabela 17 é de R\$ 235,69 por MWh e é o valor da tarifa excluindo todos os custos adicionais, pois o problema é abordado do ponto de vista da empresa de distribuição de energia. Ou seja, as perdas de energia podem ser minimizadas para que a energia contratada pela distribuidora não se perca sem chegar até chegar ao consumidor final. Como a geração de energia é variável, o LCOE também varia. A solução ótima encontrada pelo algoritmo BCDA resulta em um LCOE médio de R\$ 105,64 por MWh, o que significa uma redução de 55,2% no custo da eletricidade.

#### 5.4.3.2 Análise de sensibilidade

Uma análise de sensibilidade é realizada para encontrar os parâmetros mais críticos do cálculo da função objetivo. As variáveis escolhidas para esta análise são os custos iniciais e de manutenção da geração fotovoltaica, o preço da eletricidade, a taxa de inflação geral, a taxa de juros e o crescimento médio da demanda de carga. Cada um dos parâmetros foi modificado individualmente e o VPL calculado para cada variação. Os resultados estão na tabela 20.

Os resultados da análise de sensibilidade mostram que o parâmetro mais significativo é o preço da eletricidade, ou seja, o preço para gerar eletricidade a partir do recurso convencional. Como o maior interesse na instalação do sistema fotovoltaico é a redução das perdas de energia, e o balanço energético é considerado no cálculo da função objetivo, justifica-se que a influência mais significativa seja mesmo o custo da energia.

Tabela 20 – Análise de sensibilidade

Variável	Variação (%)	Variação do VPL (%)
Custo de inicial FV	+10	+0.822
Custo da eletricidade	+10	+8.367
Taxa de inflação	+10	+2.860
Taxa de juros	+10	-3.140
Custo de manutenção FV	+10	+0.093
Demanda média de carga	+10	+0.377

Por outro lado, um aumento de 10% na taxa de juros diminuiria mais de 3% no VPL dos custos. Esse resultado mostra o efeito do tempo no valor do dinheiro; ou seja, uma determinada quantia de dinheiro vale mais no presente do que no futuro, e esse valor presente descontado é menor quanto maior for a taxa de juros.

Os demais parâmetros analisados não modificam significativamente o VPL, exceto a taxa de inflação geral, que ao ter um aumento de 10% resulta em um aumento de 2,86% no VPL. A taxa de inflação representa aumentos em todos os bens produzidos pela economia e não apenas o crescimento de um preço específico. Então, se a taxa de inflação aumenta, implica um VPL mais alto.

## 6 Conclusões

Um método de localização e dimensionamento ótimos de geradores FV na rede de distribuição que contempla a aleatoriedade da geração e da demanda e aspectos tanto técnicos quanto econômicos foi apresentado. Assim, um dos principais objetivos da tese, a proposição de um método que reduzisse o esforço computacional e aumentasse a confiabilidade dos resultados foi alcançado. O método proposto combina o método de estimativa pontual, a expansão de Edgeworth, a simulação quasi-Monte Carlo e o algoritmo de otimização BCDA.

Nos testes em que apenas um gerador deve ser instalado no sistema com objetivo de reduzir as perdas de energia, o método proposto teve êxito em encontrar a solução ótima todas as cinquenta vezes em que foi executado. A taxa de acerto de 100%, foi exclusiva do método proposto, pois não ocorreu nem mesmo com SMC. Isto se deve a: (i) a amostragem por sequência de Sobol diminui a variância das amostras e acarreta baixa variabilidade das perdas de energia, facilitando o processo de encontrar o ótimo global. (ii) o teste com apenas um gerador é de pequeno porte, e tinha por objetivo justamente a comparação entre métodos de cálculo do fluxo de potência e de otimização. Nos testes seguintes, em que mais geradores podem ser instalados, não há como sempre dar a mesma solução ótima, já que o espaço de busca aumenta drasticamente. Contudo, nos testes de maior esforço, o método proposto manteve seu desempenho superior pois diminui a variabilidade dos resultados, garantindo que o objetivo de aumentar a confiabilidade no método fosse cumprido.

Por escassez de dados e por simplicidade, a demanda de carga foi considerada como variável aleatória gaussiana. Um estudo mais detalhado sobre a irradiância solar e a temperatura ambiente foi realizado, com testes de aderência para verificar a distribuição que melhor representa os dados para assim empregar a SMC.

Outro aspecto verificado foi a influência da correlação das variáveis meteorológicas tanto na estimativa da energia gerada, quanto no problema de localização e dimensionamento de GD FV. Conclui-se que existe uma correlação moderada entre irradiância e temperatura e que existe uma influência na estimativa da energia gerada pelo sistema, porém para a localização e dimensionamento ótimos empregando SMC, tal correlação não influencia na solução ótima. Muito provavelmente isto se deve ao fato de um grande número de amostras serem necessárias, e dez mil terem sido utilizadas para cada variável aleatória, e a combinação delas representar um amplo cenário de possibilidades, incluindo a correlação entre as variáveis. Considerar a correlação quando utiliza-se SMC acarreta um leve aumento na variância dos resultados do problema de otimização. Já na resolu-

ção do problema por MEP ficou evidente que a desconsideração da correlação influencia fortemente na solução ótima, inclusive aumentando a discrepância entre os resultados.

Inicialmente a proposta seria utilizar o algoritmo de BC tradicional, fazendo truncamentos para solucionar o problema que é por natureza discreto. Ao longo do último ano de doutorado se conseguiu desenvolver um algoritmo de busca cuco discreto adaptável, mais adequado ao problema. De fato, o algoritmo proposto se mostrou melhor do que os outros com os quais foi comparado. O BCDA conta com a inspiração do voo de Lévy para que as movimentações aconteçam no espaço de busca, porém com mudanças que não acarretam soluções contínuas. Além disso, a probabilidade de descobrimento, que antes era fixa do início ao final do processo, agora muda durante o processo iterativo. Para todos os algoritmos o critério de parada foi a não modificação da função objetivo em cem iterações contíguas. O algoritmo PSO, que foi usado como comparação, foi o que teve pior desempenho em todos os cenários, talvez por alguma falha humana de programação ou por ele ser um algoritmo originalmente concebido para resolução de problemas contínuos. A BC e o AG obtiveram desempenhos satisfatórios nos cenários testados. Porém ao utilizar a biblioteca *genetic algorithm* em Python, o tempo médio de processamento do AG se tornou elevado, provavelmente pela necessidade de melhor ajuste de seus parâmetros. O pequeno número de parâmetros a ajustar talvez seja a principal vantagem dos algoritmos BC e BCDA, além da metáfora simples em que se baseiam.

Muitos são os objetivos encontrados na literatura para a localização e dimensionamento ótimos da geração distribuída, dentre eles os mais comuns são os objetivos técnicos (redução das perdas de potência ou energia, aumento da confiabilidade do sistema, atendimento a uma demanda específica, regulação da tensão etc.) e os objetivos econômicos (redução dos custos totais, do custo nivelado de energia, do custo de instalação e manutenção, dentre outros).

Como o trabalho teve como foco a perspectiva de investimento das empresas de distribuição, que sempre visam lucro e conseqüente redução de custos, a função objetivo da pesquisa foi o valor presente líquido dos custos totais, ou seja, todos os custos ao longo da vida útil do sistema, trazidos a valores monetários atuais. Sendo assim, consideram-se o custo de instalação, de manutenção, das perdas de energia e da compra de energia produzida por fonte convencional.

Para dar mais veracidade à resolução do problema, a inserção de geradores FV na rede de distribuição em barras candidatas e com áreas disponíveis especificadas foi determinada por meio do algoritmo proposto, considerando os limites de tensão especificados pela ANEEL. A geração FV pode diminuir o VPL dos custos em mais de 6% e ainda diminuir consideravelmente o custo nivelado de energia. Dentre as variáveis consideradas, aquela que mais influencia no valor da função objetivo é o custo da compra de energia. No cenário em que há um aumento de 10% neste custo, acarreta num aumento de mais

de 8% no VPL do custo.

Diante dos resultados expostos, algumas sugestões para trabalhos futuros são:

- Aquisição de dados reais de demanda de carga para que o problema seja tratado de forma mais realista, com a determinação de função de distribuição de probabilidade e momentos estatísticos da demanda. A verificação da correlação existente entre demanda e geração é importante, uma vez que é possível que seja uma forte correlação e que influencie na solução do problema.
- Verificação da correlação existente entre irradiância e velocidade do vento para que o problema seja tratado como planejamento da geração híbrida, uma vez que vários trabalhos na literatura propõem que mais de uma fonte de energia resulta em maiores benefícios.
- Inclusão da possibilidade de conexão da geração distribuída a uma rede ainda não existente, para tanto, custos de expansão da rede deveriam ser estimados.
- Consideração de sistemas de armazenamento de energia, incluindo custos de aquisição e manutenção.
- Inclusão de veículos elétricos e análise de sua influência na rede existente.

# Referências

- ADEFARATI, T.; BANSAL, R. C. Integration of renewable distributed generators into the distribution system: A review. *IET Renewable Power Generation*, v. 10, n. 7, p. 873–884, 2016. ISSN 17521424.
- AIEN, M.; FOTUHI-FIRUZABAD, M.; AMINIFAR, F. Probabilistic load flow in correlated uncertain environment using unscented transformation. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 27, n. 4, p. 2233–2241, 2012.
- AIEN, M.; HAJEBRAHIMI, A.; FOTUHI-FIRUZABAD, M. A comprehensive review on uncertainty modeling techniques in power system studies. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 57, p. 1077–1089, 2016. ISSN 18790690. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2015.12.070>.
- AIEN, M. et al. Probabilistic power flow of correlated hybrid wind-photovoltaic power systems. *IET Renewable Power Generation*, v. 8, n. 6, p. 649–658, 2014. ISSN 17521424.
- ALENCAR, M. R. B.; SOUZA, B. A. A comparative study to determine the photovoltaic energy generation. 2022. No prelo.
- ALENCAR, M. R. B. et al. Estimação de onde instalar painéis fotovoltaicos para aumentar a eficiência energética de redes elétricas. *Anais do XXII Congresso Brasileiro de Automática*, 2018.
- ALLAN, R. N.; SILVA, A. M. da; BURCHETT, R. C. Evaluation methods and accuracy in probabilistic load flow solutions. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, PAS-100, n. 5, p. 2539–2546, 1981. ISSN 00189510.
- ALMALKI, S. J.; NADARAJAH, S. Modifications of the Weibull distribution: A review. *Reliability Engineering and System Safety*, v. 124, p. 32–55, 2014. ISSN 09518320.
- ALSAFASFEH, Q. et al. Solar PV grid power flow analysis. *Sustainability (Switzerland)*, v. 11, n. 6, p. 1–25, 2019. ISSN 20711050.
- ANEEL. *Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional - PRODIST, Módulo 8 - Qualidade do Fornecimento de Energia Elétrica*. [S.l.], 2021.
- BANESHI, M.; HADIANFARD, F. Techno-economic feasibility of hybrid diesel/pv/wind/battery electricity generation systems for non-residential large electricity consumers under southern iran climate conditions. *Energy Conversion and Management*, Elsevier, v. 127, p. 233–244, 2016.
- BILLIONNET, A.; COSTA, M. C.; POIRION, P. L. Robust optimal sizing of a hybrid energy stand-alone system. *European Journal of Operational Research*, Elsevier B.V., v. 254, n. 2, p. 565–575, 2016. ISSN 03772217. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2016.03.013>.
- Biomass Energy Resouce Center. Biomass Energy: Efficiency, Scale, and Sustainability. p. 1–2, 2009.

- BORHANAZAD, H. et al. Optimization of micro-grid system using mopso. *Renewable Energy*, v. 71, p. 295 – 306, 2014.
- BORKOWSKA, B. Probabilistic Load Flow. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, PAS-93, p. 752–759, 1974.
- BRANDONI, C.; RENZI, M. Optimal sizing of hybrid solar micro-CHP systems for the household sector. *Applied Thermal Engineering*, Elsevier Ltd, v. 75, p. 896–907, 2015. ISSN 13594311. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2014.10.023>>.
- BRASIL. *Informativo Gestão Setor Elétrico: Ano 2021*. [S.l.], 2021. Disponível em: <<http://www.mme.gov.br/web/guest/secretarias/energia-eletrica>>.
- BUAKLEE, W.; HONGESOMBUT, K. Optimal dg allocation in a smart distribution grid using cuckoo search algorithm. In: *2013 10th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology*. [S.l.: s.n.], 2013. p. 1–6.
- CAI, D.; SHI, D.; CHEN, J. Probabilistic load flow computation using copula and latin hypercube sampling. *Iet Generation Transmission & Distribution*, v. 8, p. 1539–1549, 2014.
- CARPINELLI, G. et al. Taguchi’s method for probabilistic three-phase power flow of unbalanced distribution systems with correlated wind and photovoltaic generation systems. *Renewable Energy*, v. 117, p. 227–241, 2018. ISSN 0960-1481. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S096014811731011X>>.
- CARSTENS, D. D. d. S.; CUNHA, S. K. da. Challenges and opportunities for the growth of solar photovoltaic energy in Brazil. *Energy Policy*, Elsevier Ltd, v. 125, n. February 2018, p. 396–404, 2019. ISSN 03014215. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.enpol.2018.10.063>>.
- CHE, Y. et al. Probabilistic load flow using improved three point estimate method. *Electrical Power and Energy Systems*, v. 117, p. 1 – 11, 2020.
- CHEN, P.; CHEN, Z.; BAK-JENSEN, B. Probabilistic load flow: A review. *3rd International Conference on Deregulation and Restructuring and Power Technologies, DRPT 2008*, n. April, p. 1586–1591, 2008.
- CHENG, C.; DUAN, S. Optimal integration of plug-in hybrid electric vehicles in microgrids. *IEEE Transaction on Industrial Informatics*, v. 10, p. 1917 – 1926, 2014.
- DELGADO, C.; DOMÍNGUEZ-NAVARRO, J. A. Point estimate method for probabilistic load flow of an unbalanced power distribution system with correlated wind and solar sources. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, Elsevier Ltd, v. 61, p. 267–278, 2014. ISSN 01420615. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijepes.2014.03.055>>.
- DULĂU, L. I.; ABRUDEAN, M.; BICĂ, D. Optimal Location of a Distributed Generator for Power Losses Improvement. *Procedia Technology*, v. 22, n. October 2015, p. 734–739, 2016. ISSN 22120173.

- DURKHURE, P.; LODWAL, A. Fault Diagnosis of Ball Bearing using Time Domains Analysis and Fast Fourier Transformation. *International Journal of Engineering Sciences Research Technology*, v. 3, p. 711–715, 2014.
- EHSAN, A.; YANG, Q. Optimal integration and planning of renewable distributed generation in the power distribution networks: A review of analytical techniques. *Applied Energy*, Elsevier, v. 210, n. July 2017, p. 44–59, 2018. ISSN 03062619. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.10.106>>.
- EIE, M. H. Probabilistic Load Flow Studies : Analytical and Approximate Methods. n. June, 2018.
- EL-FERGANY, A. A.; ABDELAZIZ, A. Y. Capacitor allocations in radial distribution networks using cuckoo search algorithm. *IET Generation, Transmission Distribution*, v. 8, p. 223 – 232, 2014.
- ELKADEEM, M. R. et al. Optimal planning of renewable energy-integrated distribution system considering uncertainties. *IEEE Access*, v. 7, p. 164887–164907, 2019.
- Empresa de Pesquisa Energética. *Matriz Energética e Elétrica*. 2022. Disponível em: <<https://www.epe.gov.br/pt/abcdenergia/matriz-energetica-e-eletrica>>.
- EVANGELOPOULOS, V. A.; GEORGILAKIS, P. S. Optimal distributed generation placement under uncertainties based on point estimate method embedded genetic algorithm. *IET Generation, Transmission & Distribution*, v. 8, n. 3, p. 389–400, 2014. Disponível em: <<https://ietresearch.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1049/iet-gtd.2013.0442>>.
- FERREIRA, A. et al. Economic overview of the use and production of photovoltaic solar energy in brazil. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier Ltd, v. 81, n. June 2017, p. 181–191, 2018. ISSN 18790690. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2017.06.102>>.
- GANGULY, S.; SAMAJPATI, D. Distributed Generation Allocation on Radial Distribution Networks Under Uncertainties of Load and Generation Using Genetic Algorithm. p. 1–10, 2015.
- GARLET, T. B. et al. Paths and barriers to the diffusion of distributed generation of photovoltaic energy in southern Brazil. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier Ltd, v. 111, n. May, p. 157–169, 2019. ISSN 18790690. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.rser.2019.05.013>>.
- GOLSHAN, M. E. H.; AREFIFAR, S. A. Optimal allocation of distributed generation and reactive sources considering tap positions of voltage regulators as control variables. *European Transactions on Electrical Power*, v. 17, p. 219 – 239, 2007.
- GONZÁLEZ, A. et al. Optimal sizing of a hybrid grid-connected photovoltaic and wind power system. *Applied Energy*, v. 154, p. 752–762, 2015. ISSN 03062619.
- HAJIAN, M.; ROSEHART, W. D.; ZAREIPOUR, H. Probabilistic power flow by monte carlo simulation with latin supercube sampling. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 28, n. 2, p. 1550–1559, 2013.

- HASAN, K. N.; PREECE, R.; MILANOVIĆ, J. V. Existing approaches and trends in uncertainty modelling and probabilistic stability analysis of power systems with renewable generation. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 101, n. December 2017, p. 168–180, 2019. ISSN 18790690.
- HEUMANN, C.; SHALABH, M. S. *Introduction to Statistics and Data Analysis*. [S.l.]: Springer, 2006. 457 p. ISBN 978-3-319-46162-5.
- HICKERNELL, F. et al. *qmcpy 1.0.1*. 2021. Disponível em: <<https://pypi.org/project/qmcpy/>>.
- HONG, H. An efficient point estimate method for probabilistic analysis. *Reliability Engineering System Safety*, v. 59, n. 3, p. 261–267, 1998. ISSN 0951-8320. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0951832097000719>>.
- HONG, H. P. An efficient point estimate method for probabilistic analysis. *Reliability Engineering and System Safety*, v. 59, n. 3, p. 261–267, 1998. ISSN 09518320.
- HONG, Y.-Y.; LIN, F.-J.; YU, T.-H. Taguchi method-based probabilistic load flow studies considering uncertain renewables and loads. *IET Renewable Power Generation*, v. 10, p. 221 – 227, 2016.
- HONGXING, Y.; WEI, Z.; CHENGZHI, L. Optimal design and techno-economic analysis of a hybrid solar-wind power generation system. *Applied Energy*, v. 86, p. 163 – 169, 2009.
- HOSSAIN, F. A. et al. Probabilistic load flowdash;based optimal placement and sizing of distributed generators. *Energies*, v. 14, n. 23, 2021. ISSN 1996-1073. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/1996-1073/14/23/7857>>.
- HUNG, D. Q.; MITHULANANTHAN, N.; LEE, K. Y. Determining PV penetration for distribution systems with time-varying load models. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 29, n. 6, p. 3048–3057, 2014. ISSN 08858950.
- IRENA. *RENEWABLE POWER GENERATION COSTS IN 2021*. [S.l.], 2021.
- ISSICABA, D. *Método de varredura para redes primárias de distribuição radiais e fracamente malhadas : uma nova abordagem e análises de convergência*. 136 p. — Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2008.
- JEBLI, I. et al. Prediction of solar energy guided by pearson correlation using machine learning. *Energy*, Elsevier Ltd, v. 224, p. 120109, 2021. ISSN 03605442. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.energy.2021.120109>>.
- KAVIANI, A. K.; RIAHY, G. H.; KOUHSARI, S. M. Optimal design of a reliable hydrogen-based stand-alone wind/pv generating system, considering component outages. *Renewable Energy*, v. 34, p. 2380–2390, 2009.
- KAY, S. *Intuitive Probability and Random Processes using MATLAB*. [S.l.]: Springer, 2006. 838 p. ISBN 978-0-387-24158-6.

- KEFAYAT, M.; Lashkar Ara, A.; Nabavi Niaki, S. A hybrid of ant colony optimization and artificial bee colony algorithm for probabilistic optimal placement and sizing of distributed energy resources. *Energy Conversion and Management*, v. 92, p. 149–161, 2015. ISSN 0196-8904. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0196890414010760>>.
- KLOUBERT, M. L. Probabilistic load flow approach considering dependencies of wind speed, solar irradiance, electrical load and energy exchange with a joint probability distribution model. *Energies*, v. 13, n. 7, 2020. ISSN 19961073.
- KRAMER, O. *Genetic Algorithm Essentials*. [S.l.: s.n.], 2017. 92 p. ISBN 9783319521558.
- KUSAKANA, K. Techno-economic analysis of off-grid hydrokinetic-based hybrid energy systems for onshore/remote area in south africa. *Energy*, Elsevier, v. 68, p. 947–957, 2014.
- LI, H.; ZHANG, Z.; YIN, X. A Novel Probabilistic Power Flow Algorithm Based on Principal Component Analysis and. 2020.
- LIU, Z.; WEN, F.; LEDWICH, G. Optimal siting and sizing of distributed generators in distribution systems considering uncertainties. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 26, n. 4, p. 2541–2551, 2011.
- LOSEKANN, L.; TAVARES, A. *Publicação Preliminar TRANSIÇÃO ENERGÉTICA E POTENCIAL DE COOPERAÇÃO NOS*. [S.l.], 2020. 1–71 p.
- MALEKPOUR, A. R. et al. Multi-objective stochastic distribution feeder reconfiguration in systems with wind power generators and fuel cells using the point estimate method. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 28, n. 2, p. 1483–1492, 2013. ISSN 08858950.
- MARELI, M.; TWALA, B. An adaptive Cuckoo search algorithm for optimisation. *Applied Computing and Informatics*, King Saud University, v. 14, n. 2, p. 107–115, 2018. ISSN 22108327. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.aci.2017.09.001>>.
- MARIN, M.; MILANO, F.; DEFOUR, D. Midpoint-radius interval-based method to deal with uncertainty in power flow analysis. *Electric Power Systems Research*, Elsevier Ltd, v. 147, p. 81–87, jun 2017. ISSN 03787796.
- MENESES, C. A. P.; ECHEVERRI, M. G.; MANTOVANI, J. R. S. Probabilistic algorithms for power load flow and short-circuit analysis in distribution networks with dispersed generation. *Journal of Control, Automation and Electrical Systems*, v. 24, p. 324–338, 2013.
- MIRJALILI, S. Dragonfly algorithm: a new meta-heuristic optimization technique for solving single-objective, discrete, and multi-objective problems. *Neural Computing and Applications*, Springer London, v. 27, n. 4, p. 1053–1073, 2016. ISSN 09410643.
- MIŠUROVIC, F.; MUJOVIC, S. Numerical Probabilistic Load Flow Analysis in Modern Power Systems with Intermittent Energy Sources. *Energies*, v. 15, p. 1 – 20, 2022.
- MORALES, J. M. et al. Probabilistic power flow with correlated wind sources. *IET Generation, Transmission Distribution*, v. 4, p. 641 – 651, 2010.

- MORALES, J. M.; PÉREZ-RUIZ, J. Point estimate schemes to solve the probabilistic power flow. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 22, n. 4, p. 1594–1601, 2007. ISSN 08858950.
- NADJEMI, O. et al. Optimal hybrid PV/wind energy system sizing: Application of cuckoo search algorithm for Algerian dairy farms. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 70, n. November, p. 1352–1365, 2017. ISSN 18790690. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2016.12.038>>.
- NARA, K. et al. Application of tabu search to optimal placement of distributed generators. *IEEE Power Engineering. Society Winter Meeting*, p. 918 – 923, 2001.
- NGUYEN, T. T.; TRUONG, A. V. Distribution network reconfiguration for power loss minimization and voltage profile improvement using cuckoo search algorithm. *Electrical Power and Energy Systems*, v. 68, p. 233 – 242, 2015.
- OLEA, R. A. On the Use of the Beta Distribution in Probabilistic Resource Assessments. *Natural Resources Research*, v. 20, n. 4, p. 377–388, 2011. ISSN 15207439.
- OUAARAB, A. *Discrete Cuckoo Search for Combinatorial Optimization*. Springer, 2020. 130 p. ISBN 978-981-15-3835-3. Disponível em: <<http://link.springer.com/10.1007/978-981-15-3836-0>>.
- PAIVA, F. A. P. *Otimização por enxame de partículas usando uma adaptação de serenidade*. Natal: Editora IFRN, 2018. 101 p. ISBN 9788594137456.
- PEREIRA, B. R. et al. Optimal distributed generation and reactive power allocation in electrical distribution systems. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, v. 7, n. 3, p. 975–984, 2016.
- Pereira da Silva, P. et al. Photovoltaic distributed generation – An international review on diffusion, support policies, and electricity sector regulatory adaptation. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier Ltd, v. 103, n. November 2018, p. 30–39, 2019. ISSN 18790690. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.rser.2018.12.028>>.
- PRAKASH, P.; KHATOD, D. K. Optimal sizing and siting techniques for distributed generation in distribution systems: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 57, p. 111–130, 2016. ISSN 18790690. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2015.12.099>>.
- PRUSTY, B. R.; JENA, D. A critical review on probabilistic load flow studies in uncertainty constrained power systems with photovoltaic generation and a new approach. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 69, p. 1286–1302, 2017. ISSN 1364-0321. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032116311066>>.
- Rezaee Jordehi, A. Allocation of distributed generation units in electric power systems: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 56, p. 893–905, 2016. ISSN 18790690. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2015.11.086>>.
- ROSENBLUETH, E. Point estimates for probability moments. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, p. 3812–3814, 1975.

- ROSENBLUETH, E. Two-point estimates in probabilities. *Applied Mathematical Modelling*, v. 5, p. 329–335, 1981.
- SANAJOBA, S.; FERNANDEZ, E. Maiden application of cuckoo search algorithm for optimal sizing of a remote hybrid renewable energy system. *Renewable Energy*, v. 96, p. 1 – 10, 2016.
- SANCHEZ, V.; RAMIREZ, J. M.; ARRIAGA, G. Optimal sizing of a hybrid renewable system. In: . [S.l.: s.n.], 2010. p. 949–954.
- SAWLE, Y.; GUPTA, S. C.; BOHRE, A. K. Optimal sizing of standalone PV/Wind/Biomass hybrid energy system using GA and PSO optimization technique. *Energy Procedia*, Elsevier B.V., v. 117, p. 690–698, 2017. ISSN 18766102. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.egypro.2017.05.183>>.
- SHARAFI, M.; ELMEKKAWY, T. Y. Multi-objective optimal design of hybrid renewable energy systems using pso-simulation based approach. *Renewable Energy*, v. 68, p. 67 – 79, 2014.
- SHENG, W. et al. Optimal placement and sizing of distributed generation via an improved nondominated sorting genetic algorithm ii. *IEEE Transaction on Power Delivery*, v. 30, p. 569 – 578, 2015.
- SOLGI, R. M. *geneticalgorithm*. 2020. Disponível em: <<https://pypi.org/project/geneticalgorithm/>>.
- SOROUDI, A.; AMRAEE, T. Decision making under uncertainty in energy systems: State of the art. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 28, p. 376–384, 2013. ISSN 13640321. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2013.08.039>>.
- SU, C.-L. Probabilistic load-flow computation using point estimate method. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 20, n. 4, p. 1843–1851, 2005.
- SUHANE, P. et al. Sizing and performance analysis of standalone wind-photovoltaic based hybrid energy system using ant colony optimization. *IET Renewable Power Generation*, v. 10, n. 7, p. 964–972, 2016. ISSN 17521424.
- SWIEF, R. A.; ABDEL-SALAM, T. S.; EL-AMARY, N. H. Photovoltaic and wind turbine integration applying cuckoo search for probabilistic reliable optimal placement. *Energies*, v. 11, p. 1 – 17, 2018.
- TAN, W. S. et al. Optimal distributed renewable generation planning: A review of different approaches. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 18, p. 626–645, 2013. ISSN 13640321. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2012.10.039>>.
- VERBIC, G.; CANIZARES, C. Probabilistic optimal power flow in electricity markets based on a two-point estimate method. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 21, n. 4, p. 1883–1893, 2006.
- VIEIRA, S. *O que é curtose e como se mede?* 2018. Disponível em: <<http://soniavieira.blogspot.com/2018/11/curtose.html>>.

- VIRAL, R.; KHATOD, D. K. Optimal planning of distributed generation systems in distribution system: a review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 12, p. 5146 – 5165, 2012.
- WANG, Z.; ALVARADO, F. L. Interval arithmetic in power flow analysis. v. 7, n. 3, p. 156–162, 1992.
- WASSERMAN, L. *All of Statistics - A Concise Course in Statistical Inference*. [S.l.]: Springer, 2004. 446 p. ISBN 978-0-387-21736-9.
- WATERWORTH, D.; ARMSTRONG, A. Southerly winds increase the electricity generated by solar photovoltaic systems. *Solar Energy*, Elsevier, v. 202, n. August 2019, p. 123–135, 2020. ISSN 0038092X. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.solener.2020.03.085>>.
- YANG, X.-S.; DEB, S. Cuckoo Search via Levy Flights. 2010. Disponível em: <<http://arxiv.org/abs/1003.1594>>.
- YIMEN, N. et al. Optimal sizing and techno-economic analysis of hybrid renewable energy systems—a case study of a photovoltaic/wind/battery/diesel system in Fanisau, Northern Nigeria. *Processes*, v. 8, n. 11, p. 1–25, 2020. ISSN 22279717.
- ZHANG, J. et al. An improved probabilistic load flow simulation method considering correlated stochastic variables. *International Journal of Electrical Power Energy Systems*, v. 111, p. 260–268, 2019. ISSN 0142-0615. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0142061519300389>>.
- ZHANG, L. et al. Probabilistic power flow calculation using the johnson system and sobol's quasi-random numbers. *IET Generation, Transmission Distribution*, v. 10, p. 3050 – 3059, 2016.
- ZHANG, S. et al. Multi-objective distributed generation planning in distribution network considering correlations among uncertainties. *Applied Energy*, v. 226, n. March, p. 743–755, 2018. ISSN 03062619.
- ZIANE, A. et al. Photovoltaic output power performance assessment and forecasting: Impact of meteorological variables. *Solar Energy*, Elsevier Ltd, v. 220, n. April, p. 745–757, 2021. ISSN 0038092X. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.solener.2021.04.004>>.
- ZUBO, R. H. et al. Operation and planning of distribution networks with integration of renewable distributed generators considering uncertainties: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 72, n. May, p. 1177–1198, 2017. ISSN 18790690. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2016.10.036>>.

# Apêndices

# APÊNDICE A – Dados do sistema teste

Dados do sistema teste de 69 barras

Trecho	R, $\Omega$	X, $\Omega$	$\dot{P}$ , kW	$\dot{Q}$ , kvar	Trecho	R, $\Omega$	X, $\Omega$	$\dot{P}$ , kW	$\dot{Q}$ , kvar
0 - 1	0,0005	0,0011	0	0	36 - 37	0,1053	0,1229	0	0
1 - 2	0,0005	0,0011	0	0	37 - 38	0,0305	0,0354	24	17
2 - 3	0,0014	0,0035	0	0	38 - 39	0,0018	0,0021	24	17
3 - 4	0,0252	0,0293	0	0	39 - 40	0,7283	0,8509	1,2	1
4 - 5	0,3661	0,1864	2,6	2,2	40 - 41	0,31	0,3623	0	0
5 - 6	0,3811	0,1941	40,4	30	41 - 42	0,041	0,0478	6	4,3
6 - 7	0,0922	0,047	75	54	42 - 43	0,0091	0,0115	0	0
7 - 8	0,0494	0,0252	30	22	43 - 44	0,1088	0,1374	39,22	26,3
8 - 9	0,819	0,2707	28	19	44 - 45	0,001	0,0011	39,22	26,3
9 - 10	0,1872	0,0619	145	104	3 - 46	0,0034	0,0083	0	0
10 - 11	0,7113	0,2351	145	104	46 - 47	0,0851	0,2084	79	56,4
11 - 12	1,03	0,34	8	5,5	47 - 48	0,2898	0,7091	384,7	274,4
12 - 13	1,0441	0,3449	8	5,5	48 - 49	0,0822	0,2012	384,7	274,5
13 - 14	1,058	0,3496	0	0	7 - 50	0,0928	0,0473	40,5	28,3
14 - 15	0,1967	0,0651	45,5	30	50 - 51	0,3319	0,1114	3,6	2,7
15 - 16	0,3744	0,1237	60	35	8 - 52	0,1741	0,0886	4,35	3,5
16 - 17	0,0046	0,0016	60	35	52 - 53	0,2031	0,1034	26,4	19
17 - 18	0,3276	0,1083	0	0	53 - 54	0,2842	0,1447	24	17,2
18 - 19	0,2106	0,069	1	0,6	54 - 55	0,2813	0,1433	0	0
19 - 20	0,3416	0,1128	114	81	55 - 56	1,59	0,5337	0	0
20 - 21	0,0139	0,0046	5,3	3,5	56 - 57	0,7838	0,263	0	0
21 - 22	0,1592	0,0526	0	0	57 - 58	0,3042	0,1007	100	72
22 - 23	0,3464	0,1144	28	20	58 - 59	0,3861	0,1172	0	0
23 - 24	0,7488	0,2475	0	0	59 - 60	0,5074	0,2585	1244	888
24 - 25	0,3089	0,1021	14	10	60 - 61	0,0975	0,0495	32	23
25 - 26	0,1733	0,0572	14	10	61 - 62	0,1451	0,0737	0	0
2 - 27	0,0043	0,0107	26	18,6	62 - 63	0,7105	0,3619	227	162
27 - 28	0,064	0,1564	26	18,6	63 - 64	1,041	0,5302	59	42
28 - 29	0,3978	0,1314	0	0	10 - 65	0,2012	0,0611	18	13
29 - 30	0,0702	0,0232	0	0	65 - 66	0,0046	0,0014	18	13
30 - 31	0,351	0,116	0	0	11 - 67	0,7394	0,2444	28	20
31 - 32	0,8391	0,2816	14	10	67 - 68	0,0047	0,0016	28	20
32 - 33	1,7079	0,5647	19,5	14					
33 - 34	1,4739	0,4873	6	4					
2 - 35	0,0043	0,0107	26	18,55					
35 - 36	0,064	0,1564	26	18,55					