



UNIVERSIDADE FEDERAL FLUMINENSE
ESCOLA DE ENGENHARIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA E DE
TELECOMUNICAÇÕES

TIAGO PIRES ABUD

**Um modelo de Bass modificado para calcular a
capacidade de alojamento da geração
distribuída FV em redes de BT**

NITERÓI

2023

UNIVERSIDADE FEDERAL FLUMINENSE
ESCOLA DE ENGENHARIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA E DE
TELECOMUNICAÇÕES

TIAGO PIRES ABUD

**Um modelo de Bass modificado para calcular a capacidade de
alojamento da geração distribuída FV em redes de BT**

Tese de doutorado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e de Telecomunicações da Universidade Federal Fluminense, como requisito parcial para obtenção do título de Doutor em Engenharia Elétrica e de Telecomunicações. Área de concentração: Sistemas de Energia Elétrica

Orientador:

Prof. D.Sc Bruno Soares Moreira Cesar Borba

Coorientador:

Prof. D.Sc Renan Silva Maciel

NITERÓI

2023

Ficha catalográfica automática - SDC/BEE
Gerada com informações fornecidas pelo autor

A165m Abud, Tiago Pires
Um modelo de Bass modificado para calcular a capacidade de alojamento da geração distribuída FV em redes de BT / Tiago Pires Abud. - 2023.
137 f.: il.

Orientador: Bruno Soares Moreira Cesar Borba.
Coorientador: Renan Silva Maciel.
Tese (doutorado)-Universidade Federal Fluminense, Escola de Engenharia, Niterói, 2023.

1. Modelo de difusão de Bass. 2. Método de Monte Carlo. 3. Redes de distribuição de BT. 4. Geração distribuída fotovoltaica. 5. Produção intelectual. I. Borba, Bruno Soares Moreira Cesar, orientador. II. Maciel, Renan Silva, coorientador. III. Universidade Federal Fluminense. Escola de Engenharia. IV. Título.


CDD - XXX


TIAGO PIRES ABUD

Um modelo de Bass modificado para calcular a capacidade de alojamento da geração distribuída FV em redes de BT

Tese de doutorado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e de Telecomunicações da Universidade Federal Fluminense, como requisito parcial para obtenção do título de Doutor em Engenharia Elétrica e de Telecomunicações. Área de concentração: Modelagem e Análise de Sistemas de Energia Elétrica.

BANCA EXAMINADORA


Prof. Bruno Soares Moreira Cesar Borba, D.Sc. – Orientador, UFF


Prof. Renan Silva Maciel, D.Sc. – Coorientador, UTFPR


Prof. Andre Abel Augusto, D.Sc. – UFF

Assinado digitalmente por Andre Abel Augusto aaagusto@id.uff.br:12055365746
ND: CN=Andre Abel Augusto aaagusto@id.uff.br:12055365746, OU=UFF -
Universidade Federal Fluminense, C=BR
Razão: Eu sou o autor deste documento
L: UFPR
Data: 30/06/2023 13:45:19-0300
Foxit PDF Reader Versão: 12.1.2

Prof. Andre Abel Augusto, D.Sc. – UFF

Documento assinado digitalmente
gov.br BRUNO DE NADAI NASCIMENTO
Data: 30/06/2023 13:45:19-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Bruno de Nadai Nascimento, D.Sc. – UTFPR


Prof. Carlos Frederico Meschini Almeida, D.Sc. – USP

Prof. Delberis Araujo Lima, D.Sc. – PUC-Rio

Documento assinado digitalmente
gov.br DELBERIS ARAUJO LIMA
Data: 30/06/2023 13:26:07-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Niterói

Junho de 2023

Agradecimentos

Agradeço a todos os meus familiares, em especial a minha esposa Maria Eduarda Miranda Imperial, ao meu pai Emanuel José Caetano Abud, a minha mãe Maria Claudia Pires Abud, ao meu irmão Daniel José Pires Abud e a minha avó Olga Caetano da Silva, por todo amor, inspiração e apoio necessários durante mais essa fase importantíssima em minha formação acadêmica.

Agradeço aos meus orientadores Bruno Soares Moreira Cesar Borba e Renan Silva Maciel por todo o trabalho que realizamos juntos desde 2015, incluindo o mestrado, o doutorado e mais de 10 publicações acadêmicas relevantes na área de engenharia elétrica. Obrigado por todos os conselhos, experiências e ensinamentos transmitidos durante todo este processo. Não menos importante, obrigado por perceberem em mim um potencial para seguir na área acadêmica.

Agradeço ao professor Edson Cataldo pela contribuição fundamental à formulação matemática do modelo probabilístico proposto nesta tese.

Agradeço ao professor Andre Abel Augusto pelos ensinamentos e esclarecimentos valiosos sobre o Método de Monte Carlo.

Agradeço ao meu colega Leonardo de Arruda Bitencourt pela constante parceria em projetos de P&D e publicações acadêmicas.

Agradeço ao meu colega Rafael Carlos Soares Lima por ceder uma figura com a localização geográfica do alimentador de distribuição de Armação de Búzios estudado, que foi adaptada e utilizada neste trabalho (veja a figura 29 e a figura 38).

Agradeço aos demais professores e colegas graduandos, mestrandos e doutorandos que, de alguma forma, colaboraram para que eu pudesse obter este título.

Agradeço à empresa ENEL pela disponibilização dos dados da rede elétrica analisada neste trabalho.

Agradeço à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) e ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) por fornecerem recursos financeiros essenciais para o desenvolvimento desta tese. Em especial, agradeço à CAPES por financiar quase 6 anos de estudos, contemplando o meu mestrado e quase todo o doutorado em engenharia elétrica.

“A ciência jamais responderá a todas as perguntas pelo simples motivo de que jamais saberemos todas as perguntas que podem ser feitas! Ao avançar, a ciência encontra novas perguntas que não poderia ter antecipado”.

Marcelo Gleiser, 2019, p.212 [1]

Resumo

Esta tese apresenta um novo modelo estocástico para avaliar o impacto da difusão da geração distribuída fotovoltaica (GDFV) em redes de BT. A metodologia proposta combina o modelo de difusão de Bass ao método de Monte Carlo (MMC) para aprimorar a análise da capacidade de alojamento – ou *hosting capacity* (HC). Primeiramente, para contextualizar a metodologia desenvolvida quanto ao MMC, é apresentado o estado da arte desse método aplicado à análise de redes elétricas com GD, abrangendo mais de 90 artigos recentes sobre o tema. Em seguida, com o intuito de complementar o conteúdo da revisão da literatura, é proposto um estudo de caso utilizando-se uma rede teste do IEEE com poucas dimensões para se investigar a aplicação prática de algumas das principais técnicas avançadas do MMC. Após, a metodologia desenvolvida é apresentada em detalhes e, então, implementada em uma rede real de distribuição com altas dimensões, utilizando-se o programa computacional OpenDSS. Destaca-se que o modelo de Bass modificado, proposto por este trabalho, permite calcular a probabilidade individual de adoção de GDFV considerando-se a influência do mercado local fotovoltaico, o que torna possível a análise da HC ao longo do tempo e espaço. Os resultados do estudo de caso da rede real revelam a HC do alimentador estudado, o ano em que o limite de HC será provavelmente alcançado e os transformadores de distribuição mais prováveis de apresentar problemas de sobretensão na rede de BT.

Palavras-chaves: modelo de difusão de Bass, redes de distribuição de BT, método de Monte Carlo, geração distribuída fotovoltaica.

Abstract

This thesis proposes a new stochastic model to assess the impact of photovoltaic distributed generation (PVDG) diffusion in LV networks. The proposed methodology combines the Bass diffusion model with the Monte Carlo method (MCM) to improve the hosting capacity (HC) analysis. First, to contextualize the methodology developed in relation to the MCM, the state of the art of this method applied to the analysis of electrical networks with DG is presented, covering more than 90 recent articles on the subject. Then, in order to complement the content of the literature review, a case study using an IEEE test network with low dimensions is proposed to investigate the practical application of some of the main advanced MCM techniques. Afterwards, the developed methodology is presented in detail and then it is implemented on a real distribution network with high dimensions, using the software OpenDSS. It is noteworthy that the modified Bass model, proposed by this work, allows calculating the individual probability of adopting PVDG considering the influence of the local photovoltaic market, which provides the means for the analysis of HC over time and space. The results of the real network case study show the HC of the studied feeder, the year in which the HC limit will probably be reached and the distribution transformers most likely to have overvoltage issues in their LV circuit.

Keywords: Bass diffusion model, low voltage distribution networks, Monte Carlo method, photovoltaic distributed generation.

Lista de Figuras

FIGURA 1- EVOLUÇÃO DA GERAÇÃO FV NO BRASIL, EM TERMOS DE POTÊNCIA INSTALADA ACUMULADA.....	2
FIGURA 2- CONJUNTO DE SOLUÇÕES PROPOSTAS PELO PRESENTE TRABALHO.....	8
FIGURA 3- FLUXOGRAMA DO MMC	13
FIGURA 4- APLICAÇÃO DO MMC PARA A ESTIMAÇÃO DO VALOR DE Π : A) 10.000 PARES DE COORDENADAS GERADAS ALEATORIAMENTE COM F.D.P. UNIFORME; B) CONVERGÊNCIA DA ESTIMATIVA DO VALOR DE Π EM FUNÇÃO DAS ITERAÇÕES DO MMC.	16
FIGURA 5- TIPOS DE TÉCNICAS ENQUADRADAS NA CATEGORIA GEC	23
FIGURA 6- REPRESENTAÇÃO DOS PRINCIPAIS ÍNDICES E CARACTERÍSTICAS DAS ÁREAS DE ANÁLISE DE REDES ELÉTRICAS	29
FIGURA 7- PRINCIPAIS TECNOLOGIAS RELACIONADAS A REDES INTELIGENTES	34
FIGURA 8- EXEMPLO DE DIAGRAMA DE UMA REDE INTELIGENTE HÍBRIDA ELETROTÉRMICA	34
FIGURA 9- PRINCIPAIS INCERTEZAS OBSERVADAS NA REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	36
FIGURA 10- FLUXOGRAMA DO MMC COM A INDICAÇÃO DOS PONTOS EM QUE OCORRE A OPERAÇÃO DAS TÉCNICAS LHS, QMC E IS	42
FIGURA 11- EXEMPLO DE APLICAÇÃO DO LHS PARA UMA V.A. COM DISTRIBUIÇÃO UNIFORME	43
FIGURA 12- ALGORITMO DO LHS.....	44
FIGURA 13- COMPARAÇÃO DE 1.000 PARES DE NÚMEROS GERADOS ATRAVÉS DE: A) AMOSTRAGEM QUASE-ALEATÓRIA (HALTON, QMC); B) AMOSTRAGEM PSEUDO-ALEATÓRIA (CMC).....	46
FIGURA 14- ALGORITMO DO QMC	47
FIGURA 15- ALGORITMO DO IS.....	49
FIGURA 16- AMOSTRAGEM DE 1.000 PARES DE NÚMEROS DA SEQUÊNCIA DE HALTON, PARA AS DIMENSÕES 20 E 21	51
FIGURA 17- CIRCUITO IEEE 13 BARRAS	52
FIGURA 18- COEFICIENTE β CALCULADO PARA O INDICADOR DE MAGNITUDE DE TENSÃO ...	57
FIGURA 19- COEFICIENTE β CALCULADO PARA O INDICADOR DO Nº DE BARRAS COM TENSÃO ACIMA DE 1,05 PU	57
FIGURA 20- COEFICIENTE β CALCULADO PARA O INDICADOR DO Nº DE BARRAS COM TENSÃO ACIMA DE 1,09 PU	58
FIGURA 21- COMPARAÇÃO ENTRE O ESTIMADOR CMC ORIGINAL E O ESTIMADOR CMC COM OS PESOS ATUALIZADOS (VIA ALGORITMO DO IS)	60
FIGURA 22- HISTOGRAMA DO ESTIMADOR IS DO INDICADOR DO NÚMERO DE BARRAS COM TENSÃO ACIMA DE 1,09 PU.....	60

FIGURA 23- COMPARAÇÃO ENTRE CMC E IS EM TERMOS DE INTERVALO DE CONFIANÇA, PARA O INDICADOR DO Nº DE BARRAS COM TENSÃO ACIMA DE 1,09 PU	61
FIGURA 24- COMPARAÇÃO ENTRE IS E IS-QMC PARA O INDICADOR DO Nº DE BARRAS COM TENSÃO ACIMA DE 1,09 PU.....	63
FIGURA 25- CURVA DE DIFUSÃO DE INOVAÇÕES.....	66
FIGURA 26- FRAÇÃO MÁXIMA DE MERCADO EM FUNÇÃO DO TEMPO DE RETORNO DO <i>PAYBACK</i> SIMPLES	67
FIGURA 27- FLUXOGRAMA PARA HABILITAR A GDFV A PARTIR DO MODELO DE DIFUSÃO ESTOCÁSTICO.....	70
FIGURA 28- FLUXOGRAMA GERAL DA METODOLOGIA	72
FIGURA 29- ALIMENTADOR ANALISADO DE ARMAÇÃO DE BÚZIOS.....	75
FIGURA 30- CONVERGÊNCIA DO MMC (CENÁRIO 1, 2050)	77
FIGURA 31- CONFIGURAÇÃO DAS REDES DE BT	78
FIGURA 32- COMPARAÇÃO ENTRE A CORRENTE NA FASE A OBTIDA PELA MEMÓRIA DE MASSA E ATRAVÉS DO MMC, NA SE.....	80
FIGURA 33- IRRADIÂNCIA SOLAR NO MUNICÍPIO DE ARMAÇÃO DE BÚZIOS AO LONGO DE UM DIA TÍPICO DO MÊS DE JULHO, A CADA MINUTO.....	82
FIGURA 34- ALGORITMO PARA CORREÇÃO DA POTÊNCIA INSTALADA FOTOVOLTAICA	84
FIGURA 35- PROBABILIDADE DE SOBRETENSÃO AO LONGO DOS ANOS.....	87
FIGURA 36- BOXPLOT DAS PERDAS: SEM GD, CENÁRIO 3 (GD SEM VOLT-VAR), CENÁRIO 4 (GD COM VOLT-VAR)	89
FIGURA 37- PROBABILIDADE RELATIVA DE SOBRETENSÃO PARA CADA TRANSFORMADOR (BARRA DE MT), AO LONGO DOS ANOS (<i>TOP</i> 8 TRANSFORMADORES PARA O CENÁRIO 1, 2050)	92
FIGURA 38- LOCALIZAÇÃO GEOGRÁFICA DOS 8 TRANSFORMADORES COM A MAIOR PROBABILIDADE DE POSSUÍREM CLIENTES COM SOBRETENSÃO (CENÁRIO 1, 2050).....	93
FIGURA 39- MÉDIA DO CONSUMO DIÁRIO DO ALIMENTADOR DE BÚZIOS SUPRIDO PELA SE, AO LONGO DO TEMPO	94
FIGURA 40- HISTOGRAMA DAS POTÊNCIAS DOS SISTEMAS FVs INSTALADOS NA CIDADE DE ARMAÇÃO DE BÚZIOS ATÉ 2020 (POTÊNCIA FV DE ATÉ 10 kWp)	95
FIGURA 41- PROBABILIDADE DE SOBRETENSÃO AO LONGO DOS ANOS (ANÁLISE TRADICIONAL DE HC)	96
FIGURA 42- PROBABILIDADE RELATIVA DE SOBRETENSÃO PARA CADA TRANSFORMADOR (BARRA DE MT) – COMPARAÇÃO ENTRE O MÉTODO PROPOSTO E A ANÁLISE TRADICIONAL DE HC.....	97

Lista de Tabelas

TABELA 1 – CLASSIFICAÇÃO DOS ARTIGOS PESQUISADOS – TÉCNICAS DE SIMULAÇÃO.....	21
TABELA 2 – CLASSIFICAÇÃO DOS ARTIGOS PESQUISADOS – ÁREAS DE ANÁLISE	30
TABELA 3 – DETALHAMENTO DE TODOS OS ARTIGOS LEVANTADOS DE 2021	38
TABELA 4 – PRIMEIROS TERMOS DE CINCO SEQUÊNCIAS DE HALTON	47
TABELA 5 – DADOS ORIGINAIS DAS CARGAS E CAPACITORES DO CIRCUITO IEEE 13 BARRAS	54
TABELA 6 – DADOS DOS GERADORES MODELADOS NO ESTUDO DE CASO.....	54
TABELA 7 – RESULTADOS GERAIS DO ESTUDO DE CASO DA REDE IEEE 13 BARRAS.....	56
TABELA 8 – PESOS DO ALGORITMO DO IS ATUALIZADOS (VIA CE).....	61
TABELA 9 – VARIÁVEIS ALEATÓRIAS MODELADAS	71
TABELA 10 – CENÁRIOS DE DIFUSÃO FV	77
TABELA 11 – RELAÇÃO DOS PARÂMETROS ^a UTILIZADOS PARA O DIMENSIONAMENTO DA GDFV	85
TABELA 12 – POTÊNCIA FV E NÚMERO DE GDFVs EM 2050 E NO ANO EM QUE A PROBABILIDADE DE SOBRETENSÃO ALCANÇA 1%	88
TABELA 13 – TRANSFORMADORES RANQUEADOS POR NÚMERO DE CONSUMIDORES, CONSUMO DE ENERGIA E POTÊNCIA FV	90
TABELA 14 – TRANSFORMADORES (BARRAS DE MT) COM A MAIOR PROBABILIDADE DE POSSUÍREM CONSUMIDORES COM SOBRETENSÃO, AO LONGO DOS ANOS	91

Lista de Abreviaturas e Siglas

ABC	<i>Artificial Bee Colony</i>
ABM	<i>Agent-Based Model</i>
AIG	<i>Algorithm of the Innovative Gunner</i>
AIS	<i>Adaptive Importance Sampling</i>
AMCM	<i>Accelerated Monte Carlo Method</i>
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
AR	Processo Autorregressivo
ARIMA	<i>Autoregressive Integrated Moving Average</i>
ARMA	<i>Autoregressive-Moving-Average</i>
ASAI	<i>Average Service Availability Index</i>
AV	Variáveis Antitéticas ou <i>Antithetic Variates</i>
BBO	<i>Biogeography Based Optimization</i>
BSO	<i>Backtracking Search Optimization</i>
BT	Baixa tensão
CAIDI	<i>Customer Average Interruption Duration Index</i>
CE	<i>Cross-Entropy</i>
CHP	Cogeração ou <i>Combined Heat and Power</i>
CMC	<i>Crude Monte Carlo</i>
CON	Área de Análise de Confiabilidade
CRN	Números Aleatórios Comuns ou <i>Common Random Numbers</i>
CV	Variáveis de Controle ou <i>Control Variates</i>
CVR	Conservation Voltage Reduction
DE	<i>Differential Evolutionary</i>
DNDEA	<i>Dynamic Niche Differential Evolution Algorithm</i>

DS	<i>Dagger Sampling</i>
ECO	Área de Análise Econômica
EENS	<i>Expected Energy Not Supplied</i>
ENS	<i>Energy Not Supplied</i>
EPE	Empresa de Pesquisa Energética
EPSO	<i>Evolutionary Particle Swarm Optimization</i>
FA	<i>Factor Analysis</i>
f.d.p.	Função densidade de probabilidade
F.D.P.	Função de Distribuição de Probabilidade
FMM	Fração Máxima de Mercado
FP	Fator de Potência
FV	Fotovoltaico(a)
GA	Algoritmo Genético ou <i>Genetic Algorithm</i>
GD	Gerador/Geração Distribuído(a)
GDFV	Gerador/Geração Distribuído(a) Fotovoltaico(a)
GEC	Ganho de Eficiência Computacional
gPC	<i>Generalized Polynomial Chaos method</i>
HC	Capacidade de Alojamento ou <i>Hosting capacity</i>
HS	<i>Harmony Search</i>
HSP	Horas de Sol Pleno
HWOA-PS	<i>Hybrid Whale Optimization Algorithm and Pattern Search</i>
IBA	<i>Improved Bee Algorithm</i>
IEEE	<i>Institute of Electrical and Electronics Engineers</i>
IGDT	<i>Information Gap Decision Theory</i>
IMA	Infraestrutura de Medição Avançada
IP	<i>Interior Point</i>

IS	Amostragem por Importância ou <i>Importance Sampling</i>
ISFOA	<i>Improved Sunflower Optimization Algorithm</i>
KDE	<i>Kernel Density Estimation</i>
LB	Barra de Carga ou <i>Load Bus</i>
LHISM	<i>Latin Hypercube-Important Sampling Method</i>
LHS	Amostragem por Hipercubo Latino ou <i>Latin Hypercube Sampling</i>
LHSMDU	<i>Latin Hypercube Sampling with Multidimensional Uniformity</i>
LOLE	<i>Loss of Load Expectation</i>
LOLP	<i>Loss of Load Probability</i>
MB	Barra Principal ou <i>Main Bus</i>
MCMC	Monte Carlo com Cadeia de Markov ou <i>Markov Chain Monte Carlo</i>
MCRC	Método de Monte Carlo como Referência Comparativa
MCTS	<i>Monte Carlo Tree Search</i>
MG	Microrrede ou <i>Microgrid</i>
MILP	Programação Linear Inteira Mista ou <i>Mixed Integer Linear Programming</i>
MINLP	Programação Não Linear Inteira Mista ou <i>Mixed Integer Nonlinear Programming</i>
MISOCP	Programação Cônica de Segunda Ordem Inteira Mista ou <i>Mixed-Integer Second-Order Cone Programming</i>
MMC	Método de Monte Carlo
MOIBA	<i>Improved Bat Algorithm</i>
MOPSO	<i>Multiobjective Particle Swarm Optimization</i>
MPF	Mercado Potencial Final
MPP	Mercado Potencial Preliminar
MT	Média Tensão
NBI	<i>Normal Boundary Intersection</i>

NM	<i>Net-Metering</i>
NREL	<i>National Renewable Energy Laboratory</i>
NSGA	<i>Nondominated Sorting Genetic Algorithm</i>
NSMC	<i>Non-Sequential Monte Carlo</i>
OE	Otimização Estocástica
OLTC	Transformador com Comutação Sob Carga ou <i>On-Load Tap Changer</i>
PDIPM	<i>Primal–dual Interior Point Method</i>
PEM	<i>Point Estimation Method</i>
P&ST	Perdas & Sobrecarga Térmica
PNN	<i>Polynomial Neural Network</i>
PSMC	<i>Pseudo-Sequential Monte Carlo</i>
PSO	Enxame de Partículas ou <i>Particle Swarm Optimization</i>
P2G	<i>Power-To-Gas</i>
QE	Qualidade de Energia
QMC	Quase-Monte Carlo ou <i>Quasi-Monte Carlo</i>
QPSO	<i>Quantum-Behaved Particle Swarm Optimization</i>
SAIDI	<i>System Average Interruption Duration Index</i>
SAIFI	<i>System Average Interruption Frequency Index</i>
SOC	<i>State-Of-Charge</i>
SE	Subestação
SEM	<i>State Enumeration Method</i>
SEP	Sistema Elétrico de Potência
SIS	<i>Sequential Importance Sampling</i>
SMC	Monte Carlo Sequencial ou <i>Sequential Monte Carlo</i>
SRSM	<i>Stochastic Response Surface Method</i>
SS	Amostragem Estratificada ou <i>Stratified Sampling</i>

S2S	<i>Storage-To-Storage</i>
TAMI	Técnicas Avançadas para Modelagem de Incertezas
TUSD	Tarifa de Uso do Sistema de Distribuição
v.a.	Variável Aleatória
VE	Veículo Elétrico
VLP	Valor Presente Líquido
VSC	<i>Voltage Source Converter</i>
V2G	<i>Vehicle-To-Grid</i>
W2E	<i>Waste-To-Energy</i>
β -SHO	<i>β-Chaotic Sequence Spotted Hyena Optimizer</i>

Lista de Símbolos

A_c	Área do círculo [unidades de área]
$a_i(n_h)$	i -ésimo dígito usado na conversão de bases do n_h -ésimo termo da sequência de Halton
A_s	Área do quadrado [unidades de área]
b	Base numérica
$B(n, k)$	Distribuição Binomial com n experimentos independentes e probabilidade de sucesso k
$Ber(k)$	Distribuição de Bernoulli com probabilidade de sucesso k
CIP	Contribuição da iluminação pública do município [R\$]
C_s	Número total de clientes com sobretensão em todas as iterações do MMC
C_{total}	Número total de clientes na rede estudada
$Disp$	Custo de disponibilidade [kWh]
$E[X]$	Valor esperado de X
EC_{ons}^m	Consumo do mês m [kWh]
EC_{ons}^y	Média de consumo mensal ao longo ano y [kWh]
$EC_{red_m}^a$	Créditos de energia acumulados até o mês m [kWh];
$EC_{red_m}^u$	Créditos de energia usados no mês m [kWh];
EF_m	Fatura de energia no mês m sem considerar a GD [R\$]
EF_{total}^{Disp}	Somatório das faturas de energia ao longo de um ano considerando-se um consumo inferior ao $Disp$ em todos os meses [R\$]
EF_m^{GDNM}	Fatura de energia para o mês m considerando-se a GD e o NM [R\$]
EF_{total}^{GDNM}	Somatório das faturas de energia ao longo de um ano considerando-se a GD e o NM [R\$]
$E_g[X]$	Valor esperado de X em termos da f.d.p. $g(X)$

E_m	Energia gerada da GDFV no mês m [kWh]
FC_m^{med}	Fator de carga médio no mês m [pu]
FMM_g	Fração Máxima de Mercado do grupo g [pu]
F_T	F.D.P. da v.a. T
$H(X)$	Indicador de desempenho, em função da v.a. X
H_m	Número de horas do mês m
HSP_m	Média de HSP no mês m em [h]
HSP_y	Média de HSP no ano y [h]
I_c	Função indicadora que denota se uma amostra de coordenadas está dentro do círculo
Imp	Impostos aplicados à tarifa (somatório do PIS, COFINS e ICMS) [%]
$\hat{\ell}$	Estimador do indicador ℓ , calculado através do MMC
$\hat{\ell}_{IS}$	Estimador de amostragem por importância do indicador ℓ
MPF_g	Mercado Potencial Final do grupo g [nº de adotantes]
MPP_g	Mercado Potencial Preliminar do grupo g [nº de adotantes]
MR	Margem de erro relativo [%]
N	Número de iterações do MMC
n_h	Número natural n_h da base b representado na base decimal
$N_g(t)$	Número acumulado de adotantes do grupo g , previsto até o ano t
N_e	Número de iterações de execução do método IS
N_t	Número de iterações de treinamento do método IS
N_c^ϕ	Número de fases do consumidor c
p	Coefficiente de inovação do modelo de difusão de Bass
P_{FV}	Potência FV instalada em [kWp]
$Pgttm$	Probabilidade de um indivíduo do grupo g instalar um sistema FV até o ano t , com tempo médio de <i>payback</i> tm

P_m^c	Potência ativa máxima por fase para o consumidor c , no mês m [kW]
P_s	Probabilidade de sobretensão
q	Coefficiente de imitação do modelo de difusão de Bass
S^2	Variância amostral, que equivale ao quadrado do desvio padrão amostral
S_{PB}	Sensibilidade do <i>payback</i> simples [pu]
T	V.a. correspondente a um determinado período de tempo para que os indivíduos de uma população adotem o sistema FV
T_{Band}	Tarifa adicional da bandeira tarifária [R\$/kWh]
TD	Taxa de desempenho do sistema FV [pu]
T_{Imp}	Tarifa de energia elétrica considerando os impostos [R\$/kWh]
tm	Tempo médio de <i>payback</i> simples [anos]
T_{Imp}^{sem}	Tarifa de energia elétrica sem considerar os impostos, definida pela ANEEL [R\$/kWh]
U	V.a. com distribuição uniforme
u_i	i -ésimo componente do vetor paramétrico nominal \mathbf{u}
$V_i(n)$	Vetor auxiliar referente à i -ésima v.a. X_i , de dimensão N , utilizado nos algoritmos de LHS e QMC para gerar a amostragem desejada
\hat{v}_i	i -ésimo componente do vetor paramétrico de referência \mathbf{v} , estimado através do método CE
$W(\mathbf{X}; \mathbf{u}, \mathbf{v})$	Razão de probabilidade ou <i>likelihood ratio</i> do vetor de v.a.s \mathbf{X} , em função do vetor paramétrico nominal \mathbf{u} e do vetor paramétrico de referência \mathbf{v}
$z_{1-\alpha/2}$	Valor crítico para um nível de confiança de $(1 - \alpha) \times 100\%$
α	Nível de significância
β	Coefficiente de variação β
σ^2 ou $Var(X)$	Variância teórica de X , que equivale ao quadrado do desvio padrão teórico
$\Phi_b(n_h)$	n_h -ésimo termo da sequência de Halton, para a base b

Sumário

Capítulo 1 - Introdução.....	1
1.1 Motivação	1
1.1.1 Crescimento da GDFV e seus impactos na rede elétrica	1
1.1.2 Análise estocástica de redes elétricas com GD	4
1.1.3 Modelos de difusão da tecnologia FV	6
1.2 Objetivos e contribuições.....	8
1.3 Trabalhos Prévios Relacionados ao Tema	10
1.4 Estrutura do Trabalho	11
Capítulo 2 - O Método de Monte Carlo.....	12
2.1 Um exemplo simples de aplicação do MMC: estimação do valor de π	15
2.2 Principais avanços e variações do MMC	17
Capítulo 3 - Estado da Arte do Método de Monte Carlo Aplicado à Análise de Sistemas Elétricos com Geração Distribuída	20
3.1 Técnicas de Simulação.....	20
3.2 Áreas de Análise, Tecnologias e Incertezas.....	28
3.2.1 Áreas de análise de redes elétricas.....	29
3.2.2 Tecnologias relacionadas à GD	33
3.2.3 Modelagem de incertezas.....	35
3.3 Classificação detalhada dos artigos levantados em 2021	37
Capítulo 4 - Aplicação prática de técnicas avançadas do Método de Monte Carlo	41
4.1 Algoritmos básicos das técnicas utilizadas no estudo de caso.....	41
4.1.1 Amostragem por Hipercubo Latino (<i>Latin Hypercube Sampling, LHS</i>)	42
4.1.2 Quase-Monte Carlo (<i>Quasi-Monte Carlo, QMC</i>)	44
4.1.3 Amostragem por Importância (<i>Importance Sampling, IS</i>)	48
4.1.4 Considerações sobre problemas com muitas dimensões	50
4.2 Estudo de caso de uma rede teste do IEEE com poucas dimensões	52
4.3 Resultados do estudo de caso da rede IEEE	55
4.3.1 Considerações sobre o IS	59
4.3.2 Considerações sobre a técnica híbrida IS-QMC	62
Capítulo 5 - Metodologia proposta baseada no modelo de difusão de GDFV para a análise de redes elétricas com altas dimensões	64
5.1 Formulação do modelo estocástico proposto.....	64

5.2 Metodologia para análise estocástica de impacto da GDFV considerando o mercado local 72

Capítulo 6 - Aplicação da metodologia proposta a um sistema real de distribuição .. 75

6.1 Modelagem do alimentador de distribuição..... 78

6.2 Modelagem da carga 79

6.3 Modelagem da GDFV 81

Capítulo 7 - Resultados da metodologia aplicada a um sistema real de distribuição . 87

7.1 Comparação entre o método proposto e uma análise tradicional de HC 94

Capítulo 8 - Conclusão 98

Bibliografia 102

Capítulo 1 - Introdução

A introdução deste trabalho é dividida em quatro partes. Na seção 1.1, é apresentada a motivação do trabalho, introduzindo-se tópicos relevantes para contextualizar o tema desenvolvido no documento. Já na seção 1.2, são indicados os objetivos a serem alcançados na tese. Na seção 1.3, são listadas as publicações do autor relacionadas ao presente trabalho. Por fim, na seção 1.4, é introduzida a estrutura do restante do documento.

1.1 Motivação

Nesta seção são apresentados os três pilares motivacionais desta tese: crescimento da geração distribuída fotovoltaica (GDFV) e seus impactos na rede elétrica; análises estocásticas na rede elétrica com geração distribuída (GD); e modelos de difusão da tecnologia fotovoltaica (FV).

1.1.1 Crescimento da GDFV e seus impactos na rede elétrica

A demanda por fontes renováveis de energia elétrica vem aumentando nos últimos anos, motivada pela redução da emissão de gases do efeito estufa e pela diversificação da matriz de energia elétrica. Segundo [2], desde 2012, a energia renovável vem superando as fontes de energia fóssil e nuclear em termos de capacidade instalada anual, chegando a um aumento recorde de mais de 256 GW em 2020. Como principal destaque, a energia solar FV foi responsável por mais da metade das novas adições de potência renovável em 2020, ultrapassando pelo quarto ano consecutivo a marca de 100 GW de potência anual instalada. Na América Latina, o Brasil se destacou com a maior potência FV anual instalada em 2020, de 3,1 GW, sendo 2,5 GW proveniente do segmento de micro e minigeração distribuída. A instalação expressiva de GDFV no Brasil nos últimos anos se deve principalmente a fatores como o sistema de compensação de energia elétrica – baseado no *net-metering* (NM) –, o

aumento da tarifa de energia elétrica acima da inflação e a queda no preço dos painéis FVs. A figura 1 mostra a evolução da potência FV nos segmentos de GD e geração centralizada no Brasil, evidenciando a relevância da GD para essa fonte de geração. De acordo com [3], 98,5% da potência instalada de micro e minigeração distribuída no Brasil provem da fonte solar FV.

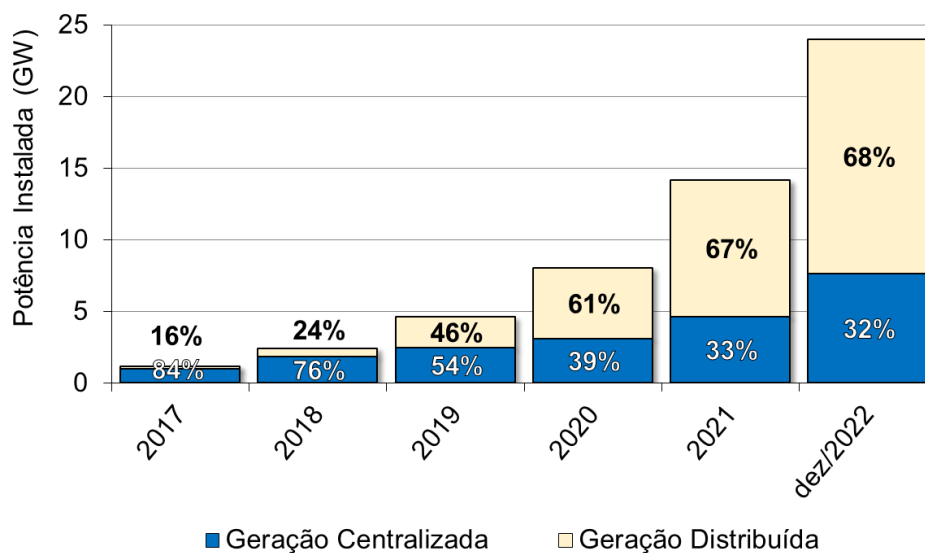


Figura 1- Evolução da geração FV no Brasil, em termos de potência instalada acumulada

Fonte: Adaptado de [3]

A conexão de GD ao sistema elétrico de potência (SEP) altera o fluxo tradicionalmente unidirecional, tornando as redes ativas e provocando impactos técnicos associados à ocorrência de fluxo reverso. Em particular, o sistema de distribuição é mais suscetível ao impacto da potência ativa da GD nos níveis de tensão, por apresentar uma característica R/X mais elevada que na transmissão. Ressalta-se que o impacto da GD é ainda mais expressivo na BT, segmento ao qual grande parte da microgeração FV está conectada. Os trabalhos [4], [5] são exemplos de revisões sobre os principais impactos da GD e da penetração FV no sistema de distribuição, incluindo: regulação de tensão; proteção; ilhamento; problemas de qualidade de energia como harmônicos e *flicker*; e sobrecarga em transformadores.

Devido à sua complexidade e constante transformação, o segmento de BT comumente carece de informações detalhadas e atualizadas sobre parâmetros da rede elétrica e da carga. Em outras palavras, as bases de dados da BT estão mais propensas a incertezas,

o que pode dificultar a modelagem computacional adequada da rede em estudos de planejamento. Além disso, a conexão de GDFV insere ainda mais aleatoriedade às redes de BT, sobretudo devido às incertezas na potência instalada, localização da GD e na variação natural da irradiância solar. Por esses motivos, a análise determinística do impacto da GDFV em redes de BT é limitada por não representar apropriadamente a característica estocástica do problema. Nesse sentido, uma técnica largamente usada para se considerar incertezas nesse tipo de estudo é o método de Monte Carlo (MMC), que é utilizada no presente trabalho. A seção 1.1.2 introduz de forma mais abrangente o tema da análise estocástica de redes elétricas com GD.

Diante do novo paradigma proporcionado pela conexão de GD à rede elétrica, diferentes tipos de estudos vêm sendo propostos para se analisar os impactos da GD e sugerir possíveis soluções. Por exemplo, uma linha de pesquisa bastante conhecida se refere à alocação ótima da GD com objetivo de minimizar problemas técnicos. Em [6] é apresentada uma revisão de problemas de alocação da GDFV, incluindo uma visão geral sobre os algoritmos de otimização, objetivos e metodologias para avaliação do potencial FV. No entanto, no que se refere à microgeração, vale notar que essa abordagem apresenta como principal limitação o fato de que a instalação de GD é na realidade definida pelo consumidor e não pela distribuidora, podendo inviabilizar premissas básicas da alocação.

Uma abordagem mais adequada para se avaliar o impacto da microgeração em redes de BT é a análise da capacidade de alojamento (*hosting capacity*, HC), a qual pode ser definida como a máxima penetração de GD que pode ser conectada à rede, sem que haja a violação de algum limite técnico. Em [7], [8] são apresentadas revisões sobre a análise da HC da GD, normalmente calculada em termos de qualidade de energia, proteção, sobretensão, sobrecarga de equipamentos e perdas. Além do cálculo da HC em si, diversos estudos analisam soluções para melhorar esta métrica, por exemplo, através de controles de tensão do inversor de sistemas FVs, banco de capacitores, transformadores com comutação sob carga (*on-load tap changers*, OLTCs), dispositivos de armazenamento, reforço do alimentador, técnicas de mitigação de harmônicos, etc [8]. Em particular, trabalhos como [9]–[11] determinam a HC através de uma análise estocástica, considerando-se as incertezas associadas ao comportamento da carga e da GDFV.

A estimação da HC, sobretudo associada à análise estocástica, tem se mostrado adequada para a avaliação do impacto da GDFV em redes de BT. No entanto, embora seja possível calcular o limite máximo de penetração FV da rede, esse tipo de abordagem não

permite prever quando e onde esse limite deve ser violado. Para tal, a análise estocástica da HC deve ser associada a uma técnica que permita estimar a disseminação da GDFV ao longo tempo e espaço, como modelos de difusão de tecnologia. A seção 1.1.3 aborda em mais detalhes o tópico dos modelos de difusão da tecnologia FV, incluindo o modelo de Bass, que é usado no presente trabalho.

1.1.2 Análise estocástica de redes elétricas com GD

Um dos principais objetivos do SEP é garantir um fornecimento de energia elétrica ao menor custo possível à sociedade, assegurando a qualidade de energia elétrica e a confiabilidade do abastecimento. No entanto, independentemente de como é projetado ou operado, um SEP está sujeito a eventos não determinísticos que podem comprometer a regularidade do serviço e a qualidade da energia fornecida [12].

No segmento dos sistemas de distribuição, os operadores precisam lidar com os novos desafios impostos pela conexão de GD, que altera o fluxo tradicionalmente unidirecional, tornando as redes de distribuição ativas e provocando impactos técnicos associados à ocorrência de fluxo reverso. Adicionalmente, é introduzida a incerteza relacionada com a localização e porte das unidades de GD instaladas nas redes de distribuição. Por fim, há ainda incertezas associadas à demanda de energia elétrica, especialmente dentro do contexto de novas tecnologias – como os veículos elétricos (VEs) e dispositivos de armazenamento de energia – e do gerenciamento do lado da demanda [13].

A análise determinística de SEPs é limitada, pois não permite a consideração adequada das diversas incertezas associadas à operação do sistema, principalmente aquelas relacionadas à natureza estocástica da carga e da geração. Por exemplo, os cenários extremos geralmente investigados por uma abordagem determinística podem representar estados pouco prováveis de ocorrer, levando à rejeição de propostas viáveis ou a investimentos e riscos excessivos [14]. Por outro lado, um planejamento baseado na análise determinística de cenários com alta probabilidade de ocorrência mas com baixa severidade, pode não fornecer o melhor desempenho em termos de confiabilidade e adequação para o sistema [12].

Recentemente, a natureza aleatória associada à integração de novas tecnologias ao SEP vem sendo considerada com bastante frequência em estudos de planejamento e operação do sistema elétrico, sobretudo no segmento da distribuição. Trabalhos como [15]–[20] são exemplos de revisões recentes que abrangem técnicas para modelagem de incertezas

e análise estocástica de redes elétricas. Segundo [15], [18], [20], as técnicas de modelagem de incertezas podem ser classificadas como técnicas probabilísticas, otimização estocástica, otimização robusta, técnicas possibilísticas, técnicas híbridas probabilístico-possibilísticas e *information gap decision theory* (IGDT). Vale ressaltar que as técnicas probabilísticas incluem métodos analíticos e numéricos, sendo o MMC o método numérico mais utilizado. Inclusive, devido à sua relevância, o MMC é mencionado nas revisões supracitadas [15]–[20]. Em [17], [18], [20], são discutidas algumas variações do MMC, como o Monte Carlo sequencial (*sequential Monte Carlo*, SMC) – o qual permite a amostragem de dados cronológicos e temporalmente dependentes – e o Monte Carlo com cadeia de Markov (*Markov Chain Monte Carlo*, MCMC) – o qual possibilita a amostragem de uma distribuição de probabilidade através da construção de uma cadeia de Markov. Em particular, o presente trabalho adota o MMC para a análise do impacto da GDFV em redes de BT.

Os métodos probabilísticos analíticos normalmente requerem simplificações na formulação do problema para que seja possível calcular os momentos e funções de probabilidade das variáveis de saída. No entanto, alguns problemas podem apresentar um grau de complexidade tão elevado que torna muito difícil ou mesmo inviável a aplicação de métodos analíticos [21]. Segundo [15], os métodos analíticos podem ser classificados como métodos baseados em linearização (como convolução, *cumulants*, expansão da série de Taylor e segundo momento de primeira ordem) ou baseados na aproximação de distribuições de probabilidade (como *point estimation method* (PEM) e *unscented transformation*).

A aplicação do MMC é amplamente usada na literatura, garantindo maior flexibilidade e permitindo considerar as relações não-lineares do fluxo de potência, estratégias operacionais e correlações espaciais e temporais [13]. No entanto, como desvantagens, o MMC requer a definição das f.d.p.s a priori e demanda alto esforço computacional, amenizável com a aplicação de técnicas de controle de variância, amostragem, computação de alto desempenho, etc. Ressalta-se que a atual capacidade de processamento dos computadores pessoais e a disponibilidade e acessibilidade de bases de dados deixaram de ser restrições determinantes para a aplicação do MMC, ao contrário do contexto tecnológico de décadas passadas. Este histórico recente favorece o uso do MMC para estudar tecnologias emergentes, incluindo a GD, em SEPs.

1.1.3 Modelos de difusão da tecnologia FV

Diante da crescente disseminação da tecnologia FV no âmbito da GD, diversos estudos de planejamento vêm sendo conduzidos no contexto do sistema elétrico de distribuição. Além da análise de impactos técnicos da GDFV em redes de distribuição, como [22]–[25], também se destacam trabalhos sobre a previsão da difusão de GDFV ao longo do tempo, como [26]–[29]. No entanto, poucos trabalhos combinam ambas as linhas de estudo, isto é, análise de impactos técnicos e difusão temporal.

Em [30] é realizada uma breve revisão de modelos de difusão de tecnologias de energia, incluindo modelos temporais – como modelo de regressão, séries-temporais, modelos macroeconômicos e modelo de Bass – e modelos espaço-temporais – como modelo de elementos finitos, *agent-based models* (ABMs), modelos de simulação espacial e modelos de regressão espacial. Um modelo bastante utilizado em estudos de previsão temporal da difusão da GDFV é o modelo de difusão de Bass de 1969 [31], o qual também possui aplicação na difusão de outras tecnologias na área de engenharia elétrica, como VEs, energia nuclear e energia eólica [32]–[34]. Esse modelo é baseado na teoria da difusão de inovações de Rogers de 1962 [35], a qual explica como novas tecnologias, ideias e comportamentos são adotados ao longo dos anos por grupos de indivíduos com perfis diversos dentro da sociedade. Matematicamente, o modelo de Bass estima a taxa de penetração da inovação no mercado em função do tempo, assumindo-se que a probabilidade de adoção de um determinado produto é influenciada pelos adotantes anteriores.

Séries temporais, como o *autoregressive integrated moving average* (ARIMA) e o *exponential smoothing model*, também são bastante utilizadas como modelos de previsão. Contudo, em [36], ao se modelar a difusão de GD por meio do ARIMA, esse modelo não apresentou resultados satisfatórios, uma vez que as séries temporais se baseiam apenas em dados históricos, desconsiderando-se condições econômicas variáveis no tempo ou saturação de mercado de longo prazo. Por outro lado, modelos baseados em curvas S^1 capturam mais apropriadamente o comportamento mercadológico esperado, sendo o modelo de Bass um dos mais aplicados para a previsão da difusão de tecnologias.

São exemplos de variações do modelo de Bass: o modelo de Bass generalizado [28], [32], modelo baseado em *system dynamics* [26], [27], e o modelo com modificações de Beck

¹ O mercado normalmente evolui através de uma curva acumulada de adoção em formato de “S”, saturando-se ao final do processo de difusão.

[37]. Em particular, o modelo de Beck [37] é usado pela instituição norte-americana *National Renewable Energy Laboratory* (NREL) [38], [39] e as brasileiras Empresa de Pesquisas Energéticas (EPE) [40] e Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) [41] para a projeção da difusão de GDFV, pois permite considerar o impacto de políticas públicas de incentivo na previsão. O modelo de Bass e Beck também é considerado no presente trabalho, sendo abordado em mais detalhes no capítulo 5.

De acordo com [30], os modelos de difusão espaço-temporais geralmente consistem em três módulos. O primeiro é a previsão da difusão global da tecnologia, que é uma estimativa anual obtida por meio de curvas S ou modelos de Bass. O segundo é o módulo celular, em que a região analisada é discretizada em vários bairros mínimos (ou células espaciais) com afinidades de adoção distintas. Por fim, o terceiro é o módulo espacial, no qual é construída uma interface visual do processo de difusão, geralmente utilizando dados georreferenciados. Diferentemente da maioria dos estudos, a metodologia proposta por esta tese mescla os dois primeiros módulos em um único, desenvolvendo uma formulação modificada do modelo de Bass, o que permite o cálculo da probabilidade individual de adoção da GDFV. Essa probabilidade varia não somente ao longo do tempo, mas também para cada unidade consumidora, de acordo com suas características individuais. Portanto, ao invés de lidar com a GDFV através de previsões determinísticas, esta abordagem fornece probabilidades que podem ser entradas de uma análise de impacto estocástica da rede elétrica. O modelo proposto é apresentado em mais detalhes no capítulo 5.

Os artigos [42]–[45] são exemplos dos poucos estudos que abordam um modelo de difusão de tecnologia junto com uma análise de impacto da rede elétrica. Para estimar a difusão FV, [42], [43] utilizam o modelo Bass com modificações propostas por Beck [37], permitindo considerar a influência do mercado local FV na adoção da tecnologia através de uma análise econômica. Enquanto isso, [44], [45] implementam um modelo bayesiano hierárquico e uma seleção de características baseada na teoria da informação, respectivamente, para caracterizar a difusão espacial FV (e também de VEs em [45]) usando dados provenientes de censos.

Os estudos [42]–[45] assumem a mesma probabilidade de adoção da GDFV para todos os clientes de um bairro ou grupo específico. Embora essa suposição possa ser adequada para alguns mercados, especialmente onde há fortes incentivos à GD, isso pode não ser viável para mercados em desenvolvimento como o Brasil, onde pode haver uma enorme lacuna econômica dentro de uma mesma vizinhança. Uma abordagem baseada na

análise individual de cada unidade consumidora pode ser mais apropriada nesses casos. Em relação à análise de impacto, com exceção de [42], os artigos supracitados realizam uma análise determinística, o que pode ser uma abordagem limitada para avaliar o impacto da GD na rede. Além disso, a análise de impacto é apenas realizada no momento final do horizonte de difusão estudado nesses artigos. Em vez disso, o presente trabalho busca abordar de forma mais abrangente o impacto técnico da GDFV ao longo dos anos, permitindo a estimativa do ano em que o limite de HC provavelmente será violado. Para o conhecimento dos autores, esse tipo de análise de HC espacial e temporal não foi implementada até o momento.

1.2 Objetivos e contribuições

O objetivo principal deste trabalho é desenvolver uma nova metodologia para avaliar os impactos provenientes da conexão da GDFV em redes de BT, combinando-se o modelo de difusão de Bass ao MMC para aprimorar a análise de HC. A figura 2 representa esse conjunto de soluções, associando-os aos três pilares motivacionais abordados anteriormente na seção 1.1:

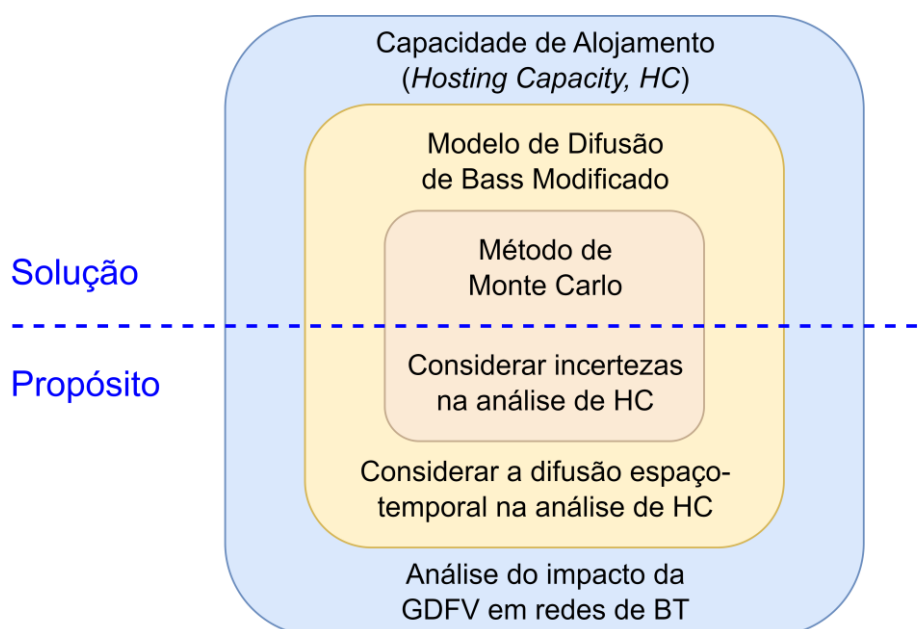


Figura 2- Conjunto de soluções propostas pelo presente trabalho

Fonte: Elaborado pelo autor

Em especial, a alteração proposta ao modelo de Bass é uma das contribuições mais relevantes deste trabalho, pois permite considerar a influência do mercado FV local no

cálculo da probabilidade individual de adoção de GDFV. Como efeito prático, o modelo estocástico desenvolvido permite estimar a HC de redes de BT ao longo do *tempo e espaço*, indicando-se a localização dos pontos mais vulneráveis do circuito quanto à penetração FV e prevendo-se quando, provavelmente, impactos significativos devem começar a ocorrer. A metodologia proposta é ainda aplicada a um modelo real de distribuição com redes de MT e BT, incluindo perfis de carga reais obtidos através de uma infraestrutura de medição avançada. Adicionalmente, é investigada a implementação de uma funcionalidade disponível em inversores FV comerciais, para a mitigação do impacto da GDFV. Por fim, a abordagem proposta é comparada com a chamada análise tradicional de HC, a fim de destacar as contribuições da primeira.

Com o intuito de contextualizar a metodologia desenvolvida no âmbito de estudos recentes utilizando-se o MMC, um objetivo secundário desta tese é apresentar o estado da arte do MMC aplicado à análise de sistemas elétricos com GD. Além de abordar o tema da GD propriamente dita, esta revisão também contempla temas emergentes relacionados às redes inteligentes e novas tecnologias, como VEs, armazenamento, resposta à demanda e sistemas híbridos eletrotérmicos. O levantamento bibliográfico abrange mais de 90 artigos recentes, organizados de acordo com o tipo de técnica de simulação utilizada, área de análise de redes elétricas, tecnologias associadas à GD e as incertezas observadas nesses estudos. Além da revisão da literatura em si, é proposto um estudo de caso com a aplicação de algumas das principais técnicas avançadas do MMC visando elucidar didaticamente a execução desses métodos na prática, complementando o conteúdo do levantamento bibliográfico.

Em suma, as principais contribuições deste trabalho são:

- Desenvolvimento de um novo modelo estocástico para analisar a HC da GDFV em redes de BT, baseado no modelo de difusão de Bass e no MMC;
- Modificação no modelo de difusão de Bass para possibilitar o cálculo da probabilidade individual de adoção da GDFV, permitindo estimar quando e onde o limite de HC provavelmente será violado;
- Aplicação do modelo proposto a um alimentador de distribuição real no Brasil com redes de MT e BT;
- Apresentação do estado da arte do MMC aplicado a sistemas elétricos com GD;
- Aplicação prática de técnicas avançadas do MMC em uma rede teste do IEEE.

1.3 Trabalhos Prévios Relacionados ao Tema

A seguir, estão listados os trabalhos prévios do autor relacionados diretamente a esta tese:

- T. P. Abud, E. Cataldo, R. S. Maciel, e B. S. M. C. Borba, “A modified Bass model to calculate PVDG hosting capacity in LV networks”, *Electric Power Systems Research*, vol. 209, p. 107966, ago. 2022, doi: 10.1016/j.epsr.2022.107966.
- T. P. Abud, A. A. Augusto, M. Z. Fortes, R. S. Maciel, e B. S. M. C. Borba, “State of the Art Monte Carlo Method Applied to Power System Analysis with Distributed Generation”, *Energies*, vol. 16, no 1, p. 394, dez. 2022, doi: 10.3390/en16010394.

Além das publicações supracitadas, o autor produziu outros trabalhos relacionados ao tema da tese, mas de forma indireta. Nas publicações a seguir, foi utilizado o modelo de difusão de Bass, o qual também foi implementado na metodologia da tese:

- T. P. Abud, R. S. Maciel, e B. S. M. C. Borba, “Influence of local market economic analysis on PV generation stochastic approach in LV distribution networks”, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 112, p. 178–190, nov. 2019, doi: 10.1016/j.ijepes.2019.04.041.
- L. Bitencourt, T. Abud, R. Santos, e B. Borba, “Bass Diffusion Model Adaptation Considering Public Policies to Improve Electric Vehicle Sales—A Brazilian Case Study”, *Energies*, vol. 14, no 17, p. 5435, set. 2021, doi: 10.3390/en14175435.

Por fim, além dos trabalhos associados à GDFV, o autor também participou de estudos sobre a conexão de VEs em redes de distribuição, envolvendo otimização e análise estocástica:

- L. Bitencourt, B. Dias, T. Abud, B. Borba, M. Fortes, and R. S. Maciel, “Electric Vehicles Charging Optimization Considering EVs and Load Uncertainties,” in *2019 IEEE Milan PowerTech, Milan, Italy*, Jun. 2019, pp. 1–6, doi: 10.1109/PTC.2019.8810538.
- L. Bitencourt, T. P. Abud, B. H. Dias, B. S. M. C. Borba, R. S. Maciel, e J. Quirós-Tortós, “Optimal location of EV charging stations in a neighborhood considering a multi-objective approach”, *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 199, p. 107391, out. 2021, doi: 10.1016/j.epsr.2021.107391.

1.4 Estrutura do Trabalho

O restante deste trabalho é estruturado da seguinte maneira: o capítulo 2 introduz o MMC, explicando a teoria básica e citando exemplos de aplicações no setor elétrico. Já no capítulo 3 é apresentada a revisão do estado da arte do MMC aplicado na análise de SEPs com GD. No capítulo 4, é demonstrada a aplicação prática de algumas técnicas avançadas do MMC mencionadas no levantamento bibliográfico, utilizando uma rede teste do IEEE para verificar a efetividade dos métodos em questão. Em seguida, no capítulo 5 é detalhada a metodologia proposta para a análise de impacto da GDFV, incluindo o detalhamento do modelo estocástico desenvolvido a partir do modelo de difusão de Bass. O estudo de caso é abordado no capítulo 6, evidenciando-se os principais detalhes da modelagem da rede elétrica estudada. Por fim, os resultados são discutidos no capítulo 7 e as conclusões são apresentadas no capítulo 8.

Capítulo 2 - O Método de Monte Carlo

O nome “Monte Carlo” se refere ao principal distrito de Mônaco, bastante conhecido pelo seu complexo de cassinos. O método foi criado no final da Segunda Guerra Mundial, por físicos que trabalhavam com física matemática e com a bomba atômica. O desenvolvimento do primeiro computador digital – o ENIAC, de 1946 – possibilitou a aplicação do MMC por Jon von Neuman para a resolução de problemas termonucleares e de fissão, em 1947. O primeiro artigo sobre o método foi publicado por Metropolis e Ulam em 1949. O MMC foi evoluindo ao longo do tempo junto com os avanços computacionais e nas áreas de estatística, otimização e teoria da informação. Atualmente, possui ampla aplicação em áreas como engenharia, finanças, estatística, física, biologia, medicina, ciências sociais, etc [46].

A figura 3 mostra um fluxograma simplificado do MMC. Ele consiste basicamente das seguintes etapas principais: primeiramente, define-se o modelo computacional e as distribuições de probabilidade das variáveis aleatórias (v.a.s). O modelo desenvolvido deve ser uma representação válida do sistema estudado para que as simulações computacionais garantam resultados confiáveis. Para cada iteração, o estado do modelo é amostrado aleatoriamente e, em seguida, o comportamento do modelo é avaliado numericamente. Por fim, os resultados de cada iteração são processados para se calcular estatísticas e índices de desempenho do modelo estudado.

Através do MMC, é possível calcular índices de desempenho para avaliação do modelo computacional considerando-se incertezas. Assim, simulações estocásticas permitem a avaliação de diversas características desses indicadores como a média, variância, probabilidades, intervalos de confiança, erro relativo, etc. Suponha, por exemplo, que se deseja calcular um indicador ℓ qualquer, conforme (1):

$$\ell = E[H(X)] = \int H(x)f(x)dx \quad (1)$$

em que X é uma v.a. com função de densidade de probabilidade (f.d.p.) f ; $H(X)$ é uma função real qualquer, denominada indicador de desempenho; e $E[H(X)]$ é a esperança de

$H(X)$ com respeito à v.a. X . Então, ℓ pode ser estimado recorrendo-se ao MMC, através do cálculo da média amostral via (2):

$$\hat{\ell} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N H(X_i) \quad (2)$$

sendo $X_1, X_2 \dots X_N$ amostras aleatórias de X a partir da f.d.p. f , e N é o tamanho da amostra.

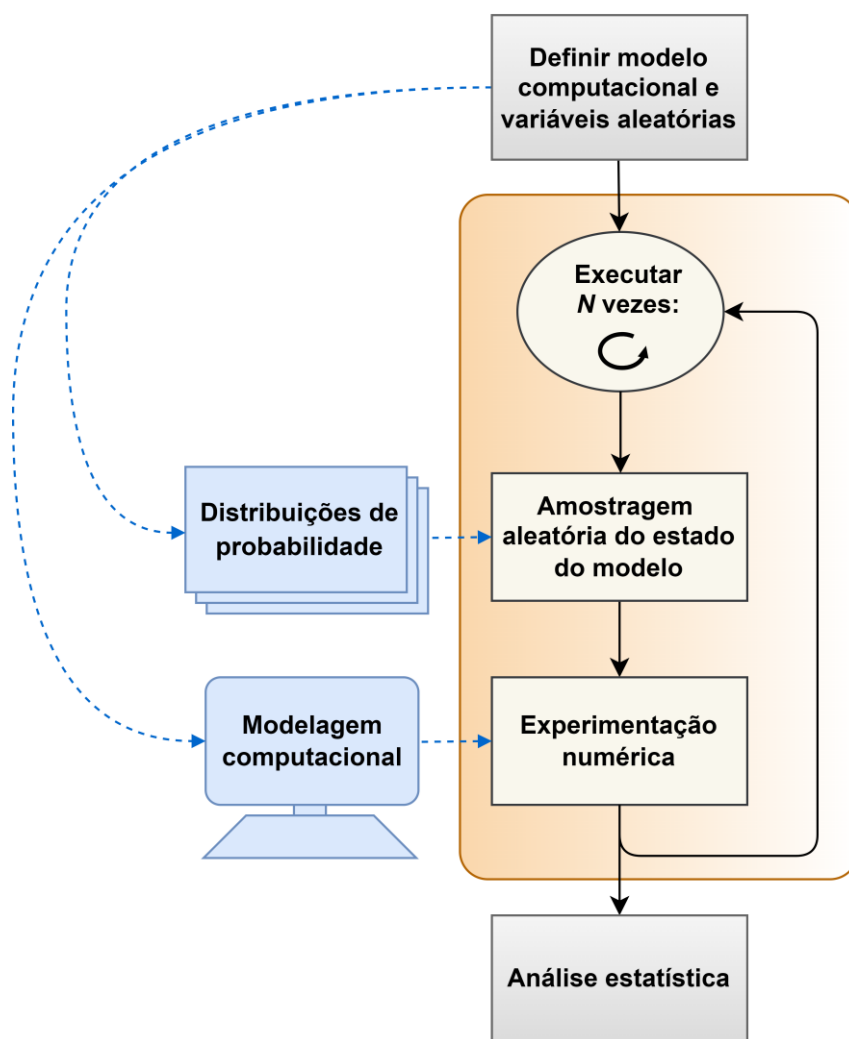


Figura 3- Fluxograma do MMC

Fonte: Elaborado pelo autor

O estimador $\hat{\ell}$ é considerado não-enviesado, pois $E[\hat{\ell}] = \ell$. Além disso, pela lei dos grandes números, $\hat{\ell}$ tende a ℓ para um N suficientemente grande [21]. Outra observação

relevante é que o teorema do limite central assegura que, para um N grande, $\hat{\ell}$ possui uma f.d.p. aproximadamente normal, mesmo que $H(X)$ não possua uma f.d.p. normal [47].

Outro estimador relevante é a variância amostral S^2 , a qual, pela lei dos grandes números, tende à variância teórica σ^2 para um N suficientemente grande. A equação (3) exhibe o cálculo da variância amostral, com respeito ao estimador $\hat{\ell}$.

$$S^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (H(X_i) - \hat{\ell})^2. \quad (3)$$

A variância permite calcular indicadores como intervalos de confiança e sua respectiva margem de erro, os quais possibilitam a verificação da convergência do MMC e a precisão do indicador. A equação (4) exhibe o intervalo para um nível de confiança de $(1 - \alpha) \times 100\%$ para o estimador $\hat{\ell}$, sendo α o nível de significância e z o valor crítico².

$$\hat{\ell} \pm z_{1-\alpha/2} \frac{S}{\sqrt{N}} \quad (4)$$

Observe que o termo $z_{1-\alpha/2} \frac{S}{\sqrt{N}}$ é a margem de erro do intervalo de confiança. Dessa forma, pode-se calcular a margem de erro relativo (MR), em [%], conforme em (5):

$$MR = \left(z_{1-\alpha/2} \frac{S}{\sqrt{N}} \right) \left(\frac{100\%}{\hat{\ell}} \right) \quad (5)$$

Outra métrica calculada a partir da variância é o coeficiente de variação β , formulado em (6), com base em [13]. Note que a variância $Var(\hat{\ell})$ pode ser aproximada por S^2/N . O coeficiente β possibilita medir a variação do estimador entre várias simulações do MMC.

$$\beta = \frac{\sqrt{Var(\hat{\ell})}}{\hat{\ell}} \quad (6)$$

² O valor crítico é o número tal que $\varphi(z_\gamma) = \gamma$, onde φ é a função de distribuição de probabilidade (F.D.P.) normal padrão. Por exemplo, para um nível de confiança de 95%, $\alpha = 0,05$ e o valor crítico é $z_{1-0,05/2} = z_{0,975} = \varphi^{-1}(0,975) = 1,96$.

A seguir, no restante desta seção, um exemplo prático do MMC é apresentado na seção 2.1, enquanto algumas melhorias e variações do método são discutidas na seção 2.2.

2.1 Um exemplo simples de aplicação do MMC: estimação do valor de π

Como exemplo ilustrativo, o algoritmo geral da figura 3 pode ser usado para estimar o valor de π . Considere um círculo de raio r dentro de um quadrado de lado $2r$. Como a área do círculo (A_c) é πr^2 e a área do quadrado (A_s) é $4r^2$, π pode ser escrito em função da razão dessas áreas, conforme indicado em (7):

$$\frac{A_c}{A_s} = \frac{\pi r^2}{4r^2} = \frac{\pi}{4}$$

$$\therefore \pi = 4 \times \frac{A_c}{A_s}.$$
(7)

O procedimento do MMC é descrito da seguinte maneira: Defina \mathbf{X} como o vetor aleatório de coordenadas $[x_1, x_2]$ com f.d.p. uniforme no intervalo $[-1, -1]$ a $[1, 1]$. Além disso, defina o indicador de desempenho $H(\mathbf{X})$ como em (8):

$$H(\mathbf{X}) = 4 \times I_c$$
(8)

sendo que I_c é uma função indicadora que denota se uma amostra de coordenadas está dentro do círculo, como em (9). Além disso, observe que o fator 4 em (8) vem da razão de áreas em (7). Finalmente, o valor estimado de π ($\hat{\pi}$) pode ser calculado por meio de (10).

$$I_c = \begin{cases} 1, & \text{se } x_1^2 + x_2^2 \leq r^2 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}$$
(9)

$$\hat{\pi} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n H(\mathbf{X}_i)$$
(10)

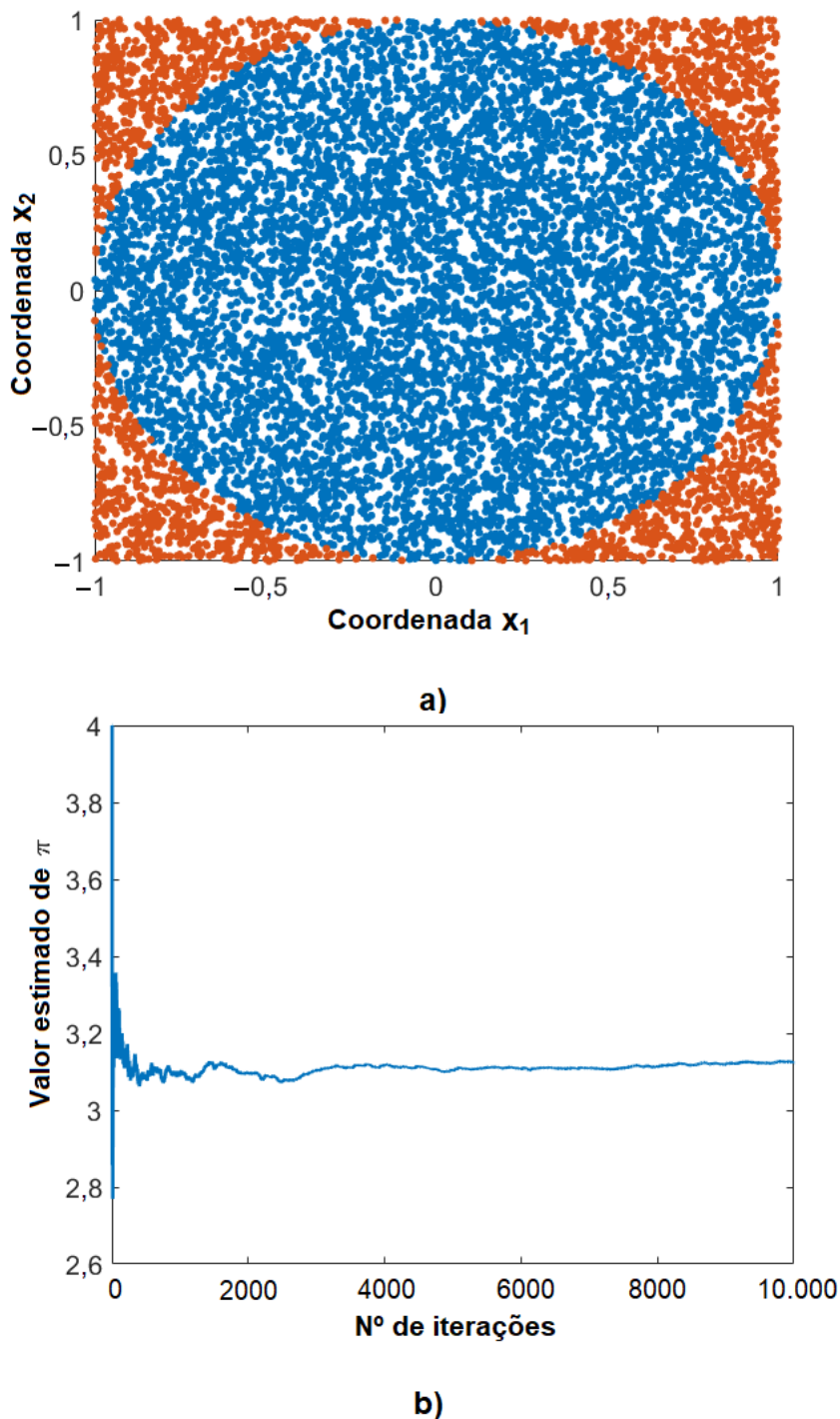


Figura 4- Aplicação do MMC para a estimação do valor de π : a) 10.000 pares de coordenadas geradas aleatoriamente com f.d.p. uniforme; b) convergência da estimativa do valor de π em função das iterações do MMC.

Fonte: Elaborado pelo autor

A figura 4 exhibe os resultados do experimento proposto. Em particular, a figura 4b mostra a convergência da estimação do valor de π , indicando que o valor estimado tende ao valor verdadeiro de π para um número suficientemente grande de iterações.

2.2 Principais avanços e variações do MMC

A abordagem simplificada descrita anteriormente, representada na figura 3 e aplicada no exemplo da seção 2.1, é frequentemente chamada de integração de Monte Carlo, devido à sua aplicabilidade em problemas de integração. Este algoritmo básico pode ainda ser estruturado de forma mais eficiente, visando obter um estimador mais confiável e reduzir o esforço computacional. Além dessa aplicação básica, o MMC engloba toda uma família de algoritmos computacionais baseados em amostragem aleatória. Alguns dos principais avanços ou variações do MMC estão descritos a seguir.

- *Amostragem por Importância (Importance Sampling, IS)*

A IS é uma das técnicas de redução de variância mais utilizadas, podendo ser aplicada inclusive na simulação de eventos raros, que são aqueles com baixa probabilidade de ocorrência. A ideia é favorecer a ocorrência de eventos relevantes através da alteração da f.d.p. usada para a amostragem e, em seguida, corrigir a média amostral para coincidir com a aquela que seria obtida por meio da f.d.p. original. Apesar de sua efetividade (podendo superar a ordem de milhões em termos de redução de variância no caso de eventos raros [21]), a IS pode ser difícil de implementar em comparação com outras técnicas de redução de variância [18]. O processo de escolha da f.d.p. de amostragem de importância – ou seja, aquela que propicia a menor variância possível, se usada ao invés da distribuição original – pode ser formulado como um problema de otimização com o objetivo de minimizar a variância. Uma técnica amplamente utilizada para resolver este problema é o método *cross-entropy* (CE). Em [13], por exemplo, a IS com CE são usados para calcular a probabilidade de sobrecarga nas linhas e de subtensão nos barramentos de redes teste do IEEE. Para mais detalhes sobre IS e CE, recomenda-se a leitura de [21], [48]. Além do CE, o artigo de revisão [18] também menciona a *adaptive importance sampling* (AIS) e a *sequential importance sampling* (SIS) como variações relevantes da IS.

- *Monte Carlo com Cadeia de Markov (Markov Chain Monte Carlo, MCMC)*

O MCMC é um método de amostragem que se baseia nos conceitos do MMC e da cadeia de Markov. A ideia é gerar amostras de uma distribuição alvo a partir do processo sequencial de uma cadeia de Markov, de modo que a nova amostra aleatória gerada dependa apenas daquela que a precede diretamente. O MCMC é frequentemente relacionado à inferência bayesiana, já que ele permite prever a distribuição *a posteriori*, o que é uma tarefa

difícil de ser realizada analiticamente. De acordo com [18], entre os principais algoritmos de MCMC estão Metropolis–Hastings, amostragem de Gibbs e *differential evolution*. Metropolis-Hastings é simples e efetivo, mas não é recomendado no caso de parâmetros fortemente correlacionados. Por outro lado, a amostragem de Gibbs é mais adequada para representar a correlação de problemas multivariados por meio da amostragem de distribuições condicionais. Contudo, a eficiência computacional da amostragem de Gibbs pode ser melhorada usando-se múltiplas cadeias, conforme empregado no algoritmo de *differential evolution*. As vantagens e desvantagens desses algoritmos são abordadas em mais detalhes em [18], [49]. Para mais informações sobre o MCMC, recomenda-se a consulta de [21], [46].

- *Quase-Monte Carlo (Quasi-Monte Carlo, QMC)*

Os métodos de QMC são variações determinísticas do MMC. Em outras palavras, o QMC segue o mesmo algoritmo geral proposto pelo MMC, mas utilizando-se sequências determinísticas de baixa discrepância (ou quase aleatórias) em vez da amostragem pseudo-aleatória. A razão para o uso de sequências de baixa discrepância é cobrir mais uniformemente o domínio amostral através da geração de amostras mais equidistantes, o que pode levar o QMC a superar o MMC em termos de maior precisão e taxa de convergência mais rápida [17]. Entretanto, o desempenho do QMC pode se deteriorar no caso de altas dimensões. Em [50] discute-se a implementação do QMC em altas dimensões e também explica porque o QMC pode ser superior ao MMC e ao método de redução de variância amostragem por hipercubo latino (*Latin hypercube sampling, LHS*). Alguns exemplos de sequências quase-aleatórias são Halton, Sobol, Faure e Niederreiter [50]. Para mais informações sobre o QMC, os leitores podem consultar [51], [52].

- *Monte Carlo Sequencial (Sequential Monte Carlo, SMC)*

O SMC – também conhecido como *particle method* – permite representar a dependência temporal e cronológica dos estados do sistema, ao contrário do tradicional *non-sequential Monte Carlo* (NSMC) – também conhecido como *state sampling* [15], [20]. De acordo com [53], o SMC fornece um procedimento flexível de simulação para calcular distribuições *a posteriori*, podendo ser adotado em modelos de altas dimensões, não lineares e não gaussianos. Este método é particularmente útil para se considerar a interrupção e tempo de falha/reparo de componentes do SEP durante um determinado período de serviço em estudos de confiabilidade [17]. Uma variação popular do SMC é o *pseudo-sequential Monte*

Carlo (PSMC), que é fácil de implementar e converge mais rapidamente que o SMC convencional [20]. No PSMC é realizada a amostragem não sequencial dos estados do sistema e a simulação cronológica de apenas as subsequências associadas aos estados de falha [54]. As aplicações do SMC em estudos de confiabilidade do SEP são abordadas em mais detalhes em [12]. Para informações gerais sobre o SMC, recomenda-se a leitura de [53].

No capítulo 3 é abordada a revisão proposta da literatura, incluindo diversas técnicas associadas ao MMC. Observe que alguns dos avanços e variações do MMC discutidos na seção 2.2 também são mencionados no capítulo 3.

Capítulo 3 - Estado da Arte do Método de Monte Carlo Aplicado à Análise de Sistemas Elétricos com Geração Distribuída

O objetivo deste capítulo é apresentar o estado da arte do MMC aplicado a redes elétricas com GD, com ênfase nos aspectos técnico e operacional do sistema elétrico. São discutidas as técnicas de simulação estocástica associadas ao MMC mais utilizadas na literatura recentemente, bem como as principais análises realizadas pelos estudos em questão. O tema desta revisão é relevante, sobretudo diante do atual contexto de transição do setor elétrico rumo a redes ativas, inteligentes, sujeitas às aleatoriedades de fontes renováveis e de novas tecnologias.

O levantamento bibliográfico foi realizado através da base *Web of Science* (coleção principal *Clarivate Analytics*), buscando-se pela conjunção das palavras-chave “Monte Carlo” AND “*Distributed Generation*”, no campo de Tópico (TS). Embora haja outros termos que poderiam ser incluídos na busca, sobretudo para caracterizar a GD, entende-se que o levantamento obtido através dos critérios adotados cobriu adequadamente o tema proposto. A pesquisa foi realizada no final de 2021 e considerou apenas artigos recentes, a partir de 2018. Ao todo, foram levantados 94 artigos.

Esta revisão é estruturada da seguinte maneira. Na seção 3.1 os artigos selecionados são classificados em diferentes categorias quanto ao tipo de técnica de simulação utilizada, enquanto na seção 3.2 os trabalhos são classificados quanto à área de análise de redes elétricas, tecnologias associadas à GD e as incertezas observadas nesses estudos.

3.1 Técnicas de Simulação

Nesta seção, os artigos são abordados de acordo com a técnica de simulação, segundo as seguintes classificações: *Crude Monte Carlo (CMC)*, *Ganho de Eficiência Computacional (GEC)*, *Técnicas Avançadas para Modelagem de Incertezas (TAMI)*, *Otimização Estocástica (OE)* e *MMC como Referência Comparativa (MCRC)*. A tabela 1 exhibe os trabalhos pesquisados, organizados de acordo com os referidos tipos de técnicas de

simulação. Ressalta-se que uma mesma referência pode ser enquadrada dentro de mais de uma categoria.

Tabela 1 – Classificação dos artigos pesquisados – técnicas de simulação

Técnicas de Simulação*	Referências	Nº de Artigos
CMC	[55]–[68]	14
GEC	[69]–[96]	28
TAMI	[69], [75], [77], [78], [81], [83], [84], [89], [91], [92], [97]–[109]	23
OE	[55], [69]–[71], [73]–[82], [84]–[88], [90], [94], [96]–[98], [100], [102]–[104], [106], [107], [110]–[142]	63
MCRC	[100], [101], [105], [107]–[109], [116], [142]–[148]	14

* Técnicas de simulação: Crude Monte Carlo (CMC), Ganho de Eficiência Computacional (GEC), Técnicas Avançadas para Modelagem de Incertezas (TAMI), Otimização Estocástica (OE) e MMC como Referência Comparativa (MCRC).

Fonte: Elaborado pelo autor

- *Crude Monte Carlo (CMC)*

O CMC se refere ao MMC em sua forma mais simples, o qual normalmente requer alto esforço computacional. Caso uma referência seja enquadrada em alguma das demais categorias, ela não deve ser incluída em CMC, uma vez que essa referência propõe aperfeiçoamentos ao MMC ou usa o MMC como técnica secundária por razões comparativas, no caso do grupo MCRC.

Há diversos trabalhos nessa categoria focados na análise de índices de qualidade de energia. Em [59], por exemplo, o MMC é utilizado para considerar a influência mercadológica, através do modelo de Bass, na localização aleatória da GDFV, com o objetivo de analisar os impactos da GD em termos de perdas, tensão, consumo, e ampacidade dos cabos. Em [67] implementa-se o controle de um transformador de estado sólido como forma de melhorar a HC da GD, em termos de violação de tensão e corrente. Neste sentido, o MMC é usado para calcular HC considerando-se incertezas na localização e capacidade da GD. Em [56] são analisados a magnitude e o desequilíbrio de tensão ao se aplicar faltas fase-terra, com localização aleatória, em redes de BT, levando-se em conta incertezas na carga e na GDFV.

Em termos de análise de confiabilidade em sistemas de potência, o artigo [61] propõe a alocação de GD com base no índice de duração de interrupção em cada ponto de conexão.

Nota-se que a alocação não é realizada através de um algoritmo de otimização, e sim qualitativamente a partir do cálculo do indicador mencionado, obtido via MMC. Além disso, são analisados outros índices de confiabilidade conhecidos, como *energy not supplied* (ENS) e *system average interruption frequency index* (SAIFI). Esses indicadores também são calculados em [66], o qual analisa o impacto da GD na coordenação do sistema de proteção e na confiabilidade de redes de distribuição. São consideradas as incertezas da taxa de falha e do tempo de reparo dos componentes da rede (transformadores, reguladores de tensão e alimentadores). Em [55], o MMC é usado para avaliar a robustez dos resultados do planejamento de expansão da rede de distribuição, considerando-se medidas de reforço da subestação (SE), alocação de estações de recarga de VEs, GD e banco de capacitores. Isto é, o MMC é usado somente para calcular a taxa de falha da capacidade da SE para as soluções encontradas no planejamento, não sendo aplicado na resolução do problema de otimização em si³.

- *Ganho de Eficiência Computacional (GEC)*

O campo GEC contempla métodos que visam reduzir o esforço computacional ou melhorar a capacidade de processamento, com o intuito de diminuir o tempo de simulação do MMC. Entre as técnicas consideradas, estão as de redução de variância, redução de cenários e computação de alto desempenho, conforme indicado na figura 5.

A maioria dos trabalhos enquadrados nesta categoria apresenta técnicas de redução de cenários, bastante usadas em problemas de otimização estocástica, de modo que a otimização é realizada com base no conjunto de cenários reduzidos, diminuindo-se o esforço computacional. A técnica mais utilizada é o *k-means* [73]–[76], [81], [83], [96], mas também há outras como *k-medoid* [69], *k-means++* [79], *fuzzy C-means* [78], *simultaneous backward reduction* [71], *Kantorovich distance scenario reduction* [82] e o método *factor analysis* (FA) [87]. Técnicas de *clustering* como o *k-means* visam agrupar os cenários gerados, tal que sejam preservadas as características estatísticas principais de cada grupo, enquanto métodos como o *Kantorovich* selecionam o conjunto reduzido de cenários de modo que este apresente uma distribuição de probabilidade próxima à do conjunto original. Em [72], o *k-means* é combinado com metaheurísticas – algoritmo genético (*genetic algorithm*, GA), enxame de partículas (*particle swarm optimization*, PSO), *differential evolutionary* (DE),

³ Observa-se que, embora haja um problema de otimização robusta (no qual o MMC não é aplicado), este artigo foi excepcionalmente enquadrado simultaneamente nas categorias OE e CMC, já que se trata de duas análises distintas.

harmony search (HS) e *artificial bee colony* (ABC) – para minimizar o somatório das distâncias entre cada cenário e o centro de seu respectivo cluster. Por fim, há ainda trabalhos que propõem métodos de redução de cenários, mas que não possuem um nome específico, como em [80], [84]

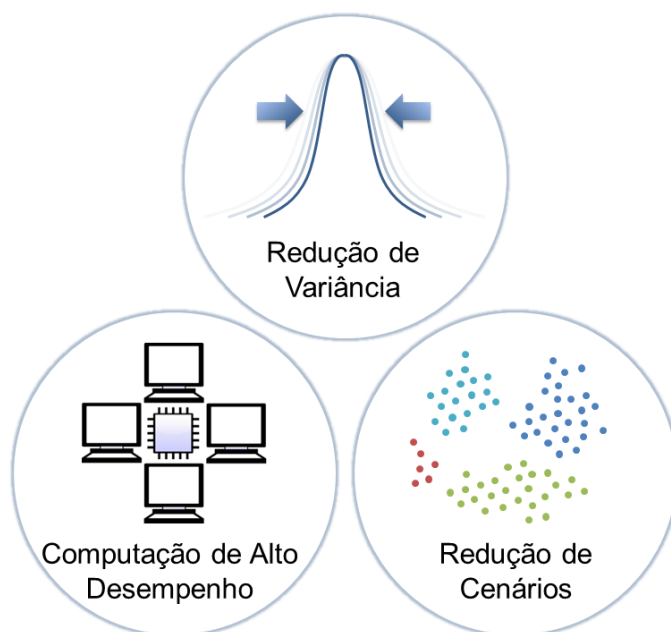


Figura 5- Tipos de técnicas enquadradas na categoria GEC

Fonte: Elaborado pelo autor

As técnicas de redução de variância visam reduzir a variância entre as amostras, sendo possível aumentar a precisão do estimador sem alterar o número de amostras. A técnica de redução de variância mais encontrada na revisão bibliográfica é a LHS [76], [83], [85], [94], que é uma amostragem estratificada (*stratified sampling*, SS), isto é, trata-se de um método de amostragem aplicado independentemente em cada estrato populacional. Em [77], [78] é utilizado o QMC, o qual adota uma sequência determinística de baixa discrepância ao invés da amostragem pseudo-aleatória usada no MMC tradicional. Por outro lado em [89], [95], são aplicadas variações do método IS, denominadas *Latin hypercube-important sampling method* (LHISM) e AIS, respectivamente. O IS é um dos métodos mais eficazes de redução de variância, sobretudo ao se estimar eventos raros, que apresentam uma ínfima probabilidade de ocorrência [21]. No entanto, a escolha adequada da distribuição de amostragem de importância pode dificultar bastante a aplicação dessa técnica, tornando sua implementação muito mais complexa que em relação ao LHS e o QMC, por exemplo. No artigo de revisão [18], podem ser encontrados outros exemplos de técnicas de redução de

variância, como números aleatórios comuns (*common random numbers*, CRN), variáveis antitéticas (*antithetic variates*, AV), variáveis de controle (*control variates*, CV) e *dagger sampling* (DS).

Alguns trabalhos utilizam ainda recursos avançados de *hardware* e *software* para melhorar o processamento computacional. Em [86], [90] é adotada a *Aris High Performance Computing* para resolver problemas de otimização estocástica utilizando o MMC como ferramenta de otimização. Em [93], o MMC com processamento paralelo é uma das ferramentas aplicadas para a alocação ótima de GD, com o objetivo de reduzir perdas e melhorar o perfil de tensão. No entanto, esse último trabalho não considera incertezas na otimização e, portanto, não foi enquadrado na categoria OE. Já em [88], é utilizada a computação de alto desempenho – via linguagem OpenCL – em conjunto com uma metaheurística para a resolução de um problema multi-objetivo de alocação de GD, sendo o MMC usado para a consideração de incertezas da carga e GD renovável. Em geral, os recursos computacionais utilizados nos trabalhos mencionados neste parágrafo são pouco detalhados, levando a crer que há pouca complexidade na implementação dessas ferramentas.

Por fim, também foram encontrados métodos de GEC não enquadrados nas categorias da figura 5. Em [70], por exemplo, é utilizada uma *polynomial neural network* (PNN) para se considerar incertezas de maneira mais rápida que o MMC, sendo que o MMC é ainda considerado na parte inicial do algoritmo para o treinamento da rede neural. Já em [91], [92] são propostos os algoritmos *accelerated Monte Carlo method* (AMCM) e MMC com *adaptive variable-step search*, respectivamente, para melhorar a eficiência do MMC.

- *Técnicas Avançadas para Modelagem de Incertezas (TAMI)*

Em aplicações simples do MMC, normalmente são utilizadas distribuições de probabilidade conhecidas para se representar incertezas. Portanto, nesta categoria foram enquadrados somente os trabalhos que apresentam técnicas mais avançadas de modelagem. A ideia é utilizar modelos que permitam uma representação cada vez mais realista dos sistemas analisados.

Ao invés de adotar distribuições mais básicas, vários trabalhos modelam as aleatoriedades por meio de processos estocásticos como o movimento browniano [92] e cadeia de Markov [77], [91], [105], [107], incluindo o MCMC [75]; modelos autorregressivos como o *autoregressive-moving-average* (ARMA) [92], [106] e ARIMA [98]; bem como através de *mixture models* como *Gaussian mixture model* [92], [99] e

Weibull mixture model [101]. Por exemplo, em [105] é proposta uma metodologia para avaliar a contribuição de sistemas de armazenamento na confiabilidade de redes de distribuição, sendo a cadeia de Markov utilizada para modelar a operação de componentes da rede como transformadores, linhas, GD e sistema de armazenamento. Já em [106], adota-se o ARMA e o processo autorregressivo (AR) para a modelagem da velocidade do vento e da irradiância, respectivamente.

Alguns trabalhos propõem o uso de técnicas para a estimação de funções de distribuição de probabilidade das v.a.s consideradas, como através de *Kernel density estimation* (KDE) [69], [81], [103]. Em [69], por exemplo, o KDE é usado para a modelagem de incertezas da irradiância. Por outro lado, em [97] é proposto um novo modelo sintético para a geração de perfis de carga diários, os quais são validados a partir de métricas como a largura de banda ocupada. Ainda em termos de modelagem de distribuições de probabilidade, uma técnica utilizada para a obtenção de distribuições conjuntas é a copula [81], [103], [107], a qual permite considerar a correlação das v.a.s. Em [103], as diversas incertezas da carga residencial (uso do computador, iluminação, ar-condicionado e carregamento do VE) são modeladas utilizando-se dados históricos, *Gaussian kernel* e *Gaussian copula*. Aliás, a consideração de correlação em si foi assumida nesta revisão como uma modelagem avançada de incertezas. Em [78], [104], [108], por exemplo, são consideradas correlações de v.a.s associadas à geração eólica, geração FV e carga.

- *Otimização Estocástica (OE)*

A categoria OE⁴ diz respeito a trabalhos de otimização que consideram incertezas na formulação do problema. Na tabela 1, esse é o grupo com o maior número de artigos enquadrados, com quase 70% do total, indicando uma possível tendência na área de estudo em questão. Os problemas de otimização podem ser resolvidos através de metaheurísticas, programação matemática ou do próprio MMC como ferramenta de otimização.

As metaheurísticas mais usadas são o GA [77], [81], [128] e PSO [73], [106], [121], incluindo suas variações, como *evolutionary particle swarm optimization* (EPSO) [70], *quantum-behaved particle swarm optimization* (QPSO) [107], *multiobjective particle swarm optimization* (MOPSO) [119], [134] e *nondominated sorting genetic algorithm* (NSGA-II [69], [71], [122] e NSGA-III [110]). Outros exemplos de metaheurísticas utilizadas

⁴ A otimização estocástica contempla abordagens como programação estocástica, otimização robusta e programação dinâmica estocástica. Consulte [18] para mais detalhes.

recentemente são: *improved bee algorithm* (IBA) [104], *biogeography based optimization* (BBO) [127], *backtracking search optimization* (BSO) [133], *hybrid whale optimization algorithm and pattern search* (HWOA-PS) [136], *β -chaotic sequence spotted hyena optimizer* (β -SHO) [137], *algorithm of the innovative gunner* (AIG) [138], *improved sunflower optimization algorithm* (ISFOA) [139], *improved bat algorithm* (MOIBA) [140].

Os métodos analíticos de programação matemática consideram modelos como programação não linear inteira mista (*mixed integer nonlinear programming*, MINLP) [75], [82], [116], programação linear inteira mista (*mixed integer linear programming*, MILP) [85], [103], [126] e programação cônica de segunda ordem inteira mista (*mixed-integer second-order cone programming*, MISOCP) [76], [102]. Em alguns trabalhos, são utilizadas técnicas para simplificar ou decompor o problema de otimização em subproblemas mais simples. Por exemplo, isso pode ser feito através de *Bender's decomposition* [80], [129] ou como em [84], aplicando-se um conjunto de linearizações para transformar um modelo MINLP em um MILP, tal que possa ser resolvido diretamente através de *solvers* comerciais. Entre os principais *softwares* para modelagem de problemas de otimização estão o GAMS [75], [82], [94], [116], AMPL [102], [142] e o MATLAB [85], [131], os quais suportam pacotes de otimização como CPLEX [76], [84], [103], [126] – para programação inteira, linear e quadrática – e *Artelys Knitro* [82] – para programação não linear. Além disso, também foi encontrado um trabalho que usa a técnica de otimização *interior point* (IP) [132] e outro que usa um método híbrido de otimização, que inclui *normal boundary intersection* (NBI), *dynamic niche differential evolution algorithm* (DNDEA) e *primal-dual interior point method* (PDIPM) [78].

Embora seja mais comum o uso de técnicas heurísticas ou clássicas para resolver problemas de otimização, no levantamento bibliográfico realizado também foram encontrados trabalhos que utilizam o MMC como ferramenta de otimização. Por conta de seu alto custo computacional, o MMC costuma a ser aplicado em conjunto com alguma técnica de GEC, como computação de alto desempenho [86], [90], [93], ou técnicas de redução de variância, a exemplo do LHS [85]. Mas também há trabalhos que usam somente o próprio MMC para resolver a otimização [125]. Além disso, em [130] propõe-se uma variação do *Monte Carlo tree search* (MCTS), que é um algoritmo heurístico de busca baseado no MMC.

Os trabalhos de OE podem ainda ser divididos quanto ao número de objetivos a serem minimizados, podendo apresentar um único objetivo ou vários objetivos conflitantes. Em

[107] é formulado um problema de otimização de planejamento de capacitores (referente à capacidade e localização do capacitor), com o único objetivo de minimizar as perdas na rede. Em [138], propõe-se um problema para otimizar um indicador de tensão, considerando-se cargas flexíveis com a tecnologia de hidrogênio verde, capazes de absorver o excesso de energia das fontes renováveis e reduzir problemas de tensão. Por outro lado, [79], [80], [85], [124] são exemplos de trabalhos com otimizações multiníveis, sendo todas com um único objetivo. Quanto à otimização multi-objetivo, em [137] é proposto um problema de alocação e dimensionamento ótimos de GD eólica com os objetivos de minimizar perdas, maximizar o perfil de tensão e maximizar o índice de estabilidade de tensão. Em [110] é proposto um problema de programação diária de uma rede de distribuição ativa (contendo GDs renováveis e controláveis; armazenamento; chaves; e gerenciamento de resposta à demanda) com três objetivos conflitantes: minimizar custos operacionais, maximizar a taxa de uso de recursos renováveis e maximizar a satisfação do usuário. Diferentemente de [137], que transforma os três objetivos em um apenas único (objetivo) através do *weight coefficient method*, o artigo [110] utiliza o algoritmo NSGA-III para calcular o conjunto de soluções da frente de Pareto e aplica um *fuzzy decision-making method* para filtrar esse conjunto. Em [134], um algoritmo de clusterização é usado para reduzir o tamanho da frente de Pareto de quatro dimensões.

Outro tópico também incluído dentro da OE é a otimização robusta, em que as incertezas são representadas utilizando-se *parametric bounds* [15]. São exemplos de trabalhos de otimização robusta [55], [102], [129]. Em [129], por exemplo, é proposto um problema de alocação e dimensionamento ótimos de dispositivo de armazenamento e banco de capacitores em uma microrrede (*microgrid*, MG), com o objetivo de minimizar custos associados à GD, ao dispositivo de armazenamento e às perdas reativas na rede. A otimização robusta é resolvida utilizando-se PSO e GAMS, e são consideradas as incertezas da GDFV e eólica. Em [55] é formulado um *chance-constraint programming*, que é um tipo de otimização robusta que contém restrições estocásticas. Nesse trabalho, a “restrição de chance” considera o comportamento estocástico da carga (demanda convencional e VE) e garante que a capacidade da SE seja satisfeita dentro de um determinado nível de confiança.

- *MMC como referência comparativa (MCRC)*

Ao buscar-se por “Monte Carlo” na literatura, é possível encontrar diversos trabalhos focados em técnicas estocásticas não relacionadas ao MMC (como métodos analíticos), mas que usam o MMC apenas como referência para a validação dos resultados obtidos.

Normalmente, a ideia é propor um método que apresente um esforço computacional menor que o MMC, mas sem prejudicar significativamente a precisão dos resultados. A categoria MCRC foi criada para cobrir esse tipo artigo.

Uma das técnicas analíticas mais encontradas no levantamento é o PEM, o qual visa obter estatísticas da variável de saída através de valores pontuais das amostras da variável de entrada. Foram encontradas as seguintes variações: *adaptive PEM* [116], *Hong's $2m+1$ PEM* [145], *fast-specialized PEM* [142] e *three PEM* [108].

Os métodos baseados em *cumulants* – que são grandezas alternativas aos momentos das distribuições de probabilidade – também se destacam no levantamento bibliográfico. As expansões *Gram-Charlier* [100] e *Cornish-Fisher* [108], [145] são adotadas nesses trabalhos para a aproximação de distribuições de probabilidade em termos de seus *cumulants*, enquanto em [109] é proposto um método não-linear de reconstrução da f.d.p. que maximiza a entropia de Shannon, baseado na aritmética de *cumulants*.

Outros exemplos de técnicas estocásticas de trabalhos enquadrados nesta categoria são *stochastic response surface method* (SRSM) [107], convolução [148], *interval arithmetic* [146], *affine arithmetic* [144], *generalized polynomial chaos* (gPC) *method* [147], *state enumeration method* (SEM) [143] e *Taguchi's orthogonal arrays* [101].

Como exemplo de comparação com o MMC, o artigo [105] propõe um novo método analítico para estudos de confiabilidade de redes de distribuição com dispositivos de armazenamento, obtendo-se valores de índices como SAIFI com uma diferença de cerca de 2% em relação ao MMC, mas com um tempo de simulação até 50 vezes mais rápido. Já em [100], o método proposto baseado em *cumulants* é validado por meio do MMC, de maneira que as médias das tensões calculadas apresentam um desvio inferior a 0,01%, porém sendo necessário menos de 0,04% do tempo de simulação do MMC.

3.2 Áreas de Análise, Tecnologias e Incertezas

Nesta seção, são apresentados os trabalhos selecionados segundo a área de análise de redes elétricas, tecnologias relacionadas à GD e modelagem de incertezas.

3.2.1 Áreas de análise de redes elétricas

Os artigos levantados foram divididos nas seguintes categorias quanto às áreas de análise de redes elétricas: *Qualidade de Energia*, *Confiabilidade*, *Econômica* e *Perdas & Sobrecarga Térmica*. A figura 6 representa de forma simplificada as principais características das referidas áreas de análise. Já a tabela 2 mostra a classificação dos artigos revisados sobre este tópico. Ressalta-se que uma mesma referência pode ser enquadrada dentro de mais de uma categoria.



Figura 6- Representação dos principais índices e características das áreas de análise de redes elétricas

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 2 – Classificação dos artigos pesquisados – áreas de análise

Áreas de Análise*	Referências	Nº de Artigos
Qualidade de Energia	[56], [58], [59], [62]–[65], [67]–[70], [79], [82], [83], [86], [89], [90], [93], [95]–[97], [99]–[101], [104], [106]–[112], [114], [115], [119], [120], [122]–[124], [127], [129], [132], [137]–[139], [142]–[147]	51
Confiabilidade	[55], [57], [60], [61], [66], [72], [73], [77], [78], [81], [87], [91], [92], [98], [102], [105], [106], [114], [117]–[119], [122], [126], [128], [130], [131], [134], [135], [140], [141], [148]	31
Econômica	[55], [59], [64], [68], [70], [71], [74]–[76], [78]–[82], [84], [85], [87], [88], [94], [96], [100], [102], [103], [105], [106], [110], [112], [113], [115]–[119], [121], [122], [124], [125], [128]–[130], [133]–[136], [139], [140]	46
Perdas & Sobrecarga Térmica	[55], [58], [59], [62], [64], [65], [67]–[71], [76], [78], [79], [83], [86], [88], [93], [97], [100], [102], [104], [106], [107], [110], [112], [114], [115], [120], [123]–[125], [127]–[129], [137]–[139], [142], [145], [147]	41

* Áreas de análise: Qualidade de Energia (QE), Confiabilidade (CON), Econômica (ECO) e Perdas & Sobrecarga Térmica (P&ST).

Fonte: Elaborado pelo autor

- *Qualidade de Energia*

Os estudos de qualidade de energia abrangem índices relacionados à tensão – como *dips* ou *sags* [56], [95], [111], [114], [143], desequilíbrio de tensão [56], [64], [101], [147], magnitude de tensão [59], [62], [82], [83], estabilidade de tensão⁵ [96], [104], [108], [137] – frequência [63], [99], [100], fator de potência [104], [109], [120] e distorção harmônica [120], [132]. Em [120], por exemplo, projeta-se um filtro harmônico *C-type* para maximizar a HC probabilística de GDFV, sujeita a restrições de distorção harmônica total e individual, fator de potência, tensão e capacidade de corrente das linhas. Em [97], são analisados índices associados à tensão (desvio, flutuação, *flicker* e violação de tensão), fluxo de potência reverso e perdas. Em [99] é analisado o impacto da energia eólica e solar na estabilidade dinâmica de uma MG em ilhamento, em termos de potência e frequência. Em [95], são estimados os *voltage dips* através de inferência bayesiana, com base nas condições de pré-falta e falta da rede.

⁵ Estabilidade de tensão também está relacionada na literatura à confiabilidade ou segurança.

- *Confiabilidade*

Confiabilidade normalmente se refere à continuidade do fornecimento de energia, medida através de indicadores como ENS [57], [66], [117], [119], [134], *expected energy not supplied* (EENS) [73], [118], [122], [128], [148], *system average interruption duration index* (SAIDI) [60], [61], [106], [130], [140], SAIFI [66], [105], [122], [128], [134], *average service availability index* (ASAI) [66], [77], [106], *customer average interruption duration index* (CAIDI) [61], [66], [128], *loss of load expectation* (LOLE) [60], [72], [92] e *loss of load probability* (LOLP) [60], [72]. Em [122], por exemplo, é formulado um problema de planejamento de expansão multi-período e multi-objetivo, visando minimizar custos e maximizar a confiabilidade do sistema (em termos de SAIDI, LOLC e EENS), considerando-se a alocação de GD, capacitores, chaves e ramais, incluindo o recurso de *self-healing*. Em [126], são determinadas as características ótimas de disparo para relés de sobrecorrente em sistemas de distribuição radiais, visando minimizar o valor esperado de carga e geração desconectada pela atuação dos relés. Em [72], [148] são analisados índices de *well-being* (bem-estar), os quais indicam o quão “saudável” está o sistema em termos de disponibilidade de reserva de energia frente à demanda.

- *Econômica*

A terceira área de análise é a econômica, caracterizada pelo cálculo de índices econômicos e a consideração de custos associados ao investimento, manutenção e operação das redes elétricas – custos associados a indicadores de qualidade de energia ou confiabilidade na formulação de problemas de otimização não foram considerados aqui como valores econômicos. A maior parte dos trabalhos nesta categoria realiza algum tipo de otimização, incluindo problemas de despacho econômico, programação diária, alocação de componentes, ilhamento e restauração de MGs, com o objetivo de minimizar custos. Em [113], [118], por exemplo, são definidas as configurações ótimas de redes híbridas de CA-CC, visando minimizar custos associados à instalação de linhas, *voltage source converters* (VSCs) e geradores de CA e CC. As referências [55], [94], [134], [139], [140] são exemplos de trabalhos de alocação de GD, capacitores, estações de recarga e outras tecnologias, considerando-se objetivos econômicos. Em [140], por exemplo, é formulado um problema de alocação de um limitador de curto-circuito do tipo *cascaded H bridge*, incluindo entre os objetivos a minimização do custo de capital do limitador, e avaliando-se economicamente a tecnologia através dos índices custo do ciclo de vida e do valor presente líquido (VPL). Já

[94], é um estudo de planejamento de longo prazo de uma MG isolada para o dimensionamento ótimo de uma bateria e a definição de seu ano ideal de instalação, com o objetivo de minimizar o VPL dos custos da bateria (instalação e operação) e dos custos da rede (custo operacional de GD despachável e de *load shedding*) no horizonte considerado.

Além da minimização de custos, alguns trabalhos têm como objetivo maximizar a receita ou o lucro da distribuidora [75], [76], [79], [125]. Em [76], o lucro é definido como a diferença entre receita e custos, incluindo custos de compra de eletricidade da rede a montante, custo de perdas de energia, custo de resposta à demanda e custo devido à redução de GD.

Há ainda alguns trabalhos incluídos na categoria econômica que não realizam nenhum tipo de otimização, a exemplo de [59], [64], [68], [105]. Em [59], por exemplo, são elaborados cenários de penetração FV através de uma análise econômica, utilizando-se o modelo de difusão de Bass, o qual permite prever a disseminação de novas tecnologias sob uma ótica mercadológica. Em [68], é calculado o VPL esperado da monetização dos impactos (tensão, pico de demanda e perdas) devido à integração de sistemas de armazenamento de baterias associados à GDFV.

- *Perdas & Sobrecarga Térmica*

A categoria de perdas de energia⁶ e sobrecarga térmica abrange índices de perdas, sobrecarga – em alimentadores, transformadores e condutores – e fluxo de potência reverso, sendo que os índices de perdas são os mais analisados. Uma alocação adequada de GD, por exemplo, pode suprir a demanda local, reduzindo-se as perdas e sobrecarga nos equipamentos, enquanto a instalação excessiva de GD pode provocar fluxo reverso e piorar os índices mencionados. Em [62], analisa-se a integração de GDFV em uma rede de distribuição real quase 500 alimentadores, em termos de magnitude de tensão, perdas, pico de demanda e fluxo de potência reverso. Em [64], analisa-se a HC FV com base em critério técnicos de magnitude/desequilíbrio de tensão, ampacidade dos condutores e sobrecarga dos transformadores, bem como por meio de um critério econômico, definido pelo custo das perdas. Em [58], é analisado o impacto da GDFV na estabilidade de tensão, sendo que as perdas (ativas e reativas) são usadas para definir a penetração FV máxima na rede.

⁶ Esse tipo de perdas se refere àquelas do efeito Joule e não à perda de carga devido ao corte ou desconexão de trechos da rede como em [92], [122].

Além disso, vários trabalhos de otimização incluem a minimização de perdas entre os seus objetivos, como em [69], [88], [107], [127], [137]. Em [139], propõe-se um problema de alocação de capacitores em redes de distribuição com GD, visando minimizar os custos das perdas e os custos associados aos capacitores. Em [71], é proposto um modelo de otimização multi-objetivo para minimizar a demanda e as perdas de energia da rede via *conservation voltage reduction (CVR)*, bem como reduzir o número de manobras realizadas pelos dispositivos usados na regulação de tensão da rede.

3.2.2 Tecnologias relacionadas à GD

A figura 7 ilustra as principais tecnologias abrangidas dentro do tema de redes inteligentes. No levantamento realizado, foram encontrados diferentes termos relacionados às redes inteligentes, como *smart residential community* [103], *energy clusters* [60], *virtual power plants* [124], *district energy systems* [121], *smart buildings* [131], *residential energy hubs* [74] e *hybrid-energy microgrid* [81]. Em particular, os trabalhos [74], [81], [85], [121], [131] analisam redes inteligentes híbridas eletrotérmicas, como a exibida pela figura 8. As tecnologias térmicas abrangem equipamentos como *boilers*, bombas de calor (*heat pumps*), sistemas de armazenamento de calor (*heat storage systems*), *chillers* e unidades de cogeração (*combined heat and power, CHP*). Note que a unidade de CHP é representada na figura 8 como um elo comum entre as redes elétrica e térmica (aquecimento), pois pode gerar eletricidade e calor simultaneamente.

Os tipos mais comuns de GD abordados na literatura são a FV e a eólica. Em [78], [88], [127], [128], [137], por exemplo, são propostos problemas de alocação de GDFV e/ou eólica. Mas também foram encontradas nesta revisão outras tecnologias de GD como microturbinas [133], [136], células a combustível [133], [136], CHPs [81], [85], [131], geradores síncronos distribuídos [111], [114], biomassa [117] e energia das marés [106]. Em [57], é proposto um problema de reconfiguração de MG com capacidade de operar ilhada, incluindo fontes de geração como geotérmica, geração a partir de resíduos (*waste-to-energy, W2E*) e geração/armazenamento móvel – transportados em caminhões.

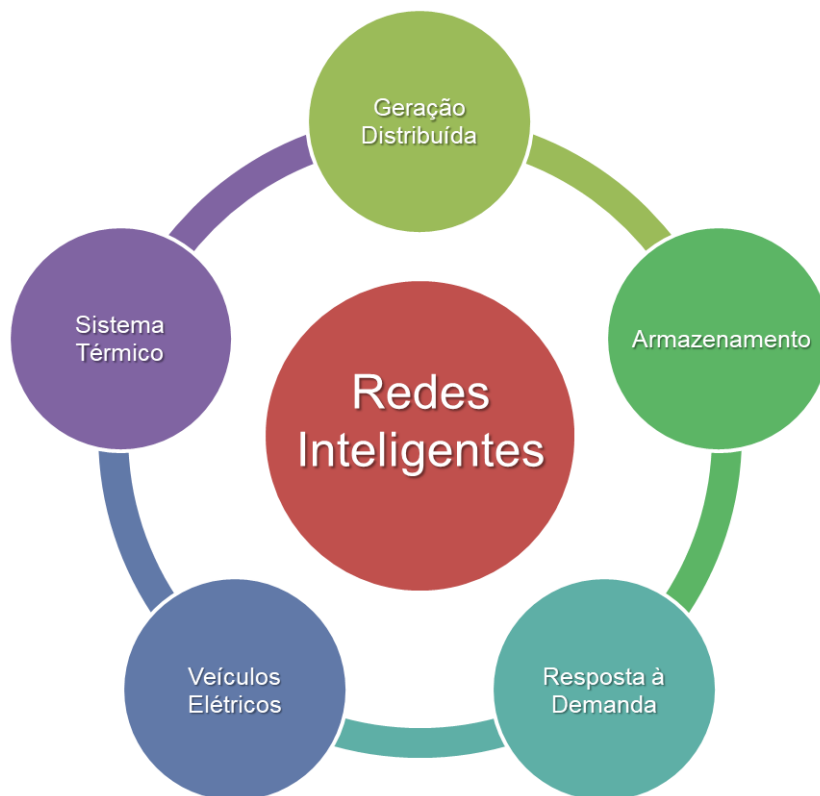


Figura 7- Principais tecnologias relacionadas a redes inteligentes

Fonte: Elaborado pelo autor

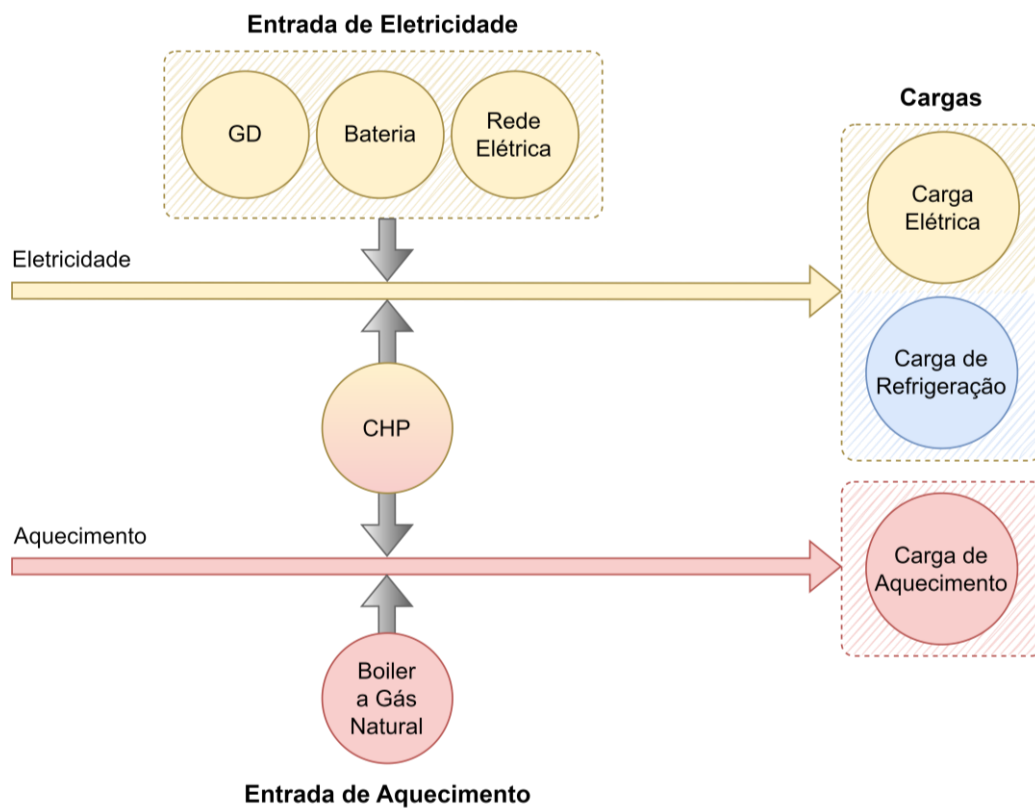


Figura 8- Exemplo de diagrama de uma rede inteligente híbrida eletrotérmica

Fonte: Elaborado pelo autor com base em [121]

As redes inteligentes são geralmente relacionadas a conceitos de desenvolvimento sustentável e redução de impactos ambientais. Em [79], [81], por exemplo, são propostos problemas de otimização incluindo entre os objetivos a maximização de geração renovável e a redução de emissões de gases poluentes. No entanto, embora vários trabalhos priorizem fontes renováveis, a GD fóssil também é utilizada para atender a demanda da rede em problemas de despacho econômico, programação diária de operação e de confiabilidade, devido à facilidade de despacho desse tipo de geração, como em [73], [82], [148].

Além da GD, as redes inteligentes podem utilizar outros recursos para auxiliar no gerenciamento de energia, com o intuito de suprir a demanda elétrica dentro dos padrões adequados de qualidade e fornecimento de energia. Os sistemas de armazenamento e medidas de resposta à demanda, por exemplo, proporcionam maior flexibilidade à operação da rede, facilitando o ajuste dos perfis de geração e de carga. Em [87], é introduzido o conceito de *storage-to-storage* (S2S), que ocorre quando uma “fonte de geração com memória”, como uma bateria, alimenta uma “carga com memória”, como um VE *plug-in*, fornecendo-se uma flexibilidade ainda maior para rede. Já em [68], são analisados os impactos técnicos e financeiros da integração de sistemas de armazenamento individuais associados à GDFV em uma rede distribuição, considerando-se estratégias diferentes de controle de preços de energia. Além desse tipo de controle, outros exemplos de medidas de resposta à demanda incluem a redução, corte e deslocamento de carga [72], [82], [84], [103], [117]; o suprimento de energia via tecnologia *vehicle-to-grid* (V2G) [74], [75], [123]; e cargas flexíveis com tecnologia *power-to-gas* (P2G) [138].

3.2.3 Modelagem de incertezas

Um dos principais elementos da análise estocástica é a modelagem de incertezas. A figura 9 exhibe as principais incertezas observadas nesta revisão, sendo que o tamanho de cada circunferência representa a incidência do respectivo tipo de aleatoriedade.

Segundo [149], os dois principais tipos de incertezas associados à GD são devido à variação aleatória da fonte primária de energia e à indisponibilidade da unidade de geração. A maioria dos trabalhos pesquisados considera incertezas relacionadas à geração renovável, sobretudo eólica e FV. Normalmente, as incertezas referentes ao perfil de geração FV e eólica são representadas via distribuição Beta [72], [73], [108], [148] e Weibull [137], [139], [142], [148], respectivamente, mas também podem ser representadas por outras distribuições

como a normal [94], [112], por amostragem baseada em dados reais [70], [117], ou por técnicas mais avançadas de modelagem como MCMC [75] e KDE [69], apresentadas na categoria TAMI da seção 3.1. Além das incertezas do perfil de geração, também são consideradas incertezas na potência instalada da GD [143], [146], na localização da GD [62], [67], [68] e nas fases da rede elétrica em que a GD é conectada [59], [64].



Figura 9- Principais incertezas observadas na revisão bibliográfica

Fonte: Elaborado pelo autor

O segundo tipo de incerteza mais observado se refere à carga. Geralmente, as curvas de carga são modeladas com distribuição normal [71], [95], [109], [137], [142], mas assim como a GD, também podem ser amostradas em termos de dados reais [59], [68], [70], [117], ou utilizando-se técnicas mais avançadas como cópula [103] e o modelo ARIMA [98], incluídas na categoria TAMI da seção 3.1. Em particular, trabalhos como [65], [79], [133], [148] modelam incertezas relacionadas ao VE *plug-in*, em termos de início e duração do carregamento, distância percorrida, *state-of-charge* (SOC), local de recarga, entre outros. Alguns estudos ainda consideram incertezas associadas ao comportamento do consumidor em programas de resposta à demanda, como [92], [110].

Os estudos de confiabilidade normalmente consideram incertezas associadas a faltas, falha e/ou reparo de componentes da rede, necessários para avaliar a qualidade de

fornecimento de energia. Em [119], a rede é dividida em duas zonas, cada uma com taxas e tempos de falha distintos. Em [111], v.a.s com distribuições normal e uniforme representam a duração do *voltage dip* e características da falta – incluindo a localização da falta, tipo (trifásica, bifásica, bifásica-terra ou fase-terra) e impedância. Em [128], são consideradas taxas de falha de equipamentos da rede, como os seguintes dispositivos de proteção/manobra: disjuntores, fusíveis e seccionadores. Em [131], [135] são modeladas as aleatoriedades de desastres naturais – caracterizados como eventos catastróficos de baixa probabilidade, mas de altíssimo impacto – para analisar a confiabilidade e resiliência da rede elétrica.

As incertezas dos dispositivos de armazenamento são modeladas em trabalhos como [68], [70], [91], [105], [117] em termos de capacidade, localização, SOC e disponibilidade ou falha do equipamento. Em [91], é proposto um modelo de dispositivo de armazenamento multiestágio e bi-dimensional para modelar estocasticamente os parâmetros SOC e a capacidade máxima de armazenamento, utilizando a cadeia de Markov. Já em [117], o SOC é amostrado aleatoriamente a partir de dados históricos.

Em estudos como [74], [80], [82], [115], são modeladas as incertezas dos preços de energia, o que pode influenciar o comportamento de estratégias de resposta à demanda, programação diária de operação e o cálculo de índices econômicos. Em [74], [115], essas incertezas seguem uma distribuição normal, enquanto em [80], [82] elas são representadas por vários cenários com curvas de preço distintas.

3.3 Classificação detalhada dos artigos levantados em 2021

A tabela 3 exibe uma classificação mais detalhada dos artigos mais recentes do levantamento, referentes a 2021, totalizando 22 referências. Cada artigo é enquadrado de acordo com as técnicas de simulação e áreas de análise de redes elétricas, discutidas nas seções 3.1 e 3.2.1, respectivamente. Além disso, também são abordados os seguintes tópicos: incertezas, tipo de GD e outras tecnologias relevantes consideradas nesses estudos.

Tabela 3 – Detalhamento de todos os artigos levantados de 2021

Nº da Ref.	Título	Técnica de Simulação ^a	Área de Análise ^b	Incertezas	Tipo de GD	Outras Tecnologias
[69]	Stochastic investigation for solid-state transformer integration in distributed energy resources integrated active distribution network	- GEC - TAMI - OE	- QE - P&ST	- GDFV e eólica - Carga	- FV - Eólica	- Bateria - Transformador de estado sólido
[63]	Robust Controller Synthesis and Analysis in Inverter-Dominant Droop-Controlled Islanded Microgrids	- CMC	- QE	- Flutuação de tensão - Diferença de fase entre GDs vizinhas	- Tipo de GD não explícito	- MI-synthesis robust controller para inversores
[136]	Hybrid whale optimization and pattern search algorithm for day-ahead operation of a microgrid in the presence of electric vehicles and renewable energies	- OE	- ECO	- GDFV e eólica - Carga - VE - Preço da energia elétrica	- FV - Eólica - Microturbina - Célula de combustível	- VE - Bateria
[64]	Comparison of Economical and Technical Photovoltaic Hosting Capacity Limits in Distribution Network	- CMC	- QE - P&ST - ECO	- GDFV - Carga	- FV	-
[65]	Simulating the Impacts of Uncontrolled Electric Vehicle Charging in Low Voltage Grids	- CMC	- QE - P&ST	- GDFV - Carga - VE	- FV	- VE
[70]	Mixed-integer stochastic evaluation of battery energy storage system integration strategies in distribution systems	- GEC - OE	- QE - P&ST - ECO	- GDFV e eólica - Carga - VE - Bateria - Preço da energia elétrica	- FV - Eólica	- VE - Bateria
[66]	Evaluation of service quality of distribution systems with critically located generators	- CMC	- CON	- Falta - Tempo de falha e reparo de equipamentos	- Eólica	- Religador - Fusível - Relé de sobrecorrente
[137]	Deterministic and probabilistic multi-objective placement and sizing of wind renewable energy sources using improved spotted hyena optimizer	- OE	- QE - P&ST	- GD eólica - Carga	- Eólica	-
[138]	Voltage Optimization in MV Network with Distributed Generation Using Power Consumption Control in Electrolysis Installations	- OE	- QE - P&ST	- GD - Carga	- Tipo de GD não explícito	- OLTC - Controle reativo da GD - Tecnologia P2G para a produção de hidrogênio verde
[67]	Hosting Capacity Improvement Method Using MV–MV Solid-State-Transformer	- CMC	- QE - P&ST	- GDFV	- FV	- Transformador de estado sólido

Tabela 3 (continuação)

Nº da Ref.	Título	Técnica de Simulação ^a	Área de Análise ^b	Incertezas	Tipo de GD	Outras Tecnologias
[71]	Operation planning and decision-making approaches for Volt/Var multiobjective optimization in power distribution systems	- GEC - OE	- P&ST - ECO	- GDFV - Carga	- FV	- OLTC - Regulador de tensão - Capacitor
[68]	Technical and Financial Impacts on Distribution Systems of Integrating Batteries Controlled by Uncoordinated Strategies	- CMC	- QE - P&ST - ECO	- GDFV - Carga - Bateria	- FV	- Bateria
[139]	An Improved Sunflower Optimization Algorithm-Based Monte Carlo Simulation for Efficiency Improvement of Radial Distribution Systems Considering Wind Power Uncertainty	- OE	- QE - P&ST - ECO	- GD eólica	- Eólica	- Capacitores
[140]	Pareto Optimal Allocation of Flexible Fault Current Limiter Based on Multi-Objective Improved Bat Algorithm	- OE	- CON - ECO	- Falta	- FV	- Limitador de curto-circuito do tipo cascaded H bridge
[141]	A Novel Method for Islanding in Active Distribution Network Considering Distributed Generation	- OE	- CON	- GD eólica	- Eólica	- Cargas controláveis - Disjuntor
[142]	A fast-specialized point estimate method for the probabilistic optimal power flow in distribution systems with renewable distributed generation	- OE - MCRC	- QE - P&ST	- GDFV e eólica - Carga	- FV - Eólica - GD despachável	-
[148]	Investigation of impacts of plug-in hybrid electric vehicles' stochastic characteristics modeling on smart grid reliability under different charging scenarios	- MCRC	- CON	- GDFV e eólica - VE - Falha de segmentos da rede	- FV - Eólica - GD a diesel	- Capacitor - Dispositivos de proteção - Disjuntor - VE
[72]	Reliability evaluation of smart grid using various classic and metaheuristic clustering algorithms considering system uncertainties	- GEC	- CON	- GDFV e eólica - Carga - Tempo de falha e reparo de equipamentos	- FV - Eólica - GD Diesel	- Considera corte de carga - Religador - Disjuntor - Chave interruptora de carga - Fusível - Capacitor
[73]	Optimal stochastic scenario-based allocation of smart grids' renewable and non-renewable distributed generation units and protective devices	- GEC - OE	- CON	- GDFV e eólica - Falha de segmentos da rede, pontos de carga e dispositivos de proteção	- FV - Eólica - GD Diesel	- Considera corte de carga - Disjuntor - Dispositivos de proteção - Capacitor

Tabela 3 (continuação)

Nº da Ref.	Título	Técnica de Simulação ^a	Área de Análise ^b	Incertezas	Tipo de GD	Outras Tecnologias
[108]	Probabilistic Steady State Voltage Stability Assessment Method for Correlated Wind Energy and Solar Photovoltaic Integrated Power Systems	- TAMI - MCRC	- QE	- GDFV e eólica - Carga	- FV - Eólica	-
[74]	Optimal Scenario-based Operation and Scheduling of Residential Energy Hubs Including Plug-in Hybrid Electric Vehicle and Heat Storage System Considering the Uncertainties of Electricity Price and Renewable Distributed Generations	- GEC - OE	- ECO	- GDFV - Preço da energia elétrica	- FV	- Sistema de armazenamento de calor - VE com V2G - Micro-CHP - Carga térmica
[75]	An optimal resource allocation for future parking lots with charger assignment considering uncertainties	- GEC - TAMI - OE	- ECO	- GDFV - Carga	- FV	- VE com V2G

^a Técnicas de Simulação: Ganho de Esforço Computacional (GEC); Técnicas Avançadas para Modelagem de Incertezas (TAMI); Otimização Estocástica (OE); Crude Monte Carlo (CMC); MMC como Referência Comparativa (MCRC).

^b Área de Análise: Qualidade de Energia (QE); Confiabilidade (CON); Econômica (ECO); Perdas & Sobrecarga Térmica (P&ST).

Fonte: Elaborado pelo autor

Capítulo 4 - Aplicação prática de técnicas avançadas do Método de Monte Carlo

Neste capítulo, é apresentado um exemplo prático para se demonstrar a aplicação de algumas das principais técnicas avançadas do MMC. As técnicas estudadas são o LHS, o QMC e o IS, enquadradas na seção 3.1 dentro da categoria GEC. O estudo de caso envolve a aplicação dessas técnicas em uma rede teste do IEEE, utilizando-se o programa computacional OpenDSS. Os resultados do estudo de caso demonstram que a aplicação dessas técnicas possibilita a obtenção de resultados mais precisos e uma convergência mais rápida do MMC. As técnicas podem ainda ser combinadas para se obter resultados superiores, como no caso do método híbrido IS-QMC.

Na seção 4.1 são descritos os algoritmos para a aplicação de cada uma das técnicas em questão. Em seguida, na seção 4.2, é detalhado o estudo de caso, incluindo o circuito elétrico utilizado, premissas adotadas e os indicadores calculados através do MMC. Por fim, os resultados são discutidos na seção 4.3.

4.1 Algoritmos básicos das técnicas utilizadas no estudo de caso

Nesta seção, são apresentados os algoritmos básicos utilizados no estudo de caso. Nas seções de 4.1.1 a 4.1.3 é explicado o funcionamento das técnicas LHS, QMC e IS, respectivamente, enquanto na seção 4.1.4 são discutidos os problemas enfrentados na aplicação dessas técnicas em problemas com muitas dimensões.

A figura 10 indica os trechos em que as técnicas estudadas são executadas no fluxograma do MMC⁷. Ambos os algoritmos do LHS e QMC atuam no início da simulação e na etapa de amostragem dos estados do modelo, enquanto o IS opera na etapa de

⁷ A parte da figura em preto e branco se refere ao fluxograma do MMC apresentado anteriormente na figura 3.

amostragem e de experimentação numérica. Os detalhes acerca da lógica dos algoritmos são apresentados nas seções a seguir.

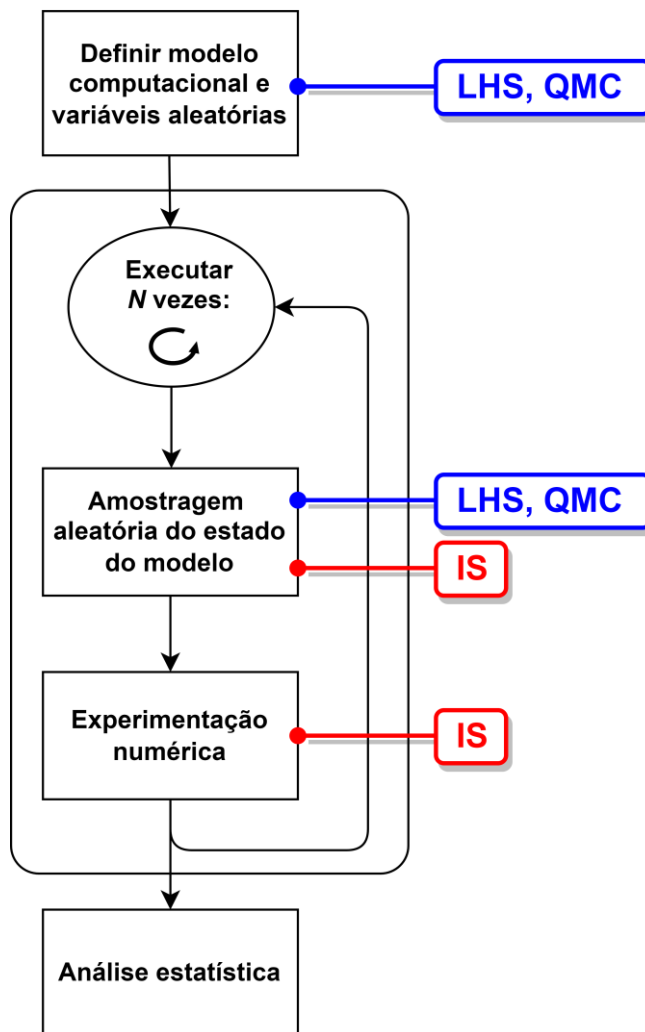


Figura 10- Fluxograma do MMC com a indicação dos pontos em que ocorre a operação das técnicas LHS, QMC e IS

Fonte: Elaborado pelo autor

4.1.1 Amostragem por Hipercubo Latino (*Latin Hypercube Sampling, LHS*)

O LHS, introduzido inicialmente por [150], se baseia na estratificação do domínio de amostragem das v.a.s. Para cada v.a. (independente), assinala-se aleatoriamente um estrato para cada iteração do MMC, sem repetição. Em outras palavras, há uma permutação aleatória dos estratos de cada v.a.. Em seguida, um número aleatório é gerado dentro de cada estrato.

Dessa maneira, o LHS garante alta uniformidade na amostragem ao longo de uma dimensão [50].

A figura 11 mostra um exemplo de geração de números aleatórios usando-se o LHS. Observa-se que o domínio de amostragem, que varia de 0 a 1, é dividido em 10 estratos iguais, de modo que, a cada iteração do MMC, seleciona-se um estrato aleatoriamente, sem repetição. Por fim, gera-se um número aleatório associado a cada estrato. Por exemplo, na iteração 2, selecionou-se aleatoriamente o estrato de (0; 0,1), e o número gerado dentro do estrato foi 0,03.

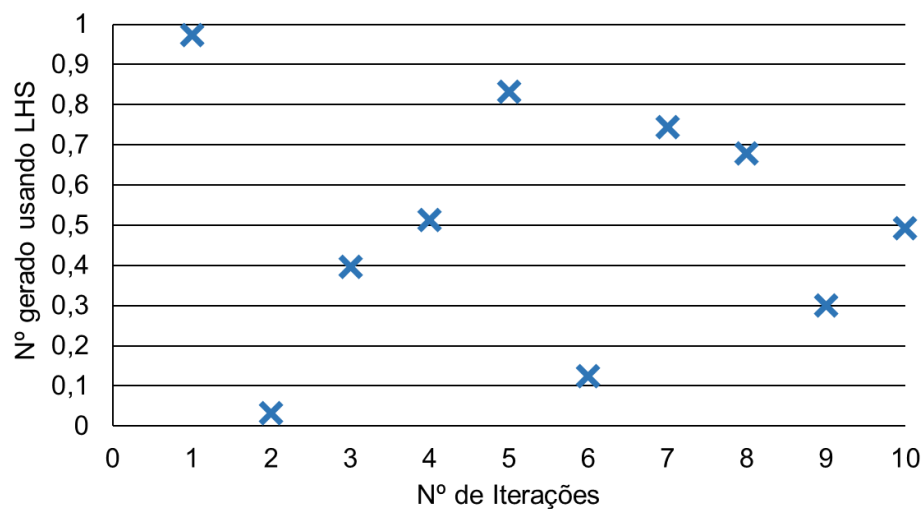


Figura 11- Exemplo de aplicação do LHS para uma v.a. com distribuição uniforme

Fonte: Elaborado pelo autor

Observe que o LHS pode ser aplicado a v.a.s com qualquer tipo de distribuição de probabilidade. Isso pode ser realizado utilizando-se o *método da transformada inversa*⁸ para a geração de números aleatórios, aplicando-se o LHS na v.a. uniforme.

Seja X uma v.a. com F.D.P. F , sendo F inversível, e seja U uma v.a. com distribuição uniforme em $(0,1)$. Dessa forma, pode-se gerar X utilizando-se o método da transformada inversa através de (11):

$$X = F^{-1}(U). \quad (11)$$

Ou seja, através do método da transformada inversa é possível gerar uma v.a. (com F.D.P. inversível) a partir de uma v.a. uniforme. No que tange ao LHS, essa técnica pode ser

⁸ Para mais informações sobre o método da transformada inversa, recomenda-se [21].

aplicada na v.a. uniforme, como ilustrado na figura 11, e, em seguida, pode-se utilizar o método da transformada inversa para se obter a amostragem estratificada com a distribuição alvo desejada.

A figura 12 exibe o algoritmo do LHS utilizado no estudo de caso, considerando-se o método da transformada inversa.

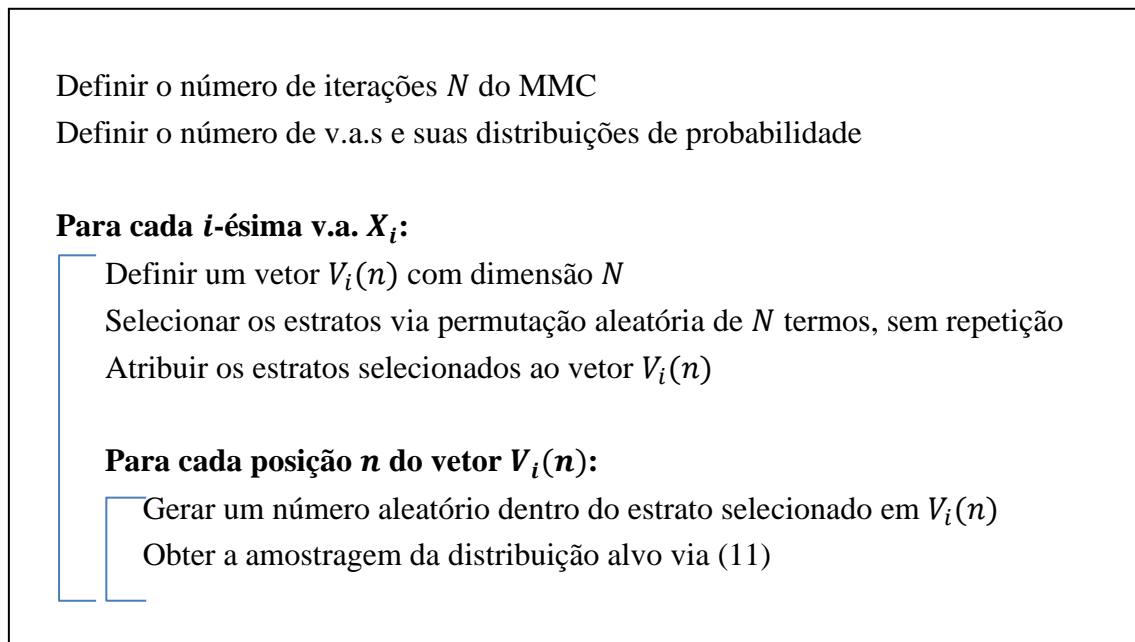


Figura 12- Algoritmo do LHS

Fonte: Elaborado pelo autor

4.1.2 Quase-Monte Carlo (*Quasi-Monte Carlo*, QMC)

Conforme explicado na seção 2.2, o QMC utiliza sequências determinísticas de baixa discrepância em vez da amostragem pseudo-aleatória, com o intuito de cobrir mais uniformemente o domínio amostral. Para este estudo de caso, optou-se por utilizar a sequência de Halton, por ser uma das sequências de baixa discrepância mais básicas.

A sequência de Halton é multidimensional⁹, varia de $[0, 1]$, e é construída através da inversão da representação na base b da sequência de números naturais (ou números inteiros positivos). Segundo [151], sua formulação é realizada através de (12) e (13). A equação (12) refere-se à representação do número natural n_h da base b na base decimal, sendo $a_i(n_h)$ o

⁹ Halton é a generalização multidimensional da sequência (unidimensional) de Van Der Corput. As equações (12) e (13) também se aplicam à Van Der Corput.

i -ésimo dígito usado na conversão de bases, e sendo m o menor inteiro tal que $a_i(n_h) = 0$ para todo $i > m$. Já (13) é a expressão do n_h -ésimo termo da sequência de Halton na base decimal, considerando-se a inversão da representação na base b . Ressalta-se que os dígitos $a_i(n_h)$ em (13) são os mesmos usados em (12).

$$n_h = \sum_{i=0}^m a_i(n_h) b^i \quad (12)$$

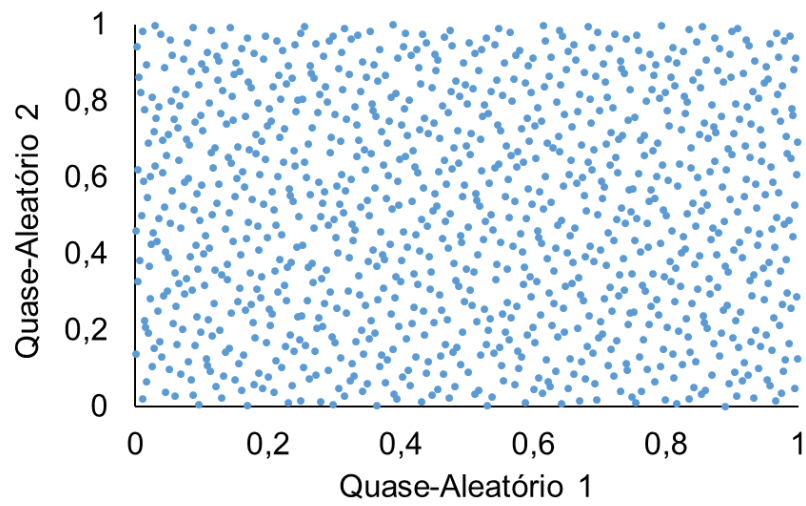
$$\Phi_b(n_h) = \sum_{i=0}^m a_i(n_h) b^{-i-1} \quad (13)$$

Para cada dimensão (ou v.a.) de Halton, usa-se um número primo diferente. Por exemplo, para as dimensões 1, 2 e 3 usam-se as bases 2, 3 e 5, respectivamente. Bases mais altas implicam em um ciclo e tempo computacional maiores.

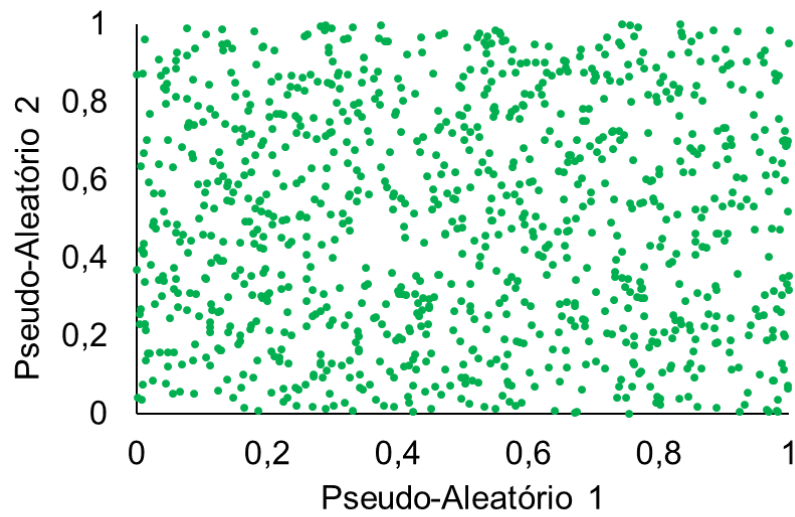
A tabela 4 apresenta os 15 primeiros termos de cinco dimensões de Halton. Na última linha da tabela, são exibidas as bases para cada dimensão. Por exemplo, o número 7 na base decimal é igual a 21 na base 3, pois $2 \times 3^1 + 1 \times 3^0 = 7$, conforme (12). Mantendo-se os mesmos dígitos usados em (12), calcula-se o 7º termo de Halton via (13), obtendo-se $\Phi_3(7) = 2 \times 3^{-2} + 1 \times 3^{-1} = 0,556$.

A figura 13 exibe pares de números gerados através de amostragem quase-aleatória e pseudo-aleatória. Como esperado, visualmente é possível notar uma maior uniformidade na amostragem quase-aleatória, podendo implicar em resultados superiores em termos de precisão e velocidade de convergência do MMC.

A figura 14 exibe o algoritmo do QMC utilizado no estudo de caso. Como o QMC se trata de uma sequência determinística, foi gerada uma semente aleatória para cada v.a. (ou dimensão de Halton) em cada simulação do MMC, o que altera o início da sequência em cada dimensão e simulação. Assim como para o LHS, é utilizado o método da transformada inversa para a amostragem da distribuição alvo. Aliás, é possível notar uma semelhança entre os algoritmos do LHS e QMC (exibidos na figura 12 e figura 14, respectivamente). Segundo [50], é possível demonstrar que uma amostra do LHS é um tipo de sequência de baixa discrepância “embaralhada”.



a)



b)

Figura 13- Comparação de 1.000 pares de números gerados através de: a) amostragem quase-aleatória (Halton, QMC); b) amostragem pseudo-aleatória (CMC)

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 4 – Primeiros termos de cinco seqüências de Halton

Posição do termo	Dimensão				
	1	2	3	4	5
1	0,5	0,333	0,2	0,143	0,091
2	0,25	0,667	0,4	0,286	0,182
3	0,75	0,111	0,6	0,429	0,273
4	0,125	0,444	0,8	0,571	0,364
5	0,625	0,778	0,04	0,714	0,455
6	0,375	0,222	0,24	0,857	0,545
7	0,875	0,556	0,44	0,02	0,636
8	0,063	0,889	0,64	0,163	0,727
9	0,563	0,037	0,84	0,306	0,818
10	0,313	0,37	0,08	0,449	0,909
11	0,813	0,704	0,28	0,592	0,008
12	0,188	0,148	0,48	0,735	0,099
13	0,688	0,481	0,68	0,878	0,19
14	0,438	0,815	0,88	0,041	0,281
15	0,938	0,259	0,12	0,184	0,372
Base	2	3	5	7	11

Fonte: Elaborado pelo autor

Definir o número de iterações N do MMC

Definir o número de v.a.s e suas distribuições de probabilidade

Para cada i -ésima v.a. X_i :

Definir um vetor $V_i(n)$ com dimensão N

Definir uma semente aleatória

Calcular o i -ésimo número primo

Gerar uma seqüência de Halton com N termos a partir de (12) e (13), considerando-se a semente gerada e o i -ésimo número primo

Atribuir a seqüência gerada ao vetor $V_i(n)$

Para cada posição n do vetor $V_i(n)$:

Obter a amostragem da distribuição alvo via (11), usando-se o termo da seqüência de Halton $V_i(n)$ ao invés da v.a. uniforme U

Figura 14- Algoritmo do QMC

Fonte: Elaborado pelo autor

4.1.3 Amostragem por Importância (*Importance Sampling, IS*)

Como já mencionado na seção 2.2, o IS consiste em alterar a f.d.p. tal que os eventos mais importantes ocorram com maior probabilidade, visando minimizar a variância do estimador. Diferentemente do LHS e QMC, o IS requer uma simulação prévia de treinamento, que antecede a execução propriamente dita. Isso aumenta o tempo computacional e a complexidade do método, podendo ser considerada uma desvantagem. No treinamento, é estimada a f.d.p. de amostragem por importância, enquanto na execução é calculado o estimador desejado através da amostragem da f.d.p. computada no treinamento.

Considere o indicador ℓ de (1). Seja g uma f.d.p. tal que Hf seja dominada por g , isto é, $g(x) = 0$ implica em $H(x)f(x) = 0$. Esta f.d.p. é denominada densidade de amostragem por importância. Então, ℓ pode ser representada conforme (14):

$$\ell = \int H(x) \frac{f(x)}{g(x)} g(x) dx = E_g \left[H(X) \frac{f(X)}{g(X)} \right] \quad (14)$$

sendo E_g a esperança calculada em termos de g . Assim, pode-se calcular o estimador de amostragem por importância $\hat{\ell}_{IS}$ a partir de n amostras independentes $X_1, X_2 \dots X_n$ geradas através da f.d.p. g , conforme (15):

$$\hat{\ell}_{IS} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N H(X_i) \frac{f(X_i)}{g(X_i)} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N H(X_i) W(X_i) \quad (15)$$

sendo $W(X) = \frac{f(X)}{g(X)}$ a razão de probabilidade (ou *likelihood ratio*). Em particular, quando $f(X) = g(X)$, $W(X) = 1$, de maneira que o estimador de amostragem por importância de (15) torna-se o estimador de CMC de (2), isto é, $\hat{\ell}_{IS} = \hat{\ell}$.

Como exemplo, supondo-se que $f(\mathbf{X}, \mathbf{u})$ e $g(\mathbf{X}, \mathbf{v})$ sigam distribuições de Bernoulli $\text{Ber}(u)$ e $\text{Ber}(p)$, respectivamente, sendo \mathbf{X} um vetor de v.a.s, e sendo \mathbf{u} e \mathbf{v} os vetores de probabilidades de sucesso, a razão de probabilidades pode ser calculada conforme em (16):

$$W(\mathbf{X}; \mathbf{u}, \mathbf{v}) = \frac{f(\mathbf{X}, \mathbf{u})}{g(\mathbf{X}, \mathbf{v})} = \prod_{i=1}^N \frac{u_i^{X_i} (1 - u_i)^{1-X_i}}{v_i^{X_i} (1 - v_i)^{1-X_i}}, \quad \mathbf{X}, \mathbf{u}, \mathbf{v} \in [0,1]. \quad (16)$$

O processo de escolha da densidade de amostragem de importância usada em (15) pode ser formulado como um problema de otimização com objetivo de minimizar a variância. Para este estudo de caso, optou-se por utilizar o algoritmo CE para calcular a distribuição da amostragem de importância. Suponha-se que $f(\mathbf{X})$ e $g(\mathbf{X})$ pertençam à mesma família paramétrica, tal que $f(\mathbf{X}) = f(\mathbf{X}, \mathbf{u})$ e $g(\mathbf{X}) = f(\mathbf{X}, \mathbf{v})$, sendo \mathbf{u} o vetor paramétrico nominal e \mathbf{v} o vetor paramétrico de referência. Segundo [21], o i -ésimo componente do vetor \mathbf{v} pode ser estimado via CE através de (17):

$$\hat{v}_i = \frac{\sum_{k=1}^N H(\mathbf{X}_k) X_{ki}}{\sum_{k=1}^N H(\mathbf{X}_k)}. \quad (17)$$

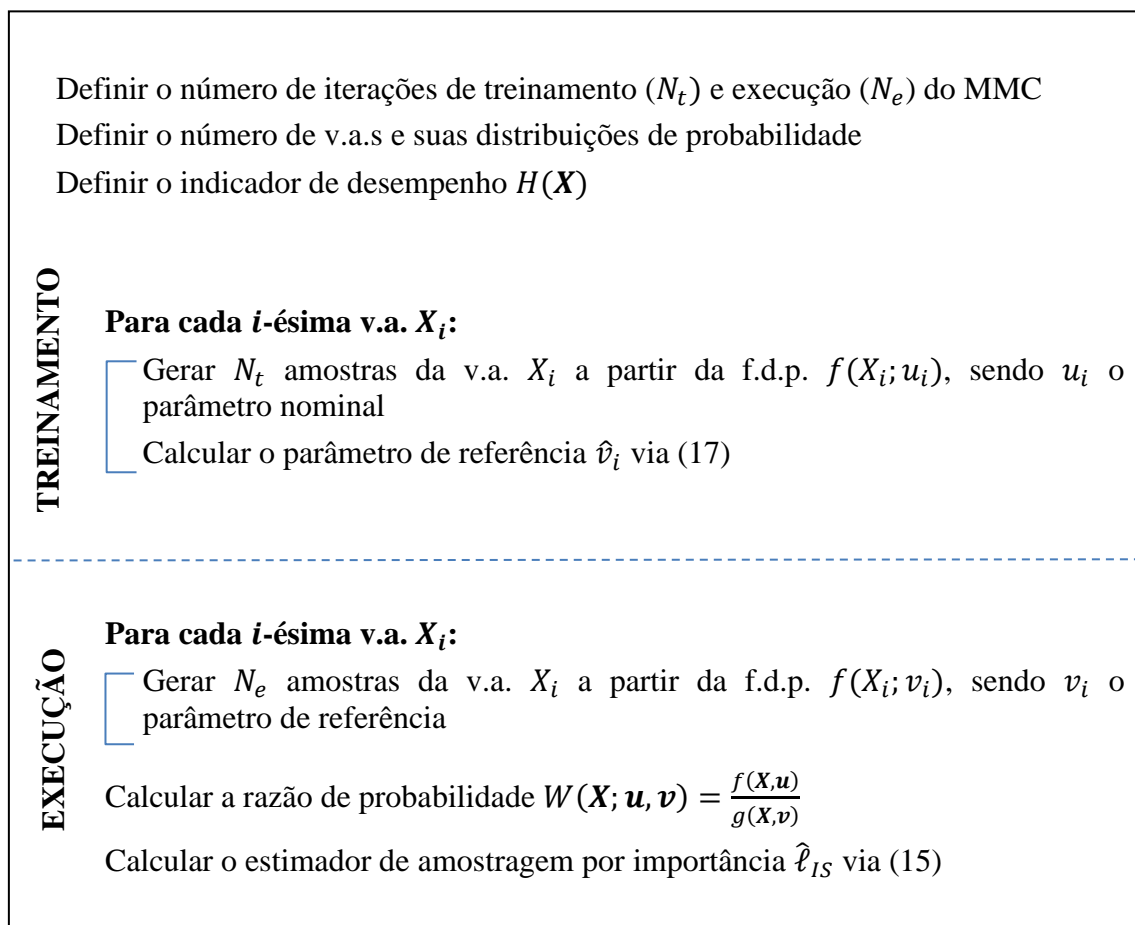


Figura 15- Algoritmo do IS

Fonte: Elaborado pelo autor

A figura 15 exibe o algoritmo do IS utilizado no estudo de caso, indicando as fases de treinamento e execução. Observa-se que a amostragem das v.a.s ocorre em ambas as fases, sendo realizada utilizando-se \mathbf{u} no treinamento e \mathbf{v} na execução. O objetivo do treinamento é estimar o valor de \mathbf{v} que minimiza a variância através do método CE. Já a execução visa calcular o estimador $\hat{\ell}_{IS}$, considerando-se a amostragem a partir de \mathbf{v} , estimado no treinamento. Ressalta-se que esse algoritmo básico pode ainda ser modificado para o cálculo de eventos raros, visando obter uma redução ainda mais significativa de variância, como detalhado em [21].

4.1.4 Considerações sobre problemas com muitas dimensões

Em aplicações práticas com muitas dimensões (ou v.a.s), as técnicas estudadas podem não necessariamente apresentar resultados superiores ao CMC. Se por um lado a precisão do estimador pode ser deteriorada em problemas multidimensionais, a modelagem da correlação entre v.a.s pode aumentar ainda mais a complexidade da aplicação dessas técnicas, podendo ser mais pertinente adotar o CMC devido a sua flexibilidade e facilidade de implementação.

No caso do QMC, a discrepância das sequências quase-aleatórias aumenta exponencialmente com a dimensionalidade do problema [50]. A figura 23 exibe a amostragem da sequência de Halton, para as dimensões 20 e 21. Observa-se que os números gerados pelas dimensões 20 e 21 não cobrem adequadamente o domínio de amostragem, ao contrário da figura 13a, em que o domínio é preenchido de maneira uniforme pela amostragem das dimensões 1 e 2. Segundo [151], a sequência de Halton não apresenta resultados satisfatórios para mais de 14 dimensões. Por isso, em [50] recomenda-se o mapeamento das v.a.s mais importantes, ordenando-as em ordem decrescente de importância, já que as dimensões iniciais das sequências tendem a apresentar uma maior uniformidade (menor discrepância). Como alternativa, em [151] sugere-se o uso de um método híbrido baseado no LHS, em que a primeira dimensão é amostrada via Halton base 2 (também chamada de sequência de Van Der Corput), e as demais dimensões correspondem a permutações aleatórias independentes dos elementos da primeira dimensão.

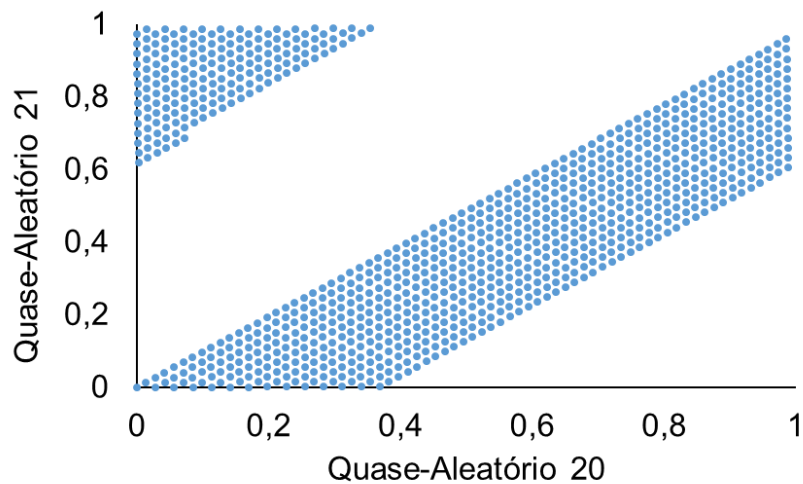


Figura 16- Amostragem de 1.000 pares de números da sequência de Halton, para as dimensões 20 e 21

Fonte: Elaborado pelo autor

Segundo [50], o LHS proporciona uma redução na variância em relação ao CMC apenas na componente unidimensional do integrando do estimador (1), sendo, portanto, mais indicado em casos com baixas dimensões. Além disso, a estratificação das distribuições univariadas via LHS promove uma uniformidade univariada, mas não se aplica a relações multivariadas [152]. Por isso, em [152] é proposta a amostragem de hipercubo latino para modelos multivariados (*Latin hypercube sampling with multidimensional uniformity*, LHSMDU) com o intuito de aumentar a uniformidade na amostragem multidimensional, sendo as correlações modeladas através de uma decomposição de Cholesky.

Com relação ao IS, a razão de probabilidade $W(\mathbf{X})$ sofre uma degeneração conforme se aumenta a dimensão de \mathbf{X} . Essa degeneração significa que $W(\mathbf{X})$ pode assumir valores próximos de zero com alta probabilidade, mas também pode assumir valores muito grandes com baixa probabilidade, porém significativa. Como consequência, a variância do estimador pode se tornar elevada em casos com muitas dimensões [21]. Um método sugerido por [21] para prevenir essa degeneração, é o *screening method*, o qual permite reduzir a dimensionalidade do problema ao se considerar apenas as v.a.s mais relevantes para o modelo, também chamadas de *bottlenecks*. Essa técnica não apenas implica em uma redução de custo computacional – devido à redução da dimensionalidade em si –, como também propicia uma maior redução de variância, já que o $W(\mathbf{X})$ calculado através de um produtório com menos elementos passa a ser menos “ruidoso”.

4.2 Estudo de caso de uma rede teste do IEEE com poucas dimensões

O estudo de caso proposto consiste em utilizar uma rede teste do IEEE com poucas dimensões, para se calcular diferentes indicadores de tensão, através de técnicas avançadas do MMC. A esta rede é conectada GD, sendo que cada gerador possui uma probabilidade de ser habilitado em cada iteração do MMC. As simulações são executadas através do OpenDSS via Interface COM, com o modo de simulação *snapshot* (fluxo de potência para um único instante de tempo).

O circuito analisado no estudo de caso é a rede IEEE 13 barras, ilustrado na figura 17. Há um total de 9 cargas, representadas pelas setas vermelhas, e 2 capacitores, em azul. A tabela 5 exibe os dados das cargas e capacitores do circuito. A tensão nominal da barra 634 é 480 V, enquanto a tensão nominal das demais barras do circuito é 4,16 kV. O controle do regulador de tensão entre as barras 650 e 632 foi desabilitado, atribuindo-se aos *taps* os mesmos valores dos resultados publicados originalmente. Os demais dados do circuito estão disponíveis em [153].

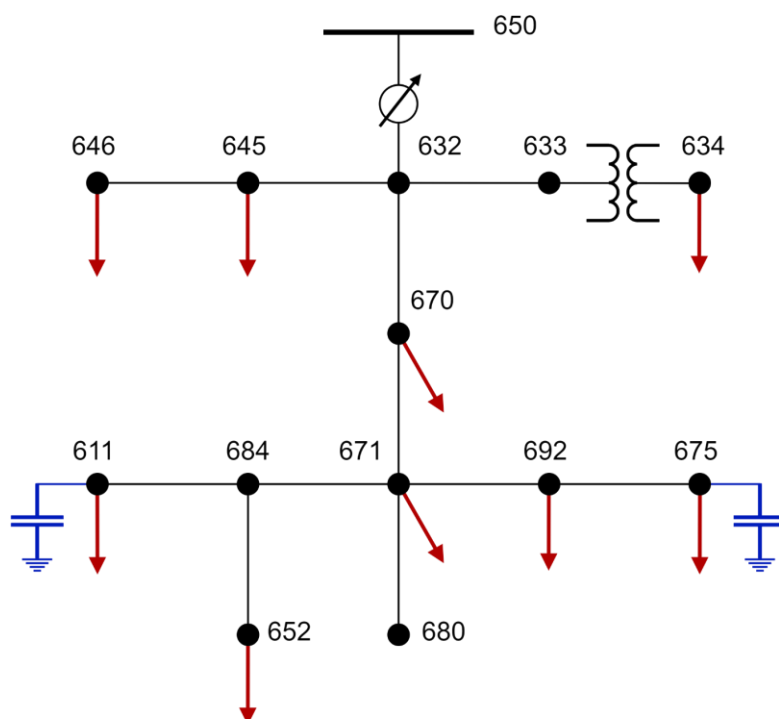


Figura 17- Circuito IEEE 13 Barras

Fonte: Elaborado pelo autor com base em [153]

Neste estudo de caso, foram adotadas premissas simples e diretas para a modelagem da GD, já que o foco está na análise das técnicas do MMC e não na modelagem apurada do problema em si. Nesse sentido, foram assumidos os seguintes pressupostos para a modelagem da GD:

- Foi incluída uma GD em cada barra com carga, com as seguintes características: a potência ativa da GD é a mesma da respectiva carga; a GD está conectada às mesmas fases que a respectiva carga; e a GD possui fator de potência (FP) igual a 0,9;
- A cada iteração do MMC, cada GD possui uma probabilidade de ser habilitada, seguindo uma distribuição de Bernoulli com sucesso igual a 0,6.

A tabela 6 mostra as principais características dos geradores modelados no estudo de caso. Os indicadores de desempenho estimados são:

- Média da magnitude de tensão em pu nas barras;
- Número de barras com tensão acima de 1,05 pu;
- Número de barras com tensão acima de 1,09 pu.

Para todos os indicadores, consideram-se apenas as barras com carga, nas quais a GD é conectada. Dessa forma, o maior valor que os indicadores de violação de tensão podem assumir é 9, que é o número total de barras com carga. Ao final de cada simulação do MMC, são computados os estimadores dos indicadores, através do cálculo das médias de cada iteração.

Tabela 5 – Dados originais das cargas e capacitores do circuito IEEE 13 Barras

Tipo	Nome	Barra	Nº de Fases	kW	kvar
Carga	671	671	3	1155	660
Carga	634a	634	1	160	110
Carga	634b	634	1	120	90
Carga	634c	634	1	120	90
Carga	645	645	1	170	125
Carga	646	646	1	230	132
Carga	692	692	1	170	151
Carga	675a	675	1	485	190
Carga	675b	675	1	68	60
Carga	675c	675	1	290	212
Carga	611	611	1	170	80
Carga	652	652	1	128	86
Carga	670a	670	1	17	10
Carga	670b	670	1	66	38
Carga	670c	670	1	117	68
Capacitor	Cap1	675	3	–	600
Capacitor	Cap2	611	1	–	100

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 6 – Dados dos geradores modelados no estudo de caso

Nome	Barra	Nº de Fases	kW	kvar	FP	Probabilidade de Sucesso (f.d.p. de Bernoulli)
Gerador1	671	3	1155	559,4	0,9	0,6
Gerador2	634	3	400	193,7	0,9	0,6
Gerador3	645	1	170	82,3	0,9	0,6
Gerador4	646	1	230	111,4	0,9	0,6
Gerador5	692	1	170	82,3	0,9	0,6
Gerador6	675	3	843	408,3	0,9	0,6
Gerador7	611	1	170	82,3	0,9	0,6
Gerador8	652	1	128	62,0	0,9	0,6
Gerador9	670	3	200	96,9	0,9	0,6

Fonte: Elaborado pelo autor

4.3 Resultados do estudo de caso da rede IEEE

Nesta seção são analisados os resultados do estudo de caso proposto, obtidos através do CMC, LHS, QMC e IS. Em seguida, devido à maior complexidade de implementação do IS, são expostas algumas considerações sobre esta técnica na seção 4.3.1. Por fim, na seção 4.3.2, é analisada a técnica híbrida IS-QMC, com o intuito de aprimorar ainda mais a precisão do MMC.

A tabela 7 mostra os resultados gerais do estudo de caso, exibindo-se a média, desvio padrão e o coeficiente β de cada indicador de desempenho, estimados para 100 simulações do MMC, sendo cada simulação composta por 1000 iterações. Em particular, para o IS, também é realizada uma simulação prévia de treinamento, composta por 10.000 iterações, para cada indicador. Nota-se que a média dos indicadores estimada através das técnicas estudadas converge com a calculada via CMC. Com base nas estimativas da média dos indicadores, pode-se afirmar que: a média da magnitude de tensão é 1,043 pu; a média do número de barras com tensão acima de 1,05 pu é 6,2 barras; e a média do número de barras com tensão acima de 1,09 pu é 0,37 barras. Nessa tabela também são exibidos os valores do desvio padrão e do coeficiente β , sendo β igual à razão entre o desvio padrão e a média¹⁰. Ressalta-se que os valores em negrito se referem aos menores coeficientes de β , indicando as técnicas que se destacaram para cada indicador de desempenho. Para analisar mais detalhadamente a precisão das técnicas, as figuras 18 a 20 exibem os coeficientes β calculados para 100 simulações do MMC, sendo que o número de iterações varia de 50 a 1000.

A figura 18 exibe o coeficiente β para a média de magnitude de tensão nas barras. Observa-se que as técnicas LHS e QMC obtiveram as maiores reduções de β , com destaque para a LHS, com um β inferior a 0,01% para todos os números de iterações e com uma convergência mais rápida de β que o QMC. Por outro lado, não foi possível reduzir o valor de β com o IS. Os pesos do algoritmo do IS pouco se alteraram, provavelmente porque o resultado obtido pelo CMC já é bastante preciso, com um β menor que 0,3% para todas as iterações. Para os demais indicadores, como será exposto a seguir, o IS é capaz de ajustar os pesos adequadamente.

¹⁰ O coeficiente de variação β é definido em mais detalhes no capítulo 2. Veja (6).

Tabela 7 – Resultados gerais do estudo de caso da rede IEEE 13 Barras

		Indicador de Desempenho		
		Magnitude de Tensão (pu)	Nº de barras com tensão acima de 1,05 pu	Nº de barras com tensão acima de 1,09 pu
Média *	CMC	1,04272	6,222	0,369
	LHS	1,04286	6,220	0,375
	QMC	1,04281	6,200	0,373
	IS	1,04279	6,215	0,374
Desvio Padrão *	CMC	0,000439	0,040	0,0276
	LHS	0,000030	0,039	0,0275
	QMC	0,000030	0,020	0,0068
	IS	0,000594	0,037	0,0050
Coeficiente β *	CMC	0,0421%	0,64%	7,49%
	LHS	0,0028%	0,62%	7,31%
	QMC	0,0029%	0,31%	1,83%
	IS	0,0569%	0,59%	1,32%

* em 100 simulações do MMC, sendo cada simulação composta por 1000 iterações.

Fonte: Elaborado pelo autor

A figura 19 exibe o coeficiente β para o indicador do número de barras com tensão acima de 1,05 pu. De maneira geral, todas as técnicas obtiveram redução no valor de β , sobretudo o QMC. Contudo, para o LHS, apesar de conseguir reduzir o β para grande parte do número de iterações, o valor de β apresentou bastante instabilidade, chegando a ultrapassar o valor do CMC para 400 e 800 iterações. Tanto o IS quanto o QMC mostraram-se mais estáveis que o LHS para este indicador.

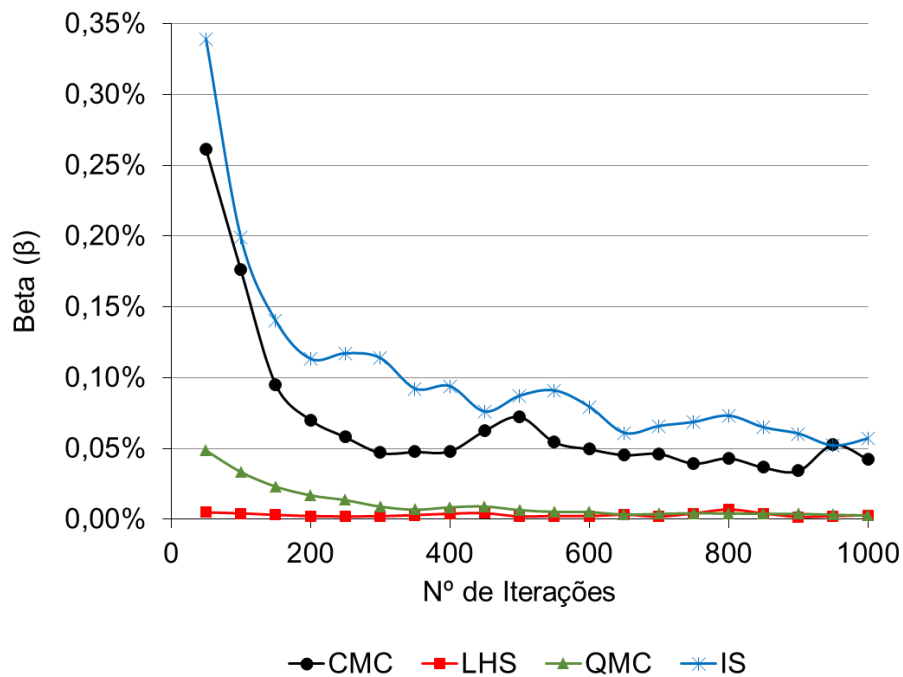


Figura 18- Coeficiente β calculado para o indicador de magnitude de tensão

Fonte: Elaborado pelo autor

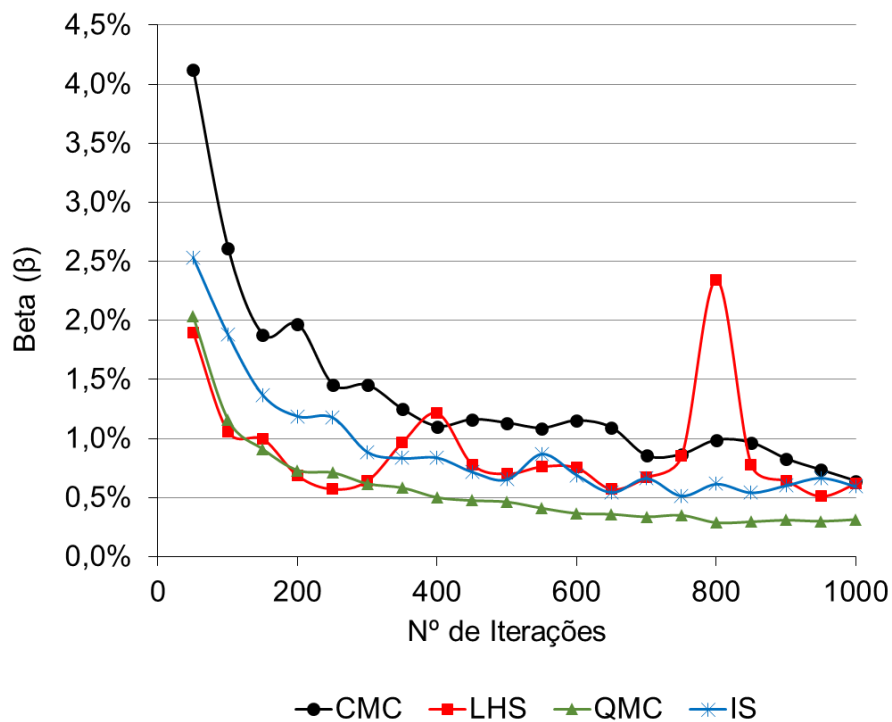


Figura 19- Coeficiente β calculado para o indicador do nº de barras com tensão acima de 1,05 pu

Fonte: Elaborado pelo autor

A figura 20 exibe o coeficiente β para o indicador do número de barras com tensão acima de 1,09 pu. Novamente, todas as técnicas obtiveram redução, de maneira geral, no

valor de β . Dessa vez, o IS apresentou os melhores resultados, inclusive com uma convergência mais veloz de β que as demais técnicas. Este desempenho do IS pode ser explicado pelo fato de o indicador em questão apresentar um alto desvio padrão em relação aos demais indicadores, com o β do CMC da ordem de 10% para a maioria dos números de iterações, o que pode favorecer o algoritmo do IS a encontrar mais adequadamente a f.d.p. de amostragem de importância que minimize a variância. Assim como para o outro indicador de violação de tensão, o β do LHS apresentou um comportamento instável, ultrapassando o β do CMC para alguns números de iterações. Essa instabilidade do LHS pode estar associada ao tamanho do estrato (dado pelo número de iterações) e à natureza do indicador em si, uma vez que o problema aparece somente para os indicadores de violação de tensão analisados, mas não ocorre para o indicador da média de tensão.

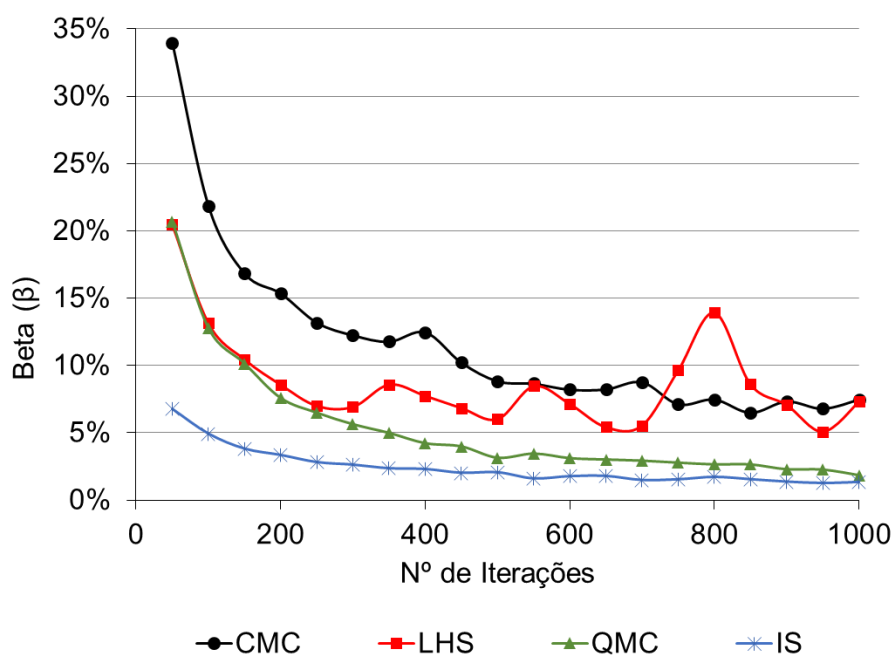


Figura 20- Coeficiente β calculado para o indicador do nº de barras com tensão acima de 1,09 pu

Fonte: Elaborado pelo autor

Os resultados obtidos pelas figuras 18 a 20 demonstram que cada uma das técnicas do MMC se destacou, em termos de redução de β , para cada um dos indicadores de desempenho estudados. O LHS obteve melhores resultados para o indicador da média da magnitude de tensão, porém se mostrou instável para os indicadores de violação de tensão. O QMC apareceu entre as duas melhores técnicas para todos os indicadores, seja de média ou de violação de tensão, obtendo os melhores resultados no caso do indicador de violações

de tensão acima de 1,05 pu. Por fim, o IS se destacou para o indicador de violações de tensão acima de 1,09 pu, possivelmente por conta do maior desvio padrão deste estimador.

4.3.1 Considerações sobre o IS

Devido à maior complexidade da operação do algoritmo do IS, esta seção visa detalhar o funcionamento dessa técnica. As figuras 21 a 23 e a tabela 8 se referem ao indicador do número de barras com tensão acima de 1,09 pu, para o qual o IS apresentou os melhores resultados em termos de precisão e convergência.

Na figura 21, são exibidos os histogramas do número de violações para o estimador de CMC original e para o estimador CMC com os pesos atualizados¹¹. Observe que para o primeiro estimador há uma grande ocorrência de iterações com nenhuma violação, já que valores acima de 1,09 pu são pouco prováveis de ocorrer. Dessa forma, a alta ocorrência de zeros aumenta o desvio padrão do estimador, aumentando consigo o valor de β . Por isso, o IS atua alterando os pesos de modo a reduzir o número de ocorrência de zeros e favorecer a ocorrência dos demais números de violações, aumentando a precisão do estimador.

A figura 22 exhibe o histograma do estimador de IS, cuja moda (0,4) é muito próxima ao estimador do CMC (0,37), conforme exibido na tabela 7. Ou seja, para cada iteração da simulação do MMC usando-se o IS, há uma alta ocorrência de valores próximos ao estimador de CMC, aumentando-se a precisão do estimador e acelerando sua convergência.

A tabela 8 mostra uma alteração considerável dos pesos do algoritmo do IS, sendo: \mathbf{u} o vetor paramétrico nominal, composto pelas probabilidades iniciais de sucesso; e \mathbf{v} o vetor paramétrico de referência, com as probabilidades de sucesso corrigidas tal que se minimize a variância (através do método CE). Observe, por exemplo, que o algoritmo prioriza geradores como 1 e 6, pois estão associados a um maior número de violações, favorecendo a convergência do estimador do IS.

¹¹ O estimador CMC com os pesos atualizados não é exatamente o estimador de IS, porque, embora já se considere os pesos atualizados na amostragem aleatória dos estados do modelo, foi utilizada (2) e não (15) para calcular o estimador. O estimador de IS calculado via (15) é exibido na figura 22. O estimador CMC com os pesos atualizados é exibido na figura 21 apenas para esclarecer o funcionamento do IS, não tendo nenhum real significado na forma em que se encontra.

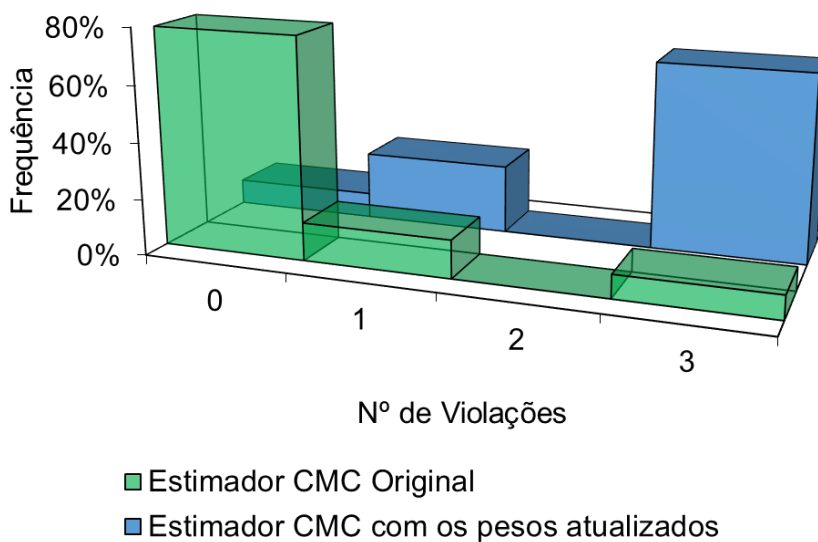


Figura 21- Comparação entre o estimador CMC original e o estimador CMC com os pesos atualizados (via algoritmo do IS)

Fonte: Elaborado pelo autor

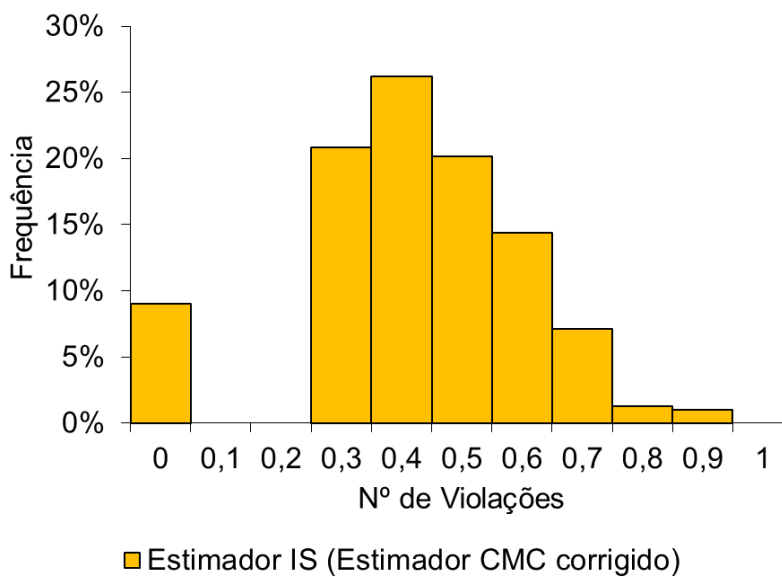


Figura 22- Histograma do estimador IS do indicador do número de barras com tensão acima de 1,09 pu

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 8 – Pesos do algoritmo do IS atualizados (via CE)

Gerador	Barra	u	v
1	671	0,6	1,00
2	634	0,6	0,72
3	645	0,6	0,91
4	646	0,6	0,62
5	692	0,6	0,60
6	675	0,6	1,00
7	611	0,6	0,65
8	652	0,6	0,24
9	670	0,6	0,68

Fonte: Elaborado pelo autor

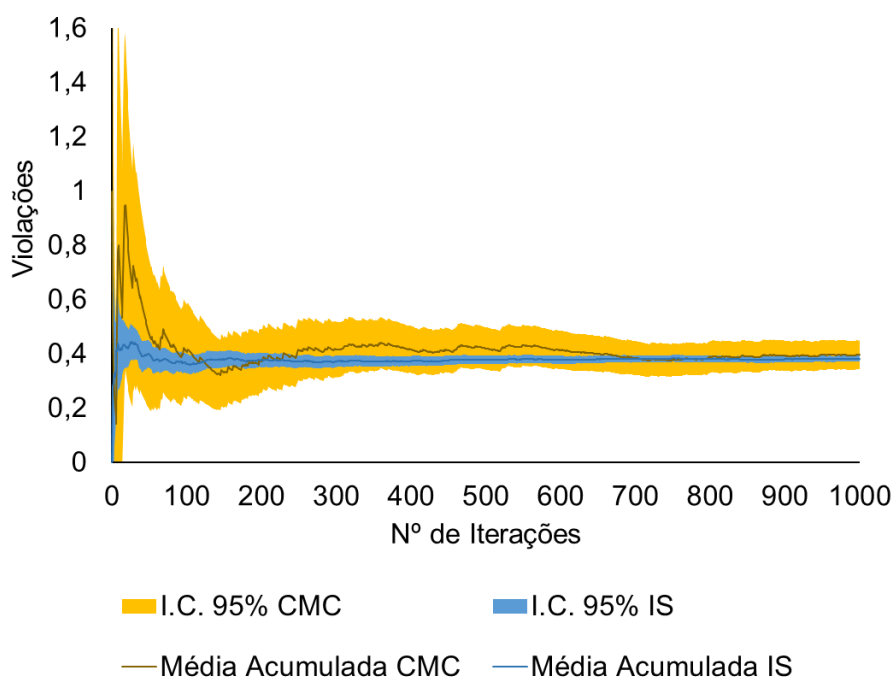


Figura 23- Comparação entre CMC e IS em termos de intervalo de confiança, para o indicador do nº de barras com tensão acima de 1,09 pu

Fonte: Elaborado pelo autor

A figura 23 mostra os intervalos de 95% de confiança^{12 13} calculados para o CMC e IS. Nota-se que a faixa de intervalos de confiança do IS (em azul) está contida na faixa do CMC (em laranja), evidenciando que o estimador do IS converge para o estimador do CMC, inclusive de maneira mais acelerada e com maior precisão.

4.3.2 Considerações sobre a técnica híbrida IS-QMC

As técnicas estudadas podem ser combinadas com o intuito de se obter resultados superiores em termos de precisão e convergência. Como exemplo, nesta seção é demonstrado o aprimoramento obtido com a técnica híbrida IS-QMC. Recorda-se que a margem de erro calculada via MMC depende da razão $\frac{S}{\sqrt{N}}$, conforme em (5). Segundo [50], técnicas de redução de variância como LHS e IS afetam o termo S dessa razão enquanto o QMC acelera o termo \sqrt{N} , indicando uma complementariedade entre essas técnicas. As referências [154], [155] são exemplos de trabalhos recentes que combinam IS com QMC.

Para aprimorar os resultados obtidos pelo IS, implementa-se a técnica híbrida IS-QMC da seguinte maneira: utilizando-se os mesmos pesos atualizados no treinamento do IS, exibidos na tabela 8, calcula-se o estimador de IS de (15) a partir de sequências quase-aleatórias para a amostragem das v.a.s do estudo de caso, ao invés da amostragem pseudo-aleatória. A figura 24 ilustra a redução no valor de β obtida com a implementação da técnica híbrida, para o indicador do número de barras com tensão acima de 1,09 pu. O coeficiente β foi calculado para 100 simulações do MMC, variando-se de 50 a 1000 iterações. Nota-se uma redução em média de 20% no valor de β , ultrapassando 30% para determinados números de iterações.

¹² O intervalo de confiança e sua respectiva margem de erro estão definidos em mais detalhes no capítulo 2. Veja (4) e (5).

¹³ Diferentemente da análise exibida nas figuras 18 a 20, em que se calculou o estimador (coeficiente β) para 100 simulações do MMC, na figura 23 foi calculada a média *acumulada* em uma única simulação do MMC ao longo de 1000 de iterações, de modo que a média acumulada na última iteração considera os valores calculados nas iterações anteriores.

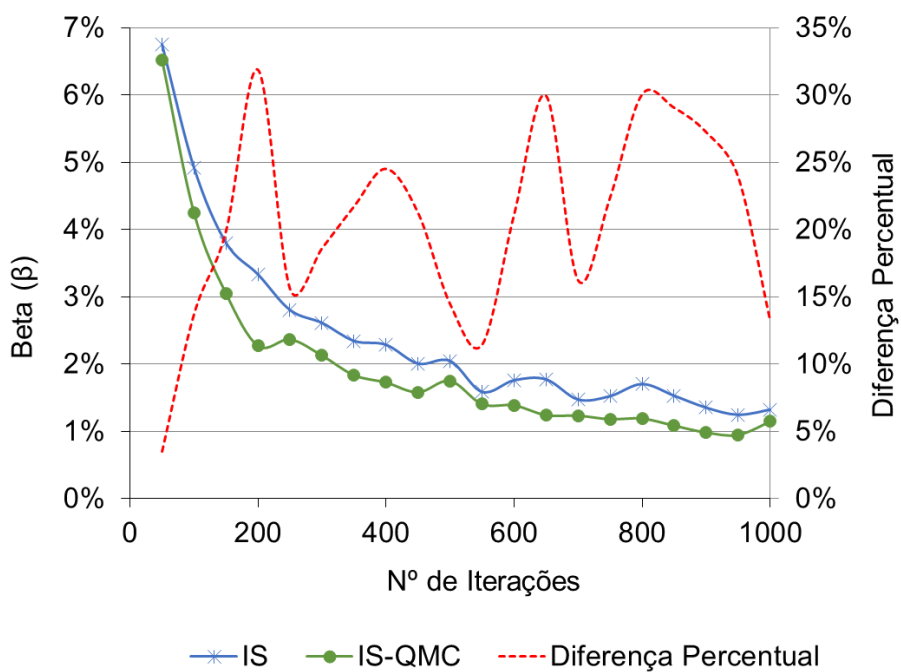


Figura 24- Comparação entre IS e IS-QMC para o indicador do nº de barras com tensão acima de 1,09 pu

Fonte: Elaborado pelo autor

Capítulo 5 - Metodologia proposta baseada no modelo de difusão de GDFV para a análise de redes elétricas com altas dimensões

Este capítulo apresenta a metodologia desenvolvida para analisar estocasticamente os impactos técnicos da GDFV no decorrer do tempo e ao longo das redes de distribuição. Primeiramente, na seção 5.1, é detalhado o modelo estocástico proposto, baseado no modelo de difusão de Bass. Em seguida, na seção 5.2, é apresentada a metodologia para a análise de impacto da GDFV, considerando-se o modelo estocástico da seção 5.1.

Ao contrário do capítulo 4, em que se analisa uma rede teste do IEEE de pequeno porte com um número baixo de dimensões, no presente capítulo é proposta uma metodologia voltada a sistemas elétricos de grande porte, considerando-se altas dimensões. No que se refere às técnicas avançadas do MMC estudadas no capítulo 4, as melhorias obtidas por elas em termos de precisão e convergência podem ser comprometidas em casos multidimensionais por conta da alta complexidade do problema, conforme discutido na seção 4.1.4. Por essa razão, na metodologia proposta no presente capítulo, optou-se por adotar somente o CMC, devido a maior flexibilidade desse método. Mais adiante, no capítulo 6, a metodologia é aplicada em um alimentador real de distribuição, com 2524 consumidores, sendo que vários tipos de v.a.s são modeladas para cada consumidor, ultrapassando-se 10 mil v.a.s no total. Além do expressivo número de v.a.s em si, a correlação entre v.a.s aumenta ainda mais a complexidade da simulação, dificultando a aplicação das técnicas mencionadas.

5.1 Formulação do modelo estocástico proposto

Nesta seção é apresentado o modelo estocástico proposto, destacando-se a v.a. associada ao tempo no modelo de difusão de tecnologias de Bass e Beck. Essa variável é fundamental para a análise técnica do impacto da GDFV em redes de BT pois permite identificar a localização dos trechos da rede com maior probabilidade de conexão de GDFV, bem como a previsão do ano a partir do qual impactos técnicos significativos devem começar

a ocorrer. O modelo estocástico ainda inclui outras v.a.s que não possuem relação direta com o modelo de difusão, sendo mencionadas sucintamente ao final da seção.

Seja T a v.a. correspondente a um determinado período de tempo para que os indivíduos de uma população adotem o sistema FV. Baseado em [31], a F.D.P. F_T é dada por (18):

$$F_T(t) = \begin{cases} \frac{1 - e^{-(p+q)t}}{1 + \frac{q}{p} e^{-(p+q)t}} & , t > 0 \\ 0 & , t < 0 \end{cases} \quad (18)$$

sendo p e q constantes reais positivas e denominadas, respectivamente, coeficiente de inovação (influência externa ao processo de difusão) e de imitação (influência interna ao processo de difusão).

A figura 25 mostra o comportamento dos adotantes ao longo dos anos segundo a teoria de Rogers [35]. Teoricamente, há cinco perfis de adotantes, classificados de acordo com o tempo de adoção da inovação. São eles: inovadores; adotantes iniciais; maioria inicial; maioria tardia; e retardatários. Os *inovadores* são os indivíduos que adotam a inovação independentemente da influência de outros indivíduos no sistema social. Para os demais perfis – definidos como *imitadores* – assume-se que há uma pressão social no tempo de adoção de cada indivíduo, de modo que essa pressão aumenta conforme se eleva o número de adotantes. As diversas influências no processo de difusão são representadas no modelo de Bass pelas constantes p e q , sendo que p se refere aos inovadores, enquanto q se refere aos imitadores [31].

Seja g o grupo de adotantes com algumas características em comum, como nível similar de consumo de energia elétrica ou morando no mesmo bairro. Assim, define-se o mercado potencial preliminar (MPP_g) como a quantidade total de unidades consumidoras do grupo g com condições econômicas mínimas para a adoção da tecnologia, além de outros fatores limitantes, como área de telhado e condições de sombreamento. Além disso, denota-se por MPF_g o mercado potencial final do grupo g , o qual corresponde a uma fração fixa do MPP_g , dado em número de adotantes. Dessa forma, o MPF_g é calculado por (19):

$$MPF_g = FMM_g MPP_g \quad (19)$$

sendo FMM_g a fração máxima de mercado que possivelmente adotará a tecnologia, dado tempo suficiente de difusão.

No caso da difusão de sistemas FVs, o MPP_g corresponde à quantidade total de unidades consumidoras do grupo g com condições econômicas mínimas para a adoção da tecnologia, além de outros fatores limitantes como área de telhado e condições de sombreamento. Por outro lado, o MPF_g corresponde a um subconjunto do MPP_g em que os consumidores, além de possuírem condições mínimas de instalação, também teriam interesse em adotar a tecnologia.

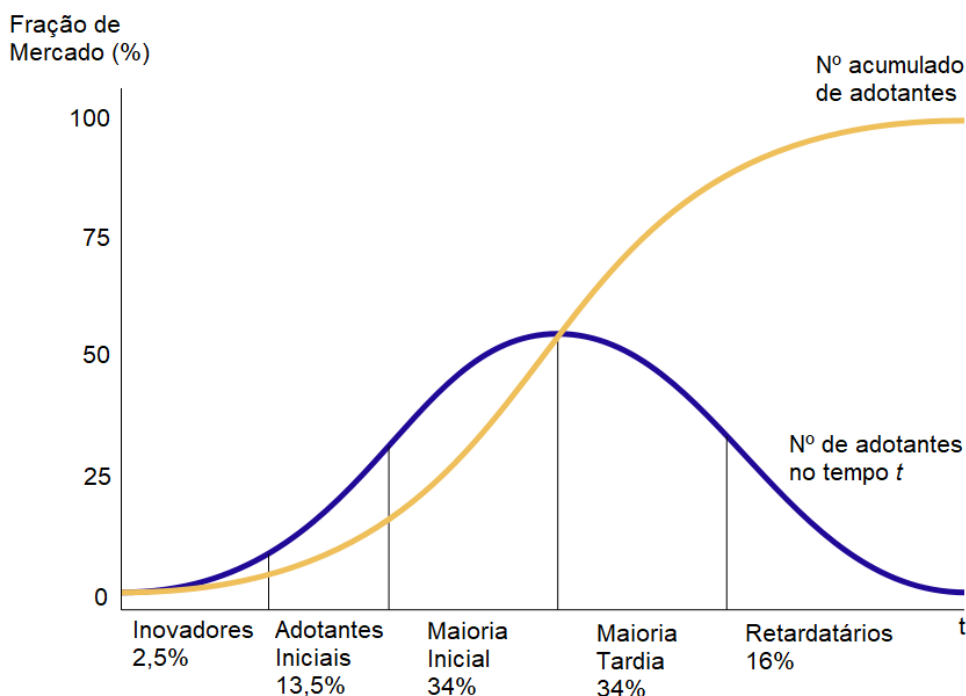


Figura 25- Curva de Difusão de Inovações

Fonte: Adaptado de [35]

O número acumulado de adotantes do grupo g , previsto até o ano t , denotado por $N_g(t)$, pode ser obtido através de (20):

$$N_g(t) = MPF_g F_T(t) \quad (20)$$

Em 2009, Beck [37] aplicou o modelo de difusão de Bass para prever a adoção de sistemas FVs no Arizona, EUA, incluindo uma alteração ao modelo. Ao perceber que fatores econômicos como incentivos públicos podem alterar significativamente a adoção de

sistemas FVs, Beck considera a FMM_g como função do tempo médio de *payback* simples, e não mais como uma constante.

A figura 26 exibe duas curvas empíricas da FMM_g obtidas de Kastovich e Navigant [156], [157]. A partir desses perfis, foi desenvolvida em [37] a equação (21) para estimar a FMM_g :

$$FMM_g(tm) = e^{-S_{PB} tm} \quad (21)$$

sendo tm o tempo médio de *payback* simples dado em anos e S_{PB} a sensibilidade do *payback* simples, medida em pu.

De acordo com [37], a figura 26 indica que o perfil médio das curvas empíricas se aproxima daquele representado por (21) para um valor fixo de S_{PB} igual a 0,3. Portanto, como S_{PB} tem um valor fixo em nossa abordagem, podemos omiti-lo do cálculo de FMM_g da seguinte forma: $FMM_g(S_{PB}, tm) = FMM_g(tm)$.

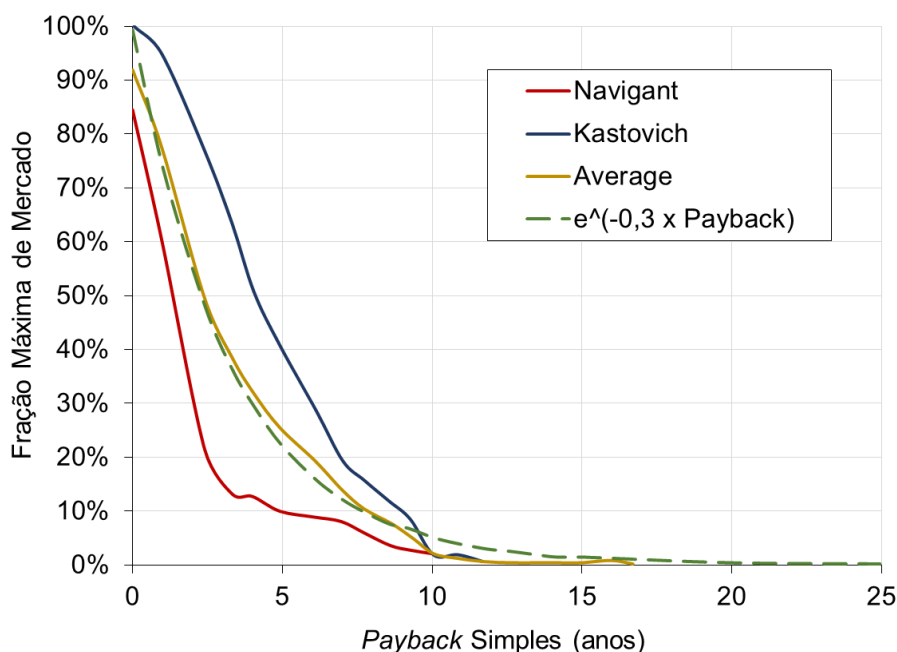


Figura 26- Fração Máxima de Mercado em função do tempo de retorno do *payback* simples

Fonte: Adaptado de [37]

Após o cálculo da $FMM_g(tm)$ obtém-se o valor do MPF_g , através de (21), substituindo FMM_g por $FMM_g(tm)$. Tem-se que:

$$MPF_g(tm) = FMM_g(tm) MPP_g \quad (22)$$

$$N_g(t, tm) = MPF_g(tm) F_T(t) \quad (23)$$

Embora a curva de FMM_g seja relevante para se estimar o número de adotantes, normalmente na literatura ela é aplicada ao conjunto MPP_g coletivamente, ignorando o aspecto local de cada indivíduo. Ou seja, o método comumente utilizado não estima a localidade, ao nível individual, em que a tecnologia deverá ser adotada. Essa abordagem assume a mesma probabilidade de cada unidade consumidora instalar GD. Embora essa premissa talvez possa ser aceitável em mercados FVs desenvolvidos, isso normalmente não se aplica à realidade de regiões em desenvolvimento como o Brasil. Portanto, para mercados FVs ainda não consolidados, essa informação local é fundamental na análise de impacto de GD, permitindo um direcionamento mais adequado de investimentos da distribuidora em reforços da rede elétrica.

Pode-se calcular a probabilidade de um indivíduo do grupo g instalar um sistema FV até o ano t , com tempo médio de *payback* tm , denotada por $Pgttm$, por (24):

$$Pgttm = \frac{N_g(t, tm)}{MPP_g} \quad (24)$$

A equação (24) indica que a probabilidade de instalação de um sistema FV é diferente para indivíduos de grupos (características) diferentes. É possível ainda reescrever (24), tal que $Pgttm$ não esteja em função de MPP_g , conforme (25):

$$\begin{aligned} Pgttm &= \frac{N_g(t, tm)}{MPP_g} = \frac{MPF_g(tm) F_T(t)}{MPP_g} = \\ &= \frac{FMM_g(tm) MPP_g F_T(t)}{MPP_g} = FMM_g(tm) F_T(t) \end{aligned} \quad (25)$$

Observa-se que o grupo g pode ser formado apenas por um indivíduo. Dessa forma, pode-se calcular a probabilidade de instalação de um sistema FV associada a cada indivíduo e que depende de dois fatores: $FMM_g(tm)$, relacionado ao *payback* individual; e $F_T(t)$, associado aos efeitos internos e externos da difusão (coeficientes p e q).

Em comparação com a abordagem coletiva tradicional da difusão de tecnologias, ressalta-se que o modelo individualizado proposto por (25) permite a consideração de outras variáveis ao cálculo da probabilidade individual de adoção, como fatores econômicos, sociais, técnicos, ambientais, etc. Esses fatores podem ser introduzidos para melhorar o modelo, determinando sua relação com FMM_g e $F_T(t)$. Portanto, esse modelo individualizado apresenta maior flexibilidade para a representação de fatores determinantes para a adoção de uma tecnologia de GD, podendo ser customizado com facilidade para diferentes cenários e tipos de estudos. Por exemplo, proprietários de casas de veraneio ou de mais de uma unidade consumidora poderiam ser influenciados por sua vizinhança de maneira distinta quanto à adoção de GDFV, e essas condições particulares poderiam ser representadas por uma nova variável em (25).

A figura 27 exibe o fluxograma do algoritmo para a habilitação dos sistemas FVs, indicando a forma como a v.a. T e o cálculo de P_{gttm} são considerados no MMC. As duas primeiras etapas, “Configurações iniciais” e “Cálculo dos parâmetros da difusão FV”, são executadas uma única vez e são responsáveis pela definição e cálculo de parâmetros do modelo de difusão, respectivamente. Por fim a terceira etapa, “Algoritmo para habilitar a GDFV no MMC”, é executada N vezes dentro do MMC. Essa etapa é encarregada de habilitar ou desabilitar a GDFV para cada consumidor com base na probabilidade P_{gttm} ¹⁴, calculada a partir dos parâmetros obtidos na etapa anterior.

Além da definição de T , outras v.a.s também são contempladas no modelo estocástico proposto para se considerar incertezas associadas à carga e à geração FV no cálculo do fluxo de potência. Devido à dificuldade ou à impossibilidade de obtenção de uma base de dados real detalhada e confiável para redes de BT, foram modeladas v.a.s relacionadas às curvas de carga, desequilíbrio entre fases, conexão de fases e à localização do consumidor ao longo da rede secundária. Ou seja, além da consideração de incertezas associadas à adoção de GD propriamente dita, também foram modeladas v.a.s para representar a incerteza da base de dados, especialmente no segmento de BT. A tabela 9 lista as v.a.s modeladas nesta tese.

¹⁴ A v.a. T é amostrada a partir de uma distribuição de Bernoulli, com probabilidade de sucesso P_{gttm} , ou $T \sim Ber(P_{gttm})$. Como Bernoulli é um caso particular da distribuição binomial para um número n de experimentos independentes iguais a 1, na prática, no que tange à programação em si, foi adotada a distribuição binomial tal que $T \sim B(n = 1, P_{gttm})$, já que não há uma função específica no VBA para a distribuição de Bernoulli. Para mais informações sobre essas e outras distribuições de probabilidade, recomenda-se a leitura de [158].

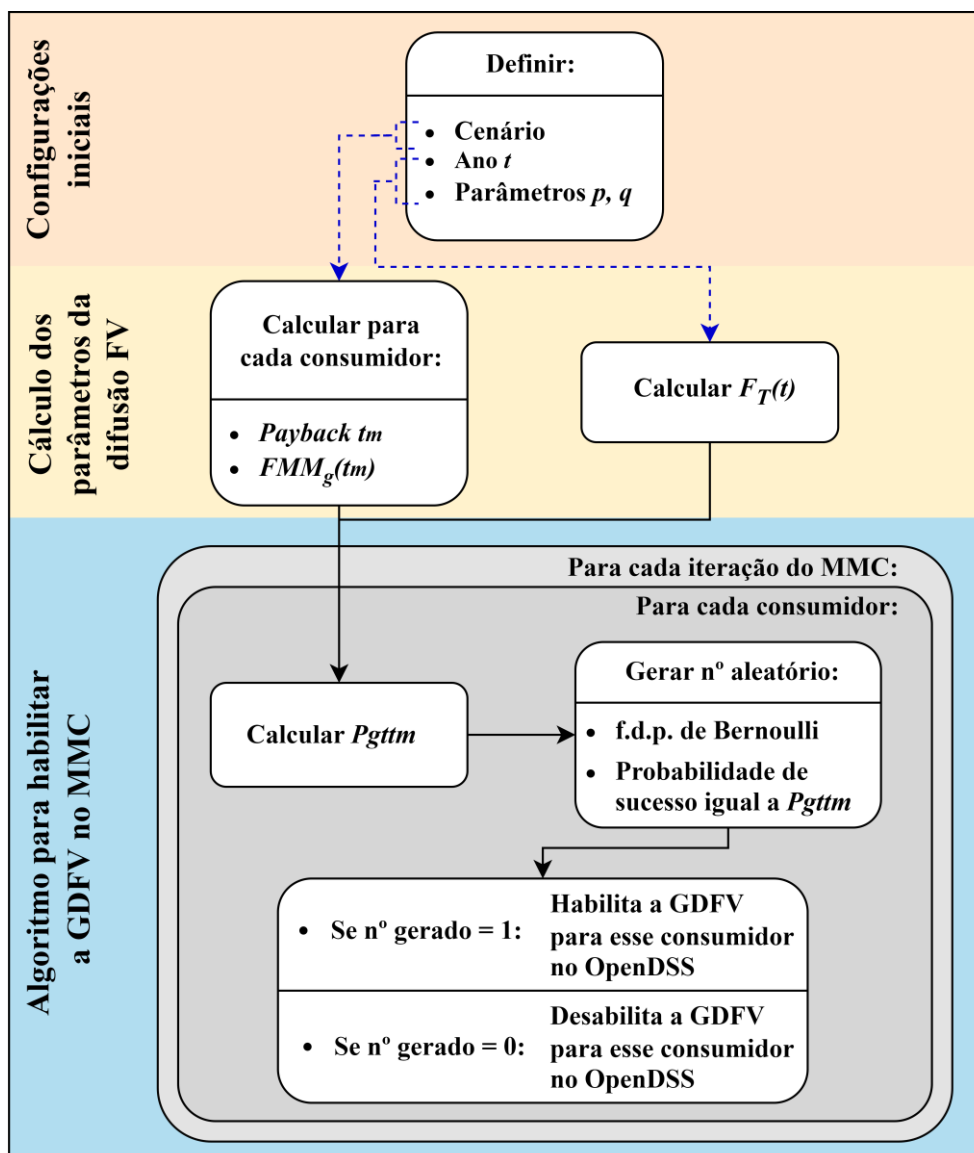


Figura 27- Fluxograma para habilitar a GDFV a partir do modelo de difusão estocástico

Fonte: Elaborado pelo autor

As fases dos consumidores e dos inversores FVs variam aleatoriamente (uniformemente). Os inversores FVs somente podem ser conectados às fases da rede elétrica às quais a respectiva unidade consumidora esteja conectada.

Quanto à v.a. das curvas de carga, para cada consumidor, escolhe-se aleatoriamente (uniformemente) uma curva dentre as várias coletadas para sua respectiva classe e faixa de consumo¹⁵. Um mesmo perfil pode ser atribuído a diferentes consumidores. A curva escolhida é a mesma para todas as fases do respectivo consumidor.

¹⁵ A modelagem das curvas de carga utilizadas no estudo de caso é explicada em detalhes mais adiante na seção 6.2.

A variação no desequilíbrio entre fases é realizada através de um algoritmo que altera a amplitude da carga em cada fase para cada consumidor, tal que o acréscimo ou decréscimo na amplitude varie conforme uma distribuição normal. Os valores estimados para a média e o desvio padrão são definidos de maneira que a curva de carga da SE obtida pelo OpenDSS se aproxime ainda mais à da memória de massa¹⁶ da rede estudada, considerando a amplitude e o desequilíbrio entre fases.

Tabela 9 – Variáveis aleatórias modeladas

Descrição da v.a.	v.a. associada à (carga ou geração):	f.d.p.
Variável T , associada à probabilidade de adoção da GDFV	Geração	Bernoulli
Fases dos sistemas FVs	Geração	Uniforme Discreta
Fases dos consumidores	Carga	Uniforme Discreta
Curvas de carga dos consumidores residenciais e comerciais	Carga	Uniforme Discreta
Variação da potência máxima consumida em cada fase para cada consumidor (incluindo industrial e de MT)	Carga	Normal
Localização dos consumidores na rede secundária	Carga e Geração	Uniforme Discreta

Fonte: Elaborado pelo autor

A localização de cada consumidor ao longo da rede secundária varia aleatoriamente (uniformemente). No entanto, ressalta-se que para todas as simulações, cada consumidor está sempre conectado ao circuito secundário do respectivo transformador de distribuição¹⁷. Além disso, a cada consumidor é dimensionado um sistema FV com uma potência específica para atender à demanda do respectivo consumidor. Portanto, a variação da localização do consumidor também implica na variação do respectivo sistema FV. Ressalta-se que os

¹⁶ A variação na amplitude e o desequilíbrio entre fases aproxima a curva de carga da SE à memória de massa, conforme exibido na figura 32 do capítulo 6, para o alimentador do estudo de caso.

¹⁷ A localização do transformador de distribuição ao qual cada consumidor está conectado é conhecida, mas não foram disponibilizadas informações detalhadas da rede de BT. Por isso, foi modelada a v.a. associada à localização de cada consumidor no segmento de BT. As premissas adotadas para a modelagem do alimentador de distribuição no estudo de caso são apresentadas mais adiante na seção 6.1.

sistemas FVs dimensionados podem ou não ser habilitados em cada iteração do MMC, sendo que a probabilidade de instalação de cada sistema FV é dada por (25).

5.2 Metodologia para análise estocástica de impacto da GDFV considerando o mercado local

Esta seção apresenta a metodologia para a aplicação do modelo estocástico da seção 5.1 na análise de impacto da GDFV em redes de distribuição. A figura 28 revela o fluxograma geral da metodologia proposta. Ela consiste em três etapas principais, as quais são detalhadas nas seções a seguir.



Figura 28- Fluxograma geral da metodologia

Fonte: Elaborado pelo autor

- *Definir os dados de entrada e modelar a rede via OpenDSS*

Nesta etapa, todos os elementos da rede elétrica estudada são modelados, incluindo as cargas, transformadores, linhas de BT e MT¹⁸. Além disso, os sistemas FVs são dimensionados para cada consumidor, com base no consumo mensal de cada unidade consumidora ao longo de um ano. Nessa seção são ainda definidos os coeficientes de difusão FV e são calculados os tempos de *payback* individuais ao longo do tempo.

O dimensionamento dos sistemas FVs é realizado em conjunto com uma análise econômica que fornece o tempo de *payback* simples do investimento ao longo dos anos, a partir da economia obtida na fatura de energia elétrica. A formulação matemática da análise econômica detalhada mais adiante, na seção 6.3. Ressalta-se que o valor do *payback* é variável no tempo, tal que o valor calculado para o ano t é diferente do ano $t + 1$. Isso ocorre devido a fatores como a elevação da tarifa de energia elétrica e o decaimento do preço dos painéis ao longo dos anos, ambos considerados no cálculo do *payback*. Dessa forma, os valores de *payback* calculados a cada ano alteram a variável $FMM_g(tm)$ de (25), afetando o cálculo da probabilidade individual de adoção de sistema FV para o consumidor em questão.

- *Executar o Método de Monte Carlo*

De acordo com o MMC, usado aqui, a cada iteração são gerados os valores das v.a.s definidas. A principal v.a. proposta neste trabalho é a variável T , que permite o cálculo da probabilidade de cada indivíduo instalar um sistema FV. Essa probabilidade individual de instalação de sistema FV, em conjunto com parâmetros como a capacidade instalada dimensionada para cada sistema FV, parâmetros elétricos da rede de distribuição e as demais v.a.s consideradas, possibilitam a determinação dos pontos críticos da rede elétrica quanto à conexão de GDFV. Após a geração de valores, esses são atualizados no OpenDSS via interface COM, para a execução do algoritmo de fluxo de potência.

- *Organização dos resultados e relatórios de saída*

Após a execução de um determinado número de iterações, os resultados obtidos são organizados em relatórios globais. A partir desses dados é possível calcular a HC da rede,

¹⁸ Vale ressaltar que na modelagem da rede levou-se em conta a disponibilidade e confiabilidade dos dados. Por exemplo, informações como o consumo mensal do cliente são obtidas diretamente da base de dados comercial da distribuidora, enquanto informações faltantes ou indisponíveis, como a localização do cliente na rede de BT, são modeladas considerando-se incertezas.

estimando quando e onde as violações técnicas devem ocorrer, com base na curva de difusão da tecnologia FV.

Segundo [22], os indicadores técnicos que mais limitam a penetração FV em redes de BT incluem: sobretensão, limite térmico dos condutores, desequilíbrio de tensão e subtensão. Em particular, a sobretensão é o fator que mais limita a penetração FV nas redes de BT analisadas pelo estudo [22]. Por simplicidade, no presente trabalho é adotado o indicador técnico de sobretensão para o cálculo da HC. Matematicamente, a probabilidade de sobretensão (P_s) é calculada através de (26).

$$P_s = \frac{C_s}{N \times C_{total}} \quad (26)$$

sendo que C_s é o número total de clientes com sobretensão em todas as iterações; N é o número de iterações do MMC; e C_{total} é o número total de clientes na rede estudada.

Os trabalhos [159], [160] utilizam um limite de tolerância aceitável de probabilidade de violação das métricas adotadas para a determinação da HC. Por exemplo, em [159] assume-se que um problema técnico somente ocorre se a probabilidade de clientes com problemas de tensão em um alimentador de distribuição for maior que 1%. No presente trabalho, também é considerado um limite de tolerância de 1%, assumindo-se que sobretensões em potencial somente ocorrem para $P_s > 1\%$. Para uma análise mais conservadora, esse limite pode ser alterado pela distribuidora, podendo inclusive ser de 0%.

Capítulo 6 - Aplicação da metodologia proposta a um sistema real de distribuição

Nesta seção são detalhadas as características do estudo de caso, incluindo a descrição da rede elétrica estudada e dos cenários iniciais propostos. Em particular, as seções 6.1, 6.2 e 6.3 destacam as principais considerações sobre a modelagem do alimentador de distribuição, carga e GDFV, respectivamente.

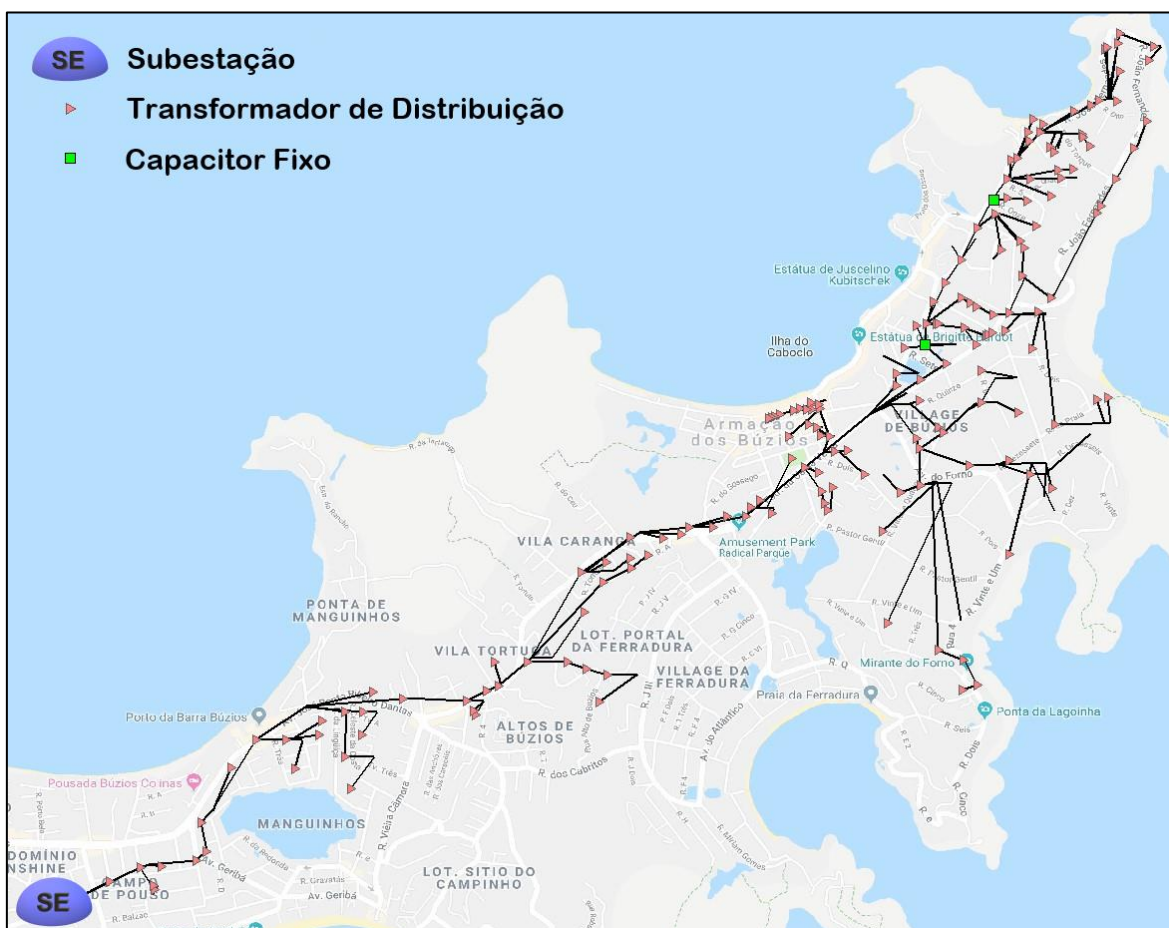


Figura 29- Alimentador analisado de Armação de Búzios

Fonte: Elaborado pelo autor

A rede estudada corresponde a um alimentador de distribuição radial de 13,8 kV da cidade de Armação de Búzios, Estado do Rio de Janeiro, Brasil, exibido pela figura 29. Esse alimentador também foi analisado pelo trabalho anterior [42]. Ele alimenta 2524

consumidores com tensões nominais de 220/127 V no circuito de BT. O alimentador analisado é um dos quatro circuitos de distribuição atendidos por um transformador de 25 MVA na SE. Existem 172 transformadores de distribuição com uma capacidade nominal total de 14,1 MVA. A distância entre a SE e o final do alimentador é de 8,4 km.

Neste trabalho, as sobretensões são definidas como valores superiores a 1,05 pu de tensão nominal, com base na legislação nacional [161]. Além disso, considera-se um limite de tolerância de 1% para P_s , assumindo-se que sobretensões em potencial só devem ocorrer para $P_s > 1\%$. A simulação é executada através do *software* OpenDSS no modo *daily*, no horizonte de um dia com o passo de 15 min, do ano 2020 a 2050. Esse longo intervalo de planejamento visa capturar a evolução da probabilidade de sobretensão ao longo do tempo para cenários distintos. A cada ano de cada cenário são realizadas 120 iterações com essas configurações. Esse número de iterações foi escolhido para garantir uma convergência do MMC para uma margem de erro relativo de 5%, conforme exibido na figura 30¹⁹. Ou seja, para 120 iterações, há 95% de confiança de que a probabilidade de sobretensão calculada não divirja em mais de 5% do valor real. Além disso, a figura 30 também revela que a execução de 120 iterações leva cerca 35 min (usando um computador com um processador Intel Core i5-9400F, 16 GB RAM). Um cenário completo, de 2020 a 2050, leva em torno de 18h²⁰. Portanto, 120 iterações asseguram um equilíbrio adequado entre precisão e esforço computacional.

A tabela 10 detalha os cenários de difusão FV propostos para o estudo de caso. O cenário 1 representa o cenário base, com parâmetros de reajuste previstos para o contexto atual. A redução anual do preço dos sistemas FVs de 2,2% é um valor médio baseado nas projeções expostas em [26]. Já o aumento anual do valor da tarifa de energia elétrica de 2% é um valor médio baseado nos reajustes da ENEL RJ – distribuidora local de Armação de Búzios – homologados pela ANEEL [162]. O cenário 2 apresenta ambos os reajustes anuais acrescidos de 1% em relação ao cenário 1. Já o cenário 3, além dos reajustes acrescidos de

¹⁹ O intervalo de confiança e sua respectiva margem de erro estão definidos em mais detalhes no capítulo 2. Veja (4) e (5).

²⁰ Como possível aprimoramento, ao invés de se executar uma simulação do MMC com 120 iterações para cada ano do intervalo estudado, poderia ser empregada uma abordagem sequencial (SMC) tal que se incorpore todo horizonte em uma única simulação, através da amostragem cronológica dos estados. No entanto, assim como no caso das técnicas IS, LHS e QMC, o SMC pode aumentar expressivamente a complexidade da simulação em relação ao CMC.

1%, também prevê incentivos diretos do governo de 20% para subsídio dos sistemas FVs, assim como em [44]. Por fim, o cenário 4 consiste na aplicação do controle Volt-Var nos inversores FVs, considerando-se os demais parâmetros do cenário 3. O objetivo do cenário 4 é apresentar uma solução possível e de fácil implementação (já que os inversores comerciais possuem a função Volt-Var disponível) para reduzir o impacto da GDFV, sem trazer prejuízos à geração FV. As diferenças entre os parâmetros de cada cenário e o cenário 1 estão em negrito. Os reajustes anuais e o incentivo direto da tabela 10 são considerados na análise econômica para cada unidade consumidora, afetando a probabilidade individual de adoção de um sistema FV.

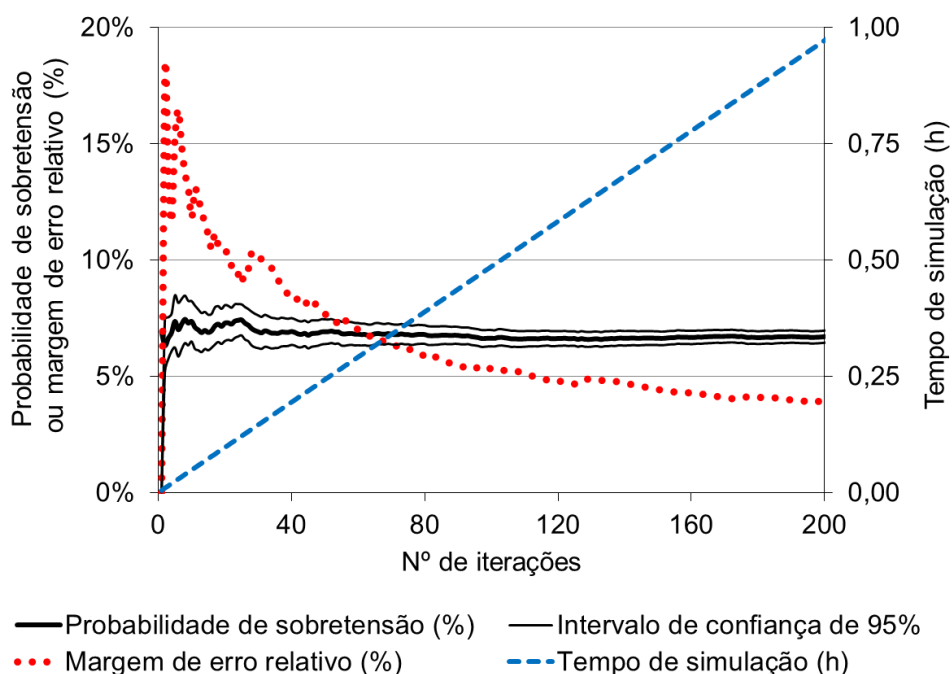


Figura 30- Convergência do MMC (cenário 1, 2050)

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 10 – Cenários de difusão FV

Cenário	Redução anual do preço do sistema FV	Aumento anual da tarifa de energia	Incentivo direto no preço do sistema FV	Volt-Var
1	2,2%	2%	0%	Não
2	3,2%	3%	0%	Não
3	3,2%	3%	20%	Não
4	3,2%	3%	20%	Sim

Fonte: Elaborado pelo autor

6.1 Modelagem do alimentador de distribuição

O alimentador de distribuição foi modelado no *software* OpenDSS, considerando ambos os segmentos de MT e BT. Os dados utilizados na rede provêm do projeto *Smart City of Buzios* [163] e contemplam parâmetros da SE, transformadores, capacitores, linhas, curvas de carga, perfil de irradiância local, etc. A configuração da rede de MT é conhecida, havendo inclusive dados georreferenciados dos equipamentos conectados a esse trecho. No entanto, há dificuldades para modelar as redes de BT, visto que as distribuidoras, em geral, nem sempre mantêm bases de dados adequadamente detalhadas ou confiáveis para redes BT. Vale ressaltar que a modelagem detalhada da BT é necessária para a análise de impacto da GDFV, já que a BT é o segmento da rede mais afetado pela microgeração distribuída.

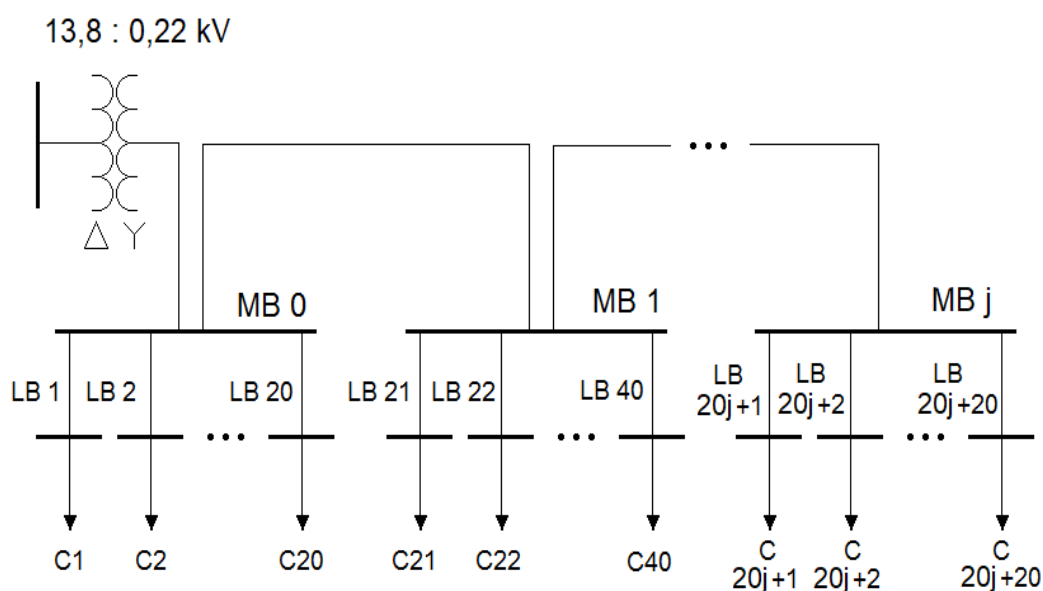


Figura 31- Configuração das redes de BT

Fonte: Elaborado pelo autor em [163]

Devido à dificuldade de obtenção de dados referentes à configuração real das linhas do circuito secundário, o arranjo radial proposto em [164] foi adotado como padrão para a modelagem das linhas de BT e das conexões das unidades consumidoras, como exibido pela figura 31. Esse modelo de rede foi definido pela observação e identificação da topologia de circuito de BT mais comum na área estudada, com característica radial. Basicamente, em cada *main bus* ou barra principal (MB) são conectadas até 20 *load buses* ou barras de carga (LBs), nas quais está conectado um único consumidor (C_j), identificado pela numeração j .

Além disso, uma nova MB somente poderá ser adicionada ao sistema caso a barra anterior já esteja alimentando 20 consumidores. Por exemplo, para alimentar 45 consumidores, são necessárias 3 MBs: MB 0 e MB 1 alimentam 20 consumidores cada uma e MB 2 alimenta 5 consumidores. Ademais, a distância entre cada MB, assim como a distância de cada LB até sua respectiva MB, é 40 m, considerando-se que o vão de linhas de distribuição em áreas urbanas varia, em geral, entre 30 e 40 m.

Ainda sobre o circuito secundário, assumiu-se para todos os cabos de BT o tipo quadruplex, $3 \times 35 \text{ mm}^2 + 35 \text{ mm}^2$. Enquanto isso, os transformadores de distribuição (13,8/0,22 kV) foram modelados a partir de dados disponíveis em normas técnicas e no catálogo de empresas fornecedoras, e possuem potências nominais que variam de 15 a 300 kVA.

6.2 Modelagem da carga

As cargas foram modeladas considerando-se o consumo, tipo de conexão, modelo ZIP, FP, fator de carga, classe do consumidor e curvas de carga – obtidas por meio de uma infraestrutura de medição avançada, composta por cerca de 10 mil medidores inteligentes instalados na região, na rede de BT. As curvas de carga foram medidas a cada 15 minutos e referem-se a perfis diários relativos ao mês de julho de 2016. Em especial, esse mês apresenta uma menor demanda de consumo devido à condição de veraneio do município de Armação de Búzios, sendo este período mais propenso à ocorrência de problemas de tensão devido à conexão de GD.

Os consumidores da rede de BT foram divididos em três classes: residencial, comercial e industrial. No caso das classes residencial e comercial, foram obtidas várias curvas de carga de modo que a cada iteração do MMC seja atribuída aleatoriamente uma curva para cada unidade consumidora com base em sua respectiva classe. Em especial, para o consumidor residencial, as curvas ainda são divididas em 7 faixas de consumo (em kWh): 0 a 250; 250 a 500 ... 1250 a 1500; maior que 1500. Observe que a escolha da curva de carga para cada consumidor é uma das variáveis aleatórias consideradas na MMC (veja a tabela 9).

Para converterem-se as curvas de carga (que estão em pu) para kW, foi calculado o fator de carga de cada curva (para o mês de julho) e, em seguida, o fator de carga médio no mês m em pu (FC_m^{med}) para cada classe – e faixa de consumo no caso do consumidor

residencial. Assim, com base nesse parâmetro e na energia consumida no mês m (EC_{ons}^m), pode-se obter a potência ativa máxima por fase para o consumidor c no mês m , em kW (P_m^c), conforme (27):

$$P_m^c = \frac{EC_{ons}^y}{H_m \times FC_m^{med} \times N_c^\phi} \quad (27)$$

em que H_m é o número de horas do mês m e N_c^ϕ é o número de fases do consumidor c . Dessa forma, a curva de carga selecionada para cada consumidor varia de 0 a 1 pu na base de P_m^c .

Para os clientes industriais e de MT, não foi possível obter nenhuma curva de carga diária completa da base de dados. Portanto, adotou-se como premissa que a demanda máxima de potência ativa de cada um desses consumidores corresponda à demanda contratada multiplicada por um fator de 0,7, enquanto o formato da curva de carga segue o mesmo perfil da SE. Essa estimativa mostrou-se aceitável, visto que esses clientes determinam fortemente a forma da curva de carga na SE, especialmente nos horários fora do pico. O valor do fator aplicado é tal que a curva de carga da SE obtida pelo OpenDSS seja similar à da memória de massa (veja a figura 32 a seguir).

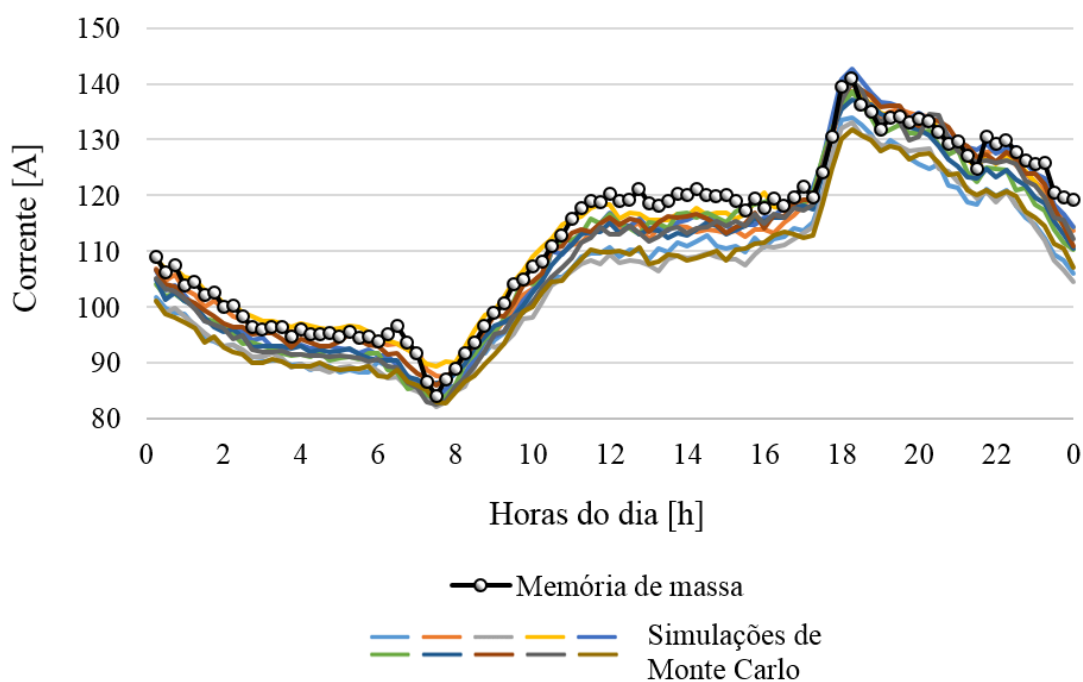


Figura 32- Comparação entre a corrente na fase A obtida pela memória de massa e através do MMC, na SE

Fonte: Elaborado pelo autor em [165]

A figura 32 exibe a corrente em uma das fases da SE obtida pela memória de massa e através do MMC (sem considerar a conexão de GD), indicando que o carregamento em ambos os casos apresenta a mesma ordem de grandeza. Destaca-se ainda que tanto o formato quanto a amplitude das curvas para o MMC variam para cada simulação devido às v.a.s consideradas.

Através da figura 32 também é possível observar que o menor carregamento ocorre por volta das 7h30min, enquanto o maior valor é observado em torno das 18h15min. Esse vale e pico de carga podem ser associados ao comportamento do consumidor residencial – que corresponde a 86% do total de consumidores – indicando o momento de saída e o momento de retorno às residências para a maioria das pessoas, respectivamente.

Devido a restrições geográficas, como construções tombadas e limites ambientais, a região apresenta pouca margem para expansão geográfica e uma taxa desprezível de crescimento anual de carga. Por causa dessa condição particular, não foi considerado o crescimento da carga ou a expansão da rede analisada ao longo dos anos. No entanto, isso pode ser levado em consideração em outros estudos de caso, dependendo das características da rede e do seu potencial de expansão.

6.3 Modelagem da GDFV

A GDFV é dimensionada para cada unidade consumidora a partir de uma análise econômica individual. Por razões técnicas, do total de 2524²¹ consumidores, apenas 2493 são considerados aptos a instalar um sistema FV. Essa análise econômica considera que a GD está sujeita ao mecanismo NM, atualmente utilizado no Brasil. Além disso, nessa análise econômica também são considerados os seguintes dados de entrada: parâmetros de geração FV, como taxa de desempenho dos sistemas FVs, horas de sol pleno (HSP) e preço dos sistemas FVs; consumo mensal de cada unidade consumidora ao longo de um ano; tarifa de energia; reajuste anual da tarifa de energia elétrica e do preço dos sistemas FVs ao longo dos anos. Os dados individuais usados na análise econômica podem ser facilmente obtidos do

²¹ Do número total de 2524, não foi possível obter os dados de consumo mensal nem as curvas de carga de 31 consumidores de MT. Com isso, os sistemas FVs são apenas conectados na BT, onde, de qualquer modo, ocorrem os maiores impactos técnicos.

banco de dados da distribuidora. A tabela 11 exhibe a relação de alguns dos principais parâmetros de entrada considerados na análise econômica.

Para o dimensionamento dos painéis FVs, assume-se uma restrição no tamanho físico da área de telhado disponível. Essa premissa, baseada em [166], limita a capacidade máxima de potência FV instalada em 10 kWp para cada unidade consumidora. Além disso, assume-se que todos os sistemas FVs possuam um inversor dimensionado com a mesma potência instalada dos painéis, considerando-se um fator de potência unitário e conexão bifásica. Esse tipo de conexão de inversores FVs é comum²² na região estudada, o que torna essa premissa realista e essencial para a modelagem proposta, pois causa desequilíbrio e tende a intensificar o impacto da penetração de GDFV sobre a tensão.



Figura 33- Irradiância solar no município de Armação de Búzios ao longo de um dia típico do mês de julho, a cada minuto

Fonte: Elaborado pelo autor em [165]

Para a modelagem da irradiância no OpenDSS, utilizou-se para todos os sistemas FVs o perfil diário ilustrado na figura 33, o qual foi obtido a partir de medições reais conduzidas no local estudado, no âmbito do projeto *Smart City of Buzios* [163]. O perfil está em pu, na base de 733 kW/m², que é o valor máximo medido no mês de julho de 2015. Observa-se que o período de incidência de irradiância solar ocorre das 6 e 18h, não englobando o período de

²² Quase todos os inversores *on-grid* do Programa Brasileiro de Etiquetagem com potência nominal menor ou igual a 10 kWp possuem tensão nominal de 220V [167], que é a tensão nominal fase-fase na região estudada, sendo necessária a conexão bifásica do inversor.

ponta, das 18 e 21h, quando há o maior carregamento (veja a figura 32). Quanto ao controle Volt-Var (utilizado no cenário 4), ressalta-se que foi adotado o modo *watt-priority*, não havendo redução na potência ativa.

Com base no NM, o excedente de energia elétrica injetado na rede é convertido em créditos de energia, que podem ser utilizados para abater faturas futuras. Dessa forma, a lógica do dimensionamento da GDFV com base no NM é calcular uma potência FV tal que os créditos gerados em um semestre sejam gastos no semestre seguinte. Acumular créditos de energia por si só não gera economia, já que o consumidor deve pelo menos pagar o custo de disponibilidade, mesmo sem haver consumo. A seguir, é apresentada a formulação do cálculo das faturas com GD segundo o NM, desenvolvida nos trabalhos anteriores [42], [165]:

$$T_{Imp} = \frac{T_{Imp}^{sem} + T_{Band}}{1 - Imp/100} \quad (28)$$

$$P_{FV} = \frac{EC_{ons}^y - Disp}{HSP_y \times 30 \times TD}, \quad \{P_{FV} \in Z / 1 \leq P_{FV} \leq 10\} \quad (29)$$

$$E_m = P_{FV} \times 30 \times HSP_m \times TD \quad (30)$$

$$EF_m = \begin{cases} EC_{ons}^m \times T_{Imp} + CIP, & EC_{ons}^m > Disp \\ Disp \times T_{Imp} + CIP, & EC_{ons}^m \leq Disp \end{cases} \quad (31)$$

$$EC_{red_m}^a = \begin{cases} E_m - EC_{ons}^m + EC_{red_{m-1}}^a, & E_m \geq EC_{ons}^m \\ EC_{red_{m-1}}^a, & E_m < EC_{ons}^m, EC_{ons}^m - E_m \leq Disp \\ EC_{red_{m-1}}^a - (E_m - EC_{ons}^m - Disp), & E_m < EC_{ons}^m, EC_{ons}^m - E_m > Disp \\ 0, & EC_{red_m}^a < 0 \end{cases} \quad (32)$$

$$EC_{red_m}^u = \begin{cases} EC_{red_{m-1}}^a - EC_{red_m}^a, & E_m < EC_{ons}^m, EC_{ons}^m - E_m > Disp \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (33)$$

$$EF_m^{GDNM} = \begin{cases} Disp \times T_{Imp} + CIP, & E_m \geq EC_{ons}^m \\ Disp \times T_{Imp} + CIP, & E_m < EC_{ons}^m, EC_{ons}^m - E_m \leq Disp \\ (EC_{ons}^m - E_m - EC_{red_m}^u)T_{Imp} + CIP, & E_m < EC_{ons}^m, EC_{ons}^m - E_m > Disp \end{cases} \quad (34)$$

sendo que: T_{Imp} é a tarifa de energia elétrica considerando-se os impostos [R\$/kWh]; T_{Imp}^{sem} é a tarifa de energia elétrica sem se considerar os impostos, definida pela ANEEL [R\$/kWh]; T_{Band} é a tarifa adicional da bandeira tarifária [R\$/kWh]; Imp são os impostos aplicados à tarifa (somatório do PIS, COFINS e ICMS) [%]; P_{FV} é a potência FV instalada [kWp]; EC_{ons}^y é a média de consumo mensal ao longo ano y [kWh]; $Disp$ é o custo de disponibilidade [kWh]; HSP_y é a média de HSP no ano y [h]; E_m é a energia gerada da GDFV no mês m [kWh]; HSP_m é a média de HSP no mês m em [h]; EF_m é a fatura de energia no mês m sem considerar a GD [R\$]; EC_{ons}^m é o consumo do mês m [kWh]; CIP é a contribuição da iluminação pública do município [R\$]; $EC_{red_m}^a$ são os créditos de energia acumulados até o mês m [kWh]; $EC_{red_m}^u$ são os créditos de energia usados no mês m [kWh]; EF_m^{GDNM} é a fatura de energia para o mês m considerando-se a GD e o NM [R\$]; EF_{total}^{GDNM} é o somatório das faturas de energia ao longo de um ano considerando-se a GD e o NM [R\$]; e EF_{total}^{Disp} é o somatório das faturas de energia ao longo de um ano considerando-se um consumo inferior ao $Disp$ em todos os meses [R\$].

A tarifa utilizada no cálculo das faturas de energia elétrica é calculada em (28). A potência P_{FV} é inicialmente calculada em (29) e reajustada conforme o algoritmo da figura 34, que visa dimensionar a GDFV tal que os créditos de energia gerados no verão sejam usados no inverno. A energia gerada pela GDFV é estimada em (30), sendo considerada em (32) – (34) no cálculo dos créditos e da fatura de energia elétrica, segundo o NM. O cálculo da fatura de energia elétrica sem considerar a GD é realizado conforme (31).

Enquanto $(EF_{total}^{GDNM} - EF_{total}^{Disp} > EC_{red_{12}}^a)$, faça:

- $P_{PV} = P_{PV} + 1$
- Recalcular EF_{total}^{GDNM} , EF_{total}^{Disp}

Figura 34- Algoritmo para correção da potência instalada fotovoltaica

Fonte: Elaborado pelo autor em [42], [165]

Tabela 11 – Relação dos parâmetros^a utilizados para o dimensionamento da GDFV

Parâmetros relacionados ao custo e geração do sistema FV	Parâmetros do Sistema FV	Parâmetro		Valor	
			TD (%) [168]		80
	Preço do Sistema FV (R\$/Wp) [169]	$P_{FV} \leq 5$		6,46	
		$5 < P_{FV} \leq 10$		6,00	
Parâmetros relacionados ao custo e geração do sistema FV	Horas de Sol Pleno	Mês	Horas de Sol Pleno (h) [170]		
		Jan	5,86		
		Fev	5,67		
		Mar	5,22		
		Abr	4,06		
		Mai	3,83		
		Jun	3,22		
		Jul	3,78		
		Ago	4,06		
		Set	4,22		
		Out	4,86		
		Nov	5,28		
Dez	5,61				
Parâmetros relacionados ao cálculo da fatura de energia	Parâmetros comuns aos consumidores considerados	Parâmetro		Valor	
		T_{Imp}^{sem} (R\$/kWh) [162] ^a		0,68367	
		T_{Band} (R\$/kWh) [171]		0,06243	
		PIS (%) [172] ^b		0,94	
			COFINS (%) [172] ^b		4,3
	Parâmetros relacionados ao tipo de conexão	Conexão	Disp (kWh) [173]	CIP (R\$) [174]	
		Monofásica	30	R\$ 0,00	
		Bifásica	50	R\$ 9,73	
		Trifásica	100	R\$ 29,20	
	ICMS cobrado na fatura de energia para o Estado do Rio de Janeiro	Consumo (kWh)		ICMS (%) [175]	
		Até 50		0	
		Até 300		18	
		De 301 até 450		31	
	Acima de 450		32		

^a Os valores dos parâmetros considerados nas simulações se referem ao período de 2019 a 2020.

^b Tarifa de aplicação da ENEL RJ, subgrupo B1, modalidade convencional, classe residencial, em 2020.

^c Os valores de PIS e COFINS correspondem às médias do ano de 2019.

Fonte: Elaborado pelo autor, adaptado do trabalho anterior [165]

Para a projeção da difusão da GDFV ao longo dos anos, foram utilizados os parâmetros de Bass $p = 0,00132$ e $q = 0,30008$. Esses valores foram calculados em [26] através de uma regressão de mínimos quadrados ajustada a partir de dados de GDFV de 2013 a 2018, no Brasil. Com relação à sensibilidade do *payback* simples S_{PB} , como não há nenhum estudo no Brasil que forneça curvas empíricas semelhantes às da figura 26 até o momento, o valor $S_{PB} = 0,3$ foi adotado no presente trabalho, assim como em estudos conduzidos pela EPE [40]. Observe que o número real de GDFVs instalados na cidade de Armação de Búzios em 2020 está proporcionalmente alinhado com o número estimado de unidades no alimentador estudado usando o método proposto²³ ²⁴. Além disso, o número calculado de GDFVs através do modelo de Bass pode ser ajustado para se adequar aos dados reais, variando-se os coeficientes de difusão (p e q) e a sensibilidade do *payback* simples S_{PB} .

Como a GD foi regulamentada no Brasil em 2012, esse ano foi considerado no presente trabalho como o início da difusão da GDFV. Portanto, para o termo $F_T(t)$ de (25), assume-se que $t = t_0 + 8$, sendo $t_0 = 1$ em 2020 e $t_0 = 31$ em 2050. Por exemplo, a probabilidade de um consumidor adotar um sistema FV até 2030, com um tempo de *payback* $tm = 6$ anos (calculado em 2030, para um cenário específico), é $P_{gttm} = F_T(11 + 8) FMM_g(6) = (0,57)(0,17) = 0,09$.

²³ O número real total de GDFVs instalados em toda a cidade de Armação de Búzios até 2020 (160 GDFVs²⁴ [176] para 17.842 unidades consumidoras [177]) está proporcionalmente alinhado com o número de unidades estimadas no alimentador estudado usando-se o método proposto (de uma média de 17 GDFVs no cenário 1 até uma média de 24 no cenário 4, para 2493 unidades consumidoras, como observado mais adiante no capítulo 7). Em outras palavras: $\frac{17}{2493} < \frac{160}{17842} < \frac{24}{2493}$.

²⁴ O número de 160 GDFVs refere-se a sistemas FVs com potência de até 10 kWp, que é a premissa adotada em nosso trabalho para se considerar uma restrição no tamanho físico da área de telhado disponível para a instalação de painéis FVs.

Capítulo 7 - Resultados da metodologia aplicada a um sistema real de distribuição

Esta seção apresenta e discute os resultados obtidos para o estudo de caso proposto, a partir da aplicação do modelo estocástico desenvolvido. Em especial, na seção 7.1, o método proposto é comparado com uma análise tradicional de HC, a fim de evidenciar de maneira mais clara as principais contribuições da metodologia proposta em relação à abordagem comumente encontrada na literatura.

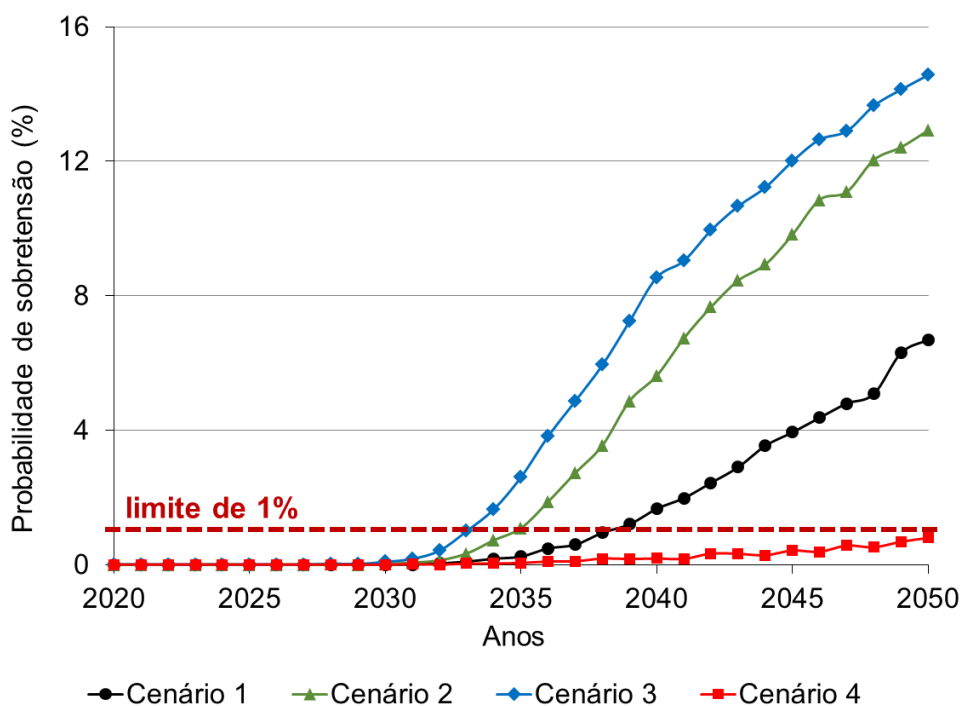


Figura 35- Probabilidade de sobretensão ao longo dos anos

Fonte: Elaborado pelo autor

A figura 35 exibe a previsão da probabilidade de sobretensão ao longo dos anos, para cada cenário. O cenário 3 é o primeiro a ultrapassar a probabilidade de 1%, chegando a quase 15% em 2050. Devido à aplicação do controle Volt-Var (cenário 4), o limite de 1% não foi atingido em nenhum ano. Com exceção do cenário 4, todos os cenários apresentam uma probabilidade superior a 6% em 2050. Além disso, note que uma variação nos reajustes do preço do sistema FV e da tarifa de energia (dos cenários 1 ao 2) tem uma influência maior

na probabilidade de sobretensão do que um incremento no incentivo direto (dos cenários 2 ao 3), já que este último afeta apenas o investimento inicial enquanto os reajustes são considerados anualmente ao longo dos anos.

Tabela 12 – Potência FV e número de GDFVs em 2050 e no ano em que a probabilidade de sobretensão alcança 1%

Cenário	Ano em que a probabilidade de sobretensão alcança 1%*			Ano 2050	
	Ano	Potência FV média (kWp)	Nº médio de GDFVs	Potência FV média (kWp)	Nº médio de GDFVs
1	2038	2871	695	4162	1091
2	2035	2987	750	5241	1476
3	2033	2836	723	5531	1589
4	NA	NA	NA	5526	1588

* Isso ocorre quando o limite superior do intervalo de confiança de 95% atinge 1%.

Fonte: Elaborado pelo autor

A tabela 12 exibe a potência FV e o número médio de GDFV para o ano de 2050 e para o ano em que a probabilidade de sobretensão ultrapassa 1%. Note que este não é um estudo clássico de HC, em que se aumenta o número de GDFV ou a potência FV conectada à rede para se verificar a penetração máxima tal que não ocorra a violação de índices técnicos. Neste estudo, o número de conexões depende de uma probabilidade individual, dependendo do ano e *payback* do indivíduo. Portanto, não é possível saber exatamente a potência FV máxima ou número de GDFV máximo tal que o limite de 1% não seja atingido.

Com exceção do cenário 4, para o ano em que a probabilidade de sobretensão alcança 1%, a potência média FV varia de 2836 a 2987 e o número médio de GDFV varia de 695 a 750. Essas faixas sinalizam à distribuidora local uma margem limite realista de penetração FV, para uma tolerância de 1% de sobretensão. Para o ano de 2050, as potências médias variam de 4162 a 5531, enquanto o número médio de GDFV varia de 1091 a 1589, um aumento médio de 77% e 99% na potência e no número de GDFV, respectivamente, em relação ao ano em que a sobretensão atinge 1%. Mesmo com o aumento da penetração FV, o controle Volt-Var no cenário 4 foi capaz de manter a probabilidade de sobretensão abaixo de 1%.

Os resultados discutidos até o momento apontam o controle Volt-Var como uma solução efetiva para atenuar problemas de tensão em redes de BT. No entanto, uma possível desvantagem dessa medida é a potencial elevação de perdas técnicas da rede elétrica. Nesse

sentido, a figura 36 mostra *boxplots* de perdas para alguns cenários específicos, com o objetivo investigar as perdas geradas pelo controle Volt-Var. As cruces indicam a média de perdas de cada cenário.

A conexão de GD reduziu as perdas médias em 7,3%, do cenário “Sem GD” para o “Cenário 3, 2050”. Isso ocorre porque nesse último cenário, de maneira geral, a GDFV supre a demanda local de consumo, reduzindo as perdas. Por outro lado, em 2050, há um aumento de 8,4% na média das perdas do cenário 3 para o cenário 4. Isso ocorre devido ao consumo de potência reativa para regular os níveis de tensão, através do controle Volt-Var.

Do cenário “Sem GD” para o cenário 4, há um aumento de 0,8% no 3º quartil e de 0,4% na média. Isso indica que, com exceção de alguns *outliers* mais elevados no cenário 4 (que são pouco prováveis de ocorrer), não há grandes diferenças entre os *boxplots* desses cenários. Portanto, o benefício da manutenção da probabilidade de sobretensão abaixo de 1% com o Volt-Var supera o prejuízo do aumento de perdas.

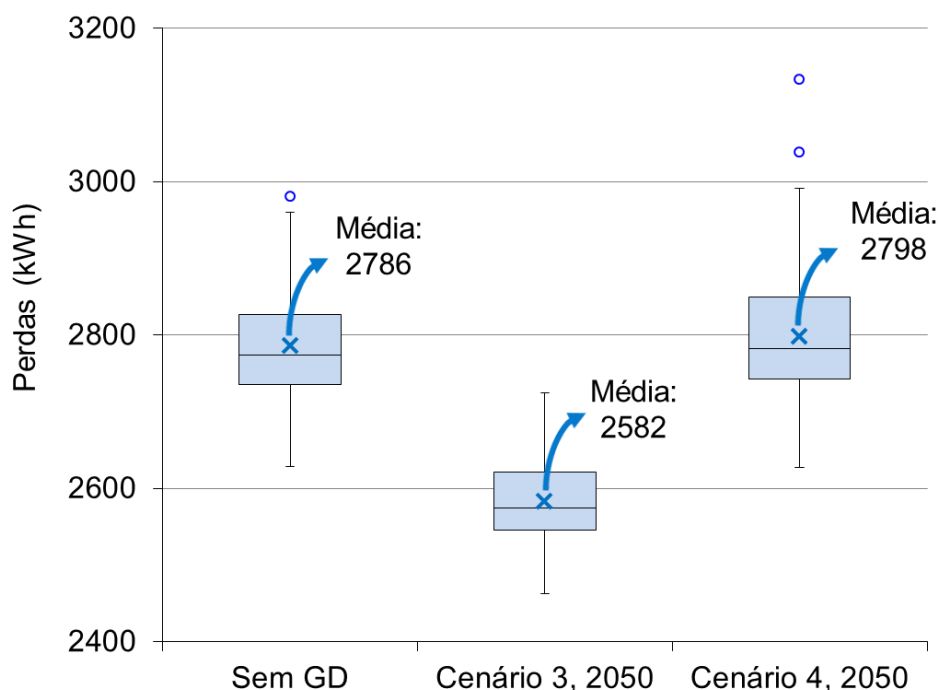


Figura 36- Boxplot das perdas: Sem GD, Cenário 3 (GD sem Volt-Var), Cenário 4 (GD com Volt-Var)

Fonte: Elaborado pelo autor

A tabela 13 exibe o ranking dos 10 transformadores de acordo com as seguintes características: número de consumidores, consumo de energia e potência FV. Essas características relacionadas à carga e geração influenciam a probabilidade de ocorrência de

sobretensão ao longo da rede. Portanto, a tabela 13 fornece uma compilação de informações para auxiliar no entendimento dos resultados com respeito à localização das sobretensões.

A tabela 14 mostra os transformadores mais prováveis de apresentar o maior número de clientes com sobretensão a cada ano. Nota-se que todos os transformadores da tabela 14 estão no *ranking* da tabela 13. Nos primeiros anos de difusão, as barras 63, 238 e 464 apresentam o maior número de clientes com sobretensões para alguns cenários. Mas com o passar dos anos, a barra 82 se destaca. Isso ocorre porque os clientes que inicialmente possuíam baixíssima probabilidade de adotar GD, passam a ter uma probabilidade maior de adoção conforme a difusão FV se expande ao longo dos anos. Dessa forma, a característica *nº de consumidores* contribui para o destaque do número de clientes com sobretensões em barras como 464 e 82 ao longo dos anos.

Tabela 13 – Transformadores ranqueados por número de consumidores, consumo de energia e potência FV

	Transformadores com o maior nº de consumidores		Transformadores com o maior consumo médio mensal		Transformadores com a maior potência FV instalada	
	Barra ^a	Nº de consumidores	Barra ^a	Consumo médio (MWh)	Barra ^a	Potência FV ^b (kWp)
1	82	110	261	43,1	261	226
2	464	99	256	31,3	238	193
3	466	88	395	27,9	82	189
4	91	74	244	24,6	466	184
5	100	71	238	21,8	464	167
6	238	68	362	20,8	63	159
7	85	56	100	19,5	100	158
8	140	56	579	19,2	91	149
9	145	55	82	18,7	244	143
10	450	53	464	18,4	256	140

^a nº (identificação) da barra de MT à qual o respectivo transformador está conectado. As barras estão numeradas sequencialmente da SE ao final do alimentador.

^b soma total da potência FV instalada considerando que todos os sistemas FVs estão instalados.

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 14 – Transformadores (barras de MT) com a maior probabilidade de possuírem consumidores com sobretensão, ao longo dos anos

Cenário	Ano						
	2020	2025	2030	2035	2040	2045	2050
1	NA	NA	63	464	82	82	82
2	NA	NA	238	82	82	82	82
3	NA	NA	82	82	82	82	82
4	NA	NA	NA	464	82	82	82

Fonte: Elaborado pelo autor

A figura 37 mostra a probabilidade relativa de sobretensão para cada transformador ao longo dos anos, no cenário 1. Observe que a probabilidade de sobretensão em cada transformador pode ser calculada pelo produto da probabilidade relativa da figura 37 e da probabilidade da figura 35, para o cenário e ano em questão. A figura 37 exibe apenas os 8 transformadores com maior probabilidade, os quais somam uma probabilidade relativa total de 99% em 2050 entre todos os transformadores do alimentador. Optou-se por mostrar o cenário 1 pois ele retrata mais adequadamente as tendências do contexto atual. Contudo, esse *top 8* também se repete nos cenários 2 e 3, com probabilidades similares. Somente o cenário 4 apresenta uma distorção nesse *top 8*, já que a probabilidade de sobretensão é ínfima (inferior a 1%). Mas ainda assim, a maioria dos transformadores do *top 8* também se destaca no cenário 4. Em 2030, cenário 1, há clientes com violações somente na barra 63, razão pela qual essa barra apresenta uma probabilidade relativa de 100% na figura 37. Ao longo dos anos, outras barras também passam a apresentar clientes com violações, o que distribui a probabilidade relativa entre todas as barras. A partir de 2035, as barras 82 e 464 começam a apresentar as maiores probabilidades relativas, sobretudo por conta da característica *nº de consumidores*, conforme já discutido previamente. Observe que os transformadores na figura 37 com as maiores probabilidades relativas em cada ano também aparecem em destaque na tabela 14, no cenário 1.

A figura 38 exibe a localização geográfica dos 8 transformadores com as maiores probabilidades relativas de sobretensão para o cenário 1, 2050. Cada pino vermelho mostra o número de barras de MT no topo e a probabilidade relativa na parte inferior. Não necessariamente os transformadores com as maiores probabilidades relativas em 2050 serão os primeiros que provavelmente irão apresentar problemas de sobretensão expressivos devido à penetração FV, já que as probabilidades relativas variam ao longo dos anos (vide tabela 14). Mas é provável que os primeiros transformadores a terem problemas substanciais estejam contemplados nesse *top 8*. Assim, a análise suportada pelos resultados da

metodologia proposta orienta a distribuidora a avaliar soluções para as barras do *top 8*, sobretudo a partir de 2033, que é o ano provável em que o limite de HC estabelecido poderá ser excedido no cenário mais favorável à adoção de GDFV (vide tabela 12).

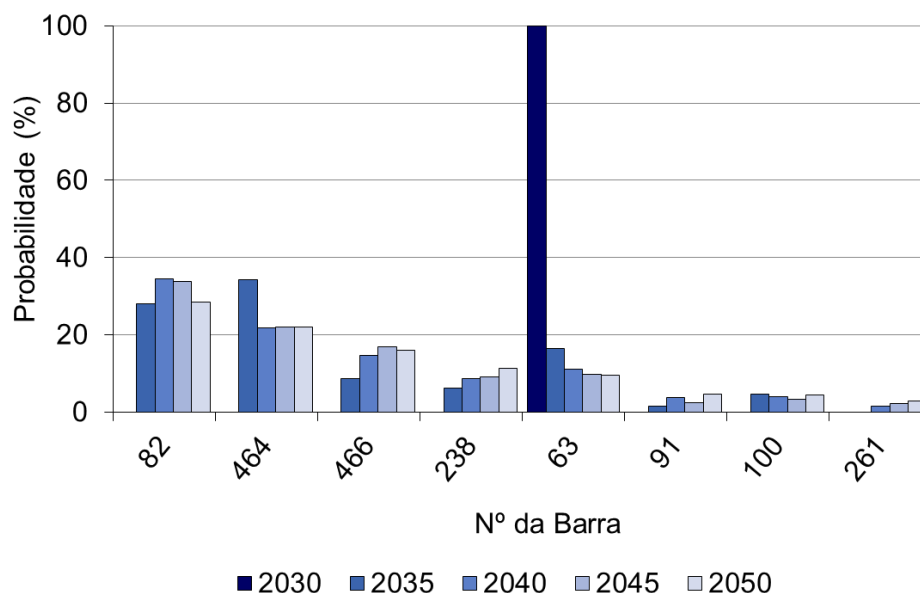


Figura 37- Probabilidade relativa de sobretensão para cada transformador (barra de MT), ao longo dos anos (*top 8* transformadores para o cenário 1, 2050)

Fonte: Elaborado pelo autor

A figura 39 exibe o consumo total do alimentador estudado fornecido pela SE, ao longo dos anos. Observa-se uma queda de 27% (cenário 1) a 36% (cenário 3) em 2050 em relação a 2020. Esta redução no consumo se deve ao aumento da penetração FV, uma vez que parte da carga está sendo suprida localmente pela GD, e não mais somente pela SE. Por outro lado, o cenário 4 apresentou um consumo ligeiramente maior que o cenário 3, devido ao aumento das perdas proporcionado pela atuação do controle Volt-Var, conforme apontado na figura 36. Por fim, ressalta-se que a estimativa de consumo ao longo do tempo poderia auxiliar na análise do impacto da GD na arrecadação das distribuidoras, uma vez que o faturamento de clientes de BT ocorre unicamente em função do consumo. Dessa forma, a ferramenta desenvolvida poderia contribuir com o aprimoramento da regulamentação do mecanismo de crédito para mini e microgeradores, a exemplo das recentes discussões que conduziram à Lei 14.300, que instituiu o marco legal da micro e minigeração distribuída [178]. A presente metodologia também poderia auxiliar no debate atual acerca da tarifação binômica para os consumidores de BT, com a finalidade de cobrir mais adequadamente as

despesas fixas da distribuição, podendo também atenuar as distorções do subsídio cruzado²⁵ no âmbito do sistema de compensação de energia elétrica. A tarifação binômica e outros temas que podem afetar a receita da distribuidora, como a flexibilização do portfólio de contrato da concessionária e a comercialização do excedente de micro e minigeração no mercado livre de energia, são abordados em mais detalhes em [180].

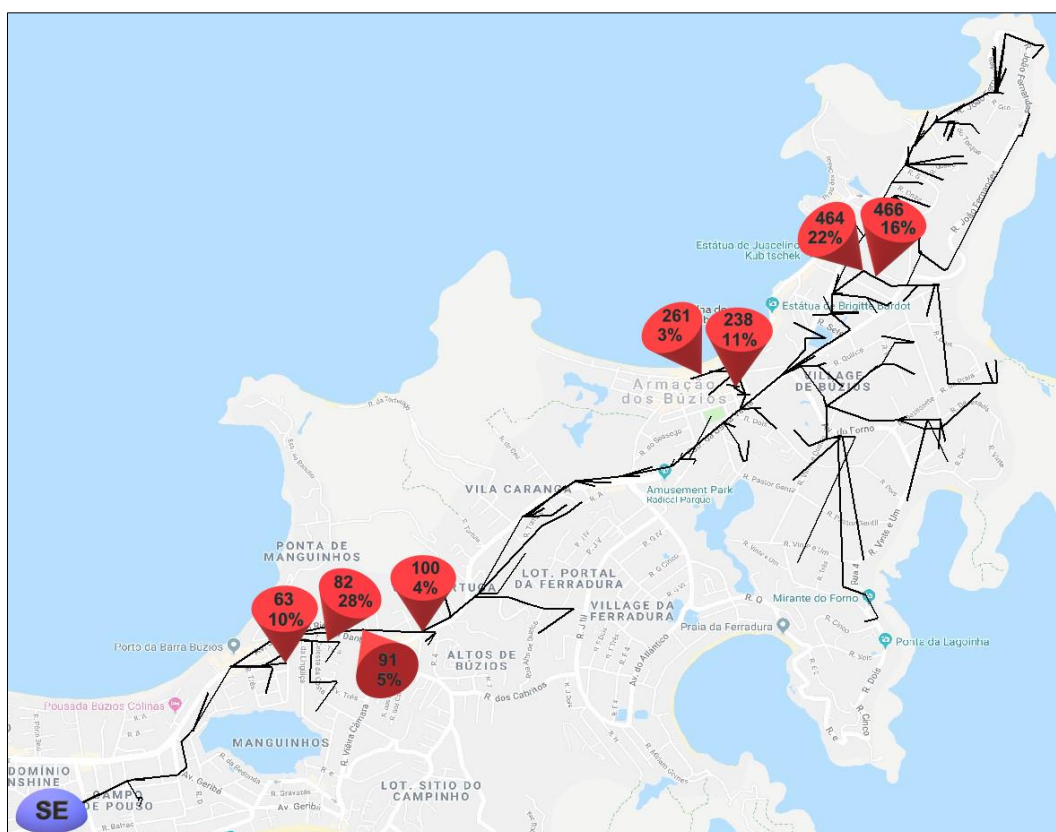


Figura 38- Localização geográfica dos 8 transformadores com a maior probabilidade de possuírem clientes com sobretensão (cenário 1, 2050)

Fonte: Elaborado pelo autor

²⁵ O subsídio cruzado se refere aos custos fixos do sistema de distribuição não cobrados aos consumidores produtores de energia (prossumidores), sendo na prática repassados via tarifa monômica volumétrica aos consumidores que não possuem GD. Segundo [179], em 2021, 2,85 bilhões de reais referentes à Tarifa de Uso do Sistema de Distribuição (TUSD) foram evitados pelos prossumidores, sendo subsidiados pelos demais consumidores (sem GD).

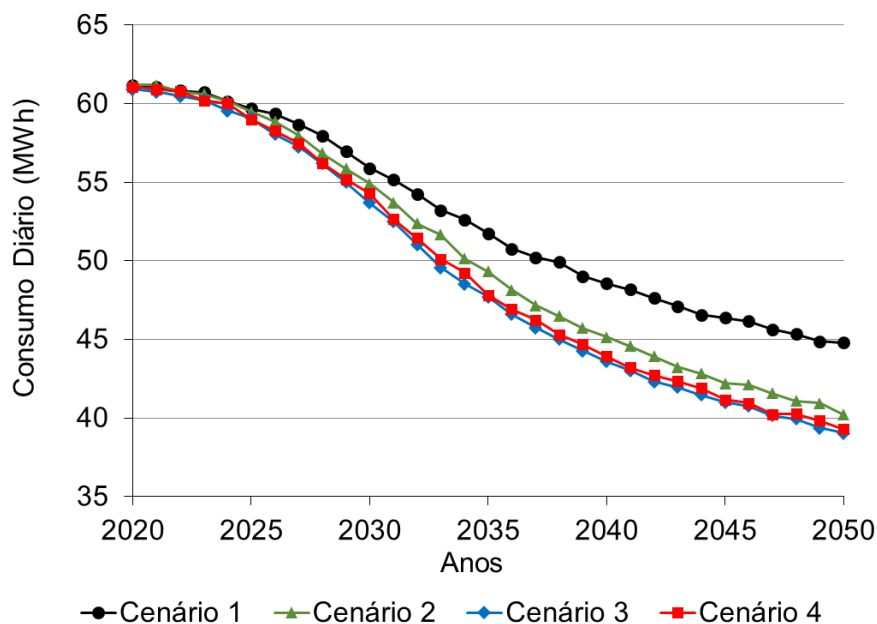


Figura 39- Média do consumo diário do alimentador de Búzios suprido pela SE, ao longo do tempo

Fonte: Elaborado pelo autor

7.1 Comparação entre o método proposto e uma análise tradicional de HC

Para evidenciar mais claramente as contribuições deste trabalho quanto aos resultados obtidos, nesta seção compara-se a metodologia proposta com uma análise tradicional de HC. Em muitas abordagens tradicionais de HC, presume-se que os GDs estejam distribuídos uniformemente em uma determinada área e que todas as unidades tenham a mesma potência instalada. Embora essa premissa possa ser aceitável em alguns contextos, ela pode levar a resultados inadequados em regiões em desenvolvimento, com o mercado FV ainda não consolidado. Dependendo de muitos aspectos, principalmente do quadro de incentivos, o tamanho da GDFV instalada está fortemente atrelado ao consumo de eletricidade. Portanto, nossa abordagem individualizada é mais adequada principalmente para mercados em desenvolvimento como o Brasil, onde pode haver uma enorme lacuna econômica dentro de um bairro. Por exemplo, a figura 40 mostra o histograma das potências dos sistemas FVs instalados na cidade de Armação de Búzios até 2020²⁶, utilizando-se dados

²⁶ Refere-se a sistemas FVs com potência de até 10 kWp, que é a premissa adotada em nosso trabalho para se considerar uma restrição no tamanho físico da área de telhado disponível para a instalação de painéis FVs.

ANEEL [176]. Embora a potência mais comum seja em torno de 5 kWp, há uma variação perceptível no tamanho da GDFV, que é mais adequadamente representado pela abordagem proposta nesta tese.

Para fins de comparação, define-se a chamada análise tradicional de HC como um procedimento em que se incrementa progressivamente a penetração FV até que um determinado limite técnico seja excedido [8]. Assim como para o método proposto, optou-se por estimar a HC a partir do limite de 1% de probabilidade de sobretensão. A cada iteração do MMC, sistemas FVs com uma potência comum de 5 kWp são conectados aleatoriamente (uniformemente) às respectivas unidades consumidoras, desprezando-se as particularidades de cada indivíduo, já que todos os consumidores possuem a mesma probabilidade de adoção de GD. O número total de GDFVs em cada iteração corresponde ao nível de penetração em questão, tal que uma penetração de 100% se refere à capacidade total de 12465 kWp (2493 GDFVs multiplicadas por 5 kWp). Por simplicidade, cada inversor FV possui o mesmo número de fases que seu respectivo consumidor. Para cada nível de penetração FV, um número total de 120 iterações do MMC foi executado. Com exceção dessas premissas, todas as demais considerações do método proposto são aplicadas à análise tradicional de HC.

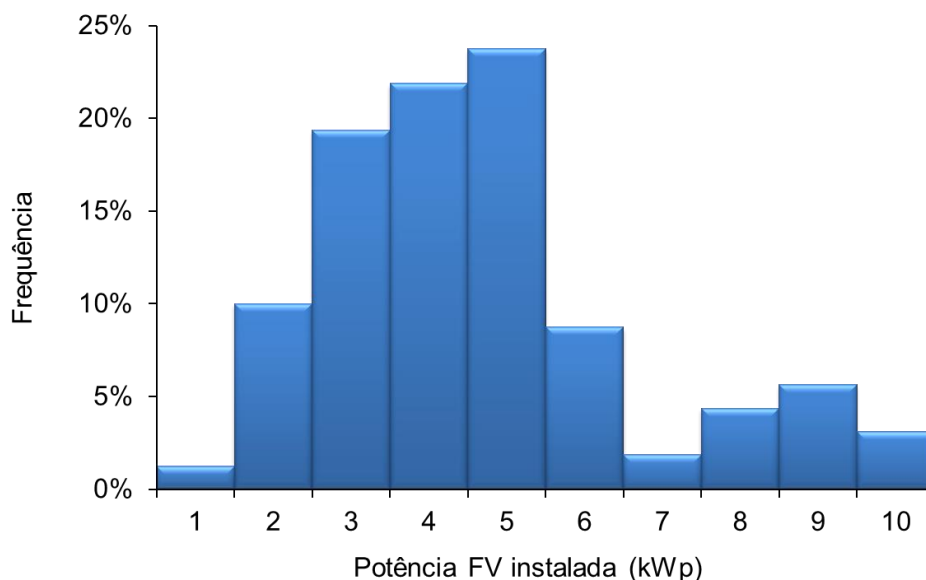


Figura 40- Histograma das potências dos sistemas FVs instalados na cidade de Armação de Búzios até 2020 (potência FV de até 10 kWp)

Fonte: Elaborado pelo autor

A figura 41 exibe a probabilidade de sobretensão para cada nível de penetração, segundo a análise tradicional. O limite de 1% é atingido (pelo limite superior do intervalo

de confiança de 95%) para penetrações de 12% e 25%, sem e com o controle Volt-Var, respectivamente. Note que uma penetração de 12% corresponde a 1495 kWp, que equivale aproximadamente à metade da potência FV média estimada na tabela 12, usando-se o método proposto. Uma possível explicação para essa discrepância é que os consumidores que provavelmente não adotarão GDFV são irrealisticamente presumidos pela análise tradicional como sendo aptos a instalar um sistema FV de 5 kWp, o que na verdade deve ser um valor superdimensionado para sua demanda de energia e pode causar problemas de sobretensão. Ademais, ao contrário do método proposto, o tradicional não fornece a estimativa temporal a partir da qual o limite de 1% deverá ser excedido.

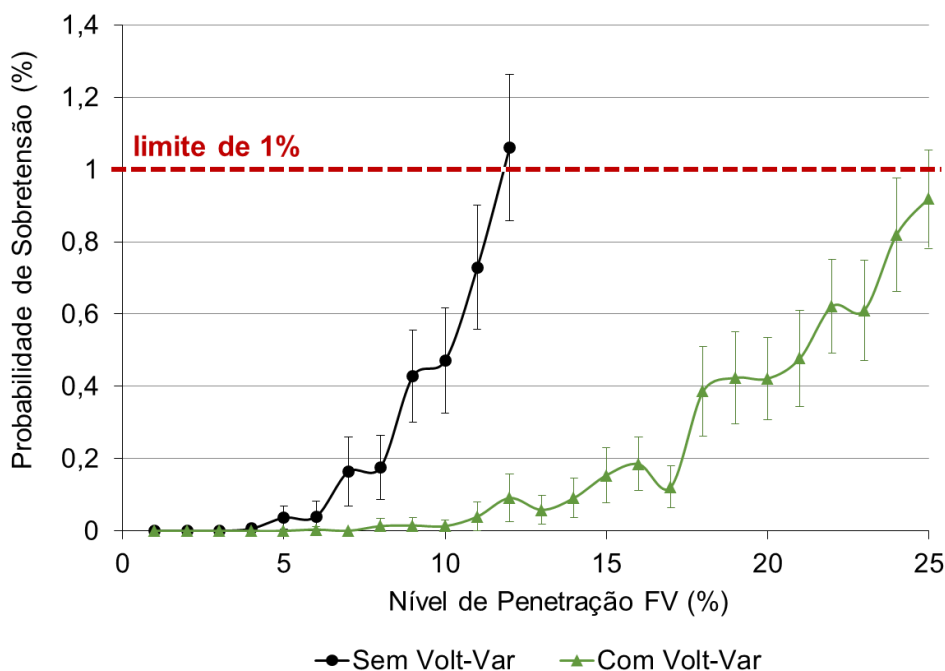


Figura 41- Probabilidade de sobretensão ao longo dos anos (análise tradicional de HC)

Fonte: Elaborado pelo autor

A figura 42 indica os transformadores mais prováveis de apresentar sobretensões. Para uma comparação direta, essa figura mostra os resultados de ambos os métodos para o ano ou penetração FV em que o limite de 1% é alcançado. Ela também apresenta os transformadores do top 8 para o método proposto e todos os transformadores com problemas de sobretensão para o tradicional, sendo 6 no total. As barras 82, 464 e 466, as quais possuem o maior número de consumidores, aparecem em ambos os métodos com as maiores probabilidades relativas. Contudo, a barra 82 concentra mais de 60% da probabilidade relativa no tradicional. Além disso, a barra 63, a qual possui mais de 10% de probabilidade

relativa no método proposto, não aparece no tradicional. Isso ocorre porque a análise tradicional não considera a probabilidade individual de adoção de GDFV, intensificando ainda mais a influência da característica *nº de consumidores* (vide tabela 13) nos problemas de sobretensão. Pela mesma razão, as barras 238 e 100, as quais ainda apresentam probabilidades relativas consideráveis no método proposto, são insignificantes no tradicional. Portanto, o método proposto pode não apenas representar com maior precisão o impacto local da difusão FV, como também indicar a evolução das violações locais ao longo do tempo, como exibido anteriormente na figura 37.

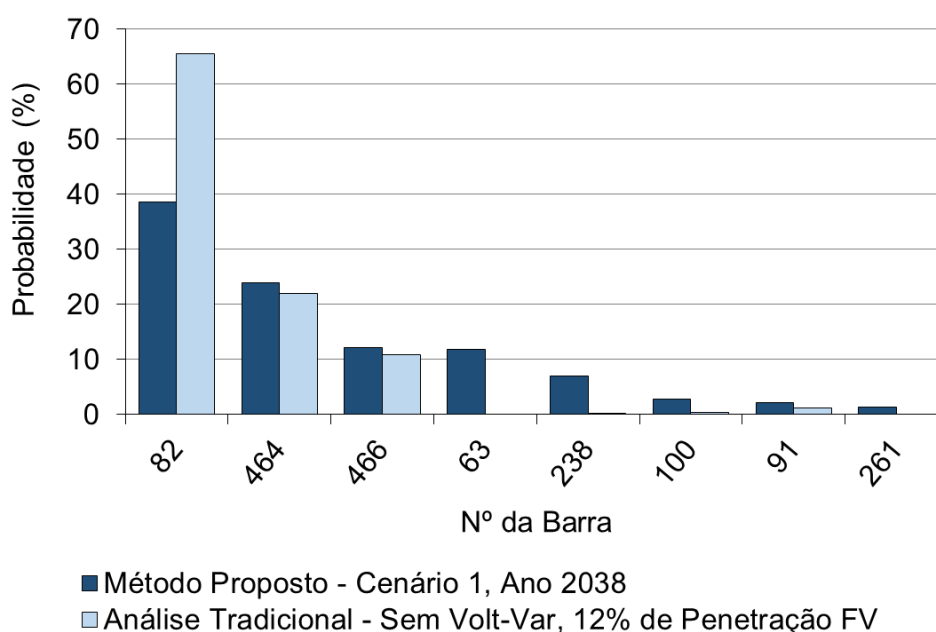


Figura 42- Probabilidade relativa de sobretensão para cada transformador (barra de MT) – Comparação entre o método proposto e a análise tradicional de HC

Fonte: Elaborado pelo autor

Capítulo 8 - Conclusão

Esta tese possui como principal objetivo o desenvolvimento de uma nova metodologia para analisar o impacto da difusão FV em redes de BT, baseada na combinação do modelo de difusão de Bass com o MMC. Primeiramente, para contextualizar mais adequadamente a metodologia proposta, foi apresentado o estado da arte do MMC aplicado a redes elétricas com GD. Posteriormente, foram estudadas com mais detalhes algumas das principais técnicas avançadas do MMC, complementando a revisão da literatura. Diante da dificuldade de aplicação dessas técnicas em problemas multidimensionais, optou-se por analisá-las em um estudo de caso de uma rede teste do IEEE com poucas dimensões. Finalmente, a nova metodologia proposta por este trabalho foi apresentada e, em seguida, aplicada em um estudo de caso envolvendo uma rede real de distribuição com altas dimensões.

Em relação à revisão bibliográfica, foram pesquisados mais de 90 artigos recentes, de revistas e conferências relevantes para a área de estudo, com ênfase nos aspectos técnico, operacional e de planejamento da rede elétrica. A pesquisa foi realizada usando-se critérios transparentes de busca, podendo ser replicada. Os trabalhos foram organizados quanto ao tipo de técnica de simulação utilizada, área de análise de redes elétricas, tecnologias associadas à GD e modelagem de incertezas.

O MMC permite considerar com flexibilidade as diversas incertezas associadas à carga, geração renovável e eventos aleatórios como falhas em equipamentos e faltas na rede elétrica. Portanto, diante do contexto atual de crescente disseminação de fontes de geração renovável e outras tecnologias; de computadores pessoais com alta capacidade de processamento; e de alta disponibilidade de base de dados; espera-se que a área de simulações estocásticas aplicadas a sistemas elétricos mantenha-se relevante e em constante crescimento nos próximos anos.

Em relação às técnicas de simulação, os trabalhos foram divididos em cinco classificações: CMC, GEC, TAMI, OE e MCRC. No levantamento, foi observada uma preponderância de artigos na área de OE, indicando uma possível tendência. Por outro lado, observou-se uma concentração no uso do MMC como referência comparativa ou *benchmark* para validar outras técnicas estocásticas e, por isso, foi criada a categoria MCRC

especialmente para enquadrar esse tipo de trabalho nesta revisão. Como benefício secundário, a classificação MCRC permite ao leitor conhecer outras técnicas alternativas ao MMC, usadas para o mesmo tipo de análise estocástica.

As áreas de análise foram divididas em quatro categorias: Qualidade de Energia, Confiabilidade, Econômica e Perdas & Sobrecarga Térmica. Em particular, os trabalhos de confiabilidade frequentemente consideram incertezas associadas a faltas, falha e/ou reparo de componentes da rede. Mas em geral, as incertezas mais encontradas na revisão bibliográfica referem-se à GD (FV ou eólica) e às cargas. Dada a capacidade do MMC para se representar incertezas com relativa facilidade e versatilidade, espera-se que este método siga sendo aplicado na análise de redes elétricas, incorporando-se cada vez mais a modelagem de novas tecnologias como dispositivos de armazenamento, VEs, estratégias de reposta à demanda e sistemas híbridos eletrotérmicos.

Foi proposto um estudo de caso com uma rede teste do IEEE para validar e elucidar a aplicação de algumas das principais técnicas avançadas do MMC identificadas na revisão bibliográfica: LHS, QMC e IS. De maneira geral, a aplicação dessas técnicas possibilitou a obtenção de resultados superiores em termos de precisão e convergência. Observou-se que cada uma das técnicas se destacou individualmente para cada um dos três indicadores de desempenho calculados, indicando que a natureza dos indicadores pode influenciar a efetividade das técnicas. Por fim, verificou-se que é possível combiná-las para aprimorar os resultados obtidos, conforme demonstrado com o método híbrido IS-QMC.

Em relação ao objetivo principal da tese, a nova metodologia proposta para a análise do impacto da difusão FV permite considerar o modelo de difusão de tecnologias (modelos de Bass e Beck) de maneira individualizada, com o intuito de desenvolver o equacionamento da probabilidade individual de adoção de GDFV. Dessa forma, a partir da influência do mercado local FV, é possível projetar a probabilidade de ocorrência de violações técnicas devido à penetração FV ao longo tempo, bem como a localização provável das violações na rede de distribuição. Vale ressaltar que, para o conhecimento dos autores, esse tipo de análise de HC espacial e temporal não havia sido implementada até o momento. Os dados individuais dos clientes, essenciais para caracterizar o mercado FV local, estão disponíveis na base de dados de concessionárias. A metodologia foi aplicada a um alimentador real de distribuição utilizando-se o *software* OpenDSS. Além disso, o método proposto foi comparado com uma análise tradicional de HC, destacando-se as principais vantagens da metodologia desenvolvida.

Os principais resultados do estudo de caso do sistema real de distribuição revelam a HC da rede, o ano a partir do qual o limite de HC provavelmente será violado, e os transformadores mais prováveis de apresentarem problemas de sobretensão. A ferramenta desenvolvida também permite prever indicadores como o consumo suprido pela SE, o qual pode auxiliar na análise do impacto da GD na arrecadação da distribuidora nos próximos anos. A simulação mostrou ainda a aplicação do controle Volt-Var, como um exemplo de medida de fácil implementação para mitigação dos impactos da difusão FV. Uma solução completa para o problema no horizonte de estudo envolveria a combinação de medidas operacionais e, eventualmente, obras na rede. Além disso, melhorias futuras poderiam ser realizadas na modelagem do problema, como no aprimoramento da caracterização do mercado local, considerando-se mais informações dos clientes e outros mecanismos de incentivo para a geração FV.

A crescente penetração de GD em redes de BT, especialmente a GDFV, traz a necessidade de revisão de práticas fortemente estabelecidas nas distribuidoras. Tradicionalmente, essas empresas realizam estudos de planejamento da distribuição considerando somente o aumento da carga, por meio de estimativas do aumento da demanda e do crescimento espacial da carga. Adicionalmente, é comum não haver um monitoramento constante dos níveis de tensão na rede BT. Portanto, a metodologia proposta permite introduzir nos estudos de planejamento o efeito do aumento da conexão da GD ao longo do tempo e antecipar problemas de qualidade de energia nas redes de BT.

Diante das soluções apresentadas nesta tese para a análise do impacto da GDFV em redes elétricas, sugerem-se para trabalhos futuros as seguintes linhas de pesquisa:

- Aprimoramento do modelo proposto de difusão de GDFV, podendo incluir o cálculo atualizado dos parâmetros de Bass e a modelagem de modalidades como autoconsumo remoto e geração compartilhada;
- Elaboração de uma análise mais abrangente do impacto econômico da expansão da GDFV na receita das concessionárias de distribuição, podendo também discutir aspectos como a possibilidade de implementação da tarifa binomial para consumidores de BT e a comercialização do excedente de micro e minigeração no mercado livre de energia;
- Investigação de outras técnicas avançadas do MMC, como SMC e MCMC, além de métodos para redução da dimensionalidade do problema;

- Análise de outras soluções para a mitigação do impacto da expansão da GDFV ao longo do tempo, podendo abranger, por exemplo, OLTCs, banco de baterias, estratégias de resposta à demanda e troca de equipamentos.

Bibliografia

- [1] M. Gleiser, *O caldeirão azul: o universo, o homem e seu espírito*, 5^a edição. Rio de Janeiro: Editora Record, 2019.
- [2] REN21, “Renewables 2021, Global Status Report”, 2021. https://www.ren21.net/wp-content/uploads/2019/05/GSR2021_Full_Report.pdf (acesso em 3 de março de 2022).
- [3] Associação Brasileira de Energia Solar Fotovoltaica (ABSOLAR), “Panorama da solar fotovoltaica no Brasil e no mundo”, 2023. <https://www.absolar.org.br/mercado/infografico/> (acesso em 19 de janeiro de 2023).
- [4] S.-E. Razavi *et al.*, “Impact of distributed generation on protection and voltage regulation of distribution systems: A review”, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 105, p. 157–167, maio 2019, doi: 10.1016/j.rser.2019.01.050.
- [5] M. Karimi, H. Mokhlis, K. Naidu, S. Uddin, e A. H. A. Bakar, “Photovoltaic penetration issues and impacts in distribution network – A review”, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 53, p. 594–605, jan. 2016, doi: 10.1016/j.rser.2015.08.042.
- [6] R. O. Bawazir e N. S. Cetin, “Comprehensive overview of optimizing PV-DG allocation in power system and solar energy resource potential assessments”, *Energy Reports*, vol. 6, p. 173–208, nov. 2020, doi: 10.1016/j.egyr.2019.12.010.
- [7] E. Mulenga, M. H. J. Bollen, e N. Etherden, “A review of hosting capacity quantification methods for photovoltaics in low-voltage distribution grids”, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 115, p. 105445, fev. 2020, doi: 10.1016/j.ijepes.2019.105445.
- [8] S. M. Ismael, S. H. E. Abdel Aleem, A. Y. Abdelaziz, e A. F. Zobaa, “State-of-the-art of hosting capacity in modern power systems with distributed generation”, *Renewable Energy*, vol. 130, p. 1002–1020, jan. 2019, doi: 10.1016/j.renene.2018.07.008.
- [9] S. Pukhrem, M. Basu, e M. F. Conlon, “Probabilistic Risk Assessment of Power Quality Variations and Events Under Temporal and Spatial Characteristic of Increased PV Integration in Low-Voltage Distribution Networks”, *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 33, n^o 3, p. 3246–3254, maio 2018, doi: 10.1109/TPWRS.2018.2797599.
- [10] F. Ding e B. Mather, “On Distributed PV Hosting Capacity Estimation, Sensitivity Study, and Improvement”, *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 8, n^o 3, p. 1010–1020, jul. 2017, doi: 10.1109/TSTE.2016.2640239.
- [11] M. S. S. Abad, J. Ma, D. Zhang, A. S. Ahmadyar, e H. Marzoughi, “Probabilistic Assessment of Hosting Capacity in Radial Distribution Systems”, *IEEE Trans. Sustain. Energy*, vol. 9, n^o 4, p. 1935–1947, out. 2018, doi: 10.1109/TSTE.2018.2819201.
- [12] R. Billinton e W. Li, *Reliability Assessment of Electric Power Systems Using Monte Carlo Methods*. Boston, MA: Springer US, 1994. doi: 10.1007/978-1-4899-1346-3.

- [13] A. M. Leite da Silva e A. M. de Castro, “Risk Assessment in Probabilistic Load Flow via Monte Carlo Simulation and Cross-Entropy Method”, *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 34, n° 2, p. 1193–1202, mar. 2019, doi: 10.1109/TPWRS.2018.2869769.
- [14] J. A. P. Lopes, N. Hatziargyriou, J. Mutale, P. Djapic, e N. Jenkins, “Integrating distributed generation into electric power systems: A review of drivers, challenges and opportunities”, *Electric Power Systems Research*, vol. 77, n° 9, p. 1189–1203, jul. 2007, doi: 10.1016/j.epsr.2006.08.016.
- [15] A. Ehsan e Q. Yang, “State-of-the-art techniques for modelling of uncertainties in active distribution network planning: A review”, *Applied Energy*, vol. 239, p. 1509–1523, abr. 2019, doi: 10.1016/j.apenergy.2019.01.211.
- [16] W. Tan, M. Shaaban, e M. Z. A. Ab Kadir, “Stochastic generation scheduling with variable renewable generation: methods, applications, and future trends”, *IET Generation, Transmission & Distribution*, vol. 13, n° 9, p. 1467–1480, maio 2019, doi: 10.1049/iet-gtd.2018.6331.
- [17] K. N. Hasan, R. Preece, e J. V. Milanović, “Existing approaches and trends in uncertainty modelling and probabilistic stability analysis of power systems with renewable generation”, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 101, p. 168–180, mar. 2019, doi: 10.1016/j.rser.2018.10.027.
- [18] A. Zakaria, F. B. Ismail, M. S. H. Lipu, e M. A. Hannan, “Uncertainty models for stochastic optimization in renewable energy applications”, *Renewable Energy*, vol. 145, p. 1543–1571, jan. 2020, doi: 10.1016/j.renene.2019.07.081.
- [19] S. Talari, M. Shafie-khah, G. J. Osório, J. Aghaei, e J. P. S. Catalão, “Stochastic modelling of renewable energy sources from operators’ point-of-view: A survey”, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 81, p. 1953–1965, jan. 2018, doi: 10.1016/j.rser.2017.06.006.
- [20] Rana. H. A. Zubo, G. Mokryani, H.-S. Rajamani, J. Aghaei, T. Niknam, e P. Pillai, “Operation and planning of distribution networks with integration of renewable distributed generators considering uncertainties: A review”, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 72, p. 1177–1198, maio 2017, doi: 10.1016/j.rser.2016.10.036.
- [21] R. Y. Rubinstein e D. P. Kroese, *Simulation and the Monte Carlo method*, Third edition. em Wiley series in probability and statistics. Hoboken, New Jersey: Wiley, 2017.
- [22] R. Torquato, D. Salles, C. Oriente Pereira, P. C. M. Meira, e W. Freitas, “A Comprehensive Assessment of PV Hosting Capacity on Low-Voltage Distribution Systems”, *IEEE Trans. Power Delivery*, vol. 33, n° 2, p. 1002–1012, abr. 2018, doi: 10.1109/TPWRD.2018.2798707.
- [23] P. P. Vergara, M. Salazar, T. T. Mai, P. H. Nguyen, e H. Slootweg, “A comprehensive assessment of PV inverters operating with droop control for overvoltage mitigation in LV distribution networks”, *Renewable Energy*, vol. 159, p. 172–183, out. 2020, doi: 10.1016/j.renene.2020.05.151.
- [24] D. Almeida, S. Abeyasinghe, M. P. Ekanayake, R. I. Godaliyadda, J. Ekanayake, e J. Pasupuleti, “Generalized approach to assess and characterise the impact of solar PV on LV networks”, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 121, p. 106058, out. 2020, doi: 10.1016/j.ijepes.2020.106058.

- [25] H. Sadeghian e Z. Wang, “A novel impact-assessment framework for distributed PV installations in low-voltage secondary networks”, *Renewable Energy*, vol. 147, p. 2179–2194, mar. 2020, doi: 10.1016/j.renene.2019.09.117.
- [26] M. D. P. Coelho, J. T. Saraiva, G. Konzen, M. C. Araujo, e A. J. C. Pereira, “Modelling the Growth of DG Market and the Impact of Incentives on its Deployment: Comparing Fixed Adoption and System Dynamics Methods in Brazil”, em *2019 IEEE Milan PowerTech*, Milan, Italy: IEEE, jun. 2019, p. 1–6. doi: 10.1109/PTC.2019.8810994.
- [27] L. L. C. dos Santos, L. N. Canha, e D. P. Bernardon, “Projection of the diffusion of photovoltaic systems in residential low voltage consumers”, *Renewable Energy*, vol. 116, p. 384–401, fev. 2018, doi: 10.1016/j.renene.2017.09.088.
- [28] L. Kurdgelashvili, C.-H. Shih, F. Yang, e M. Garg, “An empirical analysis of county-level residential PV adoption in California”, *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 139, p. 321–333, fev. 2019, doi: 10.1016/j.techfore.2018.11.021.
- [29] N. Mohandes, A. Sanfilippo, e M. Al Fakhri, “Modeling residential adoption of solar energy in the Arabian Gulf Region”, *Renewable Energy*, vol. 131, p. 381–389, fev. 2019, doi: 10.1016/j.renene.2018.07.048.
- [30] F. Heymann, F. Vom Scheidt, F. J. Soares, P. Duenas Martinez, e V. Miranda, “Forecasting Energy Technology Diffusion in Space and Time: Model Design, Parameter Choice and Calibration”, *IEEE Trans. Sustain. Energy*, p. 1–1, 2020, doi: 10.1109/TSTE.2020.3020426.
- [31] F. M. Bass, “A New Product Growth for Model Consumer Durables”, *Management Science*, vol. 15, n^o 5, p. 215–227, jan. 1969, doi: 10.1287/mnsc.15.5.215.
- [32] Z.-Y. She, R. Cao, B.-C. Xie, J.-J. Ma, e S. Lan, “An analysis of the wind power development factors by Generalized Bass Model: A case study of China’s eight bases”, *Journal of Cleaner Production*, vol. 231, p. 1503–1514, set. 2019, doi: 10.1016/j.jclepro.2019.05.255.
- [33] A. Dalla Valle e C. Furlan, “Diffusion of nuclear energy in some developing countries”, *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 81, p. 143–153, jan. 2014, doi: 10.1016/j.techfore.2013.04.019.
- [34] M. J. van der Kam, A. A. H. Meelen, W. G. J. H. M. van Sark, e F. Alkemade, “Diffusion of solar photovoltaic systems and electric vehicles among Dutch consumers: Implications for the energy transition”, *Energy Research & Social Science*, vol. 46, p. 68–85, dez. 2018, doi: 10.1016/j.erss.2018.06.003.
- [35] E. M. Rogers, *Diffusion of Innovations*. 2003.
- [36] C. Dong, B. Sigrin, e G. Brinkman, “Forecasting residential solar photovoltaic deployment in California”, *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 117, p. 251–265, abr. 2017, doi: 10.1016/j.techfore.2016.11.021.
- [37] R. W. Beck, “Distributed Renewable Energy Operating Impacts and Valuation Study. Prepared for Arizona Public Service”, 2009. <https://appsrv.pace.edu/VOSCOE/?do=DownloadFile&res=J8PAM033116121012> (acesso em 30 de maio de 2023).

- [38] Denholm et al., “The Solar Deployment System (SolarDS) Model: Documentation and Sample Results”, *National Renewable Energy Laboratory (NREL)*, 2009. <https://www.nrel.gov/docs/fy10osti/45832.pdf> (acesso em 30 de maio de 2023).
- [39] Benjamin Sigrin, Michael Gleason, Robert Preus, Ian Baring-Gould, e Robert Margolis, “The Distributed Generation Market Demand Model (DGen): Documentation.”, *NREL/TP-6A20- 65231. Golden, CO: National Renewable Energy Laboratory (NREL)*, 2016. <http://www.nrel.gov/docs/fy16osti/65231.pdf>. (acesso em 30 de maio de 2023).
- [40] Empresa de Pesquisa Energética (EPE), “Nota Técnica EPE 028/2018 – Modelo de Mercado da Micro e Minigeração Distribuída (4MD): Metodologia – Versão PDE 2027”, 2018. https://www.epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/PublicacoesArquivos/publicacao-332/topico-432/NT_Metodologia_4MD.pdf (acesso em 20 de janeiro de 2023).
- [41] Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), “Nota Técnica nº 0056/2017-SRD/ANEEL. Atualização das projeções de consumidores residenciais e comerciais com microgeração solar fotovoltaicos no horizonte 2017-2024”. https://www.solarize.com.br/downloads/ANEEL_Nota_Tecnica_estimativa_GD_0056-2017-SRD-ANEEL.pdf (acesso em 6 de fevereiro de 2023).
- [42] T. P. Abud, R. S. Maciel, e B. S. M. C. Borba, “Influence of local market economic analysis on PV generation stochastic approach in LV distribution networks”, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 112, p. 178–190, nov. 2019, doi: 10.1016/j.ijepes.2019.04.041.
- [43] I. Souza Machado, B. Soares Moreira Cesar Borba, e R. Silva Maciel, “Modeling Distributed PV Market and its Impacts on Distribution System: A Brazilian Case Study”, *IEEE Latin America Transactions*, vol. 14, nº 11, p. 4520–4526, nov. 2016, doi: 10.1109/TLA.2016.7795823.
- [44] J. Villavicencio Gastelu, J. D. Melo Trujillo, e A. Padilha-Feltrin, “Hierarchical Bayesian Model for Estimating Spatial-Temporal Photovoltaic Potential in Residential Areas”, *IEEE Trans. Sustain. Energy*, vol. 9, nº 2, p. 971–979, abr. 2018, doi: 10.1109/TSTE.2017.2768824.
- [45] F. Heymann, J. Silva, V. Miranda, J. Melo, F. J. Soares, e A. Padilha-Feltrin, “Distribution network planning considering technology diffusion dynamics and spatial net-load behavior”, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 106, p. 254–265, mar. 2019, doi: 10.1016/j.ijepes.2018.10.006.
- [46] S. Brooks, A. Gelman, G. Jones, e X.-L. Meng, Orgs., *Handbook of Markov Chain Monte Carlo*, 0 ed. Chapman and Hall/CRC, 2011. doi: 10.1201/b10905.
- [47] S. M. Ross, *An elementary introduction to mathematical finance*, Third Edition. New York: Cambridge University Press, 2011.
- [48] R. Y. Rubinstein e D. P. Kroese, *The cross-entropy method: a unified approach to combinatorial optimization, Monte-Carlo simulation and machine learning*. New York: Springer, 2011.
- [49] D. van Ravenzwaaij, P. Cassey, e S. D. Brown, “A simple introduction to Markov Chain Monte–Carlo sampling”, *Psychon Bull Rev*, vol. 25, nº 1, p. 143–154, fev. 2018, doi: 10.3758/s13423-016-1015-8.

- [50] A. Singhee e R. A. Rutenbar, “Why Quasi-Monte Carlo is Better Than Monte Carlo or Latin Hypercube Sampling for Statistical Circuit Analysis”, *IEEE Trans. Comput.-Aided Des. Integr. Circuits Syst.*, vol. 29, n° 11, p. 1763–1776, nov. 2010, doi: 10.1109/TCAD.2010.2062750.
- [51] H. Niederreiter, *Random number generation and quasi-Monte Carlo methods*. em CBMS-NSF regional conference series in applied mathematics, no. 63. Philadelphia, Pa: Society for Industrial and Applied Mathematics, 1992.
- [52] C. Lemieux, *Monte Carlo and Quasi-Monte Carlo sampling*, 1st ed. Softcover of orig. ed. 2009. New York, NY: Springer-Verlag New York Inc., 2010.
- [53] A. Doucet, N. Freitas, e N. Gordon, *Sequential Monte Carlo Methods in Practice*. New York, NY: Springer New York, 2001.
- [54] J. C. O. Mello, M. V. F. Pereira, e A. M. Leite da Silva, “Evaluation of reliability worth in composite systems based on pseudo-sequential Monte Carlo simulation”, *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 9, n° 3, p. 1318–1326, ago. 1994, doi: 10.1109/59.336134.
- [55] N. Banol Arias, A. Tabares, J. F. Franco, M. Lavorato, e R. Romero, “Robust Joint Expansion Planning of Electrical Distribution Systems and EV Charging Stations”, *IEEE Trans. Sustain. Energy*, vol. 9, n° 2, p. 884–894, abr. 2018, doi: 10.1109/TSTE.2017.2764080.
- [56] S. Pukhrem, M. Basu, e M. F. Conlon, “Probabilistic Risk Assessment of Power Quality Variations and Events Under Temporal and Spatial Characteristic of Increased PV Integration in Low-Voltage Distribution Networks”, *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 33, n° 3, p. 3246–3254, maio 2018, doi: 10.1109/TPWRS.2018.2797599.
- [57] P. M. de Quevedo, J. Contreras, A. Mazza, G. Chicco, e R. Porumb, “Reliability Assessment of Microgrids With Local and Mobile Generation, Time-Dependent Profiles, and Intraday Reconfiguration”, *IEEE Trans. on Ind. Applicat.*, vol. 54, n° 1, p. 61–72, jan. 2018, doi: 10.1109/TIA.2017.2752685.
- [58] M. S. Rawat e S. Vadhera, “Impact of Photovoltaic Penetration on Static Voltage Stability of Distribution Networks: A Probabilistic Approach”, *AJW*, vol. 15, n° 3, p. 51–62, ago. 2018, doi: 10.3233/AJW-180043.
- [59] T. P. Abud, R. S. Maciel, e B. S. M. C. Borba, “Influence of local market economic analysis on PV generation stochastic approach in LV distribution networks”, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 112, p. 178–190, nov. 2019, doi: 10.1016/j.ijepes.2019.04.041.
- [60] J. Andruszkiewicz, J. Lorenc, e A. Weychan, “Archives of Electrical Engineering”, 2019, doi: 10.24425/AEE.2019.128274.
- [61] M. I. Muhammad Ridzuan, N. N. R. Roslan, N. F. Mohd Fauzi, e M. A. Z. Rusli, “Reliability-based DG location using Monte-Carlo simulation technique”, *SN Appl. Sci.*, vol. 2, n° 2, p. 145, fev. 2020, doi: 10.1007/s42452-019-1609-7.
- [62] P. A. J. Stecanella, D. Vieira, M. V. L. Vasconcelos, e A. D. L. Ferreira Filho, “Statistical Analysis of Photovoltaic Distributed Generation Penetration Impacts on a Utility Containing Hundreds of Feeders”, *IEEE Access*, vol. 8, p. 175009–175019, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3024115.

- [63] S. M. Azizi, “Robust Controller Synthesis and Analysis in Inverter-Dominant Droop-Controlled Islanded Microgrids”, *IEEE/CAA J. Autom. Sinica*, vol. 8, n° 8, p. 1401–1415, ago. 2021, doi: 10.1109/JAS.2021.1004006.
- [64] S. Fatima, V. Püvi, A. Arshad, M. Pourakbari-Kasmaei, e M. Lehtonen, “Comparison of Economical and Technical Photovoltaic Hosting Capacity Limits in Distribution Networks”, *Energies*, vol. 14, n° 9, p. 2405, abr. 2021, doi: 10.3390/en14092405.
- [65] S. Haider e P. Schegner, “Simulating the Impacts of Uncontrolled Electric Vehicle Charging in Low Voltage Grids”, *Energies*, vol. 14, n° 8, p. 2330, abr. 2021, doi: 10.3390/en14082330.
- [66] P. S. e Abreu e A. G. Martins, “Evaluation of service quality of distribution systems with critically located generators”, *Int Trans Electr Energ Syst*, vol. 31, n° 4, abr. 2021, doi: 10.1002/2050-7038.12852.
- [67] J.-S. Song, J.-S. Kim, B. Mather, e C.-H. Kim, “Hosting Capacity Improvement Method Using MV–MV Solid-State-Transformer”, *Energies*, vol. 14, n° 3, p. 622, jan. 2021, doi: 10.3390/en14030622.
- [68] R. S. C. Camargos *et al.*, “Technical and Financial Impacts on Distribution Systems of Integrating Batteries Controlled by Uncoordinated Strategies”, *IEEE Access*, vol. 9, p. 91361–91376, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3091908.
- [69] A. Gantayet e D. K. Dheer, “Stochastic investigation for solid-state transformer integration in distributed energy resources integrated active distribution network”, *Int Trans Electr Energ Syst*, vol. 31, n° 11, nov. 2021, doi: 10.1002/2050-7038.13056.
- [70] C. A. Sepúlveda Rangel, L. N. Canha, M. Sperandio, e V. Miranda, “Mixed-integer stochastic evaluation of battery energy storage system integration strategies in distribution systems”, *IET Generation Trans & Dist*, vol. 16, n° 4, p. 641–655, fev. 2022, doi: 10.1049/gtd2.12316.
- [71] T. S. Vitor e J. C. M. Vieira, “Operation planning and decision-making approaches for Volt/Var multi-objective optimization in power distribution systems”, *Electric Power Systems Research*, vol. 191, p. 106874, fev. 2021, doi: 10.1016/j.epsr.2020.106874.
- [72] M. Memari, A. Karimi, e H. Hashemi-Dezaki, “Reliability evaluation of smart grid using various classic and metaheuristic clustering algorithms considering system uncertainties”, *Int Trans Electr Energ Syst*, vol. 31, n° 6, jun. 2021, doi: 10.1002/2050-7038.12902.
- [73] M.-R. Yaghoubi-Nia, H. Hashemi-Dezaki, e A. Halvaei Niasar, “Optimal stochastic scenario-based allocation of smart grids’ renewable and non-renewable distributed generation units and protective devices”, *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, vol. 44, p. 101033, abr. 2021, doi: 10.1016/j.seta.2021.101033.
- [74] P. Emrani-Rahaghi e H. Hashemi-Dezaki, “Optimal Scenario-based Operation and Scheduling of Residential Energy Hubs Including Plug-in Hybrid Electric Vehicle and Heat Storage System Considering the Uncertainties of Electricity Price and Renewable Distributed Generations”, *Journal of Energy Storage*, vol. 33, p. 102038, jan. 2021, doi: 10.1016/j.est.2020.102038.
- [75] O. M. Abdelwahab, A. A. Shalaby, e M. F. Shaaban, “An optimal resource allocation for future parking lots with charger assignment considering uncertainties”, *Electric*

- Power Systems Research*, vol. 200, p. 107455, nov. 2021, doi: 10.1016/j.epsr.2021.107455.
- [76] J. Yang, H. Gao, S. Ye, L. Lv, Y. Liu, e J. Liu, “Applying multiple types of demand response to optimal day-ahead stochastic scheduling in the distribution network”, *IET Generation, Transmission & Distribution*, vol. 14, n° 20, p. 4509–4519, out. 2020, doi: 10.1049/iet-gtd.2020.0158.
- [77] F. Yan, X. Chen, W. Tang, R. Yan, e H. Wu, “Reliability and power supply capability evaluation of active distribution networks with four-terminal soft open points”, *IET Smart Grid*, vol. 3, n° 5, p. 657–666, out. 2020, doi: 10.1049/iet-stg.2019.0353.
- [78] J. Liu, P. Zeng, Y. Li, e H. Xing, “Coordinated Optimal Allocation of Distributed Generations in Smart Distribution Grids Considering Active Management and Contingencies”, *J. Electr. Eng. Technol.*, vol. 15, n° 5, p. 1969–1983, set. 2020, doi: 10.1007/s42835-020-00462-1.
- [79] L. Liu, Y. Zhang, C. Da, Z. Huang, e M. Wang, “Optimal allocation of distributed generation and electric vehicle charging stations based on intelligent algorithm and bi-level programming”, *Int Trans Electr Energ Syst*, vol. 30, n° 6, jun. 2020, doi: 10.1002/2050-7038.12366.
- [80] M. Abdi-Siab e H. Lesani, “Two-stage scenario-based DEP incorporating PEV using Benders’ decomposition”, *IET Generation, Transmission & Distribution*, vol. 14, n° 8, p. 1508–1520, abr. 2020, doi: 10.1049/iet-gtd.2019.0305.
- [81] Y. Luo, D. Yang, Z. Yin, B. Zhou, e Q. Sun, “Optimal configuration of hybrid-energy microgrid considering the correlation and randomness of the wind power and photovoltaic power”, *IET Renewable Power Generation*, vol. 14, n° 4, p. 616–627, mar. 2020, doi: 10.1049/iet-rpg.2019.0752.
- [82] D. Prudhviraaj, P. B. S. Kiran, e N. M. Pindoriya, “Stochastic Energy Management of Microgrid with Nodal Pricing”, *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, vol. 8, n° 1, p. 102–110, 2020, doi: 10.35833/MPCE.2018.000519.
- [83] S. Rezaeian-Marjani, S. Masoumzadehasl, S. Galvani, e V. Talavat, “Probabilistic assessment of D-STATCOM operation considering correlated uncertain variables”, *Int Trans Electr Energ Syst*, vol. 30, n° 10, out. 2020, doi: 10.1002/2050-7038.12522.
- [84] P. P. Vergara, J. C. López, M. J. Rider, H. R. Shaker, L. C. P. da Silva, e B. N. Jørgensen, “A stochastic programming model for the optimal operation of unbalanced three-phase islanded microgrids”, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 115, p. 105446, fev. 2020, doi: 10.1016/j.ijepes.2019.105446.
- [85] R. Rigo-Mariani, S. O. Chea Wae, S. Mazzoni, e A. Romagnoli, “Comparison of optimization frameworks for the design of a multi-energy microgrid”, *Applied Energy*, vol. 257, p. 113982, jan. 2020, doi: 10.1016/j.apenergy.2019.113982.
- [86] V. Vita, S. Lazarou, C. A. Christodoulou, e G. Seritan, “On the Determination of Meshed Distribution Networks Operational Points after Reinforcement”, *Applied Sciences*, vol. 9, n° 17, p. 3501, ago. 2019, doi: 10.3390/app9173501.
- [87] A. Ahmadian, M. Sedghi, H. Fgaier, B. Mohammadi-ivatloo, M. A. Golkar, e A. Elkamel, “PEVs data mining based on factor analysis method for energy storage and DG planning in active distribution network: Introducing S2S effect”, *Energy*, vol. 175, p. 265–277, maio 2019, doi: 10.1016/j.energy.2019.03.097.

- [88] M. Abdelaziz e M. Moradzadeh, “Monte-Carlo simulation based multi-objective optimum allocation of renewable distributed generation using OpenCL”, *Electric Power Systems Research*, vol. 170, p. 81–91, maio 2019, doi: 10.1016/j.epsr.2019.01.012.
- [89] Q. Li, X. Wang, e S. Rong, “Probabilistic Load Flow Method Based on Modified Latin Hypercube-Important Sampling”, *Energies*, vol. 11, n° 11, p. 3171, nov. 2018, doi: 10.3390/en11113171.
- [90] S. Lazarou, V. Vita, C. Christodoulou, e L. Ekonomou, “Calculating Operational Patterns for Electric Vehicle Charging on a Real Distribution Network Based on Renewables’ Production”, *Energies*, vol. 11, n° 9, p. 2400, set. 2018, doi: 10.3390/en11092400.
- [91] T. Yan, W. Tang, Y. Wang, e X. Zhang, “Reliability assessment of a multi-state distribution system with microgrids based on an accelerated Monte-Carlo method”, *IET Generation, Transmission & Distribution*, vol. 12, n° 13, p. 3221–3229, jul. 2018, doi: 10.1049/iet-gtd.2017.1794.
- [92] J. Feng, B. Zeng, D. Zhao, G. Wu, Z. Liu, e J. Zhang, “Evaluating Demand Response Impacts on Capacity Credit of Renewable Distributed Generation in Smart Distribution Systems”, *IEEE Access*, vol. 6, p. 14307–14317, 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2017.2745198.
- [93] L. Grisales-Noreña, D. Gonzalez Montoya, e C. Ramos-Paja, “Optimal Sizing and Location of Distributed Generators Based on PBIL and PSO Techniques”, *Energies*, vol. 11, n° 4, p. 1018, abr. 2018, doi: 10.3390/en11041018.
- [94] H. Alharbi e K. Bhattacharya, “Stochastic Optimal Planning of Battery Energy Storage Systems for Isolated Microgrids”, *IEEE Trans. Sustain. Energy*, vol. 9, n° 1, p. 211–227, jan. 2018, doi: 10.1109/TSTE.2017.2724514.
- [95] G. Ye, M. Nijhuis, V. Cuk, e J. F. G. Cobben, “Incorporating network uncertainties in voltage dip state estimation”, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 113, p. 888–896, dez. 2019, doi: 10.1016/j.ijepes.2019.06.005.
- [96] M. A. Karim, J. Currie, e T.-T. Lie, “A machine learning based optimized energy dispatching scheme for restoring a hybrid microgrid”, *Electric Power Systems Research*, vol. 155, p. 206–215, fev. 2018, doi: 10.1016/j.epsr.2017.10.015.
- [97] H. Sadeghian e Z. Wang, “A novel impact-assessment framework for distributed PV installations in low-voltage secondary networks”, *Renewable Energy*, vol. 147, p. 2179–2194, mar. 2020, doi: 10.1016/j.renene.2019.09.117.
- [98] A. Sharma, D. Srinivasan, e A. Trivedi, “A Decentralized Multi-Agent Approach for Service Restoration in Uncertain Environment”, *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 9, n° 4, p. 3394–3405, jul. 2018, doi: 10.1109/TSG.2016.2631639.
- [99] A. U. Krismanto, N. Mithulananthan, e I. Kamwa, “Oscillatory stability assessment of microgrid in autonomous operation with uncertainties”, *IET Renewable Power Generation*, vol. 12, n° 4, p. 494–504, mar. 2018, doi: 10.1049/iet-rpg.2017.0579.
- [100] Z. Liu, J. Yang, Y. Zhang, T. Ji, J. Zhou, e Z. Cai, “Multi-Objective Coordinated Planning of Active-Reactive Power Resources for Decentralized Droop-Controlled Islanded Microgrids Based on Probabilistic Load Flow”, *IEEE Access*, vol. 6, p. 40267–40280, 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2855697.

- [101] G. Carpinelli, R. Rizzo, P. Caramia, e P. Varilone, “Taguchi’s method for probabilistic three-phase power flow of unbalanced distribution systems with correlated Wind and Photovoltaic Generation Systems”, *Renewable Energy*, vol. 117, p. 227–241, mar. 2018, doi: 10.1016/j.renene.2017.10.048.
- [102] J. S. Giraldo, J. A. Castrillon, J. C. Lopez, M. J. Rider, e C. A. Castro, “Microgrids Energy Management Using Robust Convex Programming”, *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 10, n° 4, p. 4520–4530, jul. 2019, doi: 10.1109/TSG.2018.2863049.
- [103] S. Nan, M. Zhou, G. Li, e Y. Xia, “Optimal Scheduling Approach on Smart Residential Community Considering Residential Load Uncertainties”, *J. Electr. Eng. Technol.*, vol. 14, n° 2, p. 613–625, mar. 2019, doi: 10.1007/s42835-019-00094-0.
- [104] M. Naghdi, M.-A. Shafiyi, e M.-R. Haghifam, “A combined probabilistic modeling of renewable generation and system load types to determine allowable DG penetration level in distribution networks”, *Int Trans Electr Energ Syst*, vol. 29, n° 1, p. e2696, jan. 2019, doi: 10.1002/etep.2696.
- [105] A. Escalera, M. Prodanović, e E. D. Castronuovo, “Analytical methodology for reliability assessment of distribution networks with energy storage in islanded and emergency-tie restoration modes”, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 107, p. 735–744, maio 2019, doi: 10.1016/j.ijepes.2018.12.027.
- [106] A. A. Recalde e M. S. Alvarez-Alvarado, “Design optimization for reliability improvement in microgrids with wind – tidal – photovoltaic generation”, *Electric Power Systems Research*, vol. 188, p. 106540, nov. 2020, doi: 10.1016/j.epsr.2020.106540.
- [107] X. Fu, Q. Guo, e H. Sun, “Statistical Machine Learning Model for Stochastic Optimal Planning of Distribution Networks Considering a Dynamic Correlation and Dimension Reduction”, *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 11, n° 4, p. 2904–2917, jul. 2020, doi: 10.1109/TSG.2020.2974021.
- [108] M. S. Rawat e S. Vadhera, “Probabilistic Steady State Voltage Stability Assessment Method for Correlated Wind Energy and Solar Photovoltaic Integrated Power Systems”, *Energy Technol.*, vol. 9, n° 2, p. 2000732, fev. 2021, doi: 10.1002/ente.202000732.
- [109] B. Sui, K. Hou, H. Jia, Y. Mu, e X. Yu, “Maximum entropy based probabilistic load flow calculation for power system integrated with wind power generation”, *J. Mod. Power Syst. Clean Energy*, vol. 6, n° 5, p. 1042–1054, set. 2018, doi: 10.1007/s40565-018-0384-6.
- [110] C. Yong, X. Kong, Y. Chen, Z. E, K. Cui, e X. Wang, “Multiobjective Scheduling of an Active Distribution Network Based on Coordinated Optimization of Source Network Load”, *Applied Sciences*, vol. 8, n° 10, p. 1888, out. 2018, doi: 10.3390/app8101888.
- [111] A. Eslami e M. E. Hamedani Golshan, “Index-based voltage dip consideration in optimal planning of SDGs by applying a modified Monte Carlo simulation method”, *Int Trans Electr Energ Syst*, vol. 28, n° 1, p. e2478, jan. 2018, doi: 10.1002/etep.2478.
- [112] R. Hemmati, S. M. S. Ghiasi, e A. Entezariharsini, “Power fluctuation smoothing and loss reduction in grid integrated with thermal-wind-solar-storage units”, *Energy*, vol. 152, p. 759–769, jun. 2018, doi: 10.1016/j.energy.2018.04.004.

- [113] H. M. A. Ahmed, A. B. Eltantawy, e M. M. A. Salama, “A Planning Approach for the Network Configuration of AC-DC Hybrid Distribution Systems”, *IEEE Trans. Smart Grid*, p. 1–1, 2016, doi: 10.1109/TSG.2016.2608508.
- [114] A. Eslami e M. E. Hamedani Golshan, “Monte-Carlo based approach to consider the cost of voltage dip and long duration interruption in optimal planning of SDGs”, *IET Generation, Transmission & Distribution*, vol. 12, n° 8, p. 1856–1865, abr. 2018, doi: 10.1049/iet-gtd.2017.1026.
- [115] R. K. Malee, A. S. Chundawat, N. Maliwar, e A. K. sharma, “DG integrated distribution system expansion planning with uncertainties”, *IFS*, vol. 35, n° 5, p. 4997–5006, nov. 2018, doi: 10.3233/JIFS-169784.
- [116] M. Ghaljehei, A. Ahmadian, M. A. Golkar, T. Amraee, e A. Elkamel, “Stochastic SCUC considering compressed air energy storage and wind power generation: A techno-economic approach with static voltage stability analysis”, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 100, p. 489–507, set. 2018, doi: 10.1016/j.ijepes.2018.02.046.
- [117] H. Mo e G. Sansavini, “Impact of aging and performance degradation on the operational costs of distributed generation systems”, *Renewable Energy*, vol. 143, p. 426–439, dez. 2019, doi: 10.1016/j.renene.2019.04.111.
- [118] H. M. A. Ahmed, A. B. Eltantawy, e M. M. A. Salama, “A reliability-based stochastic planning framework for AC-DC hybrid smart distribution systems”, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 107, p. 10–18, maio 2019, doi: 10.1016/j.ijepes.2018.11.003.
- [119] H. Bakhshi Yamchi, H. Shahsavari, N. Taghizadegan Kalantari, A. Safari, e M. Farrokhifar, “A cost-efficient application of different battery energy storage technologies in microgrids considering load uncertainty”, *Journal of Energy Storage*, vol. 22, p. 17–26, abr. 2019, doi: 10.1016/j.est.2019.01.023.
- [120] S. Ismael, S. Abdel Aleem, A. Abdelaziz, e A. Zobaa, “Probabilistic Hosting Capacity Enhancement in Non-Sinusoidal Power Distribution Systems Using a Hybrid PSO-GSA Optimization Algorithm”, *Energies*, vol. 12, n° 6, p. 1018, mar. 2019, doi: 10.3390/en12061018.
- [121] T. Tran e A. Smith, “Stochastic Optimization for Integration of Renewable Energy Technologies in District Energy Systems for Cost-Effective Use”, *Energies*, vol. 12, n° 3, p. 533, fev. 2019, doi: 10.3390/en12030533.
- [122] R. S. Pinto, C. Unsihuay-Vila, e T. S. P. Fernandes, “Multi-objective and multi-period distribution expansion planning considering reliability, distributed generation and self-healing”, *IET Generation, Transmission & Distribution*, vol. 13, n° 2, p. 219–228, jan. 2019, doi: 10.1049/iet-gtd.2018.5037.
- [123] S. Cheng e Z. Li, “Multi-objective Network Reconfiguration Considering V2G of Electric Vehicles in Distribution System with Renewable Energy”, *Energy Procedia*, vol. 158, p. 278–283, fev. 2019, doi: 10.1016/j.egypro.2019.01.089.
- [124] Y. Liu *et al.*, “Bi-level fuzzy stochastic expectation modelling and optimization for energy storage systems planning in virtual power plants”, *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, vol. 11, n° 1, p. 014101, jan. 2019, doi: 10.1063/1.5040798.
- [125] M. Parol, Ł. Rokicki, e R. Parol, “Bulletin of the Polish Academy of Sciences: Technical Sciences”, 2019, doi: 10.24425/BPASTS.2019.130189.

- [126] M. Lwin, J. Guo, N. B. Dimitrov, e S. Santoso, “Stochastic Optimization for Discrete Overcurrent Relay Tripping Characteristics and Coordination”, *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 10, n° 1, p. 732–740, jan. 2019, doi: 10.1109/TSG.2017.2751596.
- [127] M. S. Suliman, H. Hizam, e M. L. Othman, “Determining penetration limit of central PVDG topology considering the stochastic behaviour of PV generation and loads to reduce power losses and improve voltage profiles”, *IET Renewable Power Generation*, vol. 14, n° 14, p. 2629–2638, out. 2020, doi: 10.1049/iet-rpg.2019.1376.
- [128] M. Afzal, M. S. Alvarez-Alvarado, Z. A. Khan, e M. Alghassab, “Composition Assessment of a Power Distribution System with Optimal Dispatching of Distributed Generation”, *IJRED*, vol. 9, n° 3, p. 455–466, out. 2020, doi: 10.14710/ijred.2020.31428.
- [129] S. Rajamand, “Loss cost reduction and power quality improvement with applying robust optimization algorithm for optimum energy storage system placement and capacitor bank allocation”, *Int J Energy Res*, vol. 44, n° 14, p. 11973–11984, nov. 2020, doi: 10.1002/er.5844.
- [130] Y. Shang *et al.*, “Stochastic Maintenance Schedules of Active Distribution Networks Based on Monte-Carlo Tree Search”, *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 35, n° 5, p. 3940–3952, set. 2020, doi: 10.1109/TPWRS.2020.2973761.
- [131] B. Zeng, X. Li, W. Fang, Z. Zhu, e C. Zhao, “Evaluating Potential Benefits of Distributed Energy Resources for Improvement of Distribution System Resiliency”, *Journal of Electrical Systems*, vol. 16, n° 3, p. 320–331, 2020.
- [132] I. C. Barutcu, E. Karatepe, e M. Boztepe, “Impact of harmonic limits on PV penetration levels in unbalanced distribution networks considering load and irradiance uncertainty”, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 118, p. 105780, jun. 2020, doi: 10.1016/j.ijepes.2019.105780.
- [133] Y. Li, S. Q. Mohammed, G. S. Nariman, N. Aljojo, A. Rezvani, e S. Dadfar, “Energy Management of Microgrid Considering Renewable Energy Sources and Electric Vehicles Using the Backtracking Search Optimization Algorithm”, *Journal of Energy Resources Technology*, vol. 142, n° 5, p. 052103, maio 2020, doi: 10.1115/1.4046098.
- [134] A. A. Yahaya, M. AlMuhaini, e G. T. Heydt, “Optimal design of hybrid DG systems for microgrid reliability enhancement”, *IET Generation, Transmission & Distribution*, vol. 14, n° 5, p. 816–823, mar. 2020, doi: 10.1049/iet-gtd.2019.0277.
- [135] T. Lagos *et al.*, “Identifying Optimal Portfolios of Resilient Network Investments Against Natural Hazards, With Applications to Earthquakes”, *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 35, n° 2, p. 1411–1421, mar. 2020, doi: 10.1109/TPWRS.2019.2945316.
- [136] H. Tao, F. W. Ahmed, H. Abdalqadir kh ahmed, M. Latifi, H. Nakamura, e Y. Li, “Hybrid whale optimization and pattern search algorithm for day-ahead operation of a microgrid in the presence of electric vehicles and renewable energies”, *Journal of Cleaner Production*, vol. 308, p. 127215, jul. 2021, doi: 10.1016/j.jclepro.2021.127215.
- [137] A. Naderipour *et al.*, “Deterministic and probabilistic multi-objective placement and sizing of wind renewable energy sources using improved spotted hyena optimizer”, *Journal of Cleaner Production*, vol. 286, p. 124941, mar. 2021, doi: 10.1016/j.jclepro.2020.124941.

- [138] P. Pijarski e P. Kacejko, “Voltage Optimization in MV Network with Distributed Generation Using Power Consumption Control in Electrolysis Installations”, *Energies*, vol. 14, n° 4, p. 993, fev. 2021, doi: 10.3390/en14040993.
- [139] A. M. Shaheen, E. E. Elattar, R. A. El-Sehiemy, e A. M. Elsayed, “An Improved Sunflower Optimization Algorithm-Based Monte Carlo Simulation for Efficiency Improvement of Radial Distribution Systems Considering Wind Power Uncertainty”, *IEEE Access*, vol. 9, p. 2332–2344, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3047671.
- [140] Z. Shu, Y. Chen, C. Deng, F. Zheng, e H. Zhong, “Pareto Optimal Allocation of Flexible Fault Current Limiter Based on Multi-Objective Improved Bat Algorithm”, *IEEE Access*, vol. 9, p. 12762–12778, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3050795.
- [141] J. Wang, X. Wang, B. Di, C. Sun, e W. Zheng, “A Novel Method for Islanding in Active Distribution Network Considering Distributed Generation”, *Journal of Power Technologies*, vol. 101, n° 1, p. 11–21, fev. 2021.
- [142] L. A. Gallego, J. F. Franco, e L. G. Cordero, “A fast-specialized point estimate method for the probabilistic optimal power flow in distribution systems with renewable distributed generation”, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 131, p. 107049, out. 2021, doi: 10.1016/j.ijepes.2021.107049.
- [143] J. E. R. Baptista, A. B. Rodrigues, e M. da Guia da Silva, “Probabilistic Analysis of PV Generation Impacts on Voltage Sags in LV Distribution Networks Considering Failure Rates Dependent on Feeder Loading”, *IEEE Trans. Sustain. Energy*, vol. 10, n° 3, p. 1342–1350, jul. 2019, doi: 10.1109/TSTE.2018.2866931.
- [144] V. Raj e B. K. Kumar, “A modified affine arithmetic-based power flow analysis for radial distribution system with uncertainty”, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 107, p. 395–402, maio 2019, doi: 10.1016/j.ijepes.2018.12.006.
- [145] M. S. Rawat e S. Vadhera, “Maximum Penetration Level Evaluation of Hybrid Renewable DGs of Radial Distribution Networks Considering Voltage Stability”, *J Control Autom Electr Syst*, vol. 30, n° 5, p. 780–793, out. 2019, doi: 10.1007/s40313-019-00477-8.
- [146] H. do N. Alves, “An Interval Arithmetic-Based Power Flow Algorithm for Radial Distribution Network with Distributed Generation”, *J Control Autom Electr Syst*, vol. 30, n° 5, p. 802–811, out. 2019, doi: 10.1007/s40313-019-00478-7.
- [147] G. Grusso e P. Maffezzoni, “Data-driven uncertainty analysis of distribution networks including photovoltaic generation”, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 121, p. 106043, out. 2020, doi: 10.1016/j.ijepes.2020.106043.
- [148] A.-M. Hariri, M. A. Hejazi, e H. Hashemi-Dezaki, “Investigation of impacts of plug-in hybrid electric vehicles’ stochastic characteristics modeling on smart grid reliability under different charging scenarios”, *Journal of Cleaner Production*, vol. 287, p. 125500, mar. 2021, doi: 10.1016/j.jclepro.2020.125500.
- [149] A. Keane *et al.*, “State-of-the-Art Techniques and Challenges Ahead for Distributed Generation Planning and Optimization”, *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 28, n° 2, p. 1493–1502, maio 2013, doi: 10.1109/TPWRS.2012.2214406.

- [150] M. D. McKay, R. J. Beckman, e W. J. Conover, “A Comparison of Three Methods for Selecting Values of Input Variables in the Analysis of Output from a Computer Code”, *Technometrics*, vol. 21, n° 2, p. 239, maio 1979, doi: 10.2307/1268522.
- [151] M. A. G. Dias e PUC-Rio, “Quasi-Monte Carlo Simulation”. http://marcoagd.usuarios.rdc.puc-rio.br/quasi_mc.html (acesso em 20 de abril de 2023).
- [152] J. L. Deutsch e C. V. Deutsch, “Latin hypercube sampling with multidimensional uniformity”, *Journal of Statistical Planning and Inference*, vol. 142, n° 3, p. 763–772, mar. 2012, doi: 10.1016/j.jspi.2011.09.016.
- [153] EPRI, “Código da Rede IEEE 13 Barras no OpenDSS”, *SourceForge*. <https://sourceforge.net/p/electricdss/code/HEAD/tree/trunk/Distrib/IEEETestCases/13Bus/IEEE13Nodeckt.dss> (acesso em 21 de março de 2013).
- [154] C. Zhang, X. Wang, e Z. He, “Efficient Importance Sampling in Quasi-Monte Carlo Methods for Computational Finance”, *SIAM J. Sci. Comput.*, vol. 43, n° 1, p. B1–B29, jan. 2021, doi: 10.1137/19M1280065.
- [155] Z. He, Z. Zheng, e X. Wang, “On the error rate of importance sampling with randomized quasi-Monte Carlo”, 2022, doi: 10.48550/ARXIV.2203.03220.
- [156] J. C. Kastovich et al., “Advanced Electric Heat Pump Market and Business Analysis. ORNL/Sub/79-2471/1. Prepared under subcontract for Oak Ridge National Laboratory by Westinghouse Electric Corp. Oak Ridge, TN: Oak Ridge National Laboratory”. 1982.
- [157] Navigant Consulting Inc. (NCI), “Rooftop Photovoltaics Market Penetration Scenarios”, *National Renewable Energy Laboratory (NREL)*, 2008. <https://www.nrel.gov/docs/fy08osti/42306.pdf> (acesso em 19 de fevereiro de 2021).
- [158] E. Cataldo, *Introdução aos Processos Estocásticos*. São Carlos, SP: SBMAC, 2012.
- [159] A. Navarro-Espinosa e L. F. Ochoa, “Probabilistic Impact Assessment of Low Carbon Technologies in LV Distribution Systems”, *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 31, n° 3, p. 2192–2203, maio 2016, doi: 10.1109/TPWRS.2015.2448663.
- [160] M. Kolenc, I. Papič, e B. Blažič, “Assessment of maximum distributed generation penetration levels in low voltage networks using a probabilistic approach”, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 64, p. 505–515, jan. 2015, doi: 10.1016/j.ijepes.2014.07.063.
- [161] Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), “Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional (PRODIST) – Módulo 8 – Qualidade do Fornecimento de Energia Elétrica”. https://www2.aneel.gov.br/cedoc/aren2021956_2_7.pdf (acesso em 1° de junho de 2023).
- [162] Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), “Base de Dados das Tarifas das Distribuidoras de Energia Elétrica”. <https://portalrelatorios.aneel.gov.br/luznatarifa/basestarifas> (acesso em 20 de fevereiro de 2023).
- [163] ENEL Group, “Smart City Búzios”. https://www.enel.com.br/en/Sustainability/initiatives/archive/Smart_City_Buzios.html (acesso em 20 de janeiro de 2023).

- [164] T. P. Abud, B. S. M. C. Borba, R. S. Maciel, I. d S. Machado, e M. Z. Fortes, “Voltage control analysis of photovoltaic inverters using a real Brazilian distribution network”, em *2017 IEEE 8th International Symposium on Power Electronics for Distributed Generation Systems (PEDG)*, abr. 2017, p. 1–7. doi: 10.1109/PEDG.2017.7972478.
- [165] T. P. Abud, “Influência do Mercado Local na Análise Estocástica da Geração Distribuída Fotovoltaica em Redes Secundárias de Distribuição”, Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e de Telecomunicações, Universidade Federal Fluminense, Niterói de 2019. <http://www.ppgeet.uff.br/site/wp-content/uploads/2021/01/Tiago-Abud.pdf> (acesso em 6 de fevereiro de 2023).
- [166] H. Al-Saadi, R. Zivanovic, e S. F. Al-Sarawi, “Probabilistic analysis of maximum allowable pv connections across bidirectional feeders within a distribution network”, em *2017 Asian Conference on Energy, Power and Transportation Electrification (ACEPT)*, Singapore: IEEE, out. 2017, p. 1–6. doi: 10.1109/ACEPT.2017.8168540.
- [167] Instituto Nacional de Metrologia, Qualidade e Tecnologia (INMETRO), “Programa Brasileiro de Etiquetagem. Tabelas de Consumo / Eficiência Energética. Componentes Fotovoltaicos. Inversores Conectados à Rede (On Grid)”. http://www.inmetro.gov.br/consumidor/pbe/componentes_fotovoltaicos_Inversores_On-Grid.pdf (acesso em 6 de fevereiro de 2023).
- [168] J. T. Pinho e M. A. Galdino, “Manual de Engenharia para Sistemas Fotovoltaicos”. http://www.cresesb.cepel.br/publicacoes/download/manual_de_engenharia_fv_2014.pdf (acesso em 8 de fevereiro de 2023).
- [169] Instituto IDEAL e AHK-RJ, “O Mercado Brasileiro de Geração Distribuída FV - Edição 2019”, 2019. https://issuu.com/idealeco_logicas/docs/o_mercado_brasileiro_de_gera_o_distribu_da_fv_-_e (acesso em 8 de fevereiro de 2023).
- [170] National Aeronautics and Space Administration (NASA), “Surface meteorology and Solar Energy (Santos Dumont Airport, Brazil, RJ)”. <https://www.nasa.gov/> (acesso em 8 de fevereiro de 2023).
- [171] Associação Brasileira de Energia Solar Fotovoltaica (ABSOLAR), “Taxas das bandeiras tarifárias da conta de luz devem ser revisadas”, 2021. <https://www.absolar.org.br/noticia/taxas-das-bandeiras-tarifarias-da-conta-de-luz-devem-ser-revisadas/> (acesso em 8 de fevereiro de 2023).
- [172] ENEL, “Impostos e Outros Encargos”. https://www.enel.com.br/pt-saopaulo/Para_Voce/tarifa-taxas-e-impostos.html (acesso em 8 de fevereiro de 2023).
- [173] Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), “Resolução Normativa ANEEL N° 1000, de 7 de dezembro de 2021”, 2021. <https://www2.aneel.gov.br/cedoc/ren20211000.html> (acesso em 8 de fevereiro de 2023).
- [174] Câmara Municipal de Armação de Búzios, “Lei Complementar n° 22 de 09 de Outubro de 2009”, 2019. https://sapl.armacaodosbuzios.rj.leg.br/media/sapl/public/normajuridica/2009/267/lc_22-2014_-_codigo_tributario_-_versao_atualizada_AWItDL7.pdf (acesso em 9 de fevereiro de 2023).

- [175] Light, “Composição da tarifa. Alíquota de ICMS, Estado do Rio de Janeiro”. <http://www.light.com.br/para-residencias/Sua-Conta/composicao-da-tarifa.aspx> (acesso em 8 de fevereiro de 2023).
- [176] Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), “Relação dos Empreendimentos de Geração Distribuída”. <https://dadosabertos.aneel.gov.br/dataset/relacao-de-empreendimentos-de-geracao-distribuida/resource/b1bd71e7-d0ad-4214-9053-cbd58e9564a7> (acesso em 10 de fevereiro de 2023).
- [177] Tribunal de Contas do Estado do Rio de Janeiro (TCE-RJ), “Estudos Socioeconômicos, Municípios do Estado do Rio de Janeiro, Armação dos Búzios”, 2020. <https://www.tcerj.tc.br/portal-tce-webapi/api/arquivos/2ae65bce-2c6d-4cf1-1250-08d90e39df4a/download> (acesso em 11 de fevereiro de 2023).
- [178] Diário Oficial da União, “Lei Nº 14.300, de 6 de janeiro de 2022”. <https://in.gov.br/en/web/dou/-/lei-n-14.300-de-6-de-janeiro-de-2022-372467821> (acesso em 1º de junho de 2023).
- [179] Grupo de Estudos do Setor Elétrico (GESEL), Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ), “Reflexões sobre impactos da Geração Distribuída no Mercado de Energia Elétrica do Brasil - Texto de Discussão do Setor Elétrico Nº 105”, 2021. https://gesel.ie.ufrj.br/app/webroot/files/publications/14_tdse_105_vf.pdf (acesso em 26 de agosto de 2023).
- [180] Ministério de Minas e Energia (MME), “GT Modernização do Setor Elétrico, Portaria nº 187/2019, Relatório do Grupo Temático: Sustentabilidade dos Serviços de Distribuição”, 2019. <https://www.gov.br/mme/pt-br/arquivos/sustentabilidade-da-distribuicao.pdf> (acesso em 26 de agosto de 2023).