

Universidade Estadual de Londrina

LUCCA RODRIGUES PINTO

MODELAGEM ESTOCÁSTICA INTEIRA MISTA PARA ALOCAÇÃO DE RECURSOS ENERGÉTICOS DISTRIBUÍDOS MODERNOS NO PLANEJAMENTO E EXPANSÃO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO

LONDRINA
2026

LUCCA RODRIGUES PINTO

MODELAGEM ESTOCÁSTICA INTEIRA MISTA PARA ALOCAÇÃO DE RECURSOS ENERGÉTICOS DISTRIBUÍDOS MODERNOS NO PLANEJAMENTO E EXPANSÃO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO

Dissertação apresentada ao Programa de Mestrado em Engenharia Elétrica da Universidade Estadual de Londrina - UEL, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Luis Alfonso Gallego Pareja

LONDRINA
2026

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor, através do
Programa de Geração Automática do Sistema de Bibliotecas da UEL

R696m Pinto, Lucca Rodrigues.
Modelagem estocástica inteira mista para alocação de recursos energéticos distribuídos modernos no planejamento e expansão de sistemas de distribuição / Lucca Rodrigues Pinto. - Londrina, 2026.
162 f. : il.

Orientador: Luis Alfonso Gallego Pareja.
Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade Estadual de Londrina, Centro de Tecnologia e Urbanismo, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, 2026.
Inclui bibliografia.

1. Geração fotovoltaica - Teses. 2. Geração eólica - Teses. 3. Baterias - Teses. 4. Veículos elétricos - Teses. I. Alfonso Gallego Pareja, Luis. II. Universidade Estadual de Londrina, Centro de Tecnologia e Urbanismo, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica. III. Título.

CDU 62

LUCCA RODRIGUES PINTO

MODELAGEM ESTOCÁSTICA INTEIRA MISTA PARA ALOCAÇÃO DE RECURSOS ENERGÉTICOS DISTRIBUÍDOS MODERNOS NO PLANEJAMENTO E EXPANSÃO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO

Dissertação apresentada ao Programa de Mestrado em Engenharia Elétrica da Universidade Estadual de Londrina - UEL, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

BANCA EXAMINADORA

Orientador: Prof. Dr. Luis Alfonso Gallego Pareja
Universidade Estadual de Londrina

Profa. Dra. Juliani Chico Piai Paiva
Universidade Estadual de Londrina – UEL

Profa. Dra. Lina Paola Garces Negrete
Universidade Federal de Goiás – UFG

Londrina, 1 de Julho de 2026.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço a Deus, por me conceder força e perseverança para superar os desafios ao longo desta jornada e por me permitir chegar até este momento.

Ao meu pai, Marcelo, à minha mãe, Katia, e à minha família, expresso minha mais profunda gratidão pelo amor, apoio, incentivo e confiança em todos os momentos. Nada disso teria sido possível sem a presença e o suporte de vocês.

Aos professores Luis Pareja e Taufik Abrão, minha sincera gratidão pelos ensinamentos na área de otimização, pela dedicação e pela contribuição significativa para minha formação acadêmica e profissional.

Aos membros da banca examinadora, professoras Juliani Piai e Lina Paola, agradeço pela disponibilidade, pelas valiosas contribuições e pelo tempo dedicado à avaliação deste trabalho.

À Universidade Estadual de Londrina (UEL), bem como aos professores, servidores e colegas que fizeram parte desta trajetória, manifesto meu sincero reconhecimento por todo o aprendizado, apoio e pelas oportunidades proporcionadas durante esta etapa.

Ao meu amigo Pedro Henrique Brasil, agradeço por compartilhar seu conhecimento e experiência sobre recursos energéticos distribuídos, que foram essenciais para a fundamentação teórica e modelagem matemática deste trabalho.

À Accenture, sou grato pela oportunidade de desenvolver e aperfeiçoar meus conhecimentos em modelagem matemática e pesquisa operacional.

Por fim, estendo minha gratidão a todos aqueles que, de alguma forma, estiveram ao meu lado, contribuíram para minha caminhada e tornaram possível a conclusão deste trabalho.

Durante a elaboração desta dissertação, foi utilizada a ferramenta Google Gemini como recurso auxiliar para revisão textual e escrita de código. O conteúdo gerado foi revisado pelo autor, que permanece responsável pela precisão, pela interpretação dos resultados e pelas conclusões apresentadas no trabalho.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

“O fardo é proporcional às forças, como a recompensa será proporcional à resignação e à coragem.” (Allan Kardec)

PINTO, L. R.. **Modelagem Estocástica Inteira Mista para Alocação de Recursos Energéticos Distribuídos Modernos no Planejamento e Expansão de Sistemas de Distribuição**. 2026. 161f. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Engenharia Elétrica) – Universidade Estadual de Londrina, Londrina, 2026.

RESUMO

Em um cenário de transição energética marcado pela crescente complexidade operacional dos Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica, impulsionada pela eletrificação do transporte e pela massificação da Geração Distribuída, este trabalho propõe uma metodologia híbrida e robusta para o planejamento da expansão de redes ativas. A abordagem inova ao integrar técnicas de aprendizado profundo, especificamente Rede Adversária Generativa Condicionada, para a síntese de cenários estocásticos que preservam as correlações temporais e a volatilidade de variáveis críticas como Irradiância Global Horizontal, velocidade do vento, demanda e preços de energia, combinadas com o algoritmo K-Means para a consolidação de cenários representativos. Esses dados alimentam um modelo de otimização estocástica formulado em Programação Linear Inteira Mista no software AMPL IDE com o solver CPLEX, cujo objetivo é minimizar o Valor Presente Líquido dos custos de investimento e operação, co-otimizando simultaneamente reforços físicos tradicionais como a Reconfiguração de Redes Primárias, Seleção Ótima de Condutores, Reforço da Capacidade de Subestações, Alocação Ótima de Subestações e a alocação estratégica de novas tecnologias, incluindo Sistemas de Geração Fotovoltaicos, Sistemas de Geração Eólicos, Sistemas de Armazenamento de Energia e Estações de Carregamento de Veículos Elétricos. A metodologia foi validada em sistemas testes de 14, 24, 33 e 54 barras, demonstrando superioridade frente a abordagens determinísticas ao mitigar violações de tensão e reduzir perdas técnicas; especificamente, os resultados no sistema de 54 barras evidenciaram que a capilaridade da geração solar distribuída é fundamental para sustentar a qualidade de energia em redes de alta demanda, enquanto em topologias como as de 24 e 33 barras, o armazenamento provou-se essencial para gerenciar o desacoplamento temporal entre geração e carga, permitindo postergar obras onerosas de infraestrutura pesada e assegurando a resiliência e viabilidade econômico-financeira do sistema diante das incertezas operacionais.

Palavras-chave: Geração Fotovoltaica, Geração Eólica, Baterias, Veículos Elétricos, Aprendizado Profundo, Redes Adversárias Generativas, Otimização Estocástica

PINTO, L. R.. **Mixed-Integer Stochastic Modeling for the Allocation of Modern Distributed Energy Resources in Distribution System Planning and Expansion**. 2026. 161p. Final Project (Electrical Engineering) – State University of Londrina, Londrina, 2026.

ABSTRACT

In an energy transition scenario marked by the increasing operational complexity of Electric Power Distribution Systems, driven by transport electrification and the widespread adoption of Distributed Generation, this work proposes a hybrid and robust methodology for active network expansion planning. The approach innovates by integrating deep learning techniques, specifically Conditional Generative Adversarial Networks, for the synthesis of stochastic scenarios that preserve the temporal correlations and volatility of critical variables such as Global Horizontal Irradiance, wind speed, demand, and energy prices, combined with the K-Means algorithm for the consolidation of representative scenarios. These data feed a stochastic optimization model formulated in Mixed-Integer Linear Programming within the AMPL IDE software using the CPLEX solver, whose objective is to minimize the Net Present Value of investment and operation costs, simultaneously co-optimizing traditional physical reinforcements such as Primary Network Reconfiguration, Optimal Conductor Selection, Substation Capacity Reinforcement, Optimal Substation Allocation, and the strategic allocation of new technologies, including Photovoltaic Generation Systems, Wind Generation Systems, Energy Storage Systems, and Electric Vehicle Charging Stations. The methodology was validated on 14, 24, 33, and 54 bus test systems, demonstrating superiority over deterministic approaches by mitigating voltage violations and reducing technical losses; specifically, results on the 54 bus system evidenced that the capillarity of distributed solar generation is fundamental to sustain power quality in high-demand networks, while in topologies such as the 24 and 33 bus systems, storage proved essential to manage the temporal decoupling between generation and load, allowing the deferral of costly heavy infrastructure works and ensuring the resilience and economic-financial viability of the system in the face of operational uncertainties.

Keywords: Photovoltaic Generation, Wind Generation, Batteries, Electric Vehicles, Deep Learning, Generative Adversarial Networks, Stochastic Optimization

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Curva de carga do SIN de jan/2018 a dez/2024. 34
Figura 2 – Composição da TE e TUSD. 35
Figura 3 – Histórico do PLD no Sul do Brasil de jan/2018 a dez/2025. 37
Figura 4 – Possíveis pontos de conexão para SAE. 42
Figura 5 – Quantidade de eletropostos públicos e semipúblicos por estado. . . 44

Figura 6 – Metodologia para geração e clusterização de dados sintéticos. . . . 46
Figura 7 – Dinâmica de competição e aprendizado de GAN. 49
Figura 8 – Dinâmica de competição e aprendizado de cGAN. 52
Figura 9 – Metodologia para geração e clusterização de dados sintéticos. . . . 57
Figura 10 – Diagrama do fluxo de potência para SDEE 61

Figura 11 – Comparativo de perfis de irradiância de 2018 a 2024 com relação ao perfil gerado pela cGAN para o dia 22/08. 78
Figura 12 – Comparativo de perfis de velocidade do vento de 2018 a 2023 com relação ao perfil gerado pela cGAN para o dia 26/08. 78
Figura 13 – Comparativo de curvas de carga de 2018 a 2024 com relação ao perfil gerado pela cGAN para o dia 28/08. 79
Figura 14 – Ajuste de tendência de crescimento da carga anual usando regressão linear. 79
Figura 15 – Comparativo de curvas de PLD de 2019 a 2024 com relação ao perfil gerado pela cGAN para o dia 15/08. 80
Figura 16 – Perfis representativos para 4 cenários consolidados. 80
Figura 17 – Perfis representativos para 8 cenários consolidados. 81
Figura 18 – Perfis representativos para 16 cenários consolidados. 82
Figura 19 – Perfis representativos para 24 cenários consolidados. 83
Figura 20 – Perfis representativos para 32 cenários consolidados. 84
Figura 21 – Diagrama do SDEE de 14 barras. 93
Figura 22 – Diagrama do SDEE de 14 barras após alocação de tecnologias. . . 93
Figura 23 – Comparativo dos perfis de tensão em cada cenário para o sistema de 14 barras. 94
Figura 24 – Comparativo das perdas de potência ativa em cada cenário para o sistema de 14 barras. 95
Figura 25 – Cenário 1 de injeção/absorção de potência pelos SGF, SGE e SAE para o sistema de 14 barras. 97
Figura 26 – Cenário 2 de injeção/absorção de potência pelos SGF, SGE e SAE para o sistema de 14 barras. 97

Figura 27 – Cenário 3 de injeção/absorção de potência pelos SGF, SGE e SAE para o sistema de 14 barras. 98
Figura 28 – Cenário 4 de injeção/absorção de potência pelos SGF, SGE e SAE para o sistema de 14 barras. 98
Figura 29 – Cenários da demanda de carregamento de ECVE por barra para o sistema de 14 barras. 99
Figura 30 – Participação das fontes no atendimento da demanda total para o sistema de 14 barras. 100
Figura 31 – Diagrama do SDEE de 24 barras. 102
Figura 32 – Diagrama do SDEE de 24 barras após alocação de tecnologias. . . 103
Figura 33 – Comparativo dos perfis de tensão em cada cenário para o sistema de 24 barras. 104
Figura 34 – Comparativo das perdas de potência ativa em cada cenário para o sistema de 24 barras. 105
Figura 35 – Cenário 1 de injeção/absorção de potência pelos SGF, SGE e SAE para o sistema de 24 barras. 106
Figura 36 – Cenário 2 de injeção/absorção de potência pelos SGF, SGE e SAE para o sistema de 24 barras. 106
Figura 37 – Cenário 3 de injeção/absorção de potência pelos SGF, SGE e SAE para o sistema de 24 barras. 107
Figura 38 – Cenário 4 de injeção/absorção de potência pelos SGF, SGE e SAE para o sistema de 24 barras. 107
Figura 39 – Cenários da demanda de carregamento de ECVE por barra para o sistema de 24 barras. 108
Figura 40 – Participação das fontes no atendimento da demanda total para o sistema de 24 barras. 109
Figura 41 – Diagrama do SDEE de 33 barras. 111
Figura 42 – Diagrama do SDEE de 33 barras após alocação de tecnologias. . . 111
Figura 43 – Comparativo dos perfis de tensão em cada cenário para o sistema de 33 barras. 112
Figura 44 – Comparativo das perdas de potência ativa em cada cenário para o sistema de 33 barras. 113
Figura 45 – Cenário 1 de injeção/absorção de potência pelos SGF, SGE e SAE para o sistema de 33 barras. 115
Figura 46 – Cenário 2 de injeção/absorção de potência pelos SGF, SGE e SAE para o sistema de 33 barras. 115
Figura 47 – Cenário 3 de injeção/absorção de potência pelos SGF, SGE e SAE para o sistema de 33 barras. 116

Figura 48 – Cenário 4 de injeção/absorção de potência pelos SGF, SGE e SAE para o sistema de 33 barras. 116
Figura 49 – Cenários da demanda de carregamento de ECVE por barra para o sistema de 33 barras. 117
Figura 50 – Participação das fontes no atendimento da demanda total para o sistema de 33 barras. 118
Figura 51 – Diagrama do SDEE de 54 barras. 120
Figura 52 – Diagrama do SDEE de 54 barras após alocação de tecnologias. . . 121
Figura 53 – Comparativo dos perfis de tensão em cada cenário para o sistema de 54 barras. 122
Figura 54 – Comparativo das perdas de potência ativa em cada cenário para o sistema de 54 barras. 123
Figura 55 – Cenário 1 de injeção/absorção de potência pelos SGF, SGE e SAE para o sistema de 54 barras. 125
Figura 56 – Cenário 2 de injeção/absorção de potência pelos SGF, SGE e SAE para o sistema de 54 barras. 125
Figura 57 – Cenário 3 de injeção/absorção de potência pelos SGF, SGE e SAE para o sistema de 54 barras. 126
Figura 58 – Cenário 4 de injeção/absorção de potência pelos SGF, SGE e SAE para o sistema de 54 barras. 126
Figura 59 – Cenários da demanda de carregamento de ECVE por barra para o sistema de 54 barras. 127
Figura 60 – Participação das fontes no atendimento da demanda total para o sistema de 54 barras. 128

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Comparação estatística entre os perfis médios históricos e as respectivas trajetórias sintéticas ou ajustadas. 86
Tabela 2 – Resultados do teste de Kolmogorov-Smirnov para consistência distribucional. 86
Tabela 3 – Comparação do desvio padrão entre dados históricos e sintéticos. . 88
Tabela 4 – Comparação das matrizes de correlação de Pearson (histórica / sintética). 89
Tabela 5 – Comparação da autocorrelação para a demanda de carga. 90
Tabela 6 – Sensibilidade da qualidade de redução de cenários em função de K_s (média $\pm$ desvio padrão, $R = 10$ inicializações). 91
Tabela 7 – Desempenho técnico e econômico do sistema de 14 barras. 95
Tabela 8 – Condutores selecionados para o sistema de 14 barras. 100
Tabela 8 – Condutores selecionados para o sistema de 14 barras (continuação). 101
Tabela 9 – Equipamentos alocados nas barras do sistema de 14 barras. 101
Tabela 10 – Condutores selecionados para o sistema de 24 barras. 109
Tabela 10 – Condutores selecionados para o sistema de 24 barras (continuação). 110
Tabela 11 – Equipamentos alocados nas barras do sistema de 24 barras. 110
Tabela 12 – Desempenho técnico e econômico do sistema de 33 barras. 113
Tabela 13 – Condutores selecionados para o sistema de 33 barras 118
Tabela 13 – Condutores selecionados para o sistema de 33 barras (continuação). 119
Tabela 14 – Equipamentos alocados nas barras do sistema de 33 barras. 119
Tabela 15 – Desempenho técnico e econômico do sistema de 54 barras. 123
Tabela 16 – Condutores selecionados para o sistema de 54 barras 128
Tabela 16 – Condutores selecionados para o sistema de 54 barras (continuação). 129
Tabela 17 – Equipamentos alocados nas barras do sistema de 54 barras. 129
Tabela 17 – RED alocados nas barras de carga do sistema de 54 barras (continuação). 130

Tabela 18 – Tipos de condutores disponíveis. 142
Tabela 19 – Parâmetros Gerais, Tecnológicos e Multi-Conjuntos 142
Tabela 19 – Parâmetros Gerais, Tecnológicos e Multi-Conjuntos (continuação). . 143
Tabela 19 – Parâmetros Gerais, Tecnológicos e Multi-Conjuntos (continuação). . 144
Tabela 20 – Dados de Entrada para Carregadores (Ω_c) 144
Tabela 21 – Dados de Entrada para Subestações (Ω_d) 144
Tabela 22 – Dados e Equações do Conjunto de Planejamento (Ω_p) 144
Tabela 23 – Dados e Equações do Conjunto de 4 Cenários Consolidados (Ω_s) . 144

Tabela 24 – Dados Extras para 8 Cenários Consolidados (Ω_s) 145
Tabela 25 – Dados Extras para 16 Cenários Consolidados (Ω_s) 145
Tabela 26 – Dados Extras para 24 Cenários Consolidados (Ω_s) 145
Tabela 27 – Dados Extras para 32 Cenários Consolidados (Ω_s) 146
Tabela 28 – Conjunto de barras de subestação para o sistema de 14 barras. . . 146
Tabela 29 – Dados das barras do sistema de 14 barras. 146
Tabela 29 – Dados das barras do sistema de 14 barras (continuação). 147
Tabela 30 – Dados das linhas do sistema de 14 barras 147
Tabela 31 – Conjunto de barras de subestação para o sistema de 24 barras. . . 147
Tabela 32 – Dados das barras do sistema de 24 barras. 147
Tabela 32 – Dados das barras do sistema de 24 barras (continuação). 148
Tabela 33 – Dados das linhas do sistema de 24 barras. 148
Tabela 33 – Dados das linhas do sistema de 24 barras (continuação). 149
Tabela 34 – Conjunto de barras de subestação para o sistema de 33 barras. . . 149
Tabela 35 – Dados das barras do sistema de 33 barras. 149
Tabela 35 – Dados das barras do sistema de 33 barras (continuação). 150
Tabela 36 – Dados das linhas do sistema de 33 barras. 150
Tabela 36 – Dados das linhas do sistema de 33 barras (continuação). 151
Tabela 37 – Conjunto de barras de subestação para o sistema de 54 barras. . . 152
Tabela 38 – Dados das barras do sistema de 54 barras. 152
Tabela 38 – Dados das barras do sistema de 54 barras (continuação). 153
Tabela 39 – Dados das linhas do sistema de 54 barras. 153
Tabela 39 – Dados das linhas do sistema de 54 barras (continuação). 154
Tabela 39 – Dados das linhas do sistema de 54 barras (continuação). 155

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABVE	Associação Brasileira do Veículo Elétrico
ACL	Ambiente de Contratação Livre
ACR	Ambiente de Contratação Regulada
ALNS	Busca Adaptativa em Grandes Vizinhanças
AOS	Alocação Ótima de Subestações
CAPEX	Custos de Capital
CCEE	Câmara de Comercialização de Energia Elétrica
cGAN	Rede Adversária Generativa Condicionada
COFINS	Contribuição para o Financiamento da Seguridade Social
COSIP	Contribuição para o Custeio do Serviço de Iluminação Pública
ECVE	Estações de Carregamento de Veículos Elétricos
EMS	Sistema de Gerenciamento de Energia
EMUC	Empreendimento de Múltiplas Unidades Consumidoras
EPE	Empresa de Pesquisa Energética
FAC	Função de Autocorrelação
GA	Algoritmo Genético
GAN	Rede Adversária Generativa
GD	Geração Distribuída
GWO	Otimização por Lobo Cinzento
IA	Inteligência Artificial
ICMS	Imposto sobre Circulação de Mercadorias e Serviços
IEA	International Energy Agency
IGH	Irradiância Global Horizontal
KS	Kolmogorov-Smirnov

MAE	Erro Absoluto Médio
ML	Machine-Learning
NREL	Laboratório Nacional de Energia Renovável dos Estados Unidos
NSRDB	National Solar Radiation Database
ODS	Objetivos de Desenvolvimento Sustentável
O&M	Operação e Manutenção
ONS	Operador Nacional do Sistema
OPEX	Custos Operacionais
PCC	Procedimento Convexo-Côncavo
PCD	Programação Convexa Disciplinada
PCS	Sistema de Conversão de Energia Bidirecional
PIS	Programa de Integração Social
PLD	Preço de Liquidação das Diferenças
PLIM	Programação Linear Inteira Mista
PNE	Plano Nacional de Energia
PRODIST	Regras e Procedimentos de Distribuição
PS	Programação Semidefinida
PSO	Otimização por Enxame de Partículas
RCS	Reforço da Capacidade de Subestações
RED	Recursos Energéticos Distribuído
RMSE	Raiz Do Erro Quadrático Médio
RN	Redes Neurais
RRP	Reconfiguração de Redes Primárias
SA	Recozimento Simulado
SAE	Sistemas de Armazenamento de Energia
SDEE	Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica

SGE	Sistemas de Geração Eólicos
SGF	Sistemas de Geração Fotovoltaicos
SIN	Sistema Interligado Nacional
SOC	Seleção Ótima de Condutores
SOCP	Programa de Cone de Segunda Ordem
TC	Transformadores de corrente
TE	Tarifa de Energia
TP	Transformadores de potencial
TUSD	Tarifa de Uso dos Sistemas de Distribuição
TUST	Tarifa de Uso dos Sistemas de Transmissão
VE	Veículos Elétricos
VPL	Valor Presente Líquido

LISTA DE VARIÁVEIS E PARÂMETROS

Conjuntos

Ω_i	*Conjunto de barras do sistema*
Ω_r	*Conjunto de barras de carga*
Ω_d	*Conjunto de barras de subestação*
Ω_{ij}	*Conjunto de linhas do sistema*
Ω_a	*Conjunto de condutores disponíveis para investimento*
Ω_c	*Conjunto de tipos de carregadores de VE*
Ω_p	*Conjunto de períodos de planejamento*
Ω_s	*Conjunto de cenários de incerteza*

Parâmetros

$Demand_factor_s$	*Fator de demanda de energia por cenário (p.u.)*
$Charging_demand_s$	*Demanda de carregamento de VE por cenário (kW)*
$Solar_irradiance_s$	*Irradiância solar por cenário (W/m²)*
$Wind_speed_s$	*Velocidade do vento por cenário (m/s)*
PLD_s	*PLD por cenário (R$/MWh)*
$Energy_price_s$	*Custo da energia por cenário ($/kWh)*
$Hours_s$	*Total de horas por cenário*
$Annual_demand_growth_s$	*Crescimento anual da demanda previsto por cenário (%)*
τ	*Taxa de juros anual para desconto*
λ_p	*Duração em anos de cada período de planejamento*
C_d^S	*Custo de construção/reforço de cada subestação*
C_a^L	*Custo por km de cada condutor*
$l_{i,j}$	*Comprimento das linhas em km*
$linha_{i,j}$	*Linhas enumeradas*
C_c^{EV}	*Custo de investimento em cada tipo de carregador de VE*
C_c^{INST}	*Custo de instalação de uma ECVE*
C_s^{ep}	*Custo da energia comprada da rede por cenário ($/MWh)*
FP	*Fator de potência das linhas de distribuição*
S_i^d	*Demanda de potência aparente base (MW)*
P_i^d	*Demanda de potência ativa base (MW)*
Q_i^d	*Demanda de potência reativa base (MVAr)*
$P_{i,s,p}^D$	*Demanda de potência ativa por cenário e período*
$Q_{i,s,p}^D$	*Demanda de potência reativa por cenário e período*
$f_s^{D_st}$	*Fator de demanda de curto prazo por cenário*
$f_{s,p}^{D_lt}$	*Fator de crescimento de demanda de longo prazo por cenário e período*

$f_{s,p}^{D}$	*Fator de crescimento da demanda convencional por cenário e período*
D_{s}^{EV}	*Demanda agregada de VE por cenário (MW)*
P_{c}^{EV}	*Capacidade de cada tipo de carregador de VE (MW)*
R_a	*Resistência de cada tipo de condutor ($\mu\Omega$/km)*
X_a	*Reatância de cada tipo de condutor ($\mu\Omega$/km)*
V_{nom}	*Tensão nominal da rede (MV)*
$V_{\min}$	*Tensão mínima da rede (MV)*
$V_{\max}$	*Tensão máxima da rede (MV)*
$I_{a}^{\max}$	*Corrente máxima de cada tipo de condutor (A)*
ρ_{d}^{i}	*Capacidade inicial da subestação (MVA)*
ρ_{d}^{f}	*Capacidade de reforço da subestação (MVA)*
b_{bar}	*Limite grande (Big-M) para a variável de folga* b_{ij}
π_s	*Probabilidade de ocorrência de cada cenário*
d_s	*Duração em horas de cada cenário*
$N_{c}^{\max_EV}$	*Número máximo de ECVE por estação*
$f(\tau,\pi)_s$	*Função para determinar o valor presente do custo anualizado*
CRF_p	*Fator de recuperação de capital*
η^{ES+}	*Taxa de eficiência de descarga para SAE*
η^{ES-}	*Taxa de eficiência de carga para SAE*
C^{ES}	*Custo de investimento em SAE em $*
Cop^{ES}	*Custo de operação e manutenção de SAE em $/MW*
$N^{\max_ES}$	*Número máximo de SAE para instalar*
$P^{\max_ES}$	*Capacidade máxima de potência ativa do SAE (MW)*
C^{PV}	*Custo de investimento em SGF em $*
Cop^{PV}	*Custo de operação e manutenção de SGF em $/MWh*
$N^{\max_PV}$	*Número máximo de SGF para instalar*
$P^{\max_PV}$	*Capacidade máxima de potência ativa das SGF (MW)*
FP^{PV}	*Fator de potência para SGF*
f_{s}^{PV}	*Fator de geração das SGF para cada cenário*
C^{WT}	*Custo de investimento em SGE em $*
Cop^{WT}	*Custo de operação e manutenção de SGE em $/MWh*
$P^{\max_WT}$	*Capacidade máxima de potência ativa dos SGE (MW)*
FP^{WT}	*Fator de potência para SGE*
f_{s}^{WT}	*Fator de geração dos SGE para cada cenário*
W	*Número de discretizações da tensão*
ΔV	*Desvio de tensão*
Y	*Número de blocos da linearização por partes da potência*
$\Delta_{i,j,s,p}^{S}$	*Limite superior de cada bloco do fluxo de potência*
$m_{i,j,s,p,y}^{y}$	*Inclinação do bloco y do fluxo de potência*

$\Delta^{Ss}_{d,s,p}$ *Limite superior de cada bloco do fluxo de potência para subestação*

$m^{s}_{d,s,p,y}$ *Inclinação do bloco y do fluxo de potência para subestação*

Variáveis

$x^{S}_{d,p}$ *=1 se uma subestação for construída/reforçada*

$x^{L}_{i,j,a,p}$ *=1 se uma linha for construída com um condutor* a

$x^{EV}_{r,p}$ *=1 se uma ECVE for instalada*

$N^{EV}_{r,c,p}$ *Número de carregadores instalados na ECVE*

$P^{s}_{d,s,p}$ *Potência ativa fornecida pela subestação (MW)*

$Q^{s}_{d,s,p}$ *Potência reativa fornecida pela subestação (MVAr)*

$P_{i,j,a,s,p}$ *Fluxo de potência ativa usando um condutor* a *(MW)*

$Q_{i,j,a,s,p}$ *Fluxo de potência reativa usando um condutor* a *(MVAr)*

$I^{sqr}_{i,j,a,s,p}$ *Quadrado da corrente usando um condutor* a *(A²)*

$V^{sqr}_{i,s,p}$ *Quadrado da tensão (MV²)*

$D^{ECVE}_{r,s,p}$ *Demanda de recarga na ECVE (MW)*

$\rho^{sqr}_{d,s,p}$ *Quadrado da potência aparente da subestação (MVA²)*

$z^{op}_{i,j,a,p}$ *=1 se a linha* i, j *com condutor* a *está em operação*

$\psi^{+}_{i,j,p}$ *=1 se o fluxo na linha é no sentido direto*

$\psi^{-}_{i,j,p}$ *=1 se o fluxo na linha é no sentido reverso*

$b_{i,j,s,p}$ *Variável de folga para queda de tensão em linhas não construídas*

$P^{ES_C}_{r,s,p}$ *Potência ativa de carga do SAE*

$P^{ES_D}_{r,s,p}$ *Potência ativa de descarga do SAE*

$N^{ES}_{r,p}$ *Número de SAE instalados*

$P^{PV}_{r,s,p}$ *Potência ativa injetada pelos SGF*

$Q^{PV}_{r,s,p}$ *Potência reativa injetada pelos SGF*

$N^{PV}_{r,p}$ *Número de SGF instalados*

$P^{WT}_{r,s,p}$ *Potência ativa injetada pelos SGE*

$Q^{WT}_{r,s,p}$ *Potência reativa injetada pelos SGE*

$x^{WT}_{r,p}$ *Variável binária para alocação de SGE*

$x^{V}_{j,s,p,w}$ *Variável binária usada para a discretização da tensão*

$P^{c}_{j,s,p,w}$ *Fator de correção de potência*

$\Delta P_{i,j,s,p,y}$ *Valor do y-ésimo bloco de* $P_{i,j,s,p}$

$\Delta Q_{i,j,s,p,y}$ *Valor do y-ésimo bloco de* $Q_{i,j,s,p}$

$P^{+}_{i,j,s,p}$ *Variável auxiliar da potência ativa na direção direta*

$P^{-}_{i,j,s,p}$ *Variável auxiliar da potência ativa na direção inversa*

$Q^{+}_{i,j,s,p}$ *Variável auxiliar da potência reativa na direção direta*

$Q^{-}_{i,j,s,p}$ *Variável auxiliar da potência reativa na direção inversa*

$\Delta P^{s}_{d,s,p,y}$ *Valor do y-ésimo bloco de* $P^{s}_{d,s,p}$

$\Delta Q^{s}_{d,s,p,y}$ *Valor do y-ésimo bloco de* $Q^{s}_{d,s,p}$

SUMÁRIO

1	**INTRODUÇÃO**	**21**
1.1	Objetivos	23
1.1.1	Objetivo Geral	23
1.1.2	Objetivos Específicos	23
1.2	Organização do Trabalho	24
2	**REVISÃO DE LITERATURA**	**25**
2.1	Estado da Arte	25
2.2	Fundamentação Teórica	31
2.2.1	Demanda por Energia Elétrica	31
2.2.2	O cenário Atual da Geração Distribuída	38
2.2.3	Sistemas de Armazenamento de Energia	42
2.2.4	Estações de Recarga de Veículos Elétricos	43
3	**METODOLOGIA**	**45**
3.1	Organização da Metodologia	45
3.2	Procedimentos e Técnicas	47
3.2.1	GAN para Geração de Cenários Representativos	47
3.2.2	Modelo Matemático do Fluxo de Potência	57
3.2.3	Modelo Matemático para Alocação de Tecnologias	65
3.3	Critérios de Avaliação	75
4	**RESULTADOS E DISCUSSÕES**	**77**
4.1	Resultados da Rede Generativa	77
4.1.1	Validação Estatística da Rede Generativa	84
4.1.1.1	Consistência Distribucional: Teste de Kolmogorov-Smirnov	86
4.1.1.2	Preservação da Variância	87
4.1.1.3	Preservação da Correlação entre Variáveis	88
4.1.1.4	Dependência Temporal: Análise de Autocorrelação	89
4.1.1.5	Análise de Sensibilidade com Relação ao Número de Cenários (K_s)	90
4.2	Resultados do Modelo Matemático	92
4.2.1	Sistema de 14 barras	93
4.2.2	Sistema de 24 barras	101
4.2.3	Sistema de 33 barras	110
4.2.4	Sistema de 54 barras	119
4.3	Implicações e Relevância	130

5 CONCLUSÃO 132

Referências 134

APÊNDICES 142

APÊNDICE A – PARÂMETROS E DADOS PARA O MODELO . . 142
A.1 Parâmetros para o modelo 142
A.2 Dados do sistema de 14 barras 146
A.3 Dados do sistema de 24 barras 147
A.4 Dados do sistema de 33 barras 149
A.5 Dados do sistema de 54 barras 152

APÊNDICE B – PRODUÇÃO CIENTÍFICA 156
B.1 Artigos publicados 156
B.2 Artigos submetidos 158
B.3 Artigos aguardando submissão 160

1 INTRODUÇÃO

O setor elétrico global atravessa, na atualidade, uma das suas transformações mais significativas, impulsionada pela busca por eficiência energética. Durante décadas, os Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica (SDEE) operaram sob um paradigma centralizado e unidirecional, projetados essencialmente para transportar energia das grandes usinas geradoras até aos consumidores finais. No entanto, as pressões ambientais e regulatórias recentes têm forçado uma transição acelerada para um modelo descentralizado e digitalizado, comumente referido como Smart Grids. Esta mudança de paradigma não é apenas técnica, mas estrutural, redefinindo os papéis tradicionais de operação e planejamento das redes elétricas.

Um dos vetores principais desta transformação é a inserção massiva de Recursos Energéticos Distribuídos (RED). A Geração Distribuída (GD), com destaque para a fonte solar fotovoltaica, permitiu que consumidores residenciais e comerciais deixassem de ser agentes passivos para se tornarem prosumidores ativos (Jooshaki *et al.*, 2020; Aljumah *et al.*, 2024). Embora benéfica do ponto de vista ambiental e de redução de perdas técnicas, a GD introduz uma variabilidade significativa na rede. A intermitência da geração solar, dependente de fatores climáticos não controláveis, cria desafios de estabilidade que a infraestrutura herdada projetada para fluxos de potência previsíveis tem dificuldade em acomodar sem reforços substanciais.

Paralelamente à expansão da geração renovável, assiste-se à eletrificação do setor de transportes, que se apresenta como uma peça-chave para a redução das emissões de gases de efeito estufa. A penetração crescente de Veículos Elétricos (VE) adiciona uma nova camada de complexidade aos sistemas de distribuição (Zare *et al.*, 2023; Marcelo *et al.*, 2024). Diferentemente das cargas convencionais, os VE representam cargas móveis de alta potência, cuja demanda é difícil de prever. A recarga simultânea e não coordenada de uma frota de veículos pode provocar picos de demanda abruptos, levando à saturação de transformadores e condutores em horários críticos, muitas vezes coincidentes com o pico de consumo residencial.

A combinação destes fatores (geração intermitente e novas cargas intensivas) resulta em impactos técnicos severos na operação da rede. Fenômenos como a inversão do fluxo de potência, violações nos níveis de tensão em regime permanente e o aumento da corrente de curto-circuito tornaram-se preocupações quotidianas para as concessionárias. A abordagem tradicional de resolver estes problemas através do simples sobredimensionamento da rede ou reforço de cabos tornou-se financeiramente insustentável e tecnicamente ineficiente diante da dinâmica veloz das novas tecnologias.

Neste cenário, os Sistemas de Armazenamento de Energia (SAE) emergem como uma solução tecnológica interessante para prover flexibilidade ao sistema. A capacidade de armazenar excedentes energéticos nos momentos de alta geração e baixa demanda, para posterior injeção na rede durante os picos de consumo, oferece uma alternativa ao reforço físico da rede (Lima *et al.*, 2023). Além disso, o armazenamento pode atuar na regulação de tensão e no suporte à integração de VE, mitigando os impactos da recarga rápida. No entanto, a alocação ótima e o dimensionamento destes sistemas envolvem custos elevados, exigindo um planejamento rigoroso para garantir a viabilidade económica.

O grande desafio reside no fato de que as metodologias clássicas de planejamento da expansão já não são suficientes para lidar com este novo ambiente. Historicamente, o planejamento de redes baseava-se em abordagens determinísticas, focadas em cenários de pior caso (carga máxima e geração mínima) (Marcelo *et al.*, 2024). Tais métodos ignoram a natureza probabilística das fontes renováveis e o comportamento estocástico dos condutores de veículos elétricos. Ao desconsiderar as correlações temporais e espaciais entre a geração, a carga e o preço da energia, os modelos determinísticos tendem a conduzir a soluções subótimas excessivamente conservadoras e caras ou arriscadas demais para a segurança operacional.

Torna-se, portanto, imprescindível a adoção de novas ferramentas de modelagem que incorporem explicitamente as incertezas associadas a estas variáveis. O planejamento moderno exige uma abordagem estocástica, capaz de simular múltiplos cenários operativos e capturar a densidade de probabilidade das variáveis envolvidas. A representação fiel destas incertezas é necessária para identificar onde e quando os investimentos em reforços ou em armazenamento são realmente necessários, evitando ativos ociosos.

A literatura técnica e o setor industrial buscam modelos matemáticos avançados que consigam aliar a precisão na representação das incertezas utilizando, por exemplo, técnicas de Inteligência Artificial (IA) generativa com a robustez de métodos de otimização clássicos. É neste contexto que se insere a presente dissertação, propondo uma metodologia que integra a geração de cenários sintéticos realistas à otimização matemática rigorosa, visando apoiar a tomada de decisão no planejamento da expansão de sistemas de distribuição ativos.

Desta forma, a pesquisa alinha-se a diretrizes globais de sustentabilidade, atendendo especificamente a quatro Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS). O estudo fomenta o ODS 7 ao viabilizar a integração de energias renováveis e armazenamento em redes de baixo carbono, e o ODS 9, por meio do planejamento inteligente para a modernização de uma infraestrutura elétrica resiliente. Adicionalmente, ao suportar a infraestrutura de recarga para veículos elétricos urbanos, contribui para

o desenvolvimento de Smart Cities (ODS 11). Em conjunto, estas ações facilitam a transição energética e a descarbonização, atuando diretamente como medidas de mitigação climática (ODS 13) (United Nations, 2026).

1.1 Objetivos

1.1.1 Objetivo Geral

O objetivo principal deste trabalho é desenvolver uma metodologia robusta para o planejamento da expansão de sistemas de distribuição ativos, integrando técnicas de aprendizado profundo e otimização estocástica. A proposta visa utilizar redes adversariais geradoras e algoritmos de clusterização para modelar incertezas, alimentando um modelo de Programação Linear Inteira Mista (PLIM) que co-otimize o reforço da rede e a alocação de tecnologias, frente à penetração de RED.

1.1.2 Objetivos Específicos

- Realizar o levantamento e pré-processamento de dados históricos de irradiância solar, velocidade do vento, precificação da energia, consumo de energia elétrica e comportamento de carga/recarga de VE.
- Implementar e treinar uma rede neural do tipo Rede Adversária Generativa Condicionada (cGAN) capaz de gerar séries temporais sintéticas.
- Validar a eficácia do modelo gerador, demonstrando que as séries sintéticas preservam as características estatísticas fundamentais dos dados originais, como a sazonalidade, a volatilidade intradiária e as tendências de longo prazo.
- Aplicar o algoritmo de clusterização K-Means sobre os dados sintéticos para reduzir a dimensionalidade do problema, sintetizando cenários representativos que capturem as principais características sazonais (inverno e verão) e diárias, ponderados por suas respectivas probabilidades de ocorrência.
- Formular o modelo de otimização estocástica que utilize esses cenários representativos como dados de entrada para decidir sobre investimentos em reforços de rede e alocação de tecnologias.
- Analisar o desempenho da metodologia proposta em sistemas testes, comparando a eficácia do planejamento estocástico alimentado por dados sintéticos em relação a abordagens determinísticas tradicionais.

1.2 Organização do Trabalho

Para atingir os objetivos propostos e facilitar a compreensão do estudo desenvolvido, esta dissertação está organizada em cinco capítulos: o Capítulo 2 apresenta a fundamentação teórica e a revisão bibliográfica, abordando planejamento de sistemas de distribuição, características dos RED, otimização estocástica e redes neurais generativas aplicadas a sistemas de potência. O Capítulo 3 descreve a metodologia proposta, incluindo o modelo de aprendizado profundo para geração de séries temporais sintéticas, a redução de cenários por meio do algoritmo K-Means e a formulação matemática do problema de planejamento da expansão com PLIM estocástica. O Capítulo 4 apresenta e discute os resultados obtidos nos estudos de caso, comparando a abordagem estocástica com métodos determinísticos. Por fim, o Capítulo 5 reúne as conclusões da pesquisa, destacando as principais contribuições e indicando perspectivas para trabalhos futuros.

2 REVISÃO DE LITERATURA

Este capítulo apresenta a revisão da literatura e a a fundamentação teórica que embasam o desenvolvimento desta dissertação. Inicialmente, discute-se o estado da arte do planejamento da expansão de SDEE, abordando a evolução dos modelos determinísticos clássicos para as abordagens estocásticas voltadas ao tratamento de incertezas, e examina-se a literatura voltada à modelagem de variáveis estocásticas, delineando as limitações das metodologias atuais e identificando a lacuna que justifica a proposição da modelagem adotada nesta pesquisa. Em seguida, são detalhados os aspectos regulatórios, operacionais e os impactos técnicos inerentes à integração de RED, com ênfase na GD, nos SAE e nas Estações de Carregamento de Veículos Elétricos (ECVE).

2.1 Estado da Arte

O planejamento da expansão dos SDEE é um tópico da programação matemática. Os modelos matemáticos são essenciais para o planejamento dos SDEE, sendo usados para lidar com os diversos custos envolvidos no processo de planejamento, otimizando uma função objetiva a fim de determinar os valores ideais das variáveis de decisão. Existem algumas categorias principais de modelos abordadas da literatura nos últimos anos: modelos inteiros mistos, que consideram tanto as variáveis discretas quanto as contínuas e determinam seus valores ótimos; modelos discretos, que focam apenas nas variáveis discretas, deixando as contínuas como informações fixas; e modelos contínuos, nos quais apenas as variáveis contínuas são consideradas, com as decisões sobre instalação ou substituição de equipamentos tratadas como dados fixos.

Dentre as estratégias clássicas de planejamento, a Reconfiguração de Redes Primárias (RRP) é abordada por Baran e Wu (1989), que propõem uma metodologia para modificar a topologia dos alimentadores, mantendo a radialidade, com o objetivo de reduzir as perdas de potência e melhorar o balanceamento de carga. Por sua vez, a Seleção Ótima de Condutores (SOC), é tratado por Tram e Wall (1988), que investigam a seleção ótima de condutores em redes radiais, considerando os custos de investimento, as perdas elétricas e as restrições operacionais. Ambas as estratégias buscam aprimorar o desempenho técnico e econômico dos SDEE, e sua aplicação conjunta se torna uma abordagem mais abrangente para a redução de perdas e a melhoria dos níveis de tensão.

Mais recentemente, o artigo proposto por Gallego Pareja, López-Lezama e Gó-

mez Carmona (2023) é um exemplo que busca integrar RRP com a SOC utilizando PLIM. Essa integração visa a minimização das perdas de potência e a melhoria dos perfis de tensão em sistemas de distribuição de energia. Os resultados indicam que o efeito combinado das estratégias proporciona melhores resultados em comparação ao uso isolado ou sequencial dessas abordagens. Na metodologia, destaca-se o fato de que o modelo garante soluções globais ótimas, além de apresentar vantagens econômicas. No entanto, a metodologia pode apresentar limitações em cenários de variação de carga e de geração renovável, o que sugere a necessidade de avaliações adicionais para garantir a robustez do modelo em condições mais dinâmicas.

Ainda, a GD é uma forma descentralizada de produção de energia que ocorre em pequena escala e geralmente próxima aos pontos de consumo. Pareja, López-Lezama e Carmona (2022) propõem um modelo de PLIM que visa a RRP e a alocação ótima de GD. Os autores apresentam diferentes sistemas de distribuição para validar sua metodologia, demonstrando a eficácia do modelo em minimizar perdas de potência ativa e melhorar o perfil de tensão. Os resultados indicam que a abordagem proposta conseguiu soluções ótimas em um tempo computacional reduzido, superando metodologias anteriores. Ainda, destaca-se a capacidade do modelo de fornecer soluções globais otimizadas para sistemas reais de distribuição, além de ser aplicável em uma variedade de redes. No entanto, a metodologia pode ser limitada por sua dependência de informações precisas sobre os recursos disponíveis e os custos associados, o que pode não ser viável em contextos dinâmicos ou em redes menos estruturadas. O modelo para GD também não considera incertezas associadas à variabilidade da geração.

O modelo proposto para o planejamento da expansão de SDEE por Gederson A. Da Cruz *et al.* (2021) considera critérios de confiabilidade, utilizando um modelo de PLIM. Os autores apresentam uma abordagem que integra custos de investimento, custos operacionais e custos relacionados à confiabilidade no processo de otimização. Os resultados obtidos em um SDEE com 54 barras indicam que a inclusão dos índices de confiabilidade resulta em uma topologia mais eficiente, com custos totais mais baixos em comparação a um modelo que não considera esses parâmetros. Destaca-se na metodologia a sua capacidade de identificar soluções de investimento diferentes ao incluir a confiabilidade no objetivo da otimização. No entanto, é notável a complexidade adicional introduzida pela consideração de múltiplos índices de confiabilidade, e em contraste com este trabalho, o modelo abordado não é estocástico e não lida com incertezas, além de não considerar a integração de VE nem de SAE.

Utilizar a demanda por energia elétrica como um valor constante é uma prática bem estabelecida e amplamente aceita na análise de sistemas de potência, já que cargas de demanda constante fornecem uma representação mais simplificada enquanto

não fogem muito da realidade, resultam em uma relação direta entre o consumo de energia e a tensão no barramento de carga, o que simplifica a formulação geral do modelo e o processo de solução. A demanda varia ao longo do dia, e na prática essa variação normalmente é representada pela segmentação da análise em intervalos de tempo discretos conhecida como multiperíodo. Esta abordagem tenta captar a natureza dinâmica da demanda sem complicar o modelo com variações contínuas. Em vez de um único modelo de demanda estática, são usados alguns cenários representando diferentes horários do dia ou condições variadas.

Os trabalhos mais recentes costumam apresentar modelos estocásticos, nos quais a demanda é tratada como uma variável aleatória que pode variar de acordo com uma distribuição de probabilidade em vez de ser fixa ou determinística. A demanda é representada por uma distribuição de probabilidade obtida por uma análise histórica de dados que capta a gama de possíveis valores e as suas probabilidades. Esse processo estocástico incorpora a incerteza diretamente na demanda.

Dessa forma, Diferente das abordagens citadas, as quais não consideram incertezas, Ghasemi *et al.* (2021) utiliza programação estocástica inteira mista para modelar a GD, onde são integradas SAE e implementadas estratégias de RRP para aumentar a resiliência do SDEE diante de desastres naturais. Os autores propõem um modelo de planejamento em duas etapas que envolve decisões de investimento em reforço das linhas e instalação de geradores distribuídos, seguido pela formação de micro-redes com um conceito de controle master-slave para minimizar os custos de interrupção de carga em cenários de desastres. Os resultados da simulação demonstram uma redução considerável nos custos de perda de potência, indicando eficácia na melhoria da resiliência do sistema, especialmente durante eventos climáticos adversos. Diferentemente deste trabalho, a formulação resolve o problema em duas etapas, o que gera resultados divergentes em relação a abordagens de otimização simultânea ou com objetivos hierárquicos, e não engloba a presença de VE.

Para Quevedo, Muñoz-Delgado e Contreras (2019), o aumento da penetração de VE e fontes de energia renovável na rede de distribuição acarreta desafios significativos que demandam uma abordagem de planejamento estocástico para a expansão do sistema. Os autores propõem um modelo de planejamento de expansão da distribuição que integra a demanda de carregamento de VE, SAE e a incerteza associada à GD, utilizando a técnica de agrupamento k-means++ para caracterizar a variabilidade da geração e da demanda. Os resultados indicam que a metodologia proposta pode reduzir os custos totais de investimento e operação ao minimizar a necessidade de expansão das subestações existentes, além de destacar a importância da integração de SAE para gerenciar a demanda variável de energia. Diferentemente da metodologia proposta neste trabalho, o artigo tende a simplificar o comportamento das variáveis

estocásticas, em vez de recorrer à geração explícita de múltiplos cenários.

Nesse mesmo contexto, Wang *et al.* (2020) propõem um modelo de planejamento de expansão para redes de distribuição ativas que considera múltiplas fontes de energia distribuídas, incluindo ECVE compartilhados, GD solar e SAE. Os autores introduzem um método de geração de cenários estocásticos que lida com o comportamento de direção dos VE compartilhados, visando minimizar os custos totais de investimento, perdas de potência e tempo de espera dos usuários. Os resultados das simulações mostram que a abordagem melhora a qualidade do serviço de carregamento dos VE compartilhados e reduz os custos de energia. Por outro lado, a metodologia falha em capturar as correlações não lineares existentes entre a demanda, geração e preço de energia.

No âmbito de VE, o artigo de Marcelo *et al.* (2024) apresenta um modelo de planejamento multiestágio para sistemas de distribuição de energia ativa, considerando a participação de prossumidores e VE, bem como a instalação de sistemas de GD a partir de fontes solares e eólicas. Eles propõem uma abordagem utilizando programação quadrática inteira mista, que busca garantir soluções viáveis para o problema original, ao mesmo tempo em que visa reduzir as emissões de CO2. Os resultados indicam que diferentes níveis de penetração de prossumidores e VE impactam significativamente os planos de investimento, com predominância de sistemas fotovoltaicos e uma crescente necessidade de armazenamento de energia conforme a penetração aumenta. No entando, o modelo não considera incertezas, o que poderia ter sido abordado através da implementação de modelos estocásticos ou robustos.

Ainda, a proposta de De Lima *et al.* (2022a) de um modelo de PLIM para o planejamento da expansão de SDEE considera incertezas significativas associadas à demanda convencional, à demanda de VE e à GD, como solar e eólica, além da integração de SAE. Os autores propõem uma abordagem que otimiza simultaneamente investimentos em subestações, circuitos e unidades de GD, levando em conta também as repercussões ambientais, como as emissões de CO2. Os resultados indicam que esse planejamento coordenado não apenas reduz os custos de expansão, mas também os custos operacionais do sistema ao melhorar sua eficiência. Em oposição a este trabalho, a abordagem tende a simplificar o comportamento das variáveis estocásticas em vez de gerar cenários sintéticos.

Destaca-se também a proposta de Mejia *et al.* (2022) para um modelo de PLIM para o planejamento multiestágio de sistemas de distribuição ativa e ECVE, considerando o comportamento da carga dependente de tensão. Os autores apresentam alternativas de investimento que incluem GD e SAE, além de enfatizar a importância de modelar a carga de maneira que leve em conta a variação de tensão. Os resultados indicam que a abordagem de carga dependente de tensão pode resultar em

uma redução significativa no consumo de energia e nas emissões de CO2. Dessa forma, destaca-se a incorporação de cenários estocásticos para lidar com incertezas de demanda e preços de energia. No entanto, é de se esperar que a complexidade do modelo requira um tempo considerável de computação e expertise técnica. Ao contrário da abordagem adotada neste trabalho, o modelo em questão falha em capturar as correlações não lineares no que diz respeito à geração.

Outro exemplo de aplicação de modelos de programação estocástica inteira mista é o trabalho de Zare *et al.* (2023), no qual aborda a expansão conjunta de ECVE e sistemas de distribuição ativa, levando em consideração incertezas em cargas, demandas de VE e geração de energia distribuída. Os resultados indicam que o modelo proposto não apenas otimiza a alocação de recursos, mas também valida sua eficiência e robustez através de uma análise abrangente em sistemas de 18 e 54 barras. Ainda, destaca-se a consideração das incertezas e a aplicação de uma modelagem estocástica que melhora a utilização da capacidade dos sistemas, porém, o artigo não considerou SAE e tendeu a simplificar o comportamento das variáveis estocásticas ao invés de gerar cenários.

Segundo a pesquisa de Ata *et al.* (2019), a operação ideal de um sistema multi-energético deve integrar fontes de energia renováveis, como fotovoltaica e eólica, além da influência dos VE. Os autores propõem um modelo de PLIM com o objetivo de minimizar os custos totais de gás e eletricidade durante a operação diária do sistema. Os resultados indicam uma redução significativa nos custos operacionais ao incorporar unidades renováveis e VE, destacando a flexibilidade adicional que estes últimos proporcionam, mesmo sendo considerados como cargas adicionais. Contudo, uma limitação notável é a inclusão de sistemas multi-energéticos, que podem desviar do foco central de estudos que buscam uma análise mais restrita, além de que, diferentemente deste trabalho, os autores concentram-se estritamente na operação de dispositivos flexíveis, negligenciando a expansão topológica do sistema.

Nessa linha, o trabalho de Lima *et al.* (2023) propõe um modelo para o planejamento multiperíodo de sistemas de distribuição elétrica que integra RED, incluindo geração solar e eólica, SAE e ECVE. Os autores utilizam uma abordagem de risco baseada na condicional valor a risco para manejar incertezas associadas, modelando-as por meio de um conjunto de cenários que consideram variáveis como demanda convencional e demanda de VE, assim como preços de energia e produção renovável. Os resultados indicam que essa modelagem permite uma avaliação mais robusta dos custos de planejamento e das emissões de carbono, contribuindo para um planejamento mais sustentável. A metodologia se destaca pela flexibilidade em lidar com incertezas de longo prazo, como o crescimento da demanda e impostos sobre carbono, porém, os autores deparam-se com uma complexidade computacional proibitiva ao incluir múl-

tiplos conceitos em um modelo único, os quais poderiam ser separados em etapas distintas, e geram apenas cenários voltados aos VE.

Com enfoque em GD, o estudo de Jooshaki *et al.* (2020) propõe um modelo de programação estocástica inteira mista para o planejamento conjunto da expansão de redes de distribuição de eletricidade e unidades de GD autônomas, utilizando o conceito de hub de energia para agregar as tecnologias de GD. Eles apresentam uma abordagem inovadora que incorpora incertezas relacionadas à demanda de calor e eletricidade, assim como à geração renovável, representadas por diversos cenários. Os resultados indicam uma redução de custos de 5.93%, evidenciando a eficácia da colaboração entre proprietários de geradores distribuídos e as empresas de distribuição. Destaca-se na metodologia a habilidade de modelar variações de demanda e geração de forma sistemática, além da capacidade de encontrar soluções ótimas globais. Por outro lado, ao contrário do modelo proposto neste trabalho, os autores não utilizam SAE nem abordam a integração de VE.

No mais, a revisão de Aljumah *et al.* (2024) busca analisar diversas abordagens publicadas para a otimização da alocação de unidades de GD renovável e ECVE na rede de distribuição ativa. Eles propõem a incorporação de técnicas de análise de decisão multicritério para facilitar a tomada de decisões e abordar as complexas trade-offs entre viabilidade econômica, aceitação social e impacto ambiental. Os resultados indicam que as metodologias atuais têm avançado, mas ainda existem limitações em lidar com a simultânea otimização de múltiplos objetivos técnicos, econômicos e ambientais. Destaca-se a ênfase na integração de múltiplos critérios de otimização, que pode levar a soluções mais completas e efetivas. Ademais, de forma distinta a este trabalho, a metodologia proposta não engloba geração de cenários estocásticos e não emprega SAE.

Há também na literatura modelos de programação robusta, nos quais a incerteza é tratada ao se considerar um conjunto de possíveis valores que os parâmetros incertos podem assumir, sem depender de distribuições probabilísticas. A abordagem busca encontrar soluções que sejam ótimas sob o pior cenário possível dentro de um conjunto predefinido de incertezas. Nesse contexto, a geração de cenários não é probabilística, mas envolve a definição de limites para variáveis como a demanda de energia, assegurando que a solução seja viável mesmo nas piores condições.

Xiang *et al.* (2023) propõem um artigo que aborda o planejamento de expansão colaborativa de ECVE e redes de distribuição utilizando um modelo de otimização robusta que considera incertezas associadas à demanda de carga e à geração eólica. Os autores propõem um modelo de otimização de dois estágios, onde no primeiro estágios é determinado o plano de investimento e no segundo são analisados os piores cenários de probabilidade para reduzir custos operacionais. Os resultados indicam

que o modelo que incorpora benefícios de confiabilidade é mais eficaz em lidar com incertezas, apresentando uma redução significativa nos custos de redução de carga de VE, em torno de 50%. Destaca-se também a inclusão da confiabilidade como um fator essencial no planejamento, o que a torna mais aplicável à operação real das redes. Diferentemente do escopo deste trabalho, o modelo proposto pelos autores não considera SAE e não inclui geração de cenários estocásticos.

Tendo essas questões em vista, esta pesquisa busca abordar os desafios enfrentados pelos SDEE diante do crescimento desordenado da carga e da penetração de tecnologias emergentes, como GD, prossumidores e VE. Como grande parte da literatura ainda se apoia em modelos determinísticos, ou em abordagens estocásticas que utilizam funções de probabilidade padronizadas, torna-se necessário adotar ferramentas de modelagem que tratem a incerteza de forma explícita. A simplificação no método de geração de cenários costuma falhar em capturar as complexas correlações espaço-temporais não lineares entre a demanda e a geração intermitente, o que pode resultar em um planejamento subdimensionado ou esbarrar em um esforço computacional proibitivo quando se busca maior precisão.

Ademais, nota-se uma carência de metodologias capazes de realizar a co-otimização simultânea e eficiente de ativos tradicionais (reforço de redes e subestações) e novas tecnologias flexíveis (como alocação de SAE e gestão de carregamento de VE), evitando que o estudo foque apenas na operação e negligencie a expansão topológica. Neste sentido, este trabalho visa preencher essa lacuna ao equilibrar a robustez do planejamento integrado com a viabilidade computacional em sistemas de larga escala. Deseja-se compreender o efeito individual e conjunto dessas estratégias para encontrar soluções economicamente viáveis, cujos resultados em múltiplos cenários correlacionados validem a eficácia da proposta na melhoria da eficiência e da confiabilidade dos SDEE.

2.2 Fundamentação Teórica

2.2.1 Demanda por Energia Elétrica

O setor elétrico brasileiro estrutura-se fundamentalmente em dois ambientes de comercialização que definem como a energia é fornecida e consumida.

No Ambiente de Contratação Livre (ACL), os consumidores do Grupo A, que operam em níveis de tensão que variam desde o subgrupo A4 (entre 2.3 kV e 25 kV) até o subgrupo A1 (igual ou superior a 230 kV), possuem a prerrogativa de escolher seu fornecedor. Nesse modelo, as condições contratuais são negociadas diretamente com geradoras ou comercializadoras, permitindo maior previsibilidade orçamentária e a possibilidade de comercializar excedentes. No entanto, o consumidor livre mantém

um vínculo com a distribuidora local para a manutenção da rede, o que resulta em um sistema de fatura dupla: uma relativa à tarifa regulada pela entrega da energia e outra referente ao preço negociado pelo insumo em si.

Dentro do ACL, a imagem destaca a distinção entre Consumidores Livres, com demanda superior a 1.5 MW e liberdade para comprar de qualquer fonte, e Consumidores Especiais, com demanda entre 500 kW e 1 MW, que devem adquirir energia de fontes renováveis, usufruindo de descontos na Tarifa de Uso dos Sistemas de Distribuição (TUSD) e Tarifa de Uso dos Sistemas de Transmissão (TUST) para aumentar a viabilidade do negócio (Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE), 2026). Em contrapartida, os consumidores do Ambiente de Contratação Regulada (ACR), conhecidos como consumidores cativos, são aqueles vinculados obrigatoriamente à distribuidora local. Este grupo, composto majoritariamente por residências e pequenos comércios (subgrupos B1 a B4 e consumidores com demanda menor que 500 kW), paga tarifas fixadas pela ANEEL e não possui permissão legal para a comercialização direta de créditos de energia (ANEEL, 2025).

As distribuidoras são responsáveis por contratar energia para atender a esses consumidores cativos através de diferentes modalidades de leilões coordenados pelo governo:

- Energia Nova: focado em usinas a serem construídas para garantir o suprimento futuro;
- Energia Existente: destinado a usinas já em operação para atender necessidades de curto prazo;
- Leilões de Ajuste: servem para equilibrar sobras ou déficits nos contratos das distribuidoras;
- Leilões de Reserva: visam elevar a segurança do Sistema Interligado Nacional (SIN), funcionando como um seguro pago por todos os usuários.

Além dessas estruturas de mercado, a regulamentação, notadamente a Lei Nº 14.300 de 2022, introduziu mecanismos de maior independência para o consumidor por meio da GD. Sob o sistema de compensação de energia, o usuário pode gerar sua própria eletricidade a partir de fontes renováveis e injetar o excedente na rede, gerando créditos para abatimento no consumo futuro. Essa dinâmica abrange quatro modalidades principais: o autoconsumo remoto, a geração junto à carga, a geração compartilhada e o Empreendimento de Múltiplas Unidades Consumidoras (EMUC). Todo esse processo de acesso à rede é rigorosamente normatizado pelo Regras e

Procedimentos de Distribuição (PRODIST), exigindo desde consultas de acesso opcionais até solicitações obrigatórias para a viabilização de novas unidades consumidoras (Brasil, 2022).

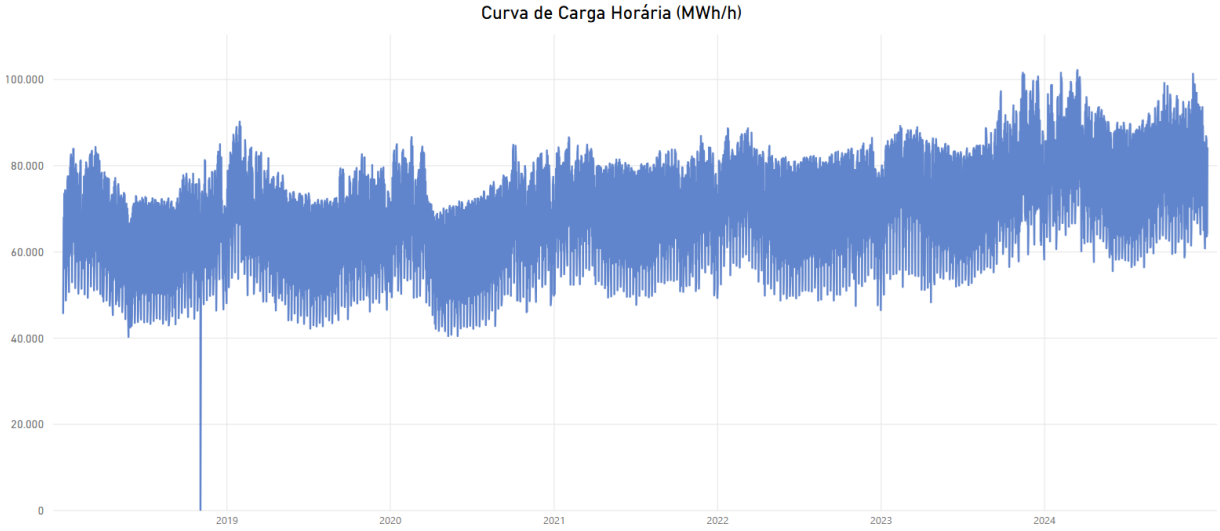
Assim, para a composição da base de dados referente à demanda energética, é fundamental destacar que o Operador Nacional do Sistema (ONS) desenvolveu uma nova forma de disponibilizar os resultados históricos da operação do SIN, fundamentada nos princípios da transparência e da confiabilidade das informações. Foram utilizadas as ferramentas de TI mais recomendadas para permitir a visualização desses dados históricos sob a forma de gráficos, contemplando o detalhamento de todas as grandezas envolvidas. O objetivo dessa iniciativa é oferecer liberdade aos usuários para que realizem suas próprias análises e cheguem a conclusões independentes, permitindo a seleção de variáveis, períodos de visualização e escalas de discretização temporal. Além disso, o nível de detalhamento possibilita que as informações sejam agregadas a nível de sistema ou apresentadas por subsistema, estado e, quando aplicável, por usina (ONS, 2025c).

Dentre o conjunto de dados disponibilizados, destaca-se a curva de carga horária. Na grande maioria dos casos, os dados utilizados são originários da Base de Dados Técnica do ONS e refletem fielmente as grandezas supervisionadas e programadas pelo Operador. Entretanto, há uma limitação importante no que tange aos dados de demanda de potência: ao contrário de dados meteorológicos que são amplamente acessíveis, as informações detalhadas de demanda de potência não estão prontamente disponíveis em bancos de dados online abertos. Isso ocorre porque tais registros são considerados dados sensíveis e são rigorosamente controlados pelas concessionárias locais. Diante dessa restrição de acesso a dados diretos de demanda, este trabalho utilizou os dados da curva de carga horária de ONS (2025a) para possibilitar a estimativa do fator de demanda. Essas informações serviram de entrada para alimentar a Redes Neurais (RN) explicada na Seção 3.2.1, permitindo que o modelo aprenda os padrões de consumo e projete os resultados necessários para a análise estocástica. Todos os dados históricos utilizados para a análise da demanda datam do início de 2018 até o fim de 2024.

Ao analisar a curva de carga horária do SIN na Figura 1, é possível observar um crescimento gradual e contínuo na carga do sistema ao longo dos anos, comportamento que é previsto pelo Plano Nacional de Energia (PNE) 2050 da Empresa de Pesquisa Energética (EPE), que atua como um estudo pioneiro de planejamento integrado, fornecendo subsídios para estratégias de expansão da oferta com base na evolução da demanda em uma perspectiva de longo prazo (EPE, 2020). Na literatura, estudos como o de (Lima *et al.*, 2023) utilizam cenários de crescimento da demanda como incertezas de longo prazo, adotando valores de 3.2% para crescimento baixo,

3.8% para moderado e 4.4% para alto, métricas que são detalhadamente exploradas no plano da EPE. No entanto, para fins deste trabalho, a previsão de carga é realizada por meio de uma regressão linear utilizando o método dos mínimos quadrados para obter um valor único de crescimento, conforme detalhado na Seção 3.2.1. Essa abordagem foi adotada para evitar a elevação excessiva do número total de cenários estocásticos, uma vez que a inclusão de múltiplas trajetórias de longo prazo resultaria em um efeito multiplicador impraticável ao serem combinadas com os cenários de curto prazo.

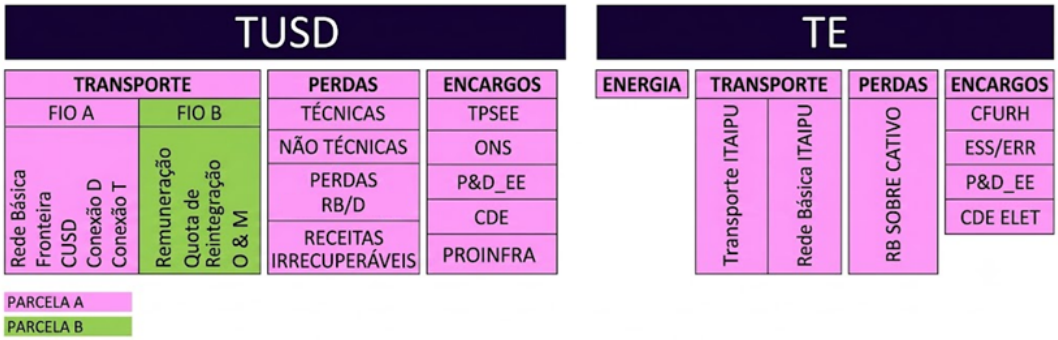
Figura 1 – Curva de carga do SIN de jan/2018 a dez/2024.



Fonte: ONS (2025a).

Ainda, neste trabalho, a precificação da energia elétrica no Brasil é estruturada a partir de componentes tarifários e tributários complexos que variam conforme o ambiente de contratação. As Tarifa de Energia (TE) e as TUSD são os pilares dessa composição e, para a área de concessão da Copel Distribuição S.A. (Copel-DIS), foram atualizadas pela Resolução Homologatória nº 3.472, de 17 de junho de 2025 (ANEEL, 2025). A Figura 2 apresenta os componentes da TE e TUSD.

Figura 2 – Composição da TE e TUSD.



Fonte: Adaptado de ANEEL.

De acordo com os parâmetros de reajuste tarifário anual de 2025, os valores homologados para as classes residenciais e industriais refletem um efeito tarifário médio de 2.02%. No contexto do cálculo de custos neste trabalho, para o consumidor cativo do subgrupo B1 Residencial Convencional, a TUSD de aplicação é de 366.67 R$/MWh e a TE é de 275.75 R$/MWh. Já para o consumidor livre, simulado no subgrupo A4 na Modalidade Azul, a TUSD de aplicação (ponta e fora de ponta) apresenta o valor base de 120.91 R$/MWh (ANEEL, 2025).

Sobre esses valores incide o Imposto sobre Circulação de Mercadorias e Serviços (ICMS) que, no estado do Paraná, segue a regra geral de alíquota de 19.5%, conforme o artigo 17, inciso V, do RICMS/PR, sendo fundamental observar a aplicabilidade do diferimento parcial previsto no artigo 28, inciso I, do anexo VIII (Fazenda do Estado do Paraná, 2017).

Para detalhar a incidência da tributação federal sobre a energia elétrica, é necessário compreender que o recolhimento do Programa de Integração Social (PIS) e da Contribuição para o Financiamento da Seguridade Social (COFINS) é obrigatório para as empresas independentemente do seu porte, mas a forma de apuração é definida pelo regime tributário adotado. No regime do Lucro Real, obrigatório para instituições financeiras e empresas com faturamento anual superior a R$ 78 milhões, a apuração ocorre pelo método não cumulativo. Nesse sistema, as alíquotas aplicadas sobre a receita bruta são de 1.65% para o PIS e 7.6% para a COFINS. A principal característica deste regime é a complexidade contábil que permite à empresa descontar créditos sobre determinados custos e despesas operacionais, incluindo os gastos com energia elétrica e insumos, o que pode reduzir o valor final efetivamente pago.

Já as empresas com receita bruta anual de até R$ 78 milhões podem optar pelo Lucro Presumido, onde a apuração segue o regime cumulativo. Neste modelo, o cálculo é simplificado e as alíquotas são reduzidas para 0.65% para o PIS e 3% para a COFINS, incidindo diretamente sobre o faturamento bruto ajustado por exclusões es-

pecíficas permitidas em lei, como devoluções e abatimentos. Diferente do Lucro Real, o regime cumulativo não permite o aproveitamento de créditos fiscais sobre transações anteriores, o que, dependendo da estrutura de custos da organização, pode resultar em uma carga tributária proporcionalmente maior mesmo com alíquotas nominais menores. Por fim, há o Simples Nacional, voltado para micro e pequenas empresas com faturamento de até R$ 4.8 milhões anuais, no qual o PIS e a COFINS são recolhidos de forma unificada em uma única guia de pagamento, simplificando drasticamente a burocracia tributária para este perfil de contribuinte.

Nesse contexto, o cenário de uma grande distribuidora de energia elétrica, como a COPEL no estado do Paraná, enquadra-se necessariamente no regime do Lucro Real. Essa obrigatoriedade decorre do elevado porte econômico dessas concessionárias, cujo faturamento anual supera amplamente o limite legal de R$ 78 milhões estabelecido para adoção compulsória desse regime. Consequentemente, a apuração do PIS e da COFINS ocorre pelo regime não cumulativo, com aplicação das alíquotas-padrão de 1.65% e 7.6%, respectivamente, sobre a receita bruta. A característica central desse enquadramento é a possibilidade de aproveitamento de créditos tributários, aspecto particularmente relevante para distribuidoras de energia, cujo principal insumo é a própria energia elétrica adquirida das empresas geradoras, bem como os custos associados aos serviços de transmissão. Assim, embora as alíquotas nominais sejam mais elevadas, o mecanismo de creditamento permite compensar os tributos incidentes nas etapas anteriores da cadeia produtiva, reduzindo o valor efetivamente recolhido e alinhando a tributação à lógica econômica do setor elétrico.

A metodologia de aplicação desses impostos na tarifa passou por mudanças recentes para garantir a correção dos cálculos de viabilidade. A nova equação estabelecida para integrar os tributos à tarifa sem impostos utiliza divisores separados no denominador, evitando distorções na base de cálculo:

$$Tarifa_{c/imp} = \frac{Tarifa_{s/imp}}{(1 - (PIS + COFINS)) \cdot (1 - ICMS)}. \tag{2.1}$$

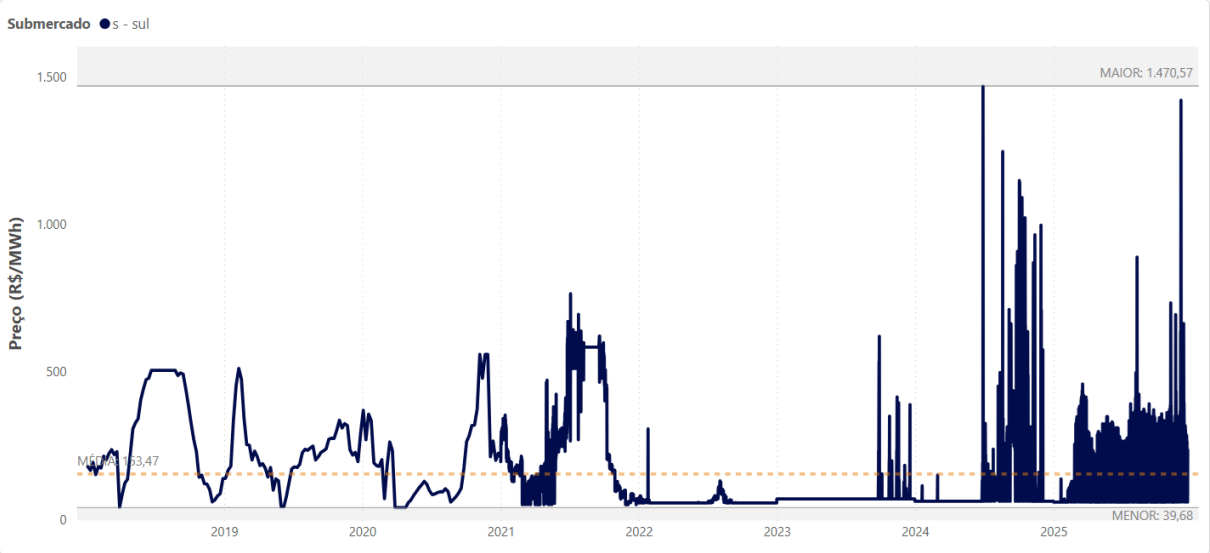
Nesta equação, o termo $Tarifa_{s/imp}$ representa o valor da tarifa base (TE + TUSD) sem a incidência de tributos. O fator $(1 - (PIS + COFINS))$ ajusta a base para as contribuições federais, enquanto $(1 - ICMS)$ aplica a alíquota estadual sobre a fatura cheia, uma vez que o ICMS incide sobre sua própria base de cálculo.

No cálculo do custo para o consumidor livre, utiliza-se o Preço de Liquidação das Diferenças (PLD) como o preço da energia negociada no mercado de curto prazo, o qual é somado à TUSD específica para este ambiente antes da aplicação do divisor tributário. O PLD é o valor de referência para a energia comercializada no mercado spot e é determinado pelo custo marginal de operação do sistema elétrico, sendo

influenciado por fatores como o nível dos reservatórios das hidrelétricas, a previsão de chuvas e o consumo de carga (CCEE, 2025).

Tendo em vista que o modelo matemático deste trabalho é estocástico, o uso de dados horários do PLD é fundamental para acrescentar a variabilidade necessária ao preço da energia. Conforme ilustrado na Figura 3, observa-se que o PLD do submercado Sul apresenta elevada volatilidade ao longo do período analisado, com valores mínimos próximos ao piso regulatório e picos que superam significativamente a média histórica. Esses episódios de preços extremos estão associados, em geral, a condições hidrológicas adversas e restrições operativas do sistema, evidenciando o caráter incerto do mercado de curto prazo.

Figura 3 – Histórico do PLD no Sul do Brasil de jan/2018 a dez/2025.



Fonte: CCEE (2025).

Enquanto os componentes de TE e TUSD são fixos e homologados anualmente pela ANEEL, não conferindo dinamismo ao cálculo, o PLD flutua constantemente. Essa oscilação, claramente observada na Figura 3, permite capturar as incertezas inerentes ao setor elétrico na precificação da energia, refletindo de forma realista o risco e a exposição enfrentados pelos agentes no mercado livre em diferentes cenários operativos e hidrológicos.

De acordo com a Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE), hoje o mercado livre representa aproximadamente 37% do consumo total de energia elétrica do Brasil e esse percentual deve aumentar nos próximos meses (CCEE, 2024). Segundo a ANEEL, cerca de 21 mil consumidores já informaram às Distribuidoras sobre o desejo de migrar para o ambiente ao longo do ano de 2024, além dos 679 pedidos para 2025. Portanto, neste trabalho adota-se a proporção de 37% de ACL e

63% de ACR para o cálculo do preço médio de energia.

Dessa forma, a equação utilizada para o preço de energia, consolidando a precificação do PLD e das tarifas reguladas homologadas pela Resolução nº 3.472/2025:

$$\begin{aligned} Energy_price =& 0.37 \cdot \left(\frac{PLD + TUSD_{livre}}{(1 - (PIS + COFINS)) \cdot (1 - ICMS)} \right) \\ &+ 0.63 \cdot \left(\frac{TE_{cativo} + TUSD_{cativo}}{(1 - (PIS + COFINS)) \cdot (1 - ICMS)} \right), \end{aligned} \tag{2.2}$$

em que os valores de TE_{cativo} e $TUSD_{cativo}$ correspondem às tarifas de aplicação do subgrupo B1 Residencial Convencional e $TUSD_{livre}$ refere-se ao valor para o subgrupo A4 na Modalidade Azul.

Por fim, é importante ressaltar que a fatura de energia elétrica pode conter outros componentes de custo que não foram incluídos nesta modelagem de precificação. Entre eles, destacam-se a Contribuição para o Custeio do Serviço de Iluminação Pública (COSIP), que possui caráter municipal e destina-se à manutenção e expansão da rede de iluminação das vias públicas. Além desses, podem incidir encargos setoriais específicos, como os adicionais de Bandeira Tarifária (Amarela ou Vermelha) e multas ou juros por atraso, que variam conforme o comportamento de consumo e o cenário hidrológico vigente.

2.2.2 O cenário Atual da Geração Distribuída

Um elemento muito comum de se observar em SDEE é a GD, tendo em vista os incentivos e benefícios como por exemplo o adiamento de investimentos em infraestrutura, já que a energia é gerada próxima aos pontos de demanda, reduzindo as perdas de potência e evitando sobrecargas nas redes elétricas. Isso também contribui para melhorar o perfil de tensão e aumentar a confiabilidade do sistema elétrico.

Com base na Resolução Normativa ANEEL nº 1000/2021 incisos XXIX-A e XXIX-B do art. 2º, a GD é definida como central geradora que utiliza fontes renováveis ou de cogeração qualificada, conectada à rede de distribuição de energia elétrica. Esse conceito engloba tanto a microgeração, com capacidade de até 75 kW, quanto a minigeração, que varia de 75 kW a 3 MW, podendo chegar a 5 MW para as centrais geradoras de fontes despacháveis ou para os demais termos do inciso XXIX-B do art. 2º (Brasil, 2022). Vale destacar que a Resolução 1059 de 7 de fevereiro de 2023 aprimorou as regras de GD da Resolução 1000/2021 (ANEEL, 2023).

Ainda, a integração da GD ao sistema elétrico exige o cumprimento rigoroso de requisitos técnicos e de segurança para garantir a integridade da rede e dos usuários. As normas da ABNT estabelecem as diretrizes para o projeto e ensaios dos equipamentos, com destaque para:

- Segurança e Conexão: A NBR 16149 e a NBR 16150 definem as características de interface e os protocolos de ensaio para garantir que o inversor interaja com a rede sem causar instabilidades (ABNT, 2013b,c);
- Proteção de Ilhamento: A NBR IEC 62116 é fundamental para a segurança dos eletricistas, pois exige que o sistema de geração cesse o fornecimento de energia caso a rede da concessionária seja interrompida, evitando o fenômeno do ilhamento não planejado (ABNT, 2012);
- Instalações e Terminologia: Enquanto a NBR 5410 rege as instalações de baixa tensão de forma geral, a norma NBR 10899 padroniza os termos e classificações específicos para sistemas fotovoltaicos, assegurando a clareza técnica nos projetos (ABNT, 2004, 2013a).

Complementarmente, a regulação da ANEEL, por meio do Módulo 3 do PRODIST e da Resolução Normativa nº 1000/2021, e a Lei Nº 14.300 de 2022 padronizam os procedimentos administrativos e técnicos para o acesso ao SDEE. Essas leis e normas definem desde os prazos para vistoria e conexão até os requisitos de qualidade da energia (harmônicos, fator de potência e flutuação de tensão) que a unidade geradora deve respeitar. Assim, essa série de normativas cria um ambiente de padronização que permite a expansão da GD de forma ordenada, segura e tecnicamente viável dentro do cenário brasileiro (ANEEL, 2021b,a; Brasil, 2022).

No âmbito do sistema elétrico brasileiro, a microgeração e minigeração distribuída são regidas por diretrizes que buscam integrar fontes renováveis à Rede Básica e aos sistemas de distribuição, sendo classificada conforme a natureza da relação entre o ponto de geração e as unidades consumidoras. A estruturação dessas modalidades de compensação de energia elétrica, estabelecida pela Resolução Normativa nº 1000/2021 da ANEEL, define arquiteturas específicas de operação:

- Autoconsumo Local: geração e consumo no mesmo local ou propriedades vizinhas, sem uso de vias públicas;
- Autoconsumo Remoto: excedente de uma unidade compensado em outra de mesmo titular, dentro da mesma área de concessão;
- Geração Compartilhada: divisão proporcional do excedente de uma planta entre múltiplos consumidores agrupados em consórcio ou cooperativa;
- EMUC: geração em área comum de condomínio, com energia rateada entre as unidades condominiais.

A proliferação dessas modalidades impõe desafios às redes de distribuição, originalmente projetadas para fluxo unidirecional de potência. A inversão de fluxo ocorre quando a potência injetada pela GD excede a carga local, podendo elevar os níveis de tensão acima dos limites do PRODIST, comprometer a seletividade dos sistemas de proteção e reduzir a vida útil dos transformadores por estresse térmico (ANEEL, 2021a).

Dessa forma, para que a geração seja dimensionada, empresas do setor fotovoltaico costumam realizar o cálculo da potência fornecida pelos módulos da seguinte forma:

$$P_{fv} = \frac{E \cdot G_{STC}}{H_{TOT} \cdot TD}. \tag{2.3}$$

Nesta equação, P_{fv} representa a potência fotovoltaica real em kWp. O termo E refere-se à Energia média desejada, medida em $kWh/m\hat{e}s$. G_{STC} é uma constante de Irradiância nas Condições Padrão, por exemplo, $1kW/m^2$. O denominador é composto por H_{TOT}, que representa a Irradiação local ($kWh/m^2/dia$ multiplicado por 30 dias), e por TD, que é a Taxa de Desempenho (Performance Ratio), um percentual que contabiliza as perdas sistêmicas (Pinho; Galdino, 2014).

Contudo, a potência de GD compatível com o consumo da unidade consumidora durante o período de geração, segundo o inciso II do caput do Art. 73-A da REN 1000/2021 da ANEEL, deve ser obtida pela seguinte equação:

$$P_G = \frac{C \cdot F_A}{F_C \cdot H}, \tag{2.4}$$

em que P_G é a potência a ser instalada da microgeração distribuída, C é o consumo da unidade consumidora, definido pela média aritmética dos valores dos 12 últimos ciclos de faturamento, F_C é o fator de capacidade, conforme instruções da ANEEL (fixado em 16% segundo o Artigo 655-B da REN 1000/2021 da ANEEL), F_A é o fator de ajuste regulatório calculado com base na simultaneidade obtida das curvas de cargas (46% para Classe Residencial, 69% para Industrial, 63% para Comércio e Serviços, 53% para Rural e 57% para Serviço Público) e H representa o número de horas no mês (ANEEL, 2021b). É importante notar que, por mais que a Equação (2.3) seja amplamente usada por empresas do setor fotovoltaico, ela apenas indica a geração desejada por um consumidor para fins de compensação energética, já a Equação (2.4) diz respeito à potência efetivamente compatível com o consumo sob a ótica regulatória de rede, motivo pelo qual deveria ser amplamente adotada para evitar problemas de inversão de fluxo e garantir o enquadramento normativo correto.

Ainda, nota-se que P_{fv} diz respeito à potência do arranjo de módulos em kWp, enquanto P_G trata da potência do inversor em kW. A potência dos módulos geralmente pode ultrapassar a potência do inversor até o limite permitido pelo datasheet do fabricante, geralmente variando entre 100% e 200%.

Tudo o que foi exposto anteriormente converge para o tópico do cenário atual do setor elétrico brasileiro que evidencia um paradoxo: a expansão acelerada das fontes renováveis tornou-se um desafio para a estabilidade do SIN. O fenômeno do Curtailment, corte deliberado da produção de usinas eólicas e solares pelo ONS quando a oferta supera a capacidade de absorção ou transmissão, atingiu em setembro de 2025 cerca de 11 GW cortados em um único dia, equivalente à potência de Itaipu, com perdas estimadas em R$ 5 bilhões para o setor eólico e R$ 1 bilhão para a geração solar centralizada apenas em 2025 (G1, 2025a,b; GloboNews, 2025; Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS), 2025; Tolmasquim, 2025). A GD, por operar na ponta da rede sem controle direto do ONS, amplifica esse desequilíbrio ao sobrecarregar transformadores e equipamentos de proteção não projetados para fluxo bidirecional.

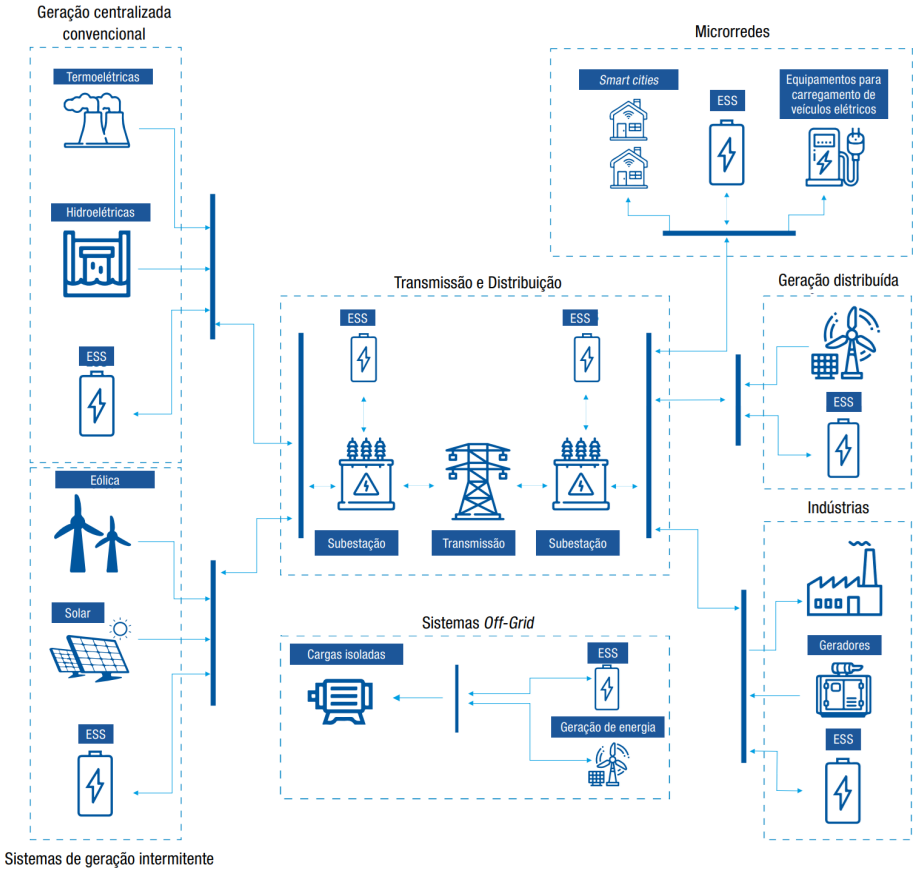
No âmbito regional, o Mato Grosso ilustra a saturação estrutural do sistema: a GD instalada já se aproxima de 2.8 GW, com projeções de 4.1 GW até 2029, superando a própria carga máxima estadual. Para proteger a estabilidade da linha de 500 kV entre Paranaíta e Rio Verde Norte, o ONS fixou um limite de escoamento de 4000 MW, sem margem para novas conexões (NCST/CSTEEMT, 2025; ONS, 2025d, 2024, 2023, 2025b). Soluções em discussão incluem a instalação de data centers próximos aos polos de geração renovável, o desenvolvimento de hidrogênio verde e o armazenamento em larga escala, com o objetivo de converter o excedente descartado em valor econômico e flexibilidade operativa (Alphabet, 2025).

No contexto da GD abordada neste trabalho, os Sistemas de Geração Fotovoltaicos (SGF) são modelados com uma restrição de capacidade máxima de potência ativa fixada em 100 kW por unidade, havendo a possibilidade de alocação de até 10 unidades por barra de carga. É importante salientar que este valor refere-se à potência nominal de saída dos inversores, representando o montante energético que é efetivamente injetado na rede de distribuição para o suprimento das cargas. Por sua vez, os Sistemas de Geração Eólicos (SGE) apresentam uma capacidade de injeção de potência significativamente superior, podendo injetar até 2 MW na rede por unidade alocada, havendo no máximo uma unidade por barra. Sob a ótica do modelo matemático proposto, a atratividade para a alocação destes ativos eólicos fundamenta-se no seu perfil de geração, já que a capacidade dos SGE de sustentar a injeção de potência ativa durante o período noturno (momento em que a geração solar cessa) atua como um fator de complementaridade decisivo para o atendimento da demanda e otimização do SDEE.

2.2.3 Sistemas de Armazenamento de Energia

O armazenamento de energia tornou-se essencial para otimizar o uso de recursos elétricos em um mundo cada vez mais dependente de eletricidade, facilitando uma gestão inteligente que responde rapidamente às flutuações entre oferta e demanda. Além de proporcionar flexibilidade operacional e simplificar a integração de fontes renováveis intermitentes, como a energia solar e eólica, esses sistemas atuam como reservas estratégicas de energia em emergências, corrigindo instabilidades ou falhas na rede elétrica e garantindo a resiliência e confiabilidade do suprimento. A Figura 4 apresenta alguns dos possíveis pontos de conexão para SAE.

Figura 4 – Possíveis pontos de conexão para SAE.



Fonte: WEG (2025).

Do ponto de vista de aplicação prática e econômica, os SAE viabilizam estratégias avançadas como a redução da demanda de ponta, onde o sistema entra em operação para suprir picos de consumo e evitar que a instalação ultrapasse a demanda contratada junto à concessionária. Outra funcionalidade crucial é o gerenciamento do horário de consumo, que permite armazenar energia em horários fora de ponta, quando a tarifa é mais barata, para utilizá-la nos horários de ponta, quando o custo é mais elevado, gerando economia financeira direta. Além disso, o sistema ofe-

rece serviços ancilares para a rede, como regulação de tensão e frequência, ajudando a estabilizar o sistema elétrico como um todo (WEG, 2025).

No contexto deste trabalho, o sistema é classificado como On-Grid, uma vez que sua operação está diretamente integrada à rede de distribuição. Para a representação dos SAE, definiu-se uma capacidade máxima de potência ativa de 250 kW por unidade, sendo permitida a instalação de no máximo 4 unidades de armazenamento por barra de carga.

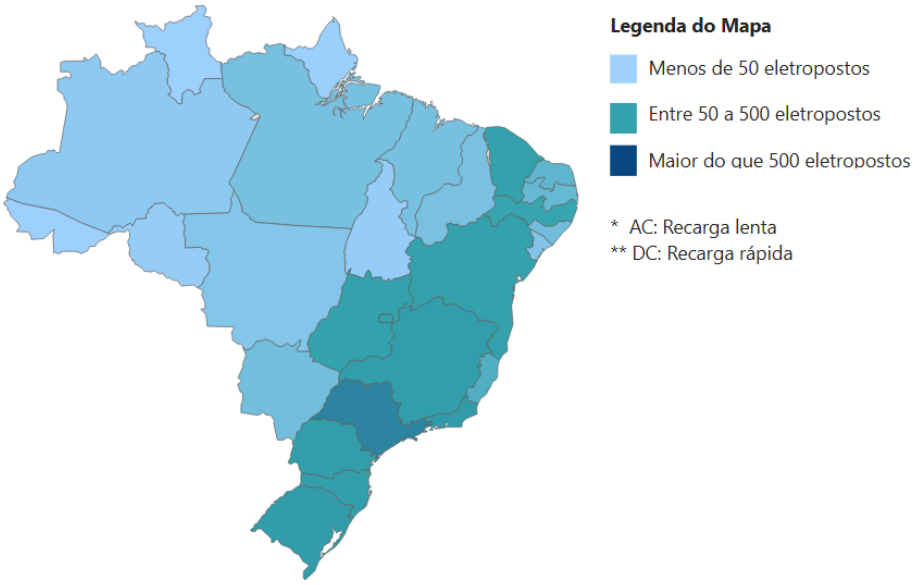
Diferentemente das configurações residenciais voltadas ao atendimento do consumidor final, as baterias são consideradas ativos do SDEE, cuja utilização está associada à operação e ao planejamento da rede. Nesse contexto, o sistema de armazenamento pode ser empregado para deslocar energia ao longo do dia, absorvendo excedentes de geração solar nos períodos de menor demanda e injetando energia na rede durante os períodos de maior carregamento.

Em condições típicas de operação, é esperado que o carregamento ocorra predominantemente durante o dia, favorecido pela maior disponibilidade da geração solar e, eventualmente, eólica, enquanto a descarga tende a ocorrer durante a noite, período em que não há geração solar e a demanda da rede pode permanecer elevada. Entretanto, essa relação não é necessariamente rígida, uma vez que a disponibilidade das fontes renováveis e as condições de demanda podem variar ao longo do tempo, podendo ocorrer tanto carregamento quanto descarga em diferentes períodos do dia e da noite.

2.2.4 Estações de Recarga de Veículos Elétricos

Segundo a Associação Brasileira do Veículo Elétrico (ABVE), o mercado de mobilidade elétrica no Brasil apresenta um cenário de forte expansão, registrando um crescimento na infraestrutura de recarga de 179% até setembro de 2024 em comparação ao ano anterior, totalizando 10622 eletropostos públicos e semipúblicos no país, o que resultou em um aumento de 113% no acumulado de emplacamentos de veículos eletrificados. Esse avanço elevou o market share desses veículos para 9.4% no mercado automotivo nacional com registros de agosto de 2025. No entanto, para atingir um patamar ideal, estima-se a necessidade de um eletroposto para cada 10 a 15 VE (ABVE, 2025b). A Figura 5 apresenta a quantidade de eletropostos públicos e semipúblicos por estado.

Figura 5 – Quantidade de eletropostos públicos e semipúblicos por estado.



Fonte: ABVE (2025a).

Empresas como a Petrobras e a Nissan já estudam a implantação de VE no Brasil desde o início da década de 2010. Projetos piloto, como a introdução de táxis elétricos no Rio de Janeiro, foram criados para entender o perfil do consumidor brasileiro e suas necessidades de carregamento. O objetivo era mapear o comportamento dos usuários para planejar uma rede de recarga eficiente. No entanto, o avanço foi lento até a década de 2020, a visão otimista da indústria contrastou com a análise de especialistas que acreditavam que o Brasil não teria uma infraestrutura de recarga adequada nem mesmo em 30 anos, devido aos altos custos e à falta de um modelo de negócio viável para os postos de recarga na época. Assim, o futuro do carro elétrico no país permaneceu uma incógnita por uma década, dependendo de investimentos maciços e de uma estratégia clara para superar seus desafios fundamentais, no entanto, a partir da década de 2020 esse cenário começou a se transformar de forma significativa: o crescimento das vendas passou a ser exponencial, refletindo a consolidação gradual da infraestrutura e do interesse do consumidor, com o número de veículos eletrificados comercializados saltando de 57510 em 2023 para 122548 em 2024.

Neste trabalho, as ECVE foram separadas com base na tecnologia de carregamento empregada, definindo-se dois perfis de potência nominais: 50 kW e 150 kW. Esta discretização foi adotada com o intuito de alinhar os parâmetros da simulação às características operacionais de carregadores rápidos e ultrarrápidos consolidados comercialmente no mercado atual. Além disso, a formulação admite a alocação de múltiplas unidades de carregamento em uma única estação de modo a atender a demanda local determinada.

3 METODOLOGIA

Este capítulo detalha a metodologia quantitativa e computacional desenvolvida para o planejamento da expansão de SDEE ativos. A abordagem proposta é estruturada em três etapas: a primeira etapa descreve o tratamento de dados históricos e a implementação de uma rede neural cGAN para a síntese de séries temporais estocásticas, visando capturar a correlação espaço-temporal de variáveis como irradiância, velocidade do vento, demanda e preço de energia. A segunda etapa aborda a aplicação do algoritmo de agrupamento K-Means para a redução do espaço de dados em cenários representativos discretos. A terceira etapa apresenta a formulação matemática completa do modelo de PLIM, definindo a função objetivo voltada à minimização de custos e o conjunto de restrições técnicas, elétricas e topológicas estruturadas para resolução computacional exata.

3.1 Organização da Metodologia

O desenvolvimento desta pesquisa foi conduzido através de uma sequência lógica de etapas interdependentes, estruturadas para garantir a robustez teórica e a validade prática da metodologia proposta. O estudo foi organizado em quatro fases principais, descritas a seguir:

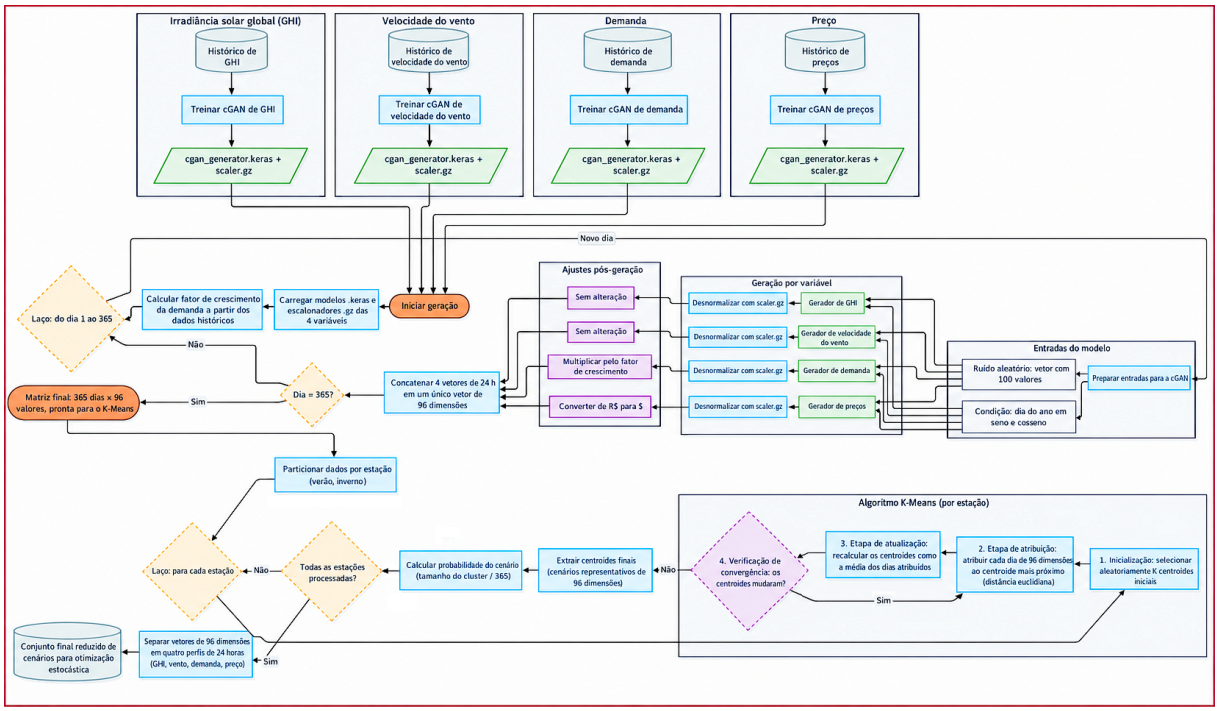
- Fase 1: Aquisição de dados e modelagem de cenários: Esta fase consistiu na coleta e pré-processamento de dados históricos reais (demanda do ONS, Irradiância Global Horizontal (IGH) e velocidade do vento do National Solar Radiation Database (NSRDB), e PLD da CCEE). Com base nesses dados, procedeu-se ao estudo e implementação de técnicas de Machine-Learning (ML) em python para modelagem de incertezas. Foi desenvolvida e treinada uma cGAN para a geração de séries temporais sintéticas, seguida da aplicação do algoritmo K-Means para a redução e consolidação de cenários representativos, garantindo a tratabilidade computacional do problema estocástico. A Figura 6 apresenta um diagrama de blocos da metodologia proposta neste capítulo para geração e clusterização de dados sintéticos;
- Fase 2: Formulação matemática: Nesta etapa, dedicou-se à construção do modelo matemático de otimização. O trabalho envolveu a formulação do problema como um modelo de PLIM estocástica. As atividades principais incluíram a modelagem das restrições operativas das novas tecnologias (ciclos de carga/descarga de baterias, demanda flexível de VE), a linearização das equações de fluxo de

potência para reduzir a complexidade e o tempo computacional, e a definição da função objetivo focada na minimização do Valor Presente Líquido (VPL) dos custos de investimento e operação;

- Fase 3: Implementação computacional e simulações: Com o modelo matemático definido, realizou-se a implementação computacional utilizando a linguagem de modelagem AMPL IDE e o solver comercial CPLEX. Foram configurados os ambientes de simulação para diferentes casos de teste (14, 24, 33 e 54 barras). Nesta fase, executou-se a co-otimização do planejamento para múltiplos horizontes e cenários, testando a robustez do modelo frente às incertezas modeladas na Fase 2;

- Fase 4: Análise de resultados e validação: Por fim, a última fase concentrou-se na análise crítica dos dados obtidos. Os resultados foram avaliados sob métricas técnicas (níveis de tensão, perdas, carregamento) e econômicas. Realizou-se uma análise comparativa entre a abordagem estocástica proposta e métodos determinísticos tradicionais para quantificar os ganhos em eficiência e confiabilidade, culminando na síntese das conclusões e na proposição de trabalhos futuros.

Figura 6 – Metodologia para geração e clusterização de dados sintéticos.



Fonte: Esquematizado pelo autor com Mermaid Contributors (2026).

3.2 Procedimentos e Técnicas

3.2.1 GAN para Geração de Cenários Representativos

Dado que o objetivo central deste trabalho consiste no desenvolvimento de um modelo de PLIM estocástico, baseado em cenários, voltado para o planejamento da expansão e operação de SDEE, propõe-se uma abordagem integrada para a tomada de decisão em múltiplos níveis, abrangendo a RRP, a SOC, o Reforço da Capacidade de Subestações (RCS) e a Alocação Ótima de Subestações (AOS). Simultaneamente, o modelo contempla a inserção estratégica de novas tecnologias, determinando a alocação ótima de SGF, SGE, SAE e ECVE. A formulação matemática, bem como as restrições técnicas e econômicas que regem este problema complexo, serão apresentadas e discutidas nas seções subsequentes.

Dessa forma, a abordagem adotada é a programação estocástica de dois estágios baseada em cenários: no primeiro estágio, as decisões de investimento são tomadas antes da realização das incertezas, enquanto no segundo estágio as decisões operacionais são otimizadas para cada cenário ponderado por sua probabilidade de ocorrência, sendo a esperança matemática aproximada por um somatório discreto sobre os cenários gerados (Shapiro; Philpott, 2007; Wallace; Ziemba, 2005).

Um desafio na concepção de modelos de planejamento baseados em programação estocástica reside na definição dos cenários que alimentarão o algoritmo de otimização. A abordagem estocástica busca minimizar o custo esperado (ou maximizar o benefício) considerando incertezas inerentes ao sistema, como a variabilidade da irradiância solar, a velocidade do vento e o comportamento da demanda de carga. Nesse contexto, a utilização direta e exclusiva de dados recentes, por exemplo, medições do ano de 2024, mostra-se metodologicamente insuficiente para a construção de perfis típicos ou representativos. Um ano isolado constitui apenas uma realização específica de um processo estocástico, estando sujeito a particularidades climáticas e eventos socioeconômicos atípicos que não necessariamente refletem o comportamento estatístico de longo prazo das variáveis.

Existem excelentes ferramentas online que permitem extrair dados de dados meteorológicos diários medidos por satélites para qualquer localidade do mundo, sendo fundamentais para pesquisadores, engenheiros e projetistas de sistemas de energia solar. Entre elas destaca-se o NSRDB, desenvolvido pelo Laboratório Nacional de Energia Renovável dos Estados Unidos (NREL), que fornece dados de alta qualidade sobre IGH de céu limpo e velocidade do vento. O banco de dados oferece resolução temporal elevada, com registros em intervalos de minuto a minuto, e apresenta ampla cobertura geográfica, abrangendo os Estados Unidos em alta resolução e diversas regiões do mundo, incluindo a América do Sul. O período histórico disponível remonta a

1998 para muitas localidades (NREL, 2025).

Projetar a expansão da rede baseando-se em um único ano histórico pode enviesar os resultados, levando a decisões de investimento que são excessivamente conservadoras ou perigosamente subdimensionadas, uma vez que o modelo estaria ajustado somente às peculiaridades daquele período específico. Para garantir a robustez da solução e a correta representatividade dos cenários estocásticos, torna-se necessário utilizar métodos capazes de aprender a distribuição de probabilidade subjacente aos dados históricos. O intuito é gerar séries temporais sintéticas que preservem as correlações e a sazonalidade dos dados originais, mas que ofereçam novas realizações probabilísticas, enriquecendo o espaço de busca do modelo de otimização.

Para atender a essa necessidade de geração de dados robustos e variados, se propõe o uso de técnicas de aprendizado profundo. O uso de RN como Rede Adversária Generativa (GAN) para criar perfis sintéticos de dados de série temporal é uma abordagem avançada e muito interessante. A ideia é treinar um modelo que aprenda a distribuição dos dados históricos para gerar novos exemplos realistas.

Para compreender a tecnologia utilizada na geração de perfis sintéticos, é fundamental introduzir primeiramente o conceito de RN: inspiradas levemente no funcionamento biológico do cérebro humano, essas estruturas computacionais são compostas por unidades de processamento interconectadas, chamadas de neurônios artificiais, organizadas em camadas. O objetivo de uma RN não é simplesmente memorizar dados, mas sim aprender a generalizar padrões complexos e não lineares a partir das informações que lhe são apresentadas. Durante o processo de treinamento, a rede ajusta os pesos das conexões entre seus neurônios para minimizar erros, permitindo que ela realize tarefas como classificação, previsão ou reconhecimento de padrões com alta precisão.

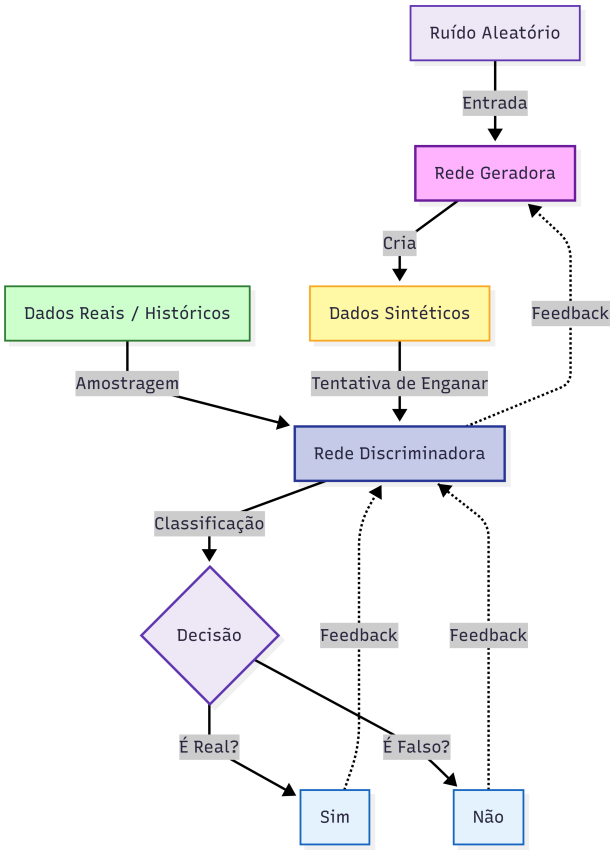
Dessa forma, as GAN representam uma classe de IA projetada não apenas para analisar dados, mas para criar novas informações. A arquitetura de uma GAN é interessante porque se baseia na Teoria dos Jogos, colocando duas redes neurais distintas para competir entre si em um cenário de soma zero, onde o ganho de uma representa a perda da outra. Essas duas redes são denominadas Gerador e Discriminador.

De forma análoga, o funcionamento dessa arquitetura pode ser explicado através da analogia de um falsificador de arte e um perito avaliador: o Gerador atua como o falsificador, cujo objetivo é criar dados sintéticos que sejam indistinguíveis dos dados reais, mas o Gerador nunca vê os dados reais, ele começa gerando ruído aleatório e vai refinando sua técnica baseada puramente no feedback que recebe. Do outro lado, o Discriminador atua como o perito, recebendo tanto os dados reais quanto os dados

falsos criados pelo Gerador, e sua tarefa é classificar corretamente qual é qual.

Durante o treinamento, ocorre um ciclo contínuo de aprendizado: quando o Discriminador identifica corretamente uma falsificação, o Gerador é penalizado e forçado a ajustar seus parâmetros para criar cópias melhores na próxima tentativa. Por outro lado, se o Gerador consegue enganar o Discriminador, é o Discriminador quem ajusta seus parâmetros para se tornar mais exigente e atento aos detalhes. Com o tempo, esse duelo leva a um ponto de equilíbrio onde o Gerador se torna tão proficiente que os dados sintéticos produzidos possuem as mesmas características estatísticas dos dados reais. Abaixo, a Figura 7 apresenta um fluxograma que ilustra essa dinâmica de competição e aprendizado:

Figura 7 – Dinâmica de competição e aprendizado de GAN.



Fonte: Esquematizado pelo autor com Mermaid Contributors (2026).

Usando a API Keras em Python (Keras, 2026), pode se propor um algoritmo que implementa essa solução, estruturado da seguinte forma:

1. Carregamento e Pré-processamento dos Dados: O código primeiro carrega arquivos .CSV do Excel, contendo os dados históricos com resolução horária de 2018 a 2024, os concatena e prepara os dados para o treinamento. Ele também

normaliza os valores para uma escala entre -1 e 1, que é ideal para o treinamento de GAN;

2. Construção do Gerador e do Discriminador: São definidas duas redes neurais simples (modelos Sequenciais do Keras) que servirão como Gerador e Discriminador da GAN;

3. O Gerador aprende a criar perfis diários de 24 horas a partir de um ruído aleatório;

4. O Discriminador aprende a distinguir entre os perfis diários reais (dos seus dados) e os perfis falsos criados pelo Gerador;

5. Treinamento da GAN: O Gerador e o Discriminador são treinados em um jogo de competição, no qual o Gerador tenta enganar o Discriminador, e o Discriminador tenta ficar melhor em detectar as fraudes. Com o tempo, o Gerador se torna proficiente em criar dados que são muito semelhantes aos reais;

6. Geração e Visualização do Perfil Sintético: Após o treinamento, o código utiliza o Gerador para criar um novo perfil diário para o dia especificado. Ao final, é gerado um gráfico comparando os perfis reais dos anos de 2018 a 2024 com o novo perfil gerado artificialmente.

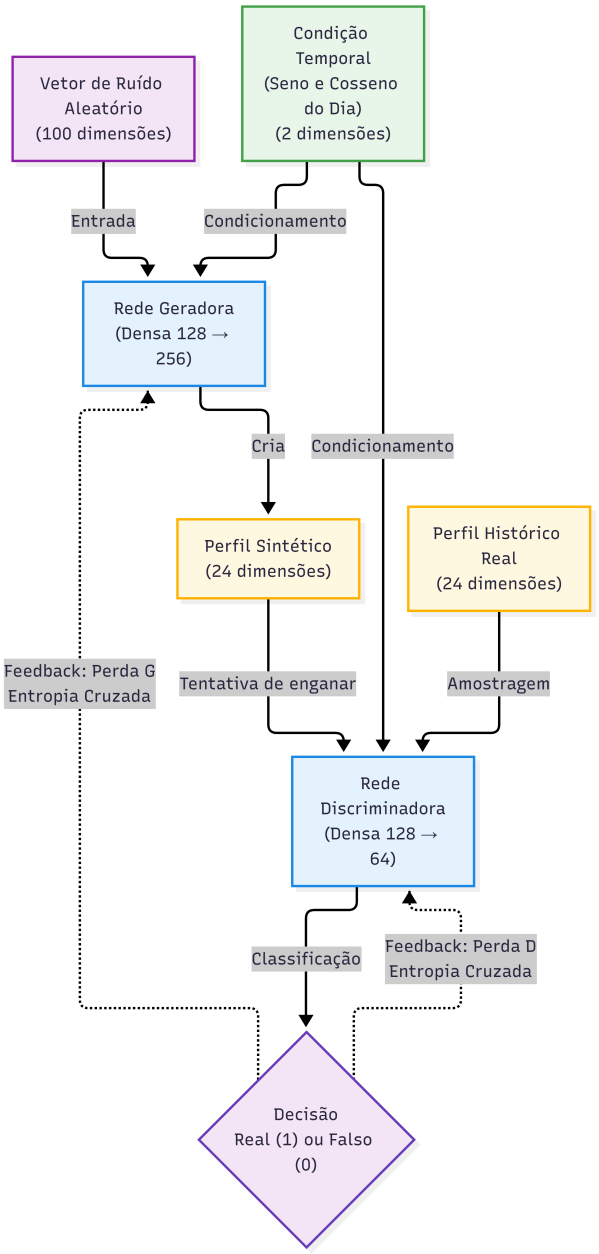
Para alimentar a GAN, os dados históricos usados de IGH de céu limpo e de velocidade do vento que mais tarde dariam valor ao fator de geração no modelo matemático foram obtidos a partir do NSRDB (NREL, 2025), e são datados de janeiro de 2018 a dezembro de 2024, bem como os demais dados usados. Os dados de carga utilizados na determinação do fator de demanda são provenientes do ONS (ONS, 2025a), conforme descrito na Seção 2.2.1, e correspondem ao submercado Sul do Brasil. Por fim, os dados do PLD empregados no cálculo do preço da energia elétrica são disponibilizados pela CCEE (CCEE, 2025), também conforme mencionado na Seção 2.2.1, e referem-se ao submercado Sul do Brasil.

A limitação de uma GAN padrão aparece quando percebemos que, embora ela seja capaz de gerar dados realistas, não temos controle sobre o tipo exato de dado que ela produz. A dinâmica entre o Gerador, que funciona como um falsificador tentando criar obras convincentes a partir de ruído aleatório, e o Discriminador, que atua como um crítico treinado para distinguir dados reais dos falsos, permite que ambos se aperfeiçoem mutuamente. No entanto, mesmo com esse jogo de aperfeiçoamento contínuo, não é possível pedir ao Gerador que produza algo específico, como um perfil de carga de um domingo de inverno ou de uma data particular. Ele aprende apenas a gerar perfis de carga realistas de maneira geral, misturando características de tudo o

que observou, sem a capacidade de representar fielmente um dia ou condição específica.

A evolução desse modelo surge com a criação da cGAN, a versão condicional da GAN, na qual adicionamos ao processo uma informação extra que funciona como uma instrução ou etiqueta. Tanto o Gerador quanto o Discriminador passam a receber essa condição adicional junto com suas entradas. O Gerador deixa de trabalhar apenas com ruído e passa a receber também a etiqueta desejada, e sua tarefa se torna gerar um perfil de carga realista que corresponda exatamente à condição informada, como por exemplo um perfil típico do dia 15 de janeiro. Ele aprende que determinadas épocas do ano possuem formatos específicos e ajusta suas produções a essas características. O Discriminador também se torna mais sofisticado ao julgar não somente se o perfil parece real, mas também se é coerente com a condição informada. Mesmo um perfil convincente pode ser rejeitado se não combinar com a etiqueta, e isso força o Gerador a produzir não apenas dados de boa aparência, mas dados corretos dentro do contexto pedido. Abaixo, a Figura 8 apresenta um fluxograma que ilustra essa dinâmica de competição e aprendizado condicionada a um rótulo:

Figura 8 – Dinâmica de competição e aprendizado de cGAN.



Fonte: Esquematizado pelo autor com Mermaid Contributors (2026).

Para que essa etiqueta funcione, precisamos representá-la de forma que a rede consiga entender corretamente as relações entre os dias do ano. Usar números de 1 a 365 é uma abordagem problemática porque redes neurais interpretam números como grandezas, e o modelo passa a imaginar, erroneamente, que o dia 365 está muito distante do dia 1, quando na realidade são vizinhos no ciclo anual. Isso cria confusão porque o tempo é cíclico, e a representação linear não captura essa continuidade. Para resolver esse problema, mapeamos o ciclo anual em um círculo, exatamente como um relógio representa as horas: cada ponto do círculo pode ser descrito por coordenadas que são fornecidas pelas funções seno e cosseno, permitindo que o modelo entenda

que o fim e o começo do ciclo estão próximos entre si. As coordenadas geradas por seno e cosseno para dias consecutivos ocupam posições vizinhas no espaço, e isso dá ao modelo uma representação suave e contínua do ano, ajudando-o a capturar de forma muito mais eficiente a natureza cíclica dos dados temporais.

Assim, enquanto uma GAN padrão se limita a gerar dados realistas, porém genéricos e sem possibilidade de controle, a cGAN acrescenta a capacidade de direcionar a geração de dados a partir de uma etiqueta específica, oferecendo controle total sobre o tipo de dado que queremos obter. A representação da etiqueta por meio de seno e cosseno é a solução ideal para lidar com variáveis cíclicas como dias, meses ou horas, permitindo que o modelo compreenda a continuidade do tempo e gerando resultados mais fiéis e coerentes com o contexto desejado. O Algoritmo 1 apresenta o pseudocódigo do treinamento da cGAN para dados históricos.

Todos os quatro conjuntos de dados históricos são submetidos ao mesmo processo de treinamento. No entanto, é importante destacar uma particularidade dos dados da curva de carga, pois é necessária a determinação da tendência de crescimento da demanda, conforme descrito na Seção 2.2.1. O algoritmo implementado realiza primeiramente uma agregação temporal de todo o conjunto de dados históricos disponíveis.

Inicialmente, o script agrupa todas as medições de carga pela variável ano e calcula a média aritmética simples para cada período anual, resultando em uma série temporal discreta que representa o comportamento médio da carga ao longo dos anos observados (2018 a 2024). Essa etapa é fundamental para filtrar a variabilidade diária e sazonal de curto prazo, isolando o componente de tendência secular da demanda. Sobre essa série de médias anuais, aplica-se uma regressão linear utilizando o método dos mínimos quadrados usando a função polyfit de grau 1 da biblioteca numpy (NumPy, 2026). Esse processo matemático ajusta uma reta aos dados, permitindo a extração do coeficiente angular da reta, o qual quantifica a taxa absoluta de variação da demanda por ano. Para converter esse valor absoluto em uma métrica relativa e adimensional, o algoritmo divide o coeficiente angular pela demanda média global de todo o período histórico. O resultado é uma taxa de crescimento anual normalizada, que representa o percentual médio de aumento (ou diminuição) da carga em relação ao patamar médio do sistema.

A taxa de crescimento calculada é utilizada para projetar o perfil sintético gerado pela rede neural. O modelo considera um ano base (a média dos anos históricos) e calcula a diferença temporal até o ano alvo da projeção. O perfil base gerado pela cGAN, que estatisticamente reflete as características médias do período de treinamento, é então escalonado através de uma fórmula de juros compostos utilizando a taxa de crescimento e o horizonte de tempo definido. Isso garante que o perfil final não

Algorithm 1 Algoritmo de Treinamento da cGAN para Dados Históricos

Entrada:
  $\mathcal{D}_{real}$: conjunto de dados históricos de pares (x, d), onde x é um perfil diário e d é o dia do ano
  N_{epochs}: número de épocas
  B: tamanho nominal do lote (batch size)
  n_z: dimensão do vetor de ruído
Saída:
  G: Gerador treinado
Inicialização:
  Construir o Gerador $G(z, y)$
  Construir o Discriminador $D(x, y)$
  Definir os otimizadores Opt_G e Opt_D (ex., Adam)
  Definir a função de perda $BC(\cdot)$ (entropia cruzada binária)
  Construir o modelo combinado $C(z, y) = D(G(z, y), y)$ com D congelado (parâmetros não atualizados)
for $epoch \leftarrow 1$ **até** N_{epochs} **do**
    Embaralhar $\mathcal{D}_{real}$
    for cada minilote $\{(x_{real}^{(i)}, d^{(i)})\}_{i=1}^{m}$ de $\mathcal{D}_{real}$ **do**
        ▷ 1) Codificação da condição
        $\mathbf{y}^{(i)} \leftarrow \left[\sin\left(\frac{2\pi d^{(i)}}{365}\right),\ \cos\left(\frac{2\pi d^{(i)}}{365}\right)\right]\ \forall i = 1, \ldots, m$
        $\mathbf{Y} \leftarrow [\mathbf{y}^{(1)}, \ldots, \mathbf{y}^{(m)}]^\top \in \mathbb{R}^{m\times 2}$
        ▷ 2) Atualização do Discriminador
        Amostrar $Z \sim \mathcal{N}(0, I)$ com $Z \in \mathbb{R}^{m\times n_z}$
        $x_{fake} \leftarrow G(Z, Y)$
        $t_{real} \leftarrow \mathbf{1}_m$
        $t_{fake} \leftarrow \mathbf{0}_m$
        $loss_{real} \leftarrow D.\texttt{train_on_batch}([x_{real}, Y], t_{real})$
        $loss_{fake} \leftarrow D.\texttt{train_on_batch}([x_{fake}, Y], t_{fake})$
        $\textbf{loss}_D \leftarrow \frac{1}{2}(\textbf{loss}_{real} + \textbf{loss}_{fake})$
        ▷ 3) Atualização do Gerador (com D congelado)
        Amostrar $Z \sim \mathcal{N}(0, I)$ com $Z \in \mathbb{R}^{m\times n_z}$
        $t_G \leftarrow \mathbf{1}_m$
        $loss_G \leftarrow C.\texttt{train_on_batch}([Z, Y], t_G)$
    end for
    if $epoch \bmod 1000 = 0$ **then**
        Imprimir $epoch$, $loss_D$, $loss_G$
    end if
end for
Retornar G

Fonte: Elaborado pelo autor com auxílio de IA

apenas respeite a forma e a sazonalidade aprendidas pela rede neural, mas também esteja ajustado à magnitude de carga esperada para o cenário futuro, incorporando a tendência histórica de evolução do consumo.

Por fim, para a redução do vasto conjunto de dados sintéticos gerados em um número tratável de cenários para o modelo de otimização estocástica, utiliza-se o algoritmo de agrupamento K-Means. A aplicação desta técnica é motivada pela necessidade de tornar o problema computacionalmente viável, uma vez que a otimização direta sobre milhares de perfis diários tornaria o tempo de processamento proibitivo. O objetivo do algoritmo é particionar o conjunto de dados original em K grupos distintos (clusters), onde cada grupo é representado por um centroide. No contexto deste trabalho, esses centroides atuam como os cenários representativos que capturam os padrões típicos de comportamento dos dados históricos, preservando as características estatísticas fundamentais da amostra completa.

O processo iterativo do K-Means inicia-se com a seleção aleatória de k pontos iniciais no espaço de dados para atuarem como os primeiros centroides. Em seguida, o algoritmo alterna entre duas etapas fundamentais até que um critério de convergência seja atingido. Na etapa de atribuição, cada perfil diário do conjunto de dados é associado ao centroide mais próximo, geralmente utilizando a distância Euclidiana como métrica de dissimilaridade. Na etapa de atualização, os novos centroides são recalculados como a média vetorial de todos os perfis atribuídos a cada cluster. Esse procedimento busca minimizar a soma dos quadrados das distâncias intra-cluster, garantindo que os membros de um mesmo grupo sejam o mais semelhantes possível entre si e distintos dos membros de outros grupos.

Após a convergência do algoritmo, obtém-se não apenas os perfis representativos (os centroides finais), mas também as probabilidades de ocorrência associadas a cada cenário, dado fundamental para a formulação da função objetivo do modelo estocástico. A probabilidade de um cenário específico é calculada pela razão entre o número de observações agrupadas naquele cluster e o número total de observações no conjunto de dados. Dessa forma, cenários que representam padrões recorrentes e frequentes terão um peso probabilístico maior na otimização, enquanto eventos raros ou extremos terão um peso proporcionalmente menor, mas ainda assim serão considerados na tomada de decisão. O Algoritmo 2 apresenta o pseudocódigo aplicado à seleção de cenários.

Assim, o Algoritmo 2 foi aplicado para a geração de diferentes conjuntos de cenários representativos, considerando valores de K iguais a 4, 8, 16, 24 e 32. A quantidade de clusters não foi definida com base na busca por um número ótimo, mas com o objetivo de disponibilizar diferentes níveis de granularidade na representação dos cenários. Dessa forma, a metodologia permite que o usuário selecione o conjunto mais

Algorithm 2 Algoritmo K-Means para Clusterização de Cenários

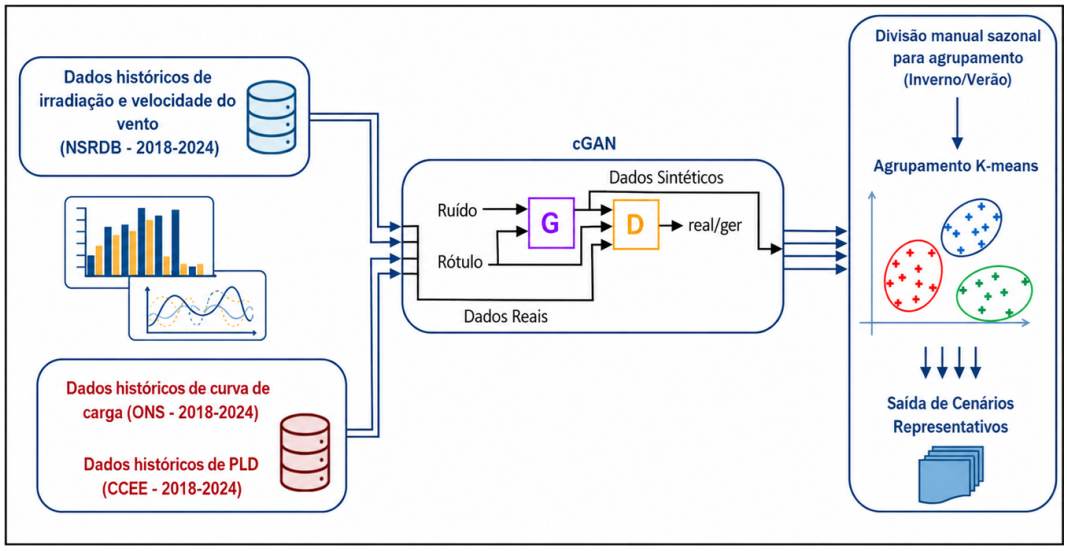
Entrada:
  $\mathcal{D} \in \mathbb{R}^{N_{season} \times 96}$: conjunto de dados sintético multivariado (N_{season} perfis, 96 características concatenadas)
  K: número de clusters (cenários)
  tol: tolerância de convergência
  $I_{\max}$: número máximo de iterações
Saída:
  $\mathcal{C} \in \mathbb{R}^{K \times 96}$: cenários representativos (centroides)
  $\Pi \in \mathbb{R}^{K}$: vetor de probabilidade dos cenários
Inicialização:
  Selecionar K índices distintos uniformemente ao acaso de $\{1, \ldots, N_{season}\}$
  $\mathcal{C} \leftarrow \mathcal{D}[\texttt{indices_aleatorios}]$
  $\mathcal{C}_{old} \leftarrow \mathcal{C} + 2 \cdot tol$
  $iter \leftarrow 0$
while $\|\mathcal{C} - \mathcal{C}_{old}\|_F > tol$ **e** $iter < I_{\max}$ **do**
    $iter \leftarrow iter + 1$
    $\mathcal{C}_{old} \leftarrow \mathcal{C}$
    ▷ 1) Passo de atribuição
    Calcular as distâncias $d_{ik} = \|\mathcal{D}_{i,:} - \mathcal{C}_{k,:}\|_2$ para todo $i = 1, \ldots, N_{season}$, $k = 1, \ldots, K$
    $rotulos_i \leftarrow \arg\min_k d_{ik}$ para todo $i = 1, \ldots, N_{season}$
    ▷ 2) Passo de atualização
    for $k \leftarrow 1$ **até** K **do**
      $\mathcal{I}_k \leftarrow \{i : rotulos_i = k\}$
      if $|\mathcal{I}_k| > 0$ **then**
        $\mathcal{C}_{k,:} \leftarrow \frac{1}{|\mathcal{I}_k|} \sum_{i \in \mathcal{I}_k} \mathcal{D}_{i,:}$
      else
        ▷ Tratamento de cluster vazio
        $\mathcal{C}_{k,:} \leftarrow \mathcal{C}_{old,k,:}$
      end if
    end for
end while
  ▷ Atribuição final dos rótulos
Recalcular $rotulos_i \leftarrow \arg\min_k \|\mathcal{D}_{i,:} - \mathcal{C}_{k,:}\|_2$ para todo i
  ▷ Estimativa de probabilidade dos cenários
$contagens_k \leftarrow |\{i : rotulos_i = k\}|$ para $k = 1, \ldots, K$
$\Pi_k \leftarrow \frac{contagens_k}{N_{season}}$
Retornar $\mathcal{C}, \Pi$

Fonte: Elaborado pelo autor com auxílio de IA

adequado às suas necessidades e aos recursos computacionais disponíveis, podendo optar por conjuntos menores, que demandam menos memória e esforço computacional, ou por conjuntos maiores, que permitem uma representação mais detalhada da variabilidade dos dados. Essa abordagem também possibilita comparar os resultados obtidos com diferentes quantidades de cenários e avaliar os efeitos dessa escolha sobre o desempenho do modelo de otimização.

Todos os conjuntos de dados e os cenários correspondentes estarão disponibilizados juntamente com este trabalho, de modo a permitir a verificação e a reprodução dos resultados obtidos. No entanto, com o intuito de promover maior reprodutibilidade, garantir a convergência do modelo de otimização e facilitar a análise e a visualização dos resultados, as simulações e discussões apresentadas nesta dissertação foram conduzidas utilizando um conjunto consolidado de 4 cenários. Esses cenários são organizados de acordo com duas dimensões principais: sazonalidade (inverno e verão) e período do dia (diurno e noturno), capturando, de forma sintética, os padrões dominantes de variação da carga, preço de energia, IGH e velocidade do vento. Por fim, a Figura 9 apresenta um resumo da metodologia para geração e clusterização de dados sintéticos apresentada.

Figura 9 – Metodologia para geração e clusterização de dados sintéticos.



Fonte: Esquematizado pelo autor com Mathcha (2026).

3.2.2 Modelo Matemático do Fluxo de Potência

O estudo do fluxo de potência desempenha um papel fundamental ao abranger a determinação dos ângulos de fase e magnitudes das tensões em cada barra do sistema de modo a viabilizar o cálculo dos fluxos de potência ativa e reativa, bem como das magnitudes dos fluxos das correntes nos circuitos e das perdas de potência. As entidades do setor elétrico demonstram interesse em conduzir análises de fluxo de

potência, com o objetivo de aprimorar a eficiência, segurança e viabilidade econômica das operações do setor. Essas melhorias podem abranger tanto o planejamento para expansão do sistema, incluindo a incorporação de novas cargas e equipamentos, quanto a otimização das operações por meio de ajustes e modificações na configuração do sistema (Yoon; Han, 2020).

Do ponto de vista matemático, o problema do fluxo de potência é formulado como um conjunto de equações não lineares as quais costumam ser linearizadas para simplificar o esforço computacional. Métodos manuais de cálculo analítico são geralmente impraticáveis quando se trata de resolver problemas de fluxo de potência, tendo em vista a extensão e complexidade dos sistemas usados para os cálculos. Portanto, na prática, os cálculos são frequentemente realizados por meio de programação ou com o auxílio de softwares específicos, que se baseiam em abordagens iterativas para a resolução.

O problema de fluxo de potência é originalmente um problema não linear e não convexo, o que impõe desafios significativos na busca por soluções ótimas. Em métodos tradicionais de otimização não convexa, não há garantias de otimalidade, limitando sua aplicabilidade prática especialmente em contextos que demandam alta confiabilidade e eficiência. Nesse sentido, métodos baseados em programação convexa ou linear podem ser capazes de fornecer soluções mais computacionalmente viáveis. Assim, a principal contribuição desses métodos reside na agregação de resultados práticos e aplicáveis, e é de extrema importância que sejam avaliados os ganhos que os métodos convexos e lineares oferecem em relação aos métodos tradicionais não convexos, tanto em termos de precisão quanto de eficiência computacional (Gil-González *et al.*, 2022).

Existem algumas alternativas para resolver problemas de otimização não convexa, incluindo heurísticas evolucionárias, técnicas de relaxação convexa, algoritmos baseados em ML e métodos baseados em gradiente. As heurísticas evolucionárias, tais como Algoritmo Genético (GA), Otimização por Enxame de Partículas (PSO), Otimização por Lobo Cinzento (GWO), Recozimento Simulado (SA), entre outros, são capazes de realizar uma busca global e são menos propensos a ficarem presos em mínimos locais, sendo, portanto, adequados para serem aplicados a uma ampla gama de problemas sem exigir informação de gradiente, contudo, eles apresentam deméritos de serem computacionalmente intensivos, frequentemente exigindo muitas avaliações de função, tornando-os computacionalmente carosm, além de apresentarem falta de garantias de convergência para o ótimo global, podem ser lentos para convergir.

Os méritos das técnicas de relaxação convexa, tais como Programação Semidefinida (PS) e Procedimento Convexo-Côncavo (PCC), são uma estrutura rigorosa para aproximar problemas não convexos em problemas convexos e uma capacidade

de resolução em tempo polinomial. Entretanto, essas técnicas sofrem problemas de escalabilidade, tornando-se rapidamente computacionalmente inviáveis para problemas de grande escala. A qualidade da solução fornecida por PS e PCC acaba também por depender de quão bem o problema não convexo pode ser aproximado por um convexo.

Além disso, algoritmos baseados em ML podem apresentar resultados atrativos, já que podem lidar com problemas de grande escala, fornecendo soluções subótimas. Entretanto, sua viabilidade em cenários do mundo real é frequentemente limitada. Essa limitação surge porque muitos algoritmos baseados em ML exigem uma etapa de treinamento offline (particularmente RNs em aprendizado supervisionado), utilizando dados coletados de cenários reais; contudo, isso pode ser incompatível com a natureza altamente dinâmica dos ambientes de sistemas de potência. A necessidade de adaptação constante nesses ambientes torna desafiador depender de modelos pré-treinados. Portanto, sua aplicação prática em sistemas de potência permanece limitada por essas considerações do mundo real.

Métodos baseados em gradiente, tais como Descida de Gradiente, Método de Newton e Gradiente Conjugado representam uma alternativa competitiva para problemas onde a informação de gradiente está disponível, revelando fortes propriedades de convergência local nesses cenários. Entretanto, métodos baseados em gradiente podem facilmente ficar presos em mínimos locais. Como uma limitação substancial, esses métodos requerem que a função objetivo seja diferenciável, o que nem sempre é prático.

Por fim, métodos baseados em Manifold também são uma alternativa interessante, tendo em vista que apresentam tratamento natural de restrições não convexas, a capacidade de explorar propriedades geométricas do problema, a realização de linearizações locais bem comportadas, a versatilidade no tratamento de restrições e simetrias estruturais e o manejo mais eficiente de dados de alta dimensão. Entretanto, apesar dessas vantagens, não são naturalmente adequados para problemas de otimização inteira ou binária, uma vez que as variáveis não se encaixam de forma direta na estrutura contínua e diferenciável exigida pelas variedades. Além disso, a própria representação do problema em um espaço manifold pode ser significativamente mais complexa e abstrata, exigindo conhecimento avançado de geometria diferencial e maior esforço de modelagem.

Na literatura, o modelo de fluxo de potência e as estratégias derivadas dele são frequentemente linearizados, o que envolve a discretização de termos não lineares. Entretanto, essa abordagem faz com que a precisão da solução dependa inevitavelmente de parâmetros ajustados com base na solução do modelo original, que é não linear e não convexo. Isso não é ideal e ainda introduz incertezas adicionais. Nesse

contexto, o uso de um modelo convexo com precisão muito próxima à do modelo não convexo seria altamente vantajoso, pois possibilitaria soluções mais práticas e consistentes, reduzindo a necessidade de ajustes posteriores e mantendo a viabilidade computacional.

Por outro lado, modelos convexos tendem a demandar mais tempo computacional do que modelos linearizados e, em alguns casos, até mais do que o próprio modelo não linear. Assim, se o foco principal for o tempo computacional, o modelo linear pode ser utilizado, desde que se reconheça que isso ocorre às custas da confiabilidade dos resultados. Nessa situação, será necessário utilizar o modelo convexo ou o modelo não linear após o modelo linear determinar as variáveis de decisão, garantindo assim que os resultados finais sejam corretos e adequadamente validados.

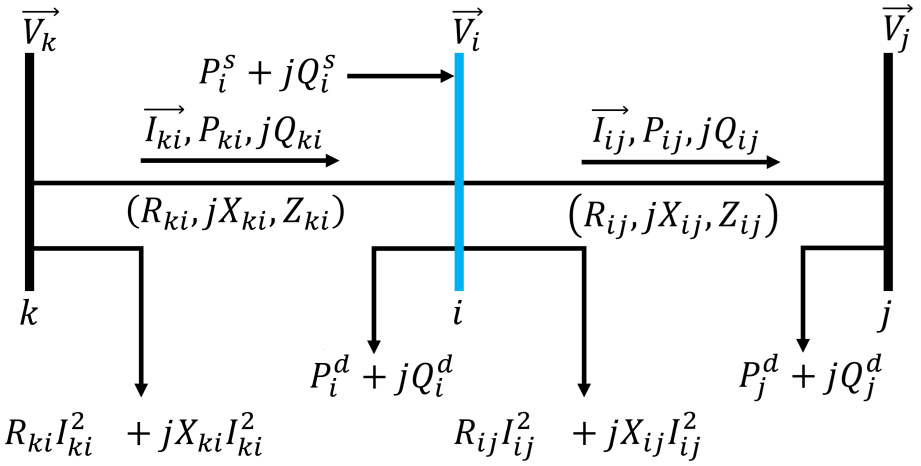
Convexificar ou linearizar o problema de fluxo de potência também tem implicações significativas no planejamento e na expansão de sistemas elétricos. Estratégias para alocação de tecnologias derivadas diretamente do fluxo de potência podem herdar a natureza do modelo base implementado, tendo em vista que essas estratégias raramente introduzem novas não linearidades e são geralmente baseadas em variáveis binárias de decisão para resolver problemas de otimização inteira mista. Assim, a convexificação ou linearização do fluxo de potência pode facilitar a obtenção da solução quando em face de decisões complexas para o planejamento e operação de sistemas elétricos.

Dessa forma, o fluxo de potência tradicional em SDEE assume características específicas que devem ser consideradas. Para modelar o problema de fluxo de potência, inicialmente são levadas em consideração as seguintes condições:

- O sistema é representado pelo diagrama unifilar equivalente por fase.
- As cargas são modeladas como potências constantes.
- A subestação é a única fonte de alimentação.
- As perdas de potência ativa e reativa das linhas estão concentradas na barra inicial da linha de distribuição.
- A reatância capacitiva das linhas de transmissão não é considerada.

A Figura 10 apresenta o diagrama do fluxo de potência para SDEE.

Figura 10 – Diagrama do fluxo de potência para SDEE



Fonte: Autoria própria.

O modelo matemático apresentado a seguir, bem como sua linearização, são fundamentados em Baran e Wu (1989), Tram e Wall (1988) e Pareja, López-Lezama e Carmona (2022), que servem como base para a análise e discussão apresentadas neste trabalho.

Deseja-se minimizar a seguinte função objetivo, cuja componente é o custo das perdas de potência ativa:

$$f = \sum_{\forall ij \in \Omega_l} R_{ij} I_{ij}^2. \tag{3.1}$$

As equações convencionais de balanço de potência ativa e reativa são mostradas nas Equações (3.2)-(3.3), respectivamente, e nos dizem que o fluxo de potência da barra k para i, subtraído do fluxo de potência da barra i para j e das perdas neste percurso, deve corresponder à demanda de potência na barra i, ou então à potência da subestação, e neste caso não haverá fluxo de potência de k para i. Vale ressaltar que o fluxo de potência de k para i ocorre em um único ramo de forma a preservar a radialidade do sistema, e o somatório serve apenas para poder identificar o ramo responsável por este fluxo.

$$\sum_{\forall ki \in \Omega_l} P_{ki} - \sum_{\forall ij \in \Omega_l} (P_{ij} + R_{ij} \cdot I_{ij}^2) + P_i^s = P_i^d;\ \forall_i \in \Omega_b, \tag{3.2}$$

$$\sum_{\forall ki \in \Omega_l} Q_{ki} - \sum_{\forall ij \in \Omega_l} (Q_{ij} + X_{ij} \cdot I_{ij}^2) + Q_i^s = Q_i^d;\ \forall_i \in \Omega_b. \tag{3.3}$$

De modo a definir as quedas de tensão, levando em consideração o circuito representado na Figura 10, temos a Equação (3.4). Esta equação é deduzida pela

literatura clássica e surge da aplicação das equações de potência complexa $\vec{S}_{ij} = \vec{V}_j \vec{I}^*_{ij}$ e queda de tensão $\vec{V}_i - \vec{V}_j = \vec{Z}_{ij}\vec{I}_{ij}$. Observa-se que, após as deduções, elimina-se a necessidade da representação em fasores, e nos resta que a tensão na barra i, subtraída da queda de tensão nesse percurso, deve ser igual à tensão na barra j.

$$V_i^2 - 2(R_{ij}P_{ij} + X_{ij}Q_{ij}) - Z_{ij}^2 I_{ij}^2 - V_j^2 = 0;\ \forall ij \in \Omega_l. \tag{3.4}$$

Em sequência, a restrição de potência aparente em cada ramo da rede é dada pela Equação (3.5). Esta restrição é tratada na literatura como o principal motivo pela não linearidade da formulação tradicional do fluxo de potência. Ainda, pode-se avaliar a convexidade do conjunto de restrições por meio das regras de Programação Convexa Disciplinada (PCD), e nota-se que I_{ij}, V_i e V_j estão ao quadrado em todas as restrições, o que torna as expressões das Equações (3.1)-(3.5) não lineares.

$$I_{ij}^2 V_j^2 = P_{ij}^2 + Q_{ij}^2;\ \forall ij \in \Omega_l. \tag{3.5}$$

Sendo assim, temos que o limite de corrente das linhas da rede é dado pela Equação (3.6) e o limite das tensões nas barras da rede é dado pela Equação (3.7):

$$\underline{I}_{ij} \leq I_{ij} \leq \overline{I}_{ij};\ \forall ij \in \Omega_l, \tag{3.6}$$

$$\underline{V}_i \leq V_i \leq \overline{V}_i;\ \forall i \in \Omega_b. \tag{3.7}$$

Portanto, desejamos minimizar (3.1), sujeita às restrições das Equações (3.2)-(3.7).

A programação não linear envolve problemas em que a função objetivo e as restrições são expressões algébricas não lineares, as quais podem conter variáveis ao quadrado, multiplicação de variáveis, polinômios, etc. Os problemas de programação inteira mista estabelecidos neste trabalho destinam-se a ser linearizados e resolvidos por meio do solver comercial CPLEX (ILOG S.A.; ILOG Inc., 2017). Dessa forma, conforme discutido anteriormente, é possível fazer uma modificação no problema não linear, tendo em vista que todas as magnitudes das tensões e das correntes estão ao quadrado nas Equações (3.1)-(3.5). Esta modificação se dá substituindo V_i^2 por V_i^{sqr}, V_j^2 por V_j^{sqr} e I_{ij}^2 por I_{ij}^{sqr}. Assim, o modelo é modificado conforme a função objetivo da Equação (3.8) e as restrições das Equações (3.9)-(3.14).

$$f = \sum_{\forall ij \in \Omega_l} R_{ij} I_{ij}^{sqr}, \tag{3.8}$$

$$\sum_{\forall ki \in \Omega_l} P_{ki} - \sum_{\forall ij \in \Omega_l} (P_{ij} + R_{ij} \cdot I_{ij}^{sqr}) + P_i^s = P_i^d;\ \forall_i \in \Omega_b, \tag{3.9}$$

$$\sum_{\forall ki \in \Omega_l} Q_{ki} - \sum_{\forall ij \in \Omega_l} (Q_{ij} + X_{ij} \cdot I_{ij}^{sqr}) + Q_i^s = Q_i^d;\ \forall_i \in \Omega_b, \tag{3.10}$$

$$V_i^{sqr} - 2(R_{ij}P_{ij} + X_{ij}Q_{ij}) - Z_{ij}^2 I_{ij}^{sqr} - V_j^{sqr} = 0;\ \forall ij \in \Omega_l, \tag{3.11}$$

$$I_{ij}^{sqr} V_j^{sqr} = P_{ij}^2 + Q_{ij}^2;\ \forall ij \in \Omega_l, \tag{3.12}$$

$$\underline{I}_{ij} \leq I_{ij} \leq \overline{I}_{ij};\ \forall ij \in \Omega_l, \tag{3.13}$$

$$\underline{V}_i \leq V_i \leq \overline{V}_i;\ \forall i \in \Omega_b. \tag{3.14}$$

Após essa modificação, as magnitudes das tensões e das correntes que estavam ao quadrado serão trocadas por variáveis simples, contudo, na Equação (3.12), ainda temos as variáveis contínuas das potências ativa e reativa ao quadrado, e um produto de variáveis envolvendo o quadrado da tensão e o quadrado da corrente.

Com o intuito de priorizar, em um primeiro momento, a velocidade computacional, pode-se utilizar o modelo linearizado para encontrar o valor das variáveis de decisão, seguido do modelo não linear para determinar as demais variáveis. Para linearizar o produto entre as variáveis V_j^{sqr} e I_{ij}^{sqr} do lado esquerdo da Equação (3.12), pode-se realizar a discretização do quadrado da tensão conforme as Equações (3.15)-(3.17), utilizando a variável binária $x_{j,s}$, em que $x_{j,s} = 1$ se V_j^{sqr} é maior que $\underline{V}^2 + s\overline{\Delta}^V$. Dessa forma, o produto $V_j^{sqr} I_{ij}^{sqr}$ do lado esquerdo da Equação (3.12) pode ser calculado empregando o ponto médio do primeiro intervalo de discretização multiplicado pelo quadrado da magnitude do fluxo de corrente, somado com correções de potência sucessivas, conforme a Equação (3.18).

$$\underline{V}^2 + \sum_{s=1}^{S}(x_{j,s} \cdot \overline{\Delta}^V) \leq V_j^{sqr} \leq \underline{V}^2 + \overline{\Delta}^V + \sum_{s=1}^{S}(x_{j,s} \cdot \overline{\Delta}^V);\ \forall j \in \Omega_b, \tag{3.15}$$

$$x_{j,s} \leq x_{j,s-1};\ \forall j \in \Omega_b;\ s = 2..S, \tag{3.16}$$

$$x_{j,s} \in \{0, 1\};\ \forall j \in \Omega_b;\ s = 1..S, \tag{3.17}$$

$$\left(\underline{V}^2 + \frac{1}{2}\overline{\Delta}^V\right) I_{ij}^{sqr} + \sum_{s=1}^{S} P_{j,s}^c = P_{ij}^2 + Q_{ij}^2;\ \forall ij \in \Omega_l. \tag{3.18}$$

Após realizar a discretização de V_j^{sqr}, as variáveis P_{ij} e Q_{ij} ao quadrado do lado direito da Equação (3.18) são o que resta de não linearidades no modelo. O processo de linearização do quadrado de uma variável contínua é um pouco mais complexo, pois envolve discretização através de retas tangentes em intervalos pequenos.

A linearização de P_{ij}^2 e Q_{ij}^2 é empregada considerando que as variáveis P_{ij} e Q_{ij} podem ser representadas a partir de Y elementos discretos. P_{ij}^2 é linearizado conforme as Equações (3.19)-(3.23), e Q_{ij}^2 é linearizado conforme as Equações (3.24)-(3.28).

$$P_{ij}^{+} + P_{ij}^{-} = \sum_{y=1}^{Y} \Delta P_{ij,y};\ \forall ij \in \Omega_l, \tag{3.19}$$

$$P_{ij}^{+} - P_{ij}^{-} = P_{ij};\ \forall ij \in \Omega_l, \tag{3.20}$$

$$0 \leq \Delta P_{ij,y} \leq \overline{\Delta}_{ij}^{s};\ \forall ij \in \Omega_l;\ \forall y \in 1..Y, \tag{3.21}$$

$$0 \leq P_{ij}^{+};\ \forall ij \in \Omega_l, \tag{3.22}$$

$$0 \leq P_{ij}^{-};\ \forall ij \in \Omega_l, \tag{3.23}$$

$$Q_{ij}^{+} + Q_{ij}^{-} = \sum_{y=1}^{Y} \Delta Q_{ij,y};\ \forall ij \in \Omega_l, \tag{3.24}$$

$$Q_{ij}^{+} - Q_{ij}^{-} = Q_{ij};\ \forall ij \in \Omega_l, \tag{3.25}$$

$$0 \leq \Delta Q_{ij,y} \leq \overline{\Delta}_{ij}^{s};\ \forall ij \in \Omega_l;\ \forall y \in 1..Y, \tag{3.26}$$

$$0 \leq Q_{ij}^{+};\ \forall ij \in \Omega_l, \tag{3.27}$$

$$0 \leq Q_{ij}^{-};\ \forall ij \in \Omega_l. \tag{3.28}$$

Dessa forma, o lado direito da Equação (3.18) é discretizado ponderando $\Delta P_{ij,y}$ e $\Delta Q_{ij,y}$, que são o valor y-ésimo bloco de P_{ij} e Q_{ij}, pela inclinação do bloco y $m_{ij,y}^{y}$, conforme a Equação (3.29).

$$\left(\underline{V}^2 + \frac{1}{2}\overline{\Delta}^{V}\right) I_{ij}^{sqr} + \sum_{s=1}^{S} P_{j,s}^{c} = \sum_{y=1}^{Y} m_{ij,y}^{y} \cdot \Delta P_{ij,y} + \sum_{y=1}^{Y} m_{ij,y}^{y} \cdot \Delta Q_{ij,y};\ \forall ij \in \Omega_l. \tag{3.29}$$

No mais, o coeficiente angular da curva em cada subintervalo pode ser escrito como:

$$m_{ij,y}^{y} = (2y-1)\overline{\Delta}_{ij}^{s};\ \forall ij \in \Omega_l;\ \forall y \in 1..Y, \tag{3.30}$$

em que o valor máximo dos elementos discretos $\overline{\Delta}_{ij}^{s}$ pode ser calculado como:

$$\overline{\Delta}_{ij}^{s} = \frac{\overline{V} \cdot \overline{I}_{ij}}{Y};\ \forall ij \in \Omega_l. \tag{3.31}$$

Por fim, deseja-se minimizar a seguinte função objetivo:

$$f = \sum_{\forall ij \in \Omega_l} R_{ij} I_{ij}^{sqr}, \tag{3.32}$$

sujeita às restrições das Equações (3.33)-(3.53).

$$\sum_{\forall ij \in \Omega_l} P_{ki} - \sum_{\forall ij \in \Omega_l} (P_{ij} + R_{ij} I_{ij}^{sqr}) + P_i^s = P_i^d;\ \forall i \in \Omega_b, \tag{3.33}$$

$$\sum_{\forall ij \in \Omega_l} Q_{ki} - \sum_{\forall ij \in \Omega_l} (Q_{ij} + X_{ij} I_{ij}^{sqr}) + Q_i^s = Q_i^d;\ \forall i \in \Omega_b, \tag{3.34}$$

$$V_i^{sqr} - 2(R_{ij} P_{ij} + X_{ij} Q_{ij}) - Z_{ij}^2 I_{ij}^{sqr} - V_j^{sqr} = 0;\ \forall ij \in \Omega_l, \tag{3.35}$$

$$\left(\underline{V}^2 + \frac{1}{2}\overline{\Delta}^V\right) I_{ij}^{sqr} + \sum_{s=1}^{S} P_{j,s}^c = \sum_{y=1}^{Y} m_{ij,y}^y \cdot \Delta P_{ij,y} + \sum_{y=1}^{Y} m_{ij,y}^y \cdot \Delta Q_{ij,y};\ \forall ij \in \Omega_l, \tag{3.36}$$

$$\underline{I}_{ij}^2 \leq I_{ij}^{sqr} \leq \overline{I}_{ij}^2;\ \forall ij \in \Omega_l, \tag{3.37}$$

$$\underline{V}_i^2 \leq V_i^{sqr} \leq \overline{V}_i^2;\ \forall i \in \Omega_b, \tag{3.38}$$

$$\underline{V}^2 + \sum_{s=1}^{S} (x_{j,s} \cdot \overline{\Delta}^V) \leq V_j^{sqr} \leq \underline{V}^2 + \overline{\Delta}^V + \sum_{s=1}^{S} (x_{j,s} \cdot \overline{\Delta}^V);\ \forall j \in \Omega_b, \tag{3.39}$$

$$x_{j,s} \leq x_{j,s-1};\ \forall j \in \Omega_b;\ s = 2..S, \tag{3.40}$$

$$x_{j,s} \in \{0, 1\};\ \forall j \in \Omega_b;\ s = 1..S, \tag{3.41}$$

$$0 \leq \overline{\Delta}^V I_{ij}^{sqr} - P_{j,s}^c \leq \overline{\Delta}^V \overline{I}_{ij}^2 (1 - x_{j,s});\ \forall ij \in \Omega_l;\ s = 1..S, \tag{3.42}$$

$$0 \leq P_{j,s}^c \leq \overline{\Delta}^V \overline{I}_{ij}^2 x_{j,s};\ \forall ij \in \Omega_l;\ s = 1..S, \tag{3.43}$$

$$P_{ij}^+ + P_{ij}^- = \sum_{y=1}^{Y} \Delta P_{ij,y};\ \forall ij \in \Omega_l, \tag{3.44}$$

$$P_{ij}^+ - P_{ij}^- = P_{ij};\ \forall ij \in \Omega_l, \tag{3.45}$$

$$0 \leq \Delta P_{ij,y} \leq \overline{\Delta}_{ij}^s;\ \forall ij \in \Omega_l;\ \forall y \in 1..Y, \tag{3.46}$$

$$0 \leq P_{ij}^+;\ \forall ij \in \Omega_l, \tag{3.47}$$

$$0 \leq P_{ij}^-;\ \forall ij \in \Omega_l, \tag{3.48}$$

$$Q_{ij}^+ + Q_{ij}^- = \sum_{y=1}^{Y} \Delta Q_{ij,y};\ \forall ij \in \Omega_l, \tag{3.49}$$

$$Q_{ij}^+ - Q_{ij}^- = Q_{ij};\ \forall ij \in \Omega_l, \tag{3.50}$$

$$0 \leq \Delta Q_{ij,y} \leq \overline{\Delta}_{ij}^s;\ \forall ij \in \Omega_l;\ \forall y \in 1..Y, \tag{3.51}$$

$$0 \leq Q_{ij}^+;\ \forall ij \in \Omega_l, \tag{3.52}$$

$$0 \leq Q_{ij}^-;\ \forall ij \in \Omega_l. \tag{3.53}$$

3.2.3 Modelo Matemático para Alocação de Tecnologias

Para a alocação de novas tecnologias como ativos no SDEE, este trabalho baseia-se em Lima *et al.* (2023), De Lima *et al.* (2022b), Pareja, López-Lezama e Carmona (2022) e demais trabalhos citados. Embora seja possível adotar uma otimização hierárquica, configurando o sistema base a curto prazo (reconfiguração, seleção de condutores e subestações) para só depois definir a alocação de recursos distribuídos a longo prazo, optou-se por uma abordagem integrada. O modelo proposto resolve

ambas as etapas simultaneamente, garantindo um resultado ótimo que já considera todos os fatores e cenários em uma única função objetivo.

A função objetivo da Equação (3.54) busca minimizar o VPL dos custos totais ao longo do horizonte de planejamento. O componente $CINV_p$ da Equação (3.55) agrega os Custos de Capital (CAPEX) multiplicados pelo Fator de Recuperação de Capital (CRF_p), abrangendo a alocação de novas subestações (C_d^S), a SOC de linhas (C_a^L), e a aquisição de novas tecnologias: ECVE (C_c^{INST}, C_c^{EV}), SAE (C^{ES}), SGF (C^{PV}) e SGE (C^{WT}). Já o componente $COPR_p$ da Equação (3.56) reflete os Custos Operacionais (OPEX), ponderados pela probabilidade dos cenários (π_s) e duração (d_s). Isso inclui a compra de energia da rede externa, custos de manutenção das novas tecnologias e, como modelado anteriormente, o custo das perdas técnicas nos condutores.

Vale notar que os custos de investimento e instalação das tecnologias são dados em $/unidade, tendo em vista que facilita o tratamento do problema como um problema de PLIM, onde a capacidade de cada unidade é um parâmetro fixo e as decisões são sobre instalar ou não e/ou quantas unidades instalar. Já os custos de Operação e Manutenção (O&M) são modelados como um percentual do custo de investimento e são dados em $/MW ou $/MWh, represetam os custos variáveis e dependem diretamente do uso do ativo e não apenas de sua existência, ou seja, gerar mais energia implica em maior desgaste de equipamentos.

Dependendo dos parâmetros econômicos, o investimento em GD pode se tornar desvantajoso. Com base nos custos atuais de energia da rede e nas condições operacionais, comprar energia da subestação e construir e operar uma nova usina solar, eólica ou bateria devem estar balanceados, portanto justifica-se o uso do Fator de Recuperação de Capital (CRF_p), já que se o custo total (descontado pela taxa de juros τ) de comprar energia da rede for menor que o de construir e operar a GD, o modelo nunca irá investir nessas tecnologias. Uma taxa de juros alta faz com que as economias futuras valham muito pouco hoje, e se τ estiver muito alto, o modelo será extremamente conservador e evitará grandes investimentos. Além disso, se a duração de cada período λ_p é curta, o modelo não tem tempo suficiente para que as economias operacionais paguem o investimento inicial, ou seja, o horizonte total do planejamento deve ser longo o suficiente para capturar o ciclo de vida do ativo.

$$\min \quad PC = \sum_{p \in \Omega_p} (CINV_p + COPR_p) \cdot (1+\tau)^{-(p-1)\lambda_p}, \tag{3.54}$$

$$CINV_p = CRF_p \cdot \Bigg(\sum_{d \in \Omega_d} C_d^S \cdot x_{d,p}^S + \sum_{i,j \in \Omega_{ij}} \sum_{a \in \Omega_a} C_a^L \cdot l_{i,j} \cdot x_{i,j,a,p}^L + \sum_{r \in \Omega_r} \sum_{c \in \Omega_c} (C_c^{INST} \cdot x_{r,p}^{EV} + C_c^{EV} \cdot N_{r,c,p}^{EV}) + \sum_{r \in \Omega_r} C^{ES} \cdot N_{r,p}^{ES} + \sum_{r \in \Omega_r} C^{WT} \cdot x_{r,p}^{WT} + \sum_{r \in \Omega_r} C^{PV} \cdot N_{r,p}^{PV} \Bigg) \qquad \forall p \in \Omega_p, \quad (3.55)$$

$$COPR_p = \sum_{s \in \Omega_s} \pi_s \cdot d_s \cdot f(\tau, \pi)_s \cdot \Bigg(\sum_{d \in \Omega_d} C_s^{ep} \cdot P_{d,s,p}^s + \sum_{r \in \Omega_r} Cop^{ES} \cdot P_{r,s,p}^{ES_C} + \sum_{r \in \Omega_r} Cop^{ES} \cdot P_{r,s,p}^{ES_D} + \sum_{r \in \Omega_r} Cop^{WT} \cdot P_{r,s,p}^{WT} + \sum_{r \in \Omega_r} Cop^{PV} \cdot P_{r,s,p}^{PV} + C_s^{ep} \cdot \sum_{i,j \in \Omega_{ij}} \sum_{a \in \Omega_a} R_a \cdot l_{i,j} \cdot I_{i,j,a,s,p}^{sqr} \Bigg) \qquad \forall p \in \Omega_p. \quad (3.56)$$

As restrições que representam o balanço de potência e queda de tensão tensão foram adaptadas nas Equações (3.57)-(3.59) para incluir os RED. Diferente de um fluxo de potência tradicional, aqui a injeção líquida de potência em cada barra i é modificada pelas variáveis de decisão: a geração renovável ($P_{i,s,p}^{WT}, P_{i,s,p}^{PV}$) e a descarga da bateria ($P_{i,s,p}^{ES_D}$) atuam como fontes locais, reduzindo a dependência das subestações e adiando investimentos na infraestrutura como novos condutores de maior bitola, enquanto a carga da bateria ($P_{i,s,p}^{ES_C}$) e a demanda dos VE ($D_{i,s,p}^{EVCS}$) agem como cargas adicionais.

Dessa forma, o balanço de potência ativa consiste no fluxo de potência ativa $P_{k,i,s,p}$ subtraído de $P_{i,j,s,p}$ e das perdas nesse percurso, e ainda somado às injeções de potência ativa dos SGF, SGE e SAE, devendo ser igual à soma da demanda de potência ativa convencional $P_{i,s,p}^D$ multiplicada pelo fator de potência $f_{s,p}^D$, e da demanda de potência ativa de ECVE $D_{i,s,p}^{EVCS}$, ou então à potência da subestação. Considera-se que ECVE e SAE fornecem apenas potência ativa, então não aparecem no balanço de potência reativa.

A restrição de queda de tensão inclui o termo $b_{i,j,s,p}$, uma variável de relaxamento da relaxação Big-M que desacopla a restrição elétrica caso a linha não seja construída ou esteja aberta, garantindo que a física da rede só se aplique a conexões ativas.

$$\sum_{j,i\in\Omega_{ij}}\sum_{a\in\Omega_a} P_{j,i,a,s,p} - \sum_{i,j\in\Omega_{ij}}\sum_{a\in\Omega_a}\left(P_{i,j,a,s,p} + R_a\cdot l_{i,j}\cdot I^{sqr}_{i,j,a,s,p}\right)$$
$$+ \sum_{d\in\Omega_d\cap\{i\}} P^s_{d,s,p} + \sum_{r\in\Omega_r\cap\{i\}}\left(P^{WT}_{r,s,p} + P^{PV}_{r,s,p} + P^{ES_D}_{r,s,p} - P^{ES_C}_{r,s,p}\right)$$
$$= P^D_{i,s,p}\cdot f^D_{s,p} + \sum_{r\in\Omega_r\cap\{i\}} D^{EVCS}_{r,s,p} \qquad \forall i\in\Omega_i, s\in\Omega_s, p\in\Omega_p, \tag{3.57}$$

$$\sum_{k,i\in\Omega_{ij}}\sum_{a\in\Omega_a} Q_{k,i,a,s,p} - \sum_{i,j\in\Omega_{ij}}\sum_{a\in\Omega_a}\left(Q_{i,j,a,s,p} + X_a\cdot l_{i,j}\cdot I^{sqr}_{i,j,a,s,p}\right)$$
$$+ \sum_{d\in\Omega_d\cap\{i\}} Q^s_{d,s,p} + \sum_{r\in\Omega_r\cap\{i\}}\left(Q^{WT}_{r,s,p} + Q^{PV}_{r,s,p}\right)$$
$$= Q^D_{i,s,p}\cdot f^D_{s,p} \qquad \forall i\in\Omega_i, s\in\Omega_s, p\in\Omega_p, \tag{3.58}$$

$$V^{sqr}_{i,s,p} - V^{sqr}_{j,s,p} = \sum_{a\in\Omega_a}\Big(2\cdot(R_a\cdot P_{i,j,a,s,p} + X_a\cdot Q_{i,j,a,s,p})\cdot l_{i,j}$$
$$+ (R_a^2 + X_a^2)\cdot l^2_{i,j}\cdot I^{sqr}_{i,j,a,s,p}\Big) + b_{i,j,s,p} \qquad \forall i,j\in\Omega_{ij}, s\in\Omega_s, p\in\Omega_p. \tag{3.59}$$

Em sequência, a relação não linear e não convexa que define a magnitude da potência aparente nos ramos é apresentada na Equação (3.60). Conforme detalhado anteriormente, pode-se discretizar a tensão V^{sqr} e o quadrado das potências $P_{i,j,s,p}$ e $Q_{i,j,s,p}$ de modo a linearizar a restrição.

$$V^{sqr}_{j,s,p}\cdot\sum_{a\in\Omega_a} I^{sqr}_{i,j,a,s,p} = \left(\sum_{a\in\Omega_a} P_{i,j,a,s,p}\right)^2 + \left(\sum_{a\in\Omega_a} Q_{i,j,a,s,p}\right)^2 \quad \forall i,j\in\Omega_{ij}, s\in\Omega_s, p\in\Omega_p. \tag{3.60}$$

O conjunto de restrições das Equações (3.61)-(3.65) realiza a linearização da restrição de potência potência aparente nos ramos. A variável binária auxiliar $x^V_{j,s,p,w}$ seleciona o segmento da curva linearizada correspondente ao nível de tensão da barra, permitindo que o solver lide com o termo quadrático da corrente (I^{sqr}) e da tensão (V^{sqr}) de forma linear. O lado direito da Equação (3.61) é linearizado usando o mesmo processo de linearização do quadrado de uma variável contínua, ponderando $\Delta P_{i,j,s,p,y}$ e $\Delta Q_{i,j,s,p,y}$, que são o valor y-ésimo bloco discreto de $P_{i,j,s,p}$ e $Q_{i,j,s,p}$, pela inclinação do bloco y $m^y_{i,j,s,p,y}$.

$$(V_{\min}^2 + \frac{1}{2}\Delta^V) \cdot \sum_{a \in \Omega_a} I_{i,j,a,s,p}^{sqr} + \sum_{w=1}^{W} P_{j,s,p,w}^{c} =$$
$$\sum_{y=1}^{Y}(m_{i,j,s,p,y}^{y} \cdot \Delta P_{i,j,s,p,y}) + \sum_{y=1}^{Y}(m_{i,j,s,p,y}^{y} \cdot \Delta Q_{i,j,s,p,y}) \qquad \forall i,j \in \Omega_{ij}, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p, \tag{3.61}$$

$$V_{\min}^2 + \sum_{w=1}^{W}(x_{j,s,p,w}^{V} \cdot \Delta^V) \leq V_{j,s,p}^{sqr} \leq V_{\min}^2 + \Delta^V + \sum_{w=1}^{W}(x_{j,s,p,w}^{V} \cdot \Delta^V) \quad \forall j \in \Omega_i, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p, \tag{3.62}$$

$$0 \leq \Delta^V \cdot \sum_{a \in \Omega_a} I_{i,j,a,s,p}^{sqr} - P_{j,s,p,w}^{c} \leq \Delta^V \cdot \left(\sum_{a \in \Omega_a} I_a^{\max}\right)^2 \cdot (1 - x_{j,s,p,w}^{V}) \quad \forall i,j \in \Omega_{ij}, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p,$$
$$w \in 1..W, \tag{3.63}$$

$$0 \leq P_{j,s,p,w}^{c} \leq \Delta^V \cdot \left(\sum_{a \in \Omega_a} I_a^{\max}\right)^2 \cdot x_{j,s,p,w}^{V} \qquad \forall i,j \in \Omega_{ij}, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p,$$
$$w \in 1..W, \tag{3.64}$$

$$x_{j,s,p,w}^{V} \leq x_{j,s,p,w-1}^{V} \qquad \forall j \in \Omega_i, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p,$$
$$w \in 2..W. \tag{3.65}$$

Nesse caso, o coeficiente angular da curva em cada subintervalo pode ser escrito como:

$$m_{i,j,s,p,y}^{y} = (2y-1)\Delta_{i,j,s,p}^{S} \qquad \forall i,j \in \Omega_{ij}, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p, \forall y \in 1..Y, \tag{3.66}$$

em que o valor máximo dos elementos discretos $\Delta_{i,j,s,p}^{S}$ pode ser calculado como:

$$\Delta_{i,j,s,p}^{S} = \frac{V_{\max} \cdot \sum_{a \in \Omega_a} I_a^{\max}}{Y} \qquad \forall i,j \in \Omega_{ij}, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p. \tag{3.67}$$

Nas Equações (3.68)-(3.73) é aplicada a discretização dos termos quadráticos de fluxo de potência ativa e reativa, necessária para manter a linearidade do modelo. As variáveis auxiliares $P_{i,j,s,p}^{+}$ e $P_{i,j,s,p}^{-}$ decompõem o fluxo bidirecional em componentes não negativas. As restrições garantem que a soma dos segmentos linearizados ($\Delta P_{i,j,s,p,y}$ e $\Delta Q_{i,j,s,p,y}$), ponderada pela inclinação da curva, represente o valor absoluto do fluxo, respeitando os limites $\Delta_{i,j,s,p}^{S}$ de cada fatia da curva de linearização.

$$P_{i,j,s,p}^{+} - P_{i,j,s,p}^{-} = \sum_{a \in \Omega_a} P_{i,j,a,s,p} \qquad \forall i,j \in \Omega_{ij}, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p, \tag{3.68}$$

$$P_{i,j,s,p}^{+} + P_{i,j,s,p}^{-} = \sum_{y=1}^{Y} \Delta P_{i,j,s,p,y} \qquad \forall i,j \in \Omega_{ij}, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p, \tag{3.69}$$

$$0 \leq \Delta P_{i,j,s,p,y} \leq \Delta^{S}_{i,j,s,p} \qquad \forall i,j \in \Omega_{ij}, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p, y \in 1..Y, \tag{3.70}$$

$$Q^{+}_{i,j,s,p} - Q^{-}_{i,j,s,p} = \sum_{a \in \Omega_a} Q_{i,j,a,s,p} \qquad \forall i,j \in \Omega_{ij}, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p, \tag{3.71}$$

$$Q^{+}_{i,j,s,p} + Q^{-}_{i,j,s,p} = \sum_{y=1}^{Y} \Delta Q_{i,j,s,p,y} \qquad \forall i,j \in \Omega_{ij}, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p, \tag{3.72}$$

$$0 \leq \Delta Q_{i,j,s,p,y} \leq \Delta^{S}_{i,j,s,p} \qquad \forall i,j \in \Omega_{ij}, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p, y \in 1..Y. \tag{3.73}$$

As Equações (3.74)-(3.80) impõem os limites físicos da rede, mas com uma lógica fundamental para o problema de planejamento: os limites de fluxo de corrente e potência em um ramo dependem da variável binária de estado da linha ($z^{op}_{i,j,a,p}$ ou $\psi^{+}_{i,j,p}$ e $\psi^{-}_{i,j,p}$). Se uma linha não for construída ou não estiver operando naquela configuração radial, seu limite é forçado a zero, impedindo fluxo fictício através de caminhos inexistentes.

$$V^{2}_{\min} \leq V^{sqr}_{i,s,p} \leq V^{2}_{\max} \qquad \forall i \in \Omega_i, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p, \tag{3.74}$$

$$0 \leq I^{sqr}_{i,j,a,s,p} \leq (I^{\max}_{a})^2 \cdot z^{op}_{i,j,a,p} \qquad \forall i,j \in \Omega_{ij}, a \in \Omega_a, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p, \tag{3.75}$$

$$I^{sqr}_{i,j,a,s,p} \leq (I^{\max}_{a})^2 \cdot (\psi^{+}_{i,j,p} + \psi^{-}_{i,j,p}) \qquad \forall i,j \in \Omega_{ij}, a \in \Omega_a, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p, \tag{3.76}$$

$$|P_{i,j,a,s,p}| \leq V_{\max} \cdot I^{\max}_{a} \cdot z^{op}_{i,j,a,p} \qquad \forall i,j \in \Omega_{ij}, a \in \Omega_a, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p, \tag{3.77}$$

$$|P_{i,j,a,s,p}| \leq V_{\max} \cdot I^{\max}_{a} \cdot (\psi^{+}_{i,j,p} + \psi^{-}_{i,j,p}) \qquad \forall i,j \in \Omega_{ij}, a \in \Omega_a, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p, \tag{3.78}$$

$$|Q_{i,j,a,s,p}| \leq V_{\max} \cdot I^{\max}_{a} \cdot z^{op}_{i,j,a,p} \qquad \forall i,j \in \Omega_{ij}, a \in \Omega_a, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p, \tag{3.79}$$

$$|Q_{i,j,a,s,p}| \leq V_{\max} \cdot I^{\max}_{a} \cdot (\psi^{+}_{i,j,p} + \psi^{-}_{i,j,p}) \qquad \forall i,j \in \Omega_{ij}, a \in \Omega_a, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p. \tag{3.80}$$

A relação não linear e não convexa que define a potência aparente injetada pela subestação é apresentada na Equação (3.81).

$$\rho^{sqr}_{d,s,p} = \left(P^{s}_{d,s,p}\right)^2 + \left(Q^{s}_{d,s,p}\right)^2 \qquad \forall d \in \Omega_d, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p. \tag{3.81}$$

De maneira análoga à linearização do fluxo nas linhas, as Equações (3.82)-(3.86) tratam a potência aparente injetada pela subestação. Elas permitem calcular a magnitude do quadrado da potência aparente $\rho^{sqr}_{d,s,p}$ a partir das injeções ativas e reativas $P^{s}_{d,s,p}$ e $Q^{s}_{d,s,p}$, utilizando uma aproximação linear por partes para respeitar os limites de capacidade do transformador.

$$\rho^{sqr}_{d,s,p} = \sum_{y=1}^{Y} (m^{s}_{d,s,p,y} \cdot \Delta P^{s}_{d,s,p,y}) + \sum_{y=1}^{Y} (m^{s}_{d,s,p,y} \cdot \Delta Q^{s}_{d,s,p,y}) \quad \forall d \in \Omega_d, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p, \tag{3.82}$$

$$P^{s}_{d,s,p} = \sum_{y=1}^{Y} \Delta P^{s}_{d,s,p,y} \qquad \forall d \in \Omega_d, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p, \tag{3.83}$$

$$0 \leq \Delta P^{s}_{d,s,p,y} \leq \Delta^{Ss}_{d,s,p} \qquad \forall d \in \Omega_d, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p, y \in 1..Y, \tag{3.84}$$

$$Q^{s}_{d,s,p} = \sum_{y=1}^{Y} \Delta Q^{s}_{d,s,p,y} \qquad \forall d \in \Omega_d, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p, \tag{3.85}$$

$$0 \leq \Delta Q^{s}_{d,s,p,y} \leq \Delta^{Ss}_{d,s,p} \qquad \forall d \in \Omega_d, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p, y \in 1..Y. \tag{3.86}$$

Nesse caso, o coeficiente angular da curva em cada subintervalo pode ser escrito como:

$$m^{s}_{d,s,p,y} = (2y-1)\Delta^{Ss}_{d,s,p} \qquad \forall d \in \Omega_d, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p, \forall y \in 1..Y, \tag{3.87}$$

em que o valor máximo dos elementos discretos $\Delta^{Ss}_{d,s,p}$ pode ser calculado como:

$$\Delta^{Ss}_{d,s,p} = \frac{\rho^{i}_{d} + \rho^{f}_{d}}{Y} \qquad \forall d \in \Omega_d, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p. \tag{3.88}$$

É importante ressaltar que, conforme definido nas Equações (3.84) e (3.86), as variáveis de discretização $\Delta Q^{s}_{d,s,p,y}$ e $\Delta P^{s}_{d,s,p,y}$ são estritamente não negativas. Por construção, as Equações (3.83) e (3.85) implicam que as injeções totais de potência ativa $P^{s}_{d,s,p}$ e reativa $Q^{s}_{d,s,p}$ pela subestação serão sempre maiores ou iguais a zero. Consequentemente, a magnitude da potência aparente ao quadrado $\rho^{sqr}_{d,s,p}$ também assume valores estritamente positivos. Esta característica da formulação matemática endereça diretamente uma preocupação crítica para o ONS e para as concessionárias de distribuição: a inversão de fluxo de potência na subestação. Ao restringir o espaço de busca para valores não negativos, o modelo garante intrinsecamente que a subestação atue exclusivamente como fonte, impedindo que o excedente de GD injete potência de volta para o sistema de transmissão.

Nas Equações (3.89)–(3.91), o efeito do investimento na subestação é representado por um acréscimo aplicado ao limite da capacidade disponível. Na Equação (3.89), esse limite inicia em $(\rho^{i}_{d})^2$ e é ampliado sempre que algum investimento $x^{S}_{d,t}$ é ativado. Cada ativação adiciona o termo $2\rho^{i}_{d}\rho^{f}_{d} + (\rho^{f}_{d})^2$, de forma que a expansão corresponde ao desenvolvimento clássico de $(\rho^{i}_{d} + \rho^{f}_{d})^2$. Assim, quando ocorre investimento, o novo limite da capacidade disponível torna-se $(\rho^{i}_{d})^2 + (2\rho^{i}_{d}\rho^{f}_{d} + (\rho^{f}_{d})^2) = (\rho^{i}_{d} + \rho^{f}_{d})^2$. Quando não há investimento até o período p, a capacidade permanece igual a $(\rho^{i}_{d})^2$. Já na Equação (3.90), a variável de relaxamento $b_{i,j,s,p}$ é limitada por b_{bar} e forçada a zero (ativando a equação de queda de tensão) apenas quando a linha está conectada no fluxo radial, isto é, quando $\psi^{+}_{i,j,p} + \psi^{-}_{i,j,p} = 1$.

$$\rho^{sqr}_{d,s,p} \leq (\rho^{i}_{d})^2 + \sum_{t=1}^{p}((2 \cdot \rho^{i}_{d} \cdot \rho^{f}_{d} + (\rho^{f}_{d})^2) \cdot x^{S}_{d,t}) \qquad \forall d \in \Omega_d, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p, \tag{3.89}$$

$$|b_{i,j,s,p}| \leq b_{bar} \cdot (1 - \psi^{+}_{i,j,p} - \psi^{-}_{i,j,p}) \qquad \forall i,j \in \Omega_{ij}, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p, \tag{3.90}$$

$$\psi^{+}_{i,j,p} + \psi^{-}_{i,j,p} = \sum_{a \in \Omega_a} z^{op}_{i,j,a,p} \qquad \forall i,j \in \Omega_{ij}, p \in \Omega_p. \tag{3.91}$$

O conjunto das Equações (3.92)-(3.94) controla a topologia física e a SOC. Na Equação (3.92), a variável $z^{op}_{i,j,a,p}$ indica se uma linha com condutor tipo a está operacional, o que só é possível se houve investimento $x^{L}_{i,j,a,p}$ nela até o período atual. A Equação (3.93) garante que, para cada linha, apenas um tipo de condutor a pode ser instalado ao longo de todo o horizonte, impedindo a instalação duplicada ou conflitante de cabos no mesmo trecho. Da mesma forma, na Equação (3.94), a subestação só pode sofrer reforço uma vez.

$$z^{op}_{i,j,a,p} = \sum_{t=1}^{p} x^{L}_{i,j,a,t} \qquad \forall i,j \in \Omega_{ij}, a \in \Omega_a, p \in \Omega_p, \tag{3.92}$$

$$\sum_{p \in \Omega_p} \sum_{a \in \Omega_a} x^{L}_{i,j,a,p} \leq 1 \qquad \forall i,j \in \Omega_{ij}, \tag{3.93}$$

$$\sum_{p \in \Omega_p} x^{S}_{d,p} \leq 1 \qquad \forall d \in \Omega_d. \tag{3.94}$$

As restrições das Equações (3.95)-(3.100) modelam a capacidade de geração renovável. A potência ativa injetada ($P^{PV}_{r,s,p}$ e $P^{WT}_{r,s,p}$) em cada cenário é limitada superiormente pelo fator de geração da fonte (f^{PV}_{s} e f^{WT}_{s}) multiplicado pela variável de decisão que define a quantidade instalada acumulada até o período p. Para SGE, a decisão é binária ($x^{WT}_{r,p}$), enquanto para SGF é inteira ($N^{PV}_{r,p}$).

Os fatores de geração encapsulam a estocasticidade da fonte primária e são obtidos através de um processo onde uma GAN treina dados históricos de irradiância e velocidade do vento para predizer um ano típico, seguido de uma condensação dos cenários em cenários representativos via K-means. O cenário de maior irradiância recebe fator 1 e os demais são normalizados proporcionalmente. Além disso, as Equações (3.98) e (3.100) definem que a capacidade de injeção ou absorção de reativos ($Q^{PV}_{r,s,p}$ e $Q^{WT}_{r,s,p}$) é limitada pelo fator de potência FP.

$$\sum_{p \in \Omega_p} x^{WT}_{r,p} \leq 1 \qquad \forall r \in \Omega_r, \tag{3.95}$$

$$\sum_{p \in \Omega_p} N^{PV}_{r,p} \leq N^{\max_PV} \qquad \forall r \in \Omega_r, \tag{3.96}$$

$$0 \leq P_{r,s,p}^{WT} \leq f_s^{WT} \cdot P^{\max_WT} \cdot \sum_{t=1}^{p} x_{r,t}^{WT} \qquad \forall r \in \Omega_r, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p, \tag{3.97}$$

$$|Q_{r,s,p}^{WT}| \leq P_{r,s,p}^{WT} \cdot \tan(\arccos(FP^{WT})) \qquad \forall r \in \Omega_r, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p, \tag{3.98}$$

$$0 \leq P_{r,s,p}^{PV} \leq f_s^{PV} \cdot P^{\max_PV} \cdot \sum_{t=1}^{p} N_{r,t}^{PV} \qquad \forall r \in \Omega_r, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p, \tag{3.99}$$

$$|Q_{r,s,p}^{PV}| \leq P_{r,s,p}^{PV} \cdot \tan(\arccos(FP^{PV})) \qquad \forall r \in \Omega_r, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p. \tag{3.100}$$

O modelo de SAE controla tanto a potência quanto a energia nas Equações (3.101)-(3.104). A potência instantânea de carga ($P_{r,s,p}^{ES_C}$) e descarga ($P_{r,s,p}^{ES_D}$) é limitada pelo número de unidades instaladas ($N_{r,p}^{ES}$) e sua potência nominal nas Equações (3.102)-(3.103). A restrição da Equação (3.104) representa o balanço energético neutro dentro do cenário representativo: toda a energia que a bateria descarrega na rede ($\frac{1}{\eta^{ES+}} \cdot P_{r,s,p}^{ES_D}$) deve ter sido previamente carregada ($\eta^{ES-} \cdot P_{r,s,p}^{ES_C}$), considerando as eficiências de conversão e a duração d_s de cada cenário, impondo assim que a soma da energia líquida trocada com a rede seja zero. Isso garante que o sistema não crie energia e que o nível de carga da bateria retorne ao estado inicial ao final do ciclo de operação considerado.

Ainda, essa formulação não impõe que o carregamento deve ocorrer em um determinado cenário e a descarga em outro, permitindo, inclusive, que ambas as operações ocorram simultaneamente em um mesmo cenário, desde que sejam respeitados os limites de potência e o balanço energético estabelecido pela Equação (3.104).

$$\sum_{p \in \Omega_p} N_{r,p}^{ES} \leq N^{\max_ES} \qquad \forall r \in \Omega_r, \tag{3.101}$$

$$0 \leq P_{r,s,p}^{ES_C} \leq \sum_{t=1}^{p} P^{\max_ES} \cdot N_{r,t}^{ES} \qquad \forall r \in \Omega_r, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p, \tag{3.102}$$

$$0 \leq P_{r,s,p}^{ES_D} \leq \sum_{t=1}^{p} P^{\max_ES} \cdot N_{r,t}^{ES} \qquad \forall r \in \Omega_r, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p, \tag{3.103}$$

$$\sum_{s \in \Omega_s} d_s \cdot (\eta^{ES-} \cdot P_{r,s,p}^{ES_C} - \frac{1}{\eta^{ES+}} \cdot P_{r,s,p}^{ES_D}) = 0 \qquad \forall r \in \Omega_r, p \in \Omega_p. \tag{3.104}$$

As ECVE introduzem uma demanda flexível, mas obrigatória nas Equações (3.105)-(3.108). O modelo decide onde instalar a estação ($x_{r,p}^{EV}$) e quantos carregadores ($N_{r,c,p}^{EV}$) alocar, considerando os tipos existentes, suas capacidades e a quantidade máxima por estação. Na Equação (3.107), a demanda de potência atendida pela estação ($D_{r,s,p}^{EVCS}$) em cada cenário não pode exceder a capacidade física instalada dos carregadores multiplicada pela quantidade determinada para a alocação. Na Equação (3.108), a soma da demanda atendida em todas as estações deve ser igual à demanda total

de VEs prevista para aquele cenário (D_s^{EV}), garantindo que a frota de veículos seja atendida, independentemente de onde as estações sejam alocadas.

$$\sum_{p\in\Omega_p} x_{r,p}^{EV} \leq 1 \qquad \forall r \in \Omega_r, \tag{3.105}$$

$$\sum_{p\in\Omega_p} N_{r,c,p}^{EV} \leq N_c^{\max_EV} \qquad \forall r \in \Omega_r, c \in \Omega_c, \tag{3.106}$$

$$D_{r,s,p}^{EVCS} \leq \sum_{t=1}^{p} (N_{r,c,t}^{EV} \cdot P_c^{EV}) \qquad \forall r \in \Omega_r, c \in \Omega_c, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p, \tag{3.107}$$

$$\sum_{r\in\Omega_r} D_{r,s,p}^{EVCS} = D_s^{EV} \qquad \forall s \in \Omega_s, p \in \Omega_p. \tag{3.108}$$

Tradicionalmente, a radialidade de redes de distribuição é imposta pela regra topológica de que o número de ramos deve ser igual ao número de barras menos 1. Contudo, no contexto de planejamento de expansão, onde podem haver múltiplas subestações candidatas ou a possibilidade de ilhamento, essa restrição simplesmente não se aplica. Portanto, utilizam-se as Equações (3.109)-(3.111) baseadas em fluxo virtual para garantir a topologia.

A Equação (3.109), aplicada às barras de subestações, impõe uma condição que estabelece formalmente que uma subestação não pode receber potência de nenhuma outra barra, nem enviar potência no sentido reverso, ou seja, todos os ramos conectados às subestações operam necessariamente no sentido direto. Como a subestação é a fonte inicial da rede radial, esta restrição impede qualquer possibilidade de fluxo de potência que contradiga essa direção natural. A Equação (3.110), aplicada às barras de carga, determina que cada barra de carga deve estar conectada a exatamente um único ramo ativo. Essa formulação impede a configuração de múltiplos caminhos para uma mesma barra de demanda, evitando a criação de loops. Por fim, a Equação (3.111), aplicada às barras sem demanda de potência, estabelece que essas barras funcionem como nós de passagem, e a restrição permite que elas permaneçam desconectadas, mas, caso sejam ativadas, limita-se sua participação a no máximo um ramo ativo, assegurando que estas barras atuem apenas como pontos intermediários para viabilizar caminhos entre as demandas e a subestação.

$$\sum_{i,j\in\Omega_{ij}} \psi_{i,j,p}^{-} + \sum_{k,i\in\Omega_{ij}} \psi_{k,i,p}^{+} = 0 \qquad \forall i \in \Omega_d, p \in \Omega_p, \tag{3.109}$$

$$\sum_{i,j\in\Omega_{ij}} \psi_{i,j,p}^{-} + \sum_{k,i\in\Omega_{ij}} \psi_{k,i,p}^{+} = 1 \qquad \forall i \in \Omega_r, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p | P_{i,s,p}^{D} > 0, \tag{3.110}$$

$$\sum_{i,j\in\Omega_{ij}} \psi_{i,j,p}^{-} + \sum_{k,i\in\Omega_{ij}} \psi_{k,i,p}^{+} \leq 1 \qquad \forall i \in \Omega_r, s \in \Omega_s, p \in \Omega_p | P_{i,s,p}^{D} = 0. \tag{3.111}$$

Por fim, deseja-se minimizar a função objetivo da Equação (3.54), sujeita às restrições das Equações (3.57)-(3.59), (3.61)-(3.80) e (3.82)-(3.111). Os dados para os casos de teste usados nos resultados e demais parâmetros para o modelo podem ser encontrados no Apêndice A.

3.3 Critérios de Avaliação

A avaliação dos resultados obtidos através da metodologia proposta fundamenta-se em um conjunto de indicadores quantitativos que abrangem as dimensões econômica, técnica e computacional. Estes critérios permitem mensurar a eficácia do modelo de planejamento estocástico frente aos desafios impostos pela inserção de RED.

- Indicadores econômicos: A viabilidade econômica é o critério preponderante na função objetivo do modelo de otimização. A avaliação considera a minimização do VPL dos custos totais ao longo do horizonte de planejamento, conforme definido na Equação (3.54). Os principais indicadores econômicos analisados são:
  - CAPEX: Avalia-se o montante financeiro necessário para a modernização e expansão da infraestrutura, incluindo RCS, AOS, RRP, SOC e a aquisição de novas tecnologias (SGF, SGE, SAE e ECVE);
  - OPEX: Mensura-se o custo continuado de operação do sistema, composto majoritariamente pela compra de energia da rede externa (subestação), custos de O&M dos ativos instalados e o custo financeiro associado às perdas técnicas de energia;
  - Custo total do planejamento: Comparativo entre o cenário base (sem investimentos em novas tecnologias) e os cenários otimizados, permitindo identificar a redução global de custos proporcionada pela alocação estratégica de RED e pelo gerenciamento ativo da demanda.
- Indicadores técnicos: A performance técnica do SDEE é avaliada sob a ótica da qualidade de energia e da eficiência operativa, garantindo que as soluções propostas respeitem os limites físicos e regulatórios da rede:
  - Perfil de tensão: Verifica-se a magnitude das tensões em todas as barras do sistema. O critério de aprovação é a manutenção dos níveis de tensão dentro da faixa operacional adequada (entre 0.95 p.u. e 1.05 p.u.) em todos os cenários estocásticos, mitigando violações tanto de subtensão quanto de sobretensão decorrentes da injeção de potência ativa por GD;
  - Perdas técnicas: Avalia-se a redução das perdas de potência ativa nos condutores. Este indicador reflete a eficiência do fluxo de potência e o alívio do

carregamento das linhas proporcionado pela geração local e pelo suporte de reativos;

  - Nível de carregamento e congestionamento: Analisa-se a taxa de ocupação da capacidade da subestação e dos condutores das linhas. O objetivo é avaliar a capacidade do modelo em postergar reforços físicos estruturais através do corte de pico realizado pelos SAE e pela gestão da recarga de VE;
  - Fluxo de potência reverso: Monitora-se a magnitude e a frequência do fluxo reverso de potência na subestação, assegurando que a injeção de excedentes de geração distribuída não viole restrições operativas do sistema de transmissão a montante.

- Desempenho computacional e robustez estocástica: Dada a complexidade do problema de PLIM estocástica, avaliam-se também:

  - Tempo computacional e convergência: Análise do tempo de execução necessário para alcançar a solução ótima ou um GAP de otimalidade aceitável usando o solver comercial CPLEX em sistemas de diferentes portes (14, 24, 33 e 54 barras);
  - Representatividade dos cenários: Validação da robustez da solução frente às incertezas modeladas. Avalia-se se a solução de investimento se mantém viável e eficiente considerando as variações estocásticas de demanda, IGH, velocidade do vento e preço de energia representadas pelos conjuntos de cenários (4, 8, 16, 24 e 32 cenários) gerados pela cGAN e consolidados pelo Algoritmo 2 de agrupamento K-Means.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Este capítulo é dedicado à apresentação e análise crítica dos resultados obtidos a partir das simulações computacionais da metodologia proposta. O conteúdo está estruturado em duas frentes: a primeira seção concentra-se na validação do modelo de aprendizado profundo, demonstrando a eficácia da rede cGAN e da clusterização K-Means na geração de perfis sintéticos fiéis às características estatísticas dos dados históricos. A segunda seção avalia o desempenho do modelo de otimização estocástica aplicado aos sistemas testes de distribuição de 14, 24, 33 e 54 barras. A discussão engloba as dimensões técnica e econômica, quantificando o impacto das decisões de alocação de novas tecnologias, reconfiguração e expansão da rede sobre os perfis de tensão, mitigação de perdas de potência e eficiência dos investimentos projetados para o horizonte de planejamento.

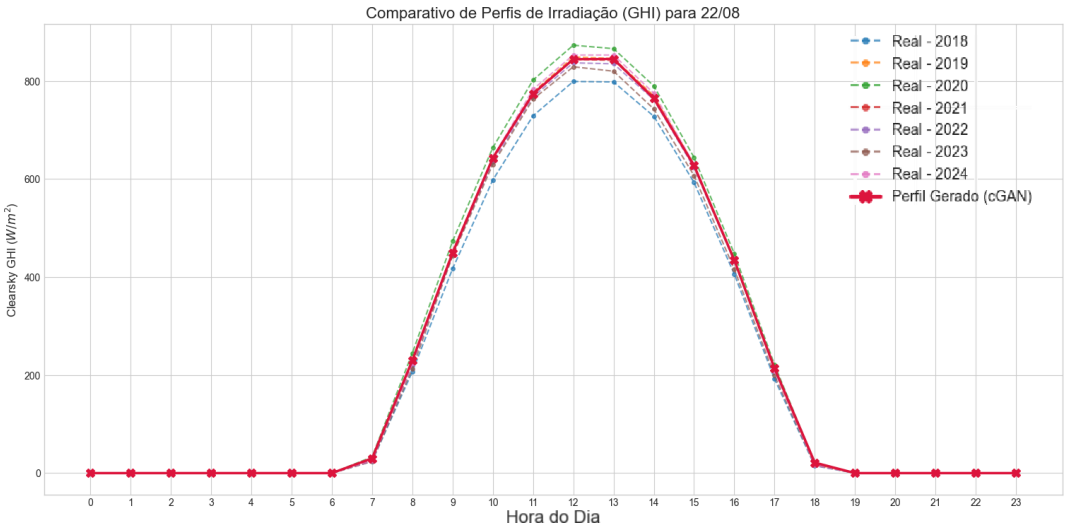
4.1 Resultados da Rede Generativa

Esta seção dedica-se à apresentação e validação dos resultados obtidos através da aplicação da cGAN, conforme a metodologia proposta na Seção 3.2.1. O objetivo central é demonstrar a eficácia do modelo de aprendizado profundo em gerar séries temporais sintéticas que preservem as características estatísticas fundamentais como a sazonalidade, a volatilidade intradiária e as tendências de longo prazo observadas nos bancos de dados históricos coletados entre 2018 e 2024.

A análise a seguir foca na verificação qualitativa dos perfis sintéticos gerados para as quatro variáveis estocásticas que compõem as incertezas do planejamento: IGH, velocidade do vento, demanda de carga e preço de energia. Inicialmente, são apresentados comparativos diretos entre os perfis gerados e as medições reais, evidenciando a capacidade da rede de replicar o comportamento físico e econômico dessas grandezas. Posteriormente, são detalhados os cenários representativos consolidados pelo Algoritmo 2 de agrupamento K-Means, os quais sintetizam a variabilidade dos dados em conjuntos discretos para alimentar o modelo de otimização estocástica.

A Figura 11 apresenta um comparativo visual entre os perfis históricos de IGH de céu limpo, registrados entre 2018 e 2024, e o perfil sintético gerado pela cGAN para o dia 22/08. Observa-se que a curva gerada em vermelho respeita o perfil típico de irradiância solar, similar à função densidade da distribuição de Weibull, mantendo-se dentro da envoltória dos dados reais, o que valida a capacidade da rede neural em aprender a distribuição de probabilidade e a sazonalidade associada à disponibilidade do recurso solar.

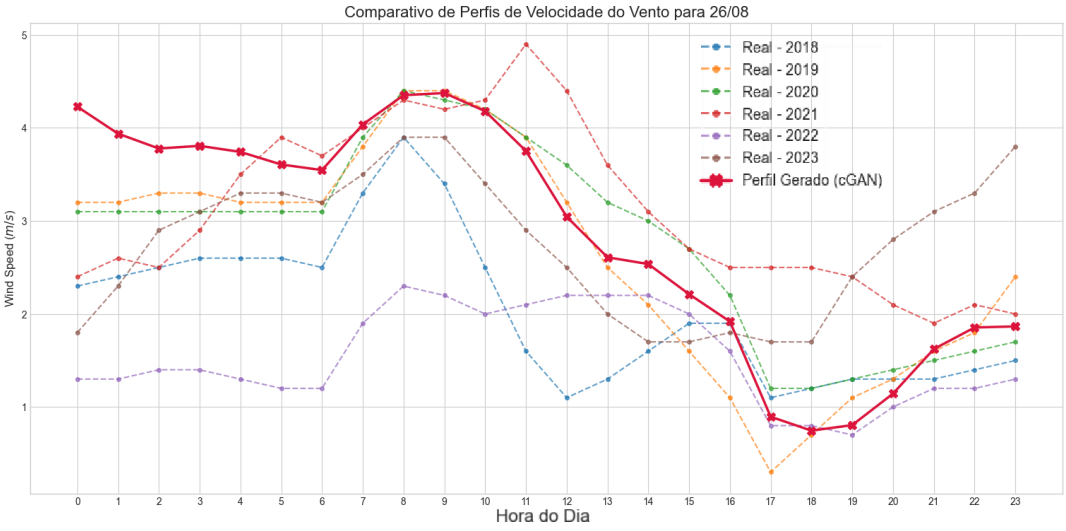
Figura 11 – Comparativo de perfis de irradiância de 2018 a 2024 com relação ao perfil gerado pela cGAN para o dia 22/08.



Fonte: Autoria própria.

A Figura 12 exibe o comparativo para os perfis de velocidade do vento no dia 26/08, confrontando as medições históricas com o dado sintético. A análise gráfica demonstra que o modelo generativo conseguiu capturar a natureza estocástica e a volatilidade inerente à fonte eólica, produzindo um cenário que, embora inédito, preserva as características estatísticas e as tendências de flutuação observadas nos anos base, sem apresentar comportamentos irreais.

Figura 12 – Comparativo de perfis de velocidade do vento de 2018 a 2023 com relação ao perfil gerado pela cGAN para o dia 26/08.

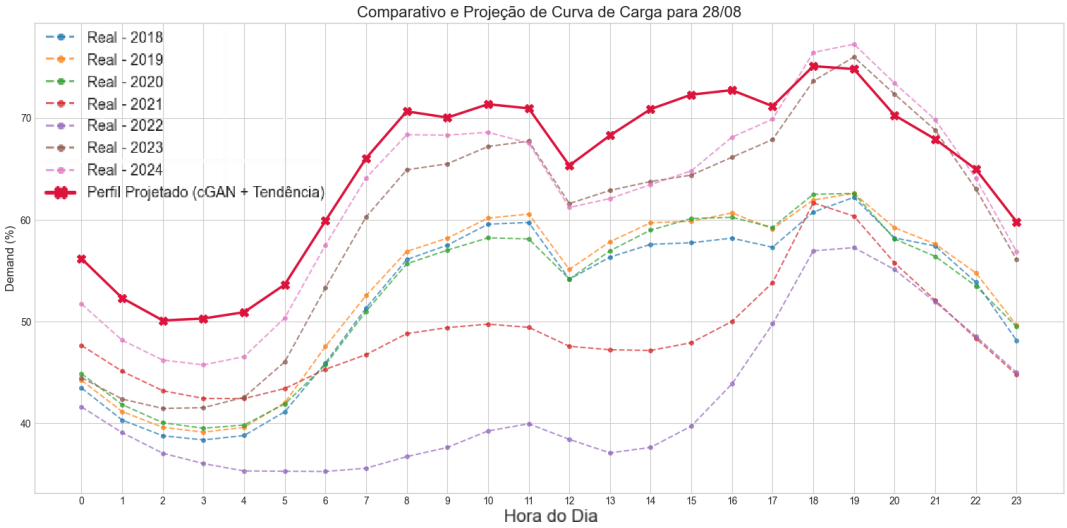


Fonte: Autoria própria.

A Figura 13 ilustra as curvas de carga para o dia 28/08, destacando o perfil projetado pela cGAN em conjunto com a aplicação da tendência de crescimento. Nota-

se que o perfil sintético não apenas reproduz o formato típico de consumo diário, mas também incorpora o fator de escala temporal, posicionando a demanda projetada em um patamar superior às médias históricas, coerente com o horizonte de planejamento do estudo.

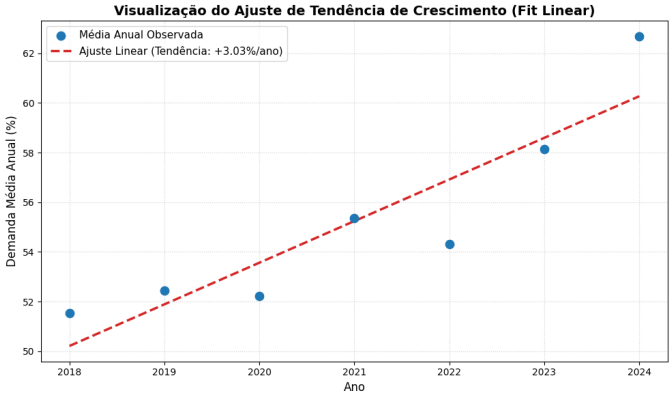
Figura 13 – Comparativo de curvas de carga de 2018 a 2024 com relação ao perfil gerado pela cGAN para o dia 28/08.



Fonte: Autoria própria.

A Figura 14 demonstra o ajuste de tendência de crescimento da demanda, obtido através de uma regressão linear aplicada às médias anuais de carga observadas, conforme explicado na Seção 3.2.1. O gráfico evidencia uma tendência ascendente consistente, quantificada em um crescimento médio de aproximadamente 3% ao ano. Este parâmetro é fundamental para a projeção dos cenários de longo prazo, garantindo que os dados sintéticos gerados pela rede neural sejam escalonados para refletir a expectativa de aumento de consumo ao longo do tempo.

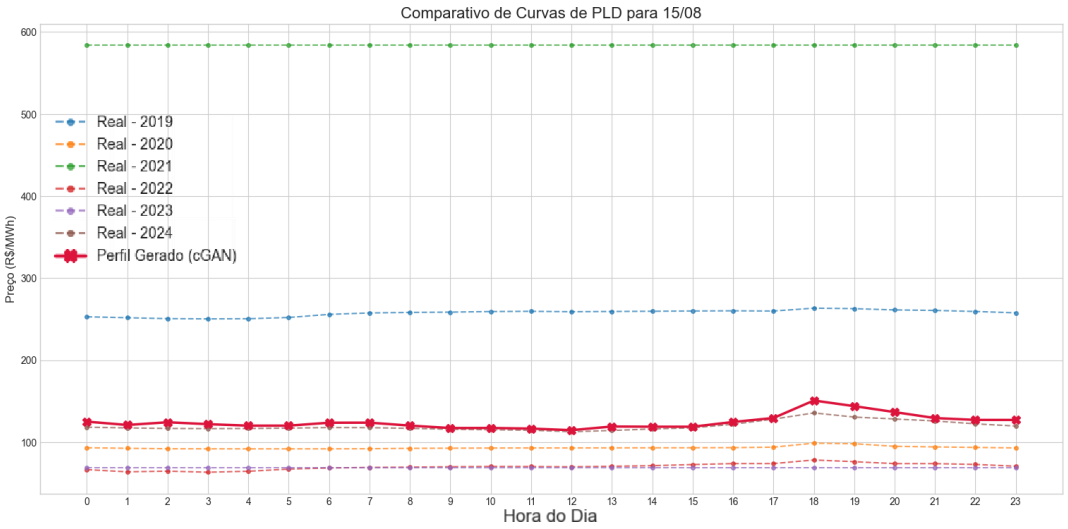
Figura 14 – Ajuste de tendência de crescimento da carga anual usando regressão linear.



Fonte: Autoria própria.

A Figura 15 mostra os perfis de PLD para o dia 15/08, comparando o histórico com o gerado artificialmente. O resultado evidencia que a cGAN foi capaz de replicar o comportamento característico desta variável no submercado analisado, gerando uma curva de preços que mantém a coerência com os patamares e a baixa volatilidade intradiária observada nos dados reais dos anos recentes.

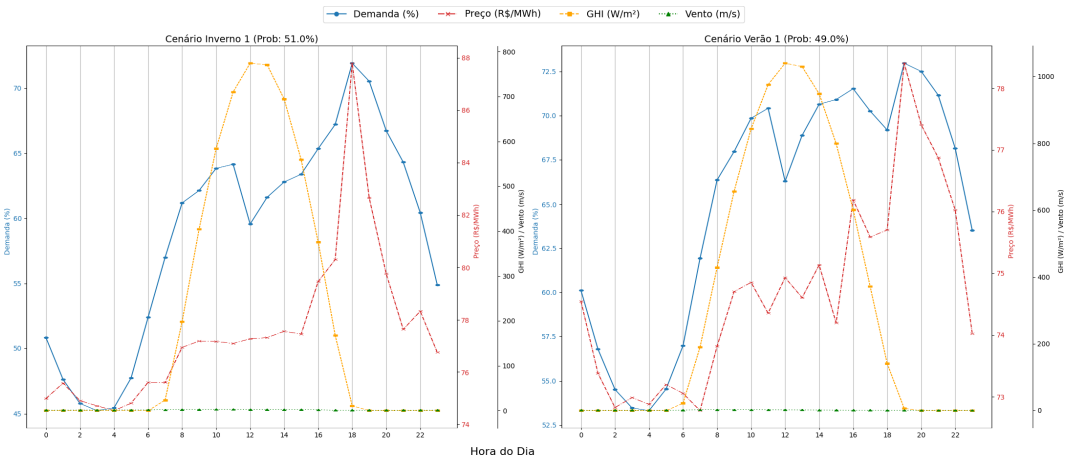
Figura 15 – Comparativo de curvas de PLD de 2019 a 2024 com relação ao perfil gerado pela cGAN para o dia 15/08.



Fonte: Autoria própria.

A Figura 16 apresenta os perfis representativos consolidados para um conjunto de 4 cenários, obtidos após a aplicação do Algoritmo 2 de clusterização K-Means. Estes cenários sintetizam as principais características sazonais (inverno e verão) e diárias, ponderadas por suas respectivas probabilidades de ocorrência. Os dados detalhados referentes a estes cenários consolidados podem ser consultados no Apêndice A.

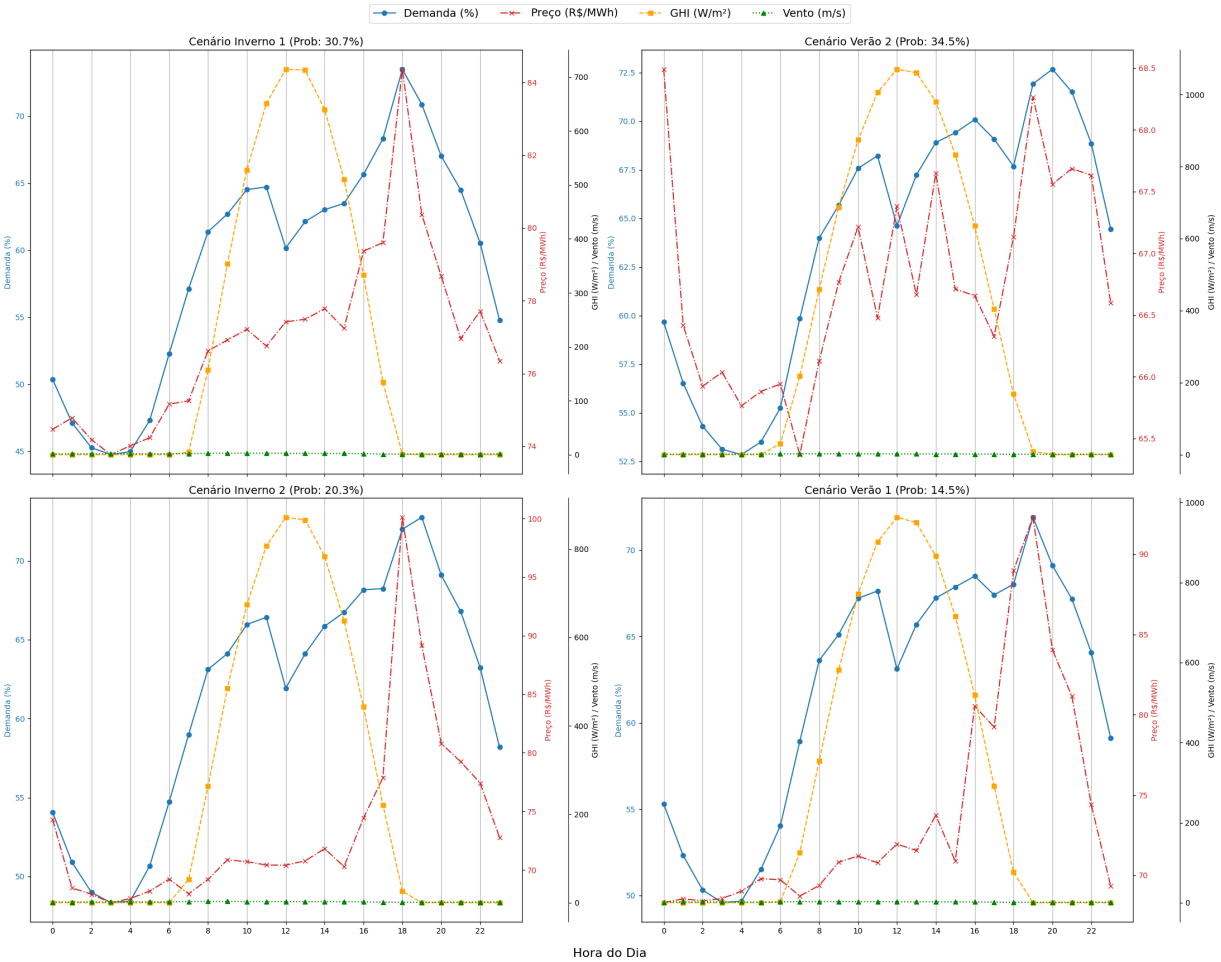
Figura 16 – Perfis representativos para 4 cenários consolidados.



Fonte: Autoria própria.

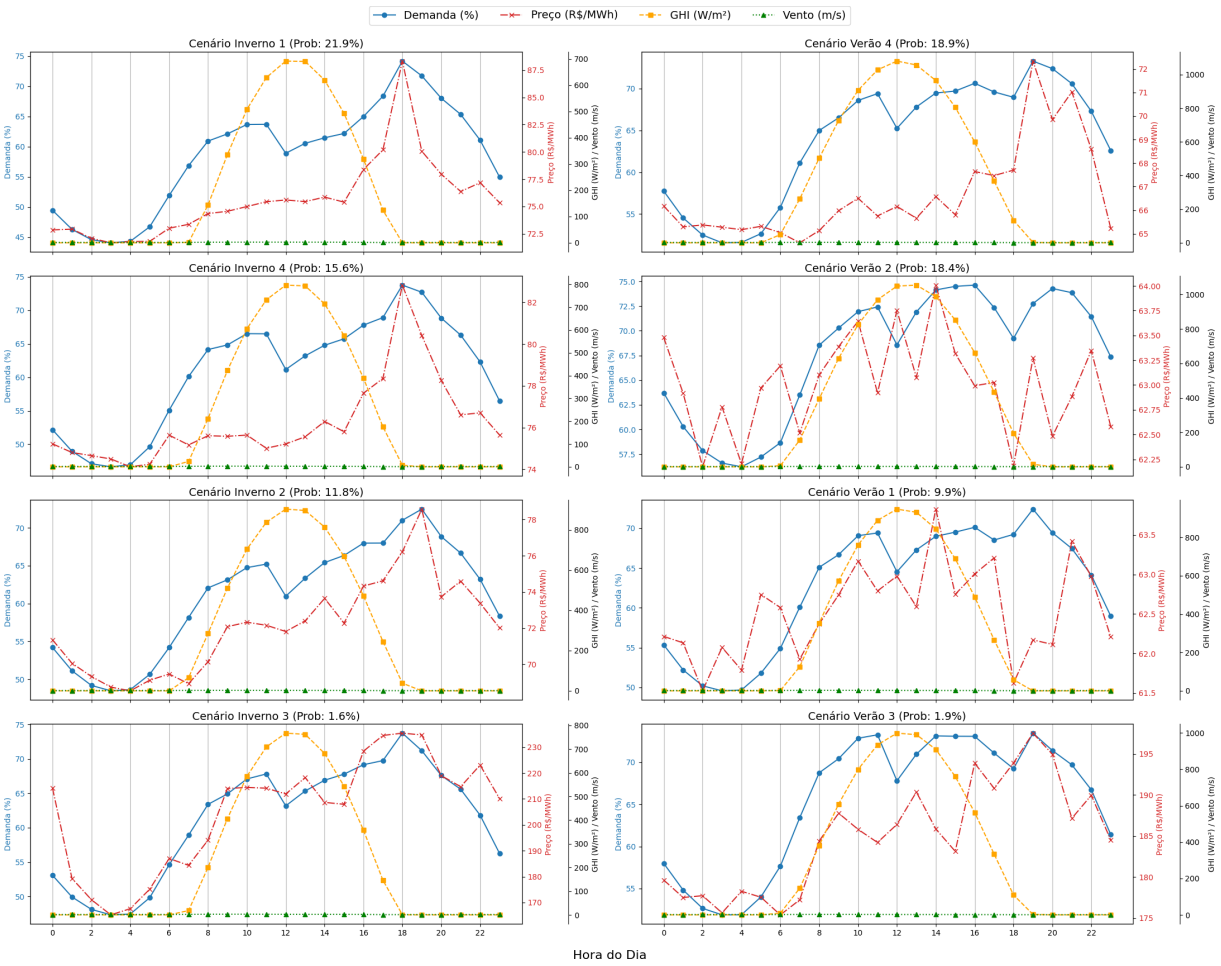
A Figura 17 apresenta os perfis representativos obtidos para o conjunto de 8 cenários consolidados, a Figura 18 apresenta os perfis representativos obtidos para o conjunto de 16 cenários consolidados, a Figura 19 apresenta os perfis representativos obtidos para o conjunto de 24 cenários consolidados e a Figura 20 apresenta os perfis representativos obtidos para o conjunto de 32 cenários consolidados. A progressão no número de clusters permite observar o aumento da granularidade na representação das incertezas estocásticas: à medida que a quantidade de cenários se expande, o modelo de agrupamento (K-Means) é capaz de capturar com maior fidelidade nuances específicas e eventos de menor probabilidade de ocorrência que tendem a ser suavizados em conjuntos mais reduzidos. Os dados detalhados referentes a todos estes conjuntos de cenários consolidados podem ser encontrados no Apêndice A.

Figura 17 – Perfis representativos para 8 cenários consolidados.



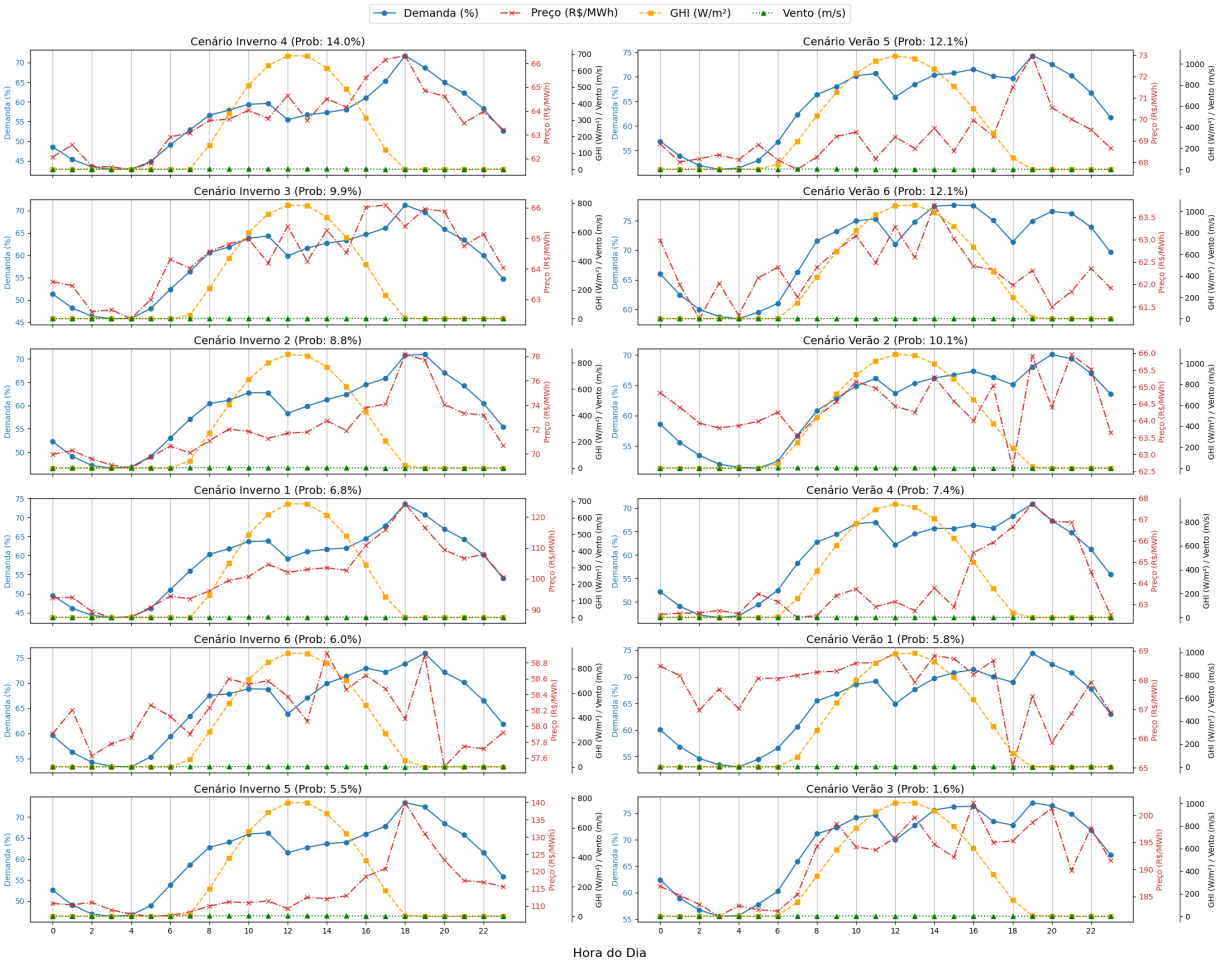
Fonte: Autoria própria.

Figura 18 – Perfis representativos para 16 cenários consolidados.



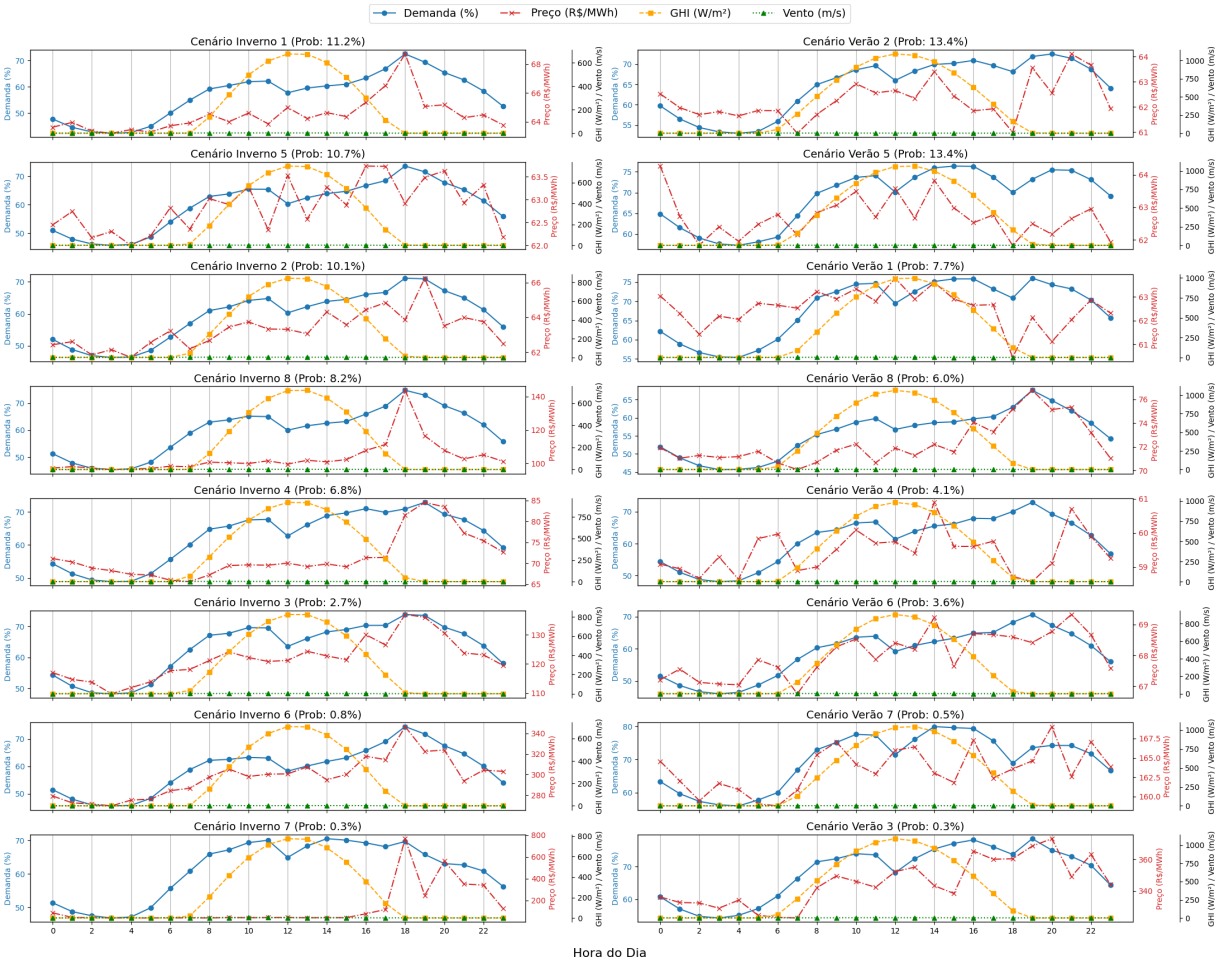
Fonte: Autoria própria.

Figura 19 – Perfis representativos para 24 cenários consolidados.



Fonte: Autoria própria.

Figura 20 – Perfis representativos para 32 cenários consolidados.



Fonte: Autoria própria.

4.1.1 Validação Estatística da Rede Generativa

Como forma de avaliar quantitativamente a qualidade das trajetórias sintéticas geradas em relação aos perfis médios históricos, foram utilizadas métricas estatísticas amplamente empregadas na literatura para mensurar diferenças entre séries temporais: Raiz Do Erro Quadrático Médio (RMSE) e Erro Absoluto Médio (MAE). O RMSE, definido em (4.1), mede o desvio quadrático entre os valores sintéticos e os valores históricos, atribuindo maior peso a discrepâncias de maior magnitude. Já o MAE, definido em (4.2), avalia a magnitude média dos desvios absolutos, fornecendo uma medida consistente da escala do erro médio.

Essas métricas são calculadas com resolução horária para o dia de avaliação selecionado. É importante destacar que a comparação é realizada em relação ao perfil médio histórico, que serve como referência da tendência central dos dados, e não em relação às realizações individuais.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}(y_t - \hat{y}_t)^2}, \tag{4.1}$$

$$\text{MAE} = \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}|y_t - \hat{y}_t|\,, \tag{4.2}$$

sendo y_t o valor médio histórico na hora t e $\hat{y}_t$ o valor sintético gerado pelo modelo para a mesma hora, com $t = 1, \ldots, N$ e $N = 24$ para perfis diários. O objetivo é quantificar o desvio entre $\hat{y}_t$ e y_t ao longo do horizonte de avaliação.

A Tabela 1 apresenta a comparação estatística entre os perfis médios históricos e as respectivas trajetórias sintéticas ou ajustadas. De modo geral, os resultados evidenciam elevada concordância entre as séries, indicando que a metodologia foi capaz de preservar adequadamente as características temporais de cada variável analisada.

Para a irradiância solar em condição de céu limpo, os valores de RMSE (2.56 W/m^2) e MAE (1.60 W/m^2) são desprezíveis quando comparados ao valor máximo de irradiância de aproximadamente 850 W/m^2, correspondendo a desvios relativos de aproximadamente 0.30% e 0.20%, respectivamente. Além disso, o coeficiente de correlação de 0.9999 demonstra que a trajetória sintética reproduz praticamente de forma exata a estrutura temporal do perfil histórico, resultado esperado devido ao comportamento predominantemente determinístico dessa variável.

Para a velocidade do vento, o RMSE de 0.42 m/s e o MAE de 0.36 m/s permanecem baixos em relação aos valores típicos observados ao longo do dia, que variam aproximadamente entre 0.5 e 4.5 m/s. O coeficiente de correlação de 0.9468 indica forte concordância entre os perfis, embora pequenas diferenças sejam esperadas em razão da natureza inerentemente estocástica do recurso eólico.

No caso da demanda de carga, o RMSE (17.43%) e o MAE (17.08%) apresentam valores mais elevados devido à incorporação do ajuste determinístico de crescimento obtido por meio da análise de regressão. Dessa forma, essas diferenças refletem principalmente o deslocamento da magnitude do perfil provocado pelo modelo de crescimento, e não alterações significativas na sua estrutura temporal. O coeficiente de correlação de 0.9592 confirma que o padrão intradiário de consumo foi preservado de maneira satisfatória.

Para o PLD, os valores de RMSE (92.41 R$/MWh) e MAE (92.39 R$/MWh) são influenciados pela ocorrência de eventos atípicos presentes na base histórica, em especial a elevação expressiva dos preços observada em 2019 e 2021. Esses eventos aumentam a dispersão do perfil médio histórico e, consequentemente, elevam as métricas baseadas em erro. Assim, essas medidas devem ser interpretadas com cautela para a série de preços. Ainda assim, o coeficiente de correlação de 0.8942

Tabela 1 – Comparação estatística entre os perfis médios históricos e as respectivas trajetórias sintéticas ou ajustadas.

Métrica	**IGH**	**Velocidade do vento**	**Demanda de potência**	**PLD**
RMSE	2.56 W/m^2	0.42 m/s	17.43%	92.41 R$/MWh
MAE	1.60 W/m^2	0.36 m/s	17.08%	92.39 R$/MWh
Coeficiente de Correlação	0.9999	0.9468	0.9592	0.8942

indica que a trajetória sintética foi capaz de reproduzir adequadamente a estrutura intradiária do perfil de preços.

No mais, para complementar as métricas de erro pontuais (RMSE e MAE), uma validação estatística abrangente é realizada nas subseções seguintes a fim de verificar se as trajetórias sintéticas preservam as propriedades distribucionais e as características temporais dos dados históricos. A análise abrange quatro aspectos: consistência distribucional, preservação da variância, relações entre variáveis e dependência temporal.

4.1.1.1 Consistência Distribucional: Teste de Kolmogorov-Smirnov

Sejam $\{x_t^{real}\}_{t=1}^{M}$ e $\{x_t^{syn}\}_{t=1}^{M}$ as amostras históricas e sintéticas de uma dada variável estocástica, em que M representa o número total de observações consideradas na avaliação. A consistência distribucional é avaliada por meio do teste de Kolmogorov-Smirnov (KS) de duas amostras, cuja estatística é definida como:

$$D = \sup_x \left| F_{real}(x) - F_{syn}(x) \right|, \tag{4.3}$$

em que $F_{real}(x)$ e $F_{syn}(x)$ são as funções de distribuição acumulada empíricas das amostras histórica e sintética, respectivamente. A hipótese nula (H_0) afirma que ambas as amostras provêm da mesma distribuição subjacente.

A Tabela 2 apresenta a estatística KS e os respectivos p-valores para cada variável estocástica.

Tabela 2 – Resultados do teste de Kolmogorov-Smirnov para consistência distribucional.

Variável	**Estatística KS** (D)	**p-valor**
IGH	0.0417	1.0000
Velocidade do Vento	0.1875	0.4295
Demanda de Potência	0.5774	< 0.0001
PLD	0.5000	< 0.0001

Fonte: Autoria própria.

Para a irradiância solar e a velocidade do vento, a hipótese nula não pode ser rejeitada aos níveis de significância convencionais, indicando que os dados sintéticos são estatisticamente consistentes com as distribuições marginais históricas. Em contrapartida, a demanda de carga e o PLD apresentam diferenças estatisticamente significativas entre as amostras históricas e sintéticas, conforme indicado pelos p-valores reduzidos.

Para a demanda de carga, esse desvio é esperado em razão do ajuste determinístico de crescimento aplicado às trajetórias sintéticas, o qual induz uma translação sistemática de magnitude em relação à distribuição histórica. Portanto, a discrepância reflete a incorporação da evolução estrutural de longo prazo, e não uma limitação do modelo generativo. Para o PLD, a discrepância observada está primariamente associada à presença de eventos extremos na base histórica, como a escalada de preços de 2021 e os picos localizados de 2024, que afetam significativamente a distribuição empírica e não são completamente capturados pelo modelo generativo, o qual prioriza a representação do comportamento típico do sistema. Embora a distribuição central seja razoavelmente preservada, o comportamento nas caudas é sub-representado nos dados sintéticos.

4.1.1.2 Preservação da Variância

A consistência estatística de segunda ordem é avaliada comparando a dispersão das amostras históricas e sintéticas por meio do desvio padrão. Para um conjunto de dados de tamanho M, o desvio padrão é definido como:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{M-1}\sum_{t=1}^{M}(x_t - \bar{x})^2}, \tag{4.4}$$

em que $\bar{x}$ denota a média amostral. Para quantificar a discrepância entre a dispersão histórica e a sintética, o desvio relativo do desvio padrão é calculado como:

$$\Delta\sigma = \frac{|\sigma_{real} - \sigma_{syn}|}{\sigma_{real}}, \tag{4.5}$$

em que σ_{real} e σ_{syn} correspondem aos desvios padrão dos conjuntos histórico e sintético, respectivamente. A Tabela 3 resume a comparação das métricas de dispersão para todas as variáveis.

Tabela 3 – Comparação do desvio padrão entre dados históricos e sintéticos.

Variável	σ_{real}	σ_{syn}	$\Delta\sigma$
IGH	320.10 W/m^2	326.83 W/m^2	0.0210
Velocidade do Vento	1.05 m/s	0.96 m/s	0.0832
Demanda de Potência	11.22%	10.28%	0.0836
PLD	190.59 R$/MWh	4.44 R$/MWh	0.9767

Fonte: Autoria própria.

A dispersão da irradiância solar, da velocidade do vento e da demanda de carga é bem preservada, com desvios relativos inferiores a 10%. Em contrapartida, o preço de energia apresenta um desvio substancialmente maior ($\Delta\sigma = 0.9767$). Essa discrepância está primariamente associada à presença de eventos extremos na base histórica que aumentam significativamente a variância e não são totalmente representados nas amostras sintéticas. Consequentemente, embora os perfis sintéticos de preço capturem a tendência central e a estrutura temporal intradiária, eles subestimam a variabilidade extrema observada nos registros históricos, refletindo a tendência do modelo de priorizar os padrões mais frequentes durante o treinamento.

4.1.1.3 Preservação da Correlação entre Variáveis

As relações entre variáveis são avaliadas comparando a estrutura de dependência linear por meio da matriz de correlação de Pearson. Sejam $\mathbf{R}^{real}$ e $\mathbf{R}^{syn}$ as matrizes de correlação dos conjuntos histórico e sintético, respectivamente. O coeficiente de correlação par a par entre as variáveis X_i e X_j é definido como:

$$\rho_{ij} = \frac{\text{Cov}(X_i, X_j)}{\sigma_i \sigma_j}, \tag{4.6}$$

em que Cov$(\cdot)$ denota a covariância e σ_i, σ_j são os desvios padrão de X_i e X_j, respectivamente. Para quantificar o desvio global entre as estruturas de correlação, calcula-se a norma de Frobenius da diferença entre matrizes:

$$\Delta_R = \left\| \mathbf{R}^{real} - \mathbf{R}^{syn} \right\|_F, \tag{4.7}$$

que fornece uma medida global da discrepância na dependência linear. A Tabela 4 apresenta as matrizes de correlação histórica e sintética para cada par de variáveis (formato: histórico / sintético).

Tabela 4 – Comparação das matrizes de correlação de Pearson (histórica / sintética).

	IGH	**Vel. do Vento**	**Demanda**	**PLD**
IGH	1.000 / 1.000	0.451 / 0.849	0.129 / 0.512	0.002 / 0.026
Vel. do Vento	0.451 / 0.849	1.000 / 1.000	-0.131 / 0.453	-0.134 / -0.106
Demanda	0.129 / 0.512	-0.131 / 0.453	1.000 / 1.000	-0.254 / 0.732
PLD	0.002 / 0.026	-0.134 / -0.106	-0.254 / 0.732	1.000 / 1.000

Fonte: Autoria própria.

Os dados sintéticos preservam determinados aspectos qualitativos das relações entre variáveis; contudo, desvios notáveis são observados em alguns pares. Em particular, correlações envolvendo a demanda de carga apresentam diferenças significativas, incluindo mudanças de sinal nas relações vento-carga e carga-preço. Essas discrepâncias são esperadas, pois cada variável estocástica é gerada de forma independente por modelos cGAN separados, sem modelar explicitamente dependências conjuntas. Consequentemente, as correlações entre variáveis no conjunto sintético emergem do alinhamento temporal dos perfis, e não de uma distribuição multivariada aprendida. Adicionalmente, a incorporação do crescimento determinístico da demanda introduz um deslocamento sistemático na magnitude da carga, o que afeta ainda mais sua correlação com as demais variáveis.

Apesar desses desvios, o conjunto sintético exibe relações fisicamente interpretáveis, como a associação positiva entre irradiância e velocidade do vento e o fraco acoplamento entre irradiância e preço. Para aplicações de planejamento estocástico baseado em cenários, capturar o comportamento temporal dominante de cada variável é mais crítico do que reproduzir com exatidão todas as correlações par a par, tornando o nível de consistência observado aceitável para a finalidade pretendida.

4.1.1.4 Dependência Temporal: Análise de Autocorrelação

A coerência temporal intradiária é avaliada pela Função de Autocorrelação (FAC) da demanda de carga. A carga é selecionada como variável representativa por apresentar periodicidade diurna acentuada e persistência de curto prazo, sendo sensível a distorções na estrutura temporal. Seja $\{L_t\}_{t=1}^{M}$ a série horária de carga e $\bar{L}$ sua média amostral. A autocorrelação na defasagem k é definida como:

$$\rho(k) = \frac{\sum_{t=k+1}^{M} (L_t - \bar{L})(L_{t-k} - \bar{L})}{\sum_{t=1}^{M} (L_t - \bar{L})^2}, \tag{4.8}$$

para $k = 1, 2, \ldots, K$, com $K = 24$ horas neste estudo. A FAC é calculada tanto para

a série histórica quanto para a sintética. A Tabela 5 reporta valores selecionados de defasagem para comparar a estrutura de dependência temporal.

Tabela 5 – Comparação da autocorrelação para a demanda de carga.

Defasagem (h)	$\rho_{real}(k)$	$\rho_{syn}(k)$	$\lvert\Delta\rho(k)\rvert$
1	0.9550	0.8926	0.0624
6	0.3556	-0.0516	0.4072
12	0.1684	-0.2570	0.4253
18	0.1649	-0.1842	0.3491
24	0.6159	0.0000	0.6159

Fonte: Autoria própria.

A dependência temporal de curto prazo é razoavelmente preservada, evidenciada pela forte concordância na defasagem 1. Contudo, as discrepâncias aumentam com defasagens maiores: a série sintética não reproduz a autocorrelação positiva observada na periodicidade diária (defasagem 24), e diversas defasagens intermediárias apresentam mudanças de sinal, indicando distorções na estrutura temporal de médio prazo. Esses desvios estão primariamente associados ao fato de os perfis diários serem gerados de forma independente, sem impor explicitamente continuidade temporal entre dias consecutivos.

De modo geral, os resultados da validação demonstram que a metodologia proposta preserva as características de primeira ordem (média), segunda ordem (variância) e de curto prazo temporal do conjunto histórico, oferecendo uma representação aproximada das relações distribucionais e entre variáveis. Esse nível de consistência estatística é suficiente para o planejamento estocástico de sistemas de distribuição baseado em cenários, no qual capturar o comportamento dominante das variáveis é mais crítico do que reproduzir com exatidão todas as dependências de ordem superior.

4.1.1.5 Análise de Sensibilidade com Relação ao Número de Cenários (K_s)

O impacto do número de clusters K_s é avaliado por meio de uma métrica de qualidade de redução de cenários. Como o procedimento de agrupamento é aplicado de forma independente em cada subconjunto sazonal, o erro de representação também é avaliado separadamente para cada período. Neste trabalho, adota-se uma partição simplificada em dois subperíodos climáticos: Verão (período de maior irradiância, abrangendo primavera e verão) e Inverno (período de menor irradiância, abrangendo outono e inverno). Os valores reportados na Tabela 6 correspondem à média dos erros normalizados obtidos para os dois subperíodos de cada agrupamento, calculados conforme descrito a seguir.

Seja $\mathcal{D}^{(s)} = \{x_i^{(s)}\}_{i=1}^{N_s}$ o conjunto de dados sintéticos associado ao período $s \in \{\text{verão}, \text{inverno}\}$, em que $x_i^{(s)} \in \mathbb{R}^{96}$ e N_s é o número de perfis diários nesse período.

Para um dado K_s, o erro de representação é quantificado pela soma dos quadrados dentro dos clusters:

$$J^{(s)}(K_s) = \sum_{k=1}^{K_s} \sum_{i \in \mathcal{I}_k^{(s)}} \|x_i^{(s)} - c_k^{(s)}\|_2^2, \tag{4.9}$$

em que $\mathcal{I}_k^{(s)}$ denota o conjunto de amostras atribuídas ao cluster k no período s e $c_k^{(s)}$ é o centroide correspondente. Para obter uma medida adimensional, o erro de quantização normalizado é definido como:

$$\tilde{J}^{(s)}(K_s) = \frac{J^{(s)}(K_s)}{\sum_{i=1}^{N_s} \|x_i^{(s)} - \bar{x}^{(s)}\|_2^2}, \qquad \bar{x}^{(s)} = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} x_i^{(s)}, \tag{4.10}$$

em que $\bar{x}^{(s)}$ é o perfil diário médio do período s. Valores menores de $\tilde{J}^{(s)}(K_s)$ indicam maior fidelidade do conjunto de cenários reduzido em relação ao conjunto do período correspondente. Para mitigar a sensibilidade à inicialização dos centroides, o procedimento é repetido $R = 10$ vezes para cada valor de K_s, reportando-se média e desvio padrão do erro normalizado. O número total de cenários é $K = 2K_s$, uma vez que o agrupamento é realizado independentemente para os dois subperíodos sazonais.

Tabela 6 – Sensibilidade da qualidade de redução de cenários em função de K_s (média $\pm$ desvio padrão, $R = 10$ inicializações).

$\mathbf{K_s}$	$\mathbf{K}$	**Verão**		**Inverno**	
		$\mu_{\tilde{J}}^{(s)}$	$\sigma_{\tilde{J}}^{(s)}$	$\mu_{\tilde{J}}^{(s)}$	$\sigma_{\tilde{J}}^{(s)}$
1	2	1.0000	0.0000	1.0000	0.0000
2	4	0.3343	0.0001	0.2879	0.0000
4	8	0.1736	0.0076	0.1209	0.0087
6	12	0.1288	0.0047	0.0842	0.0026
8	16	0.1018	0.0051	0.0672	0.0024
12	24	0.0694	0.0028	0.0474	0.0024

Fonte: Autoria própria.

Os resultados da Tabela 6 demonstram que o aumento de K_s reduz consistentemente o erro de representação em ambos os subperíodos. Observa-se que o período de Inverno apresenta erros menores em todas as configurações de K_s, indicando maior homogeneidade intraperiodo dos perfis sintéticos, o que é fisicamente coerente com a menor variabilidade da irradiância e da demanda nas estações de menor incidência solar. O período de Verão exibe erros maiores para valores reduzidos de K_s, refletindo a maior diversidade de comportamentos gerados pela combinação de alta irradiância e maior volatilidade da velocidade do vento. A seleção de K_s deve,

portanto, equilibrar representatividade estatística e escalabilidade computacional: valores menores produzem conjuntos compactos que capturam os padrões dominantes de cada período, enquanto valores maiores preservam variabilidade mais fina e eventos de menor probabilidade de ocorrência, ao custo de um aumento proporcional no esforço computacional do modelo de otimização estocástica.

4.2 Resultados do Modelo Matemático

Esta seção dedica-se à apresentação e análise crítica dos resultados obtidos através da aplicação do modelo de otimização proposto para o planejamento da expansão de SDEE, solucionado com o Software AMPL IDE e o solver CPLEX em um computador com CPU Intel Core i5, 1.60 GHz e 8 GB de memória RAM. O objetivo central é validar a eficácia da metodologia no dimensionamento e alocação integrada de ativos tradicionais, como a SOC, e de RED, incluindo GD fotovoltaica, eólica e SAE, além da infraestrutura necessária para o suporte a VE.

Os resultados do modelo são obtidos considerando um horizonte de planejamento de 10 anos, adequado à natureza de problemas de expansão de sistemas elétricos de médio e longo prazo. Essa abordagem permite avaliar diretamente a configuração final da rede ao término do período de estudo, incorporando de forma integrada as decisões de investimento necessárias para atender à demanda projetada dentro desse intervalo temporal. O modelo considera que todos os ativos selecionados são planejados para operar ao longo do horizonte completo, garantindo a coerência entre a topologia resultante, os limites operativos do sistema e os critérios econômicos adotados.

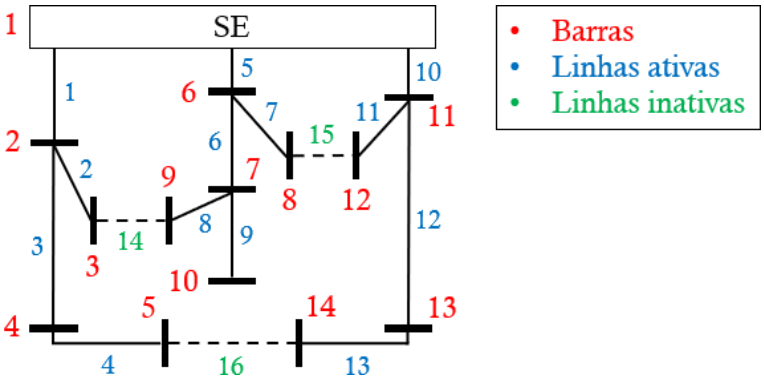
Para garantir a robustez da análise e verificar a escalabilidade do modelo matemático, foram utilizados quatro sistemas testes com diferentes níveis de complexidade topológica e de demanda: os sistemas de 14, 24, 33 e 54 barras. Cada caso de estudo foi submetido a múltiplos cenários operativos que capturam a variabilidade estocástica da geração renovável (solar e eólica) e o comportamento da carga, incluindo a demanda flexível dos VE.

Nas seções subsequentes, os resultados são detalhados para cada sistema, com foco na avaliação dos perfis de tensão, nas perdas técnicas e na racionalidade econômica por trás da alocação de cada tecnologia. A discussão busca não apenas quantificar os investimentos, mas compreender como a topologia da rede e as características locais de carga influenciam as decisões ótimas de expansão, demonstrando a capacidade do modelo em prover soluções resilientes e tecnicamente viáveis.

4.2.1 Sistema de 14 barras

O primeiro caso de teste abrange o SDEE de 14 barras mostrado na Figura 21, que inclui 1 subestação instalada na barra 1, 13 barras de carga, tensão nominal de 0.023 MV e demanda de (28.7 + j5.9) MVA, com baixa demanda de potência reativa devido à atuação de capacitores presentes no sistema. Os dados para esse sistema e demais parâmetros para o modelo podem ser encontrados no Apêndice A.

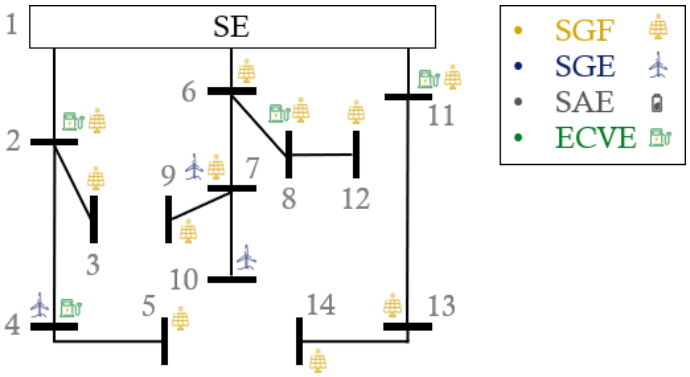
Figura 21 – Diagrama do SDEE de 14 barras.



Fonte: Autoria própria.

A Figura 22 apresenta o diagrama do sistema de 14 barras após alocação de todas as tecnologias. Para esse sistema, as linhas inoperantes são 11, 14 e 16. O custo de planejamento considerando a recuperação de capital no horizonte de 10 anos é de 0.631 milhões de dólares.

Figura 22 – Diagrama do SDEE de 14 barras após alocação de tecnologias.

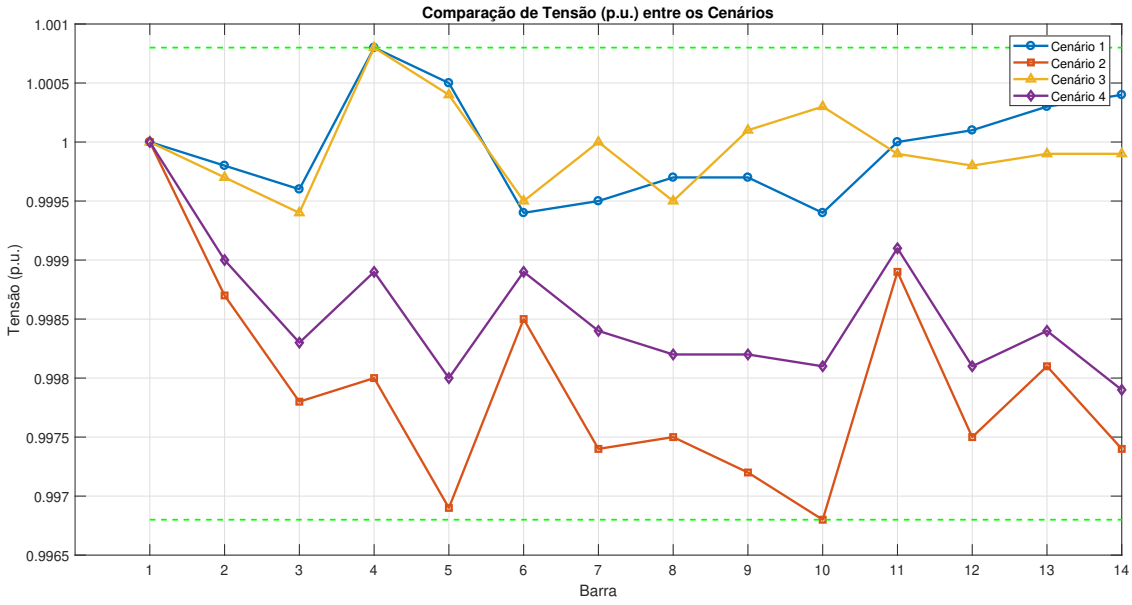


Fonte: Autoria própria.

A Figura 23 apresenta um comparativo dos perfis de tensão em cada cenário. Observa-se que os valores se encontram numa faixa de 0.9968 p.u. a 1.0008 p.u., que está dentro do desvio permitido de +/- 5% definido pela ANEEL. Nota-se uma estabilidade no sistema frente à inserção de GD, a variação marginal entre os cenários indica

que a alocação otimizada desses recursos, combinada com os capacitores já existentes, conseguiu mitigar as flutuações típicas de fontes intermitentes. O sistema opera praticamente na tensão nominal, o que sugere que a injeção de potência ativa pelos GD está ocorrendo próxima aos centros de carga, reduzindo as quedas de tensão ao longo dos alimentadores, além do fato de que este sistema é relativamente pequeno, o que pode contribuir para a baixa variação da tensão.

Figura 23 – Comparativo dos perfis de tensão em cada cenário para o sistema de 14 barras.



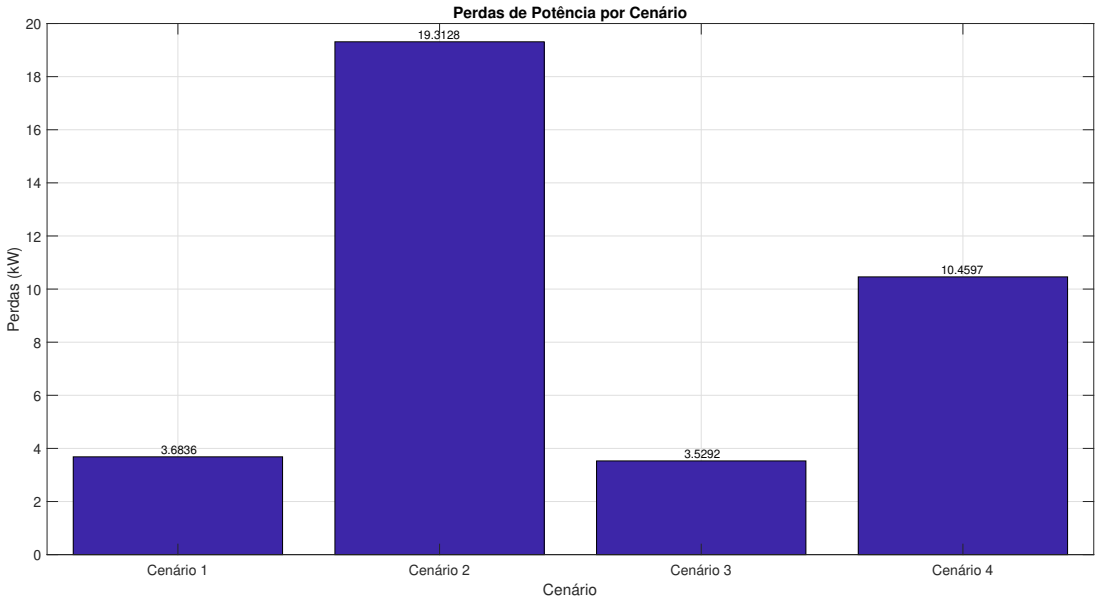
Fonte: Autoria própria.

A Figura 24 apresenta um comparativo das perdas de potência ativa em cada cenário. Nota-se uma disparidade significativa no comportamento do sistema no cenário 2, que apresentou perdas de aproximadamente 19.3 kW, valor quase cinco vezes superior aos cenários 1 e 3. Essa elevação abrupta sugere que, no cenário 2, houve um desacoplamento temporal mais acentuado entre a geração e a demanda. Isso evidencia a sensibilidade da eficiência do sistema à estocasticidade das fontes primárias, mesmo quando a tensão permanece estável.

Ainda, as perdas técnicas do sistema base, usando um modelo determinístico de fluxo de potência, são 511.43 kW, e após RRP, onde as linhas 7, 8, 16 são inativas no melhor caso, as perdas passam a ser 466.12 kW (Gonçalves Leite; Carreño Franco; López Lezama, 2023; Mahdavi *et al.*, 2021; Pareja; López-Lezama; Carmona, 2022). Como mencionado, o pior caso de perdas observado para este sistema foi de 19.3 kW no cenário 2, o que está muito abaixo do valor após RRP. Em razão das diferenças metodológicas entre as abordagens, não se mostra adequado realizar uma compara-

ção direta entre os resultados de alocação de RED, ainda assim, observa-se que as perdas técnicas obtidas neste trabalho são extremamente pequenas, o que por si só já evidencia o elevado desempenho da metodologia proposta.

Figura 24 – Comparativo das perdas de potência ativa em cada cenário para o sistema de 14 barras.



Fonte: Autoria própria.

Dessa forma, a Tabela 7 apresenta o desempenho técnico e econômico do sistema de 14 barras, comparando o caso base, usando um modelo estocástico de fluxo de potência linearizado sem alocação de recursos, com o modelo proposto de alocação de RED. No caso base, as perdas ativas variam entre 190.86 kW e 255.16 kW dependendo do cenário, e a tensão mínima situa-se entre 0.9788 p.u. e 0.9820 p.u., enquanto o modelo proposto reduz as perdas em média 95.80%, com a maior redução verificada no cenário 1 (98.56%). A melhoria do perfil de tensão mínima, em média 1.84% superior ao caso base, reflete a injeção localizada de potência pelos recursos alocados. O custo total de planejamento cai de 1.194 milhões de dólares para 0.631 milhões de dólares, representando um benefício econômico de 47.15%, o maior entre os sistemas avaliados, evidenciando a eficácia da alocação de recursos para redes de médio porte com elevada densidade de carga.

Tabela 7 – Desempenho técnico e econômico do sistema de 14 barras.

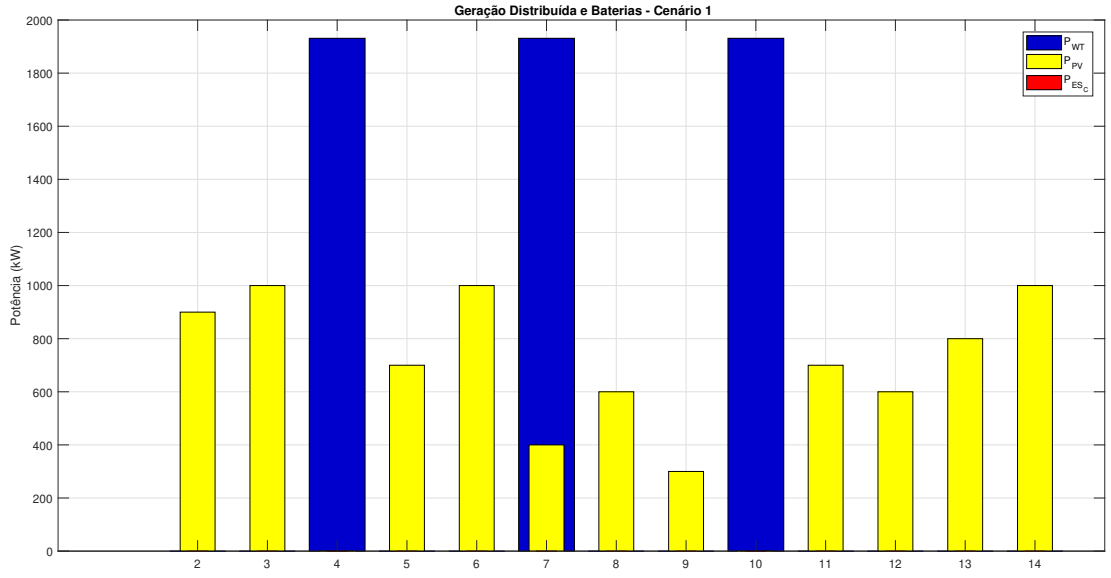
Descrição	**Caso Base**	**Modelo Proposto**
Perdas ativas, cenário 1 (kW)	255.16	3.68 (-98.56%)
Perdas ativas, cenário 2 (kW)	234.17	19.31 (-91.75%)

Tabela 7 – Desempenho técnico e econômico do sistema de 14 barras (continuação).

Descrição	**Caso Base**	**Modelo Proposto**
Perdas ativas, cenário 3 (kW)	218.42	3.53 (-98.38%)
Perdas ativas, cenário 4 (kW)	190.86	10.46 (-94.52%)
Redução média das perdas (%)	—	95.80
Tensão mínima, cenário 1 (p.u.)	0.9788	0.9994 (+2.10%)
Tensão mínima, cenário 2 (p.u.)	0.9798	0.9968 (+1.74%)
Tensão mínima, cenário 3 (p.u.)	0.9806	0.9994 (+1.92%)
Tensão mínima, cenário 4 (p.u.)	0.9820	0.9979 (+1.62%)
Melhoria média do perfil de tensão (%)	—	1.84
Custo total de planejamento (M$)	1.194	0.631
Benefício econômico (%)	—	47.15

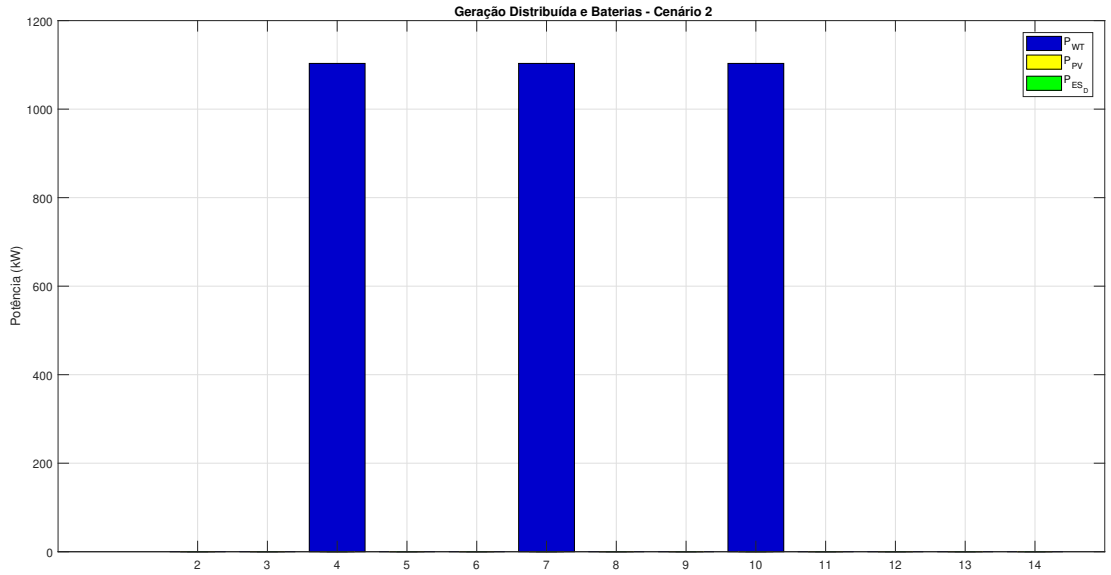
A Figura 25 apresenta o cenário 1 de verão durante o dia, evidenciando a injeção de potência por barra realizada pelos SGF e SGE, a Figura 26 mostra o cenário 2 de verão durante a noite, a Figura 27 apresenta o cenário 3 de inverno durante o dia, e a Figura 28 ilustra o cenário 4 de inverno durante a noite. Para esse sistema em particular, não foram alocados SAE, e este resultado aponta para uma decisão econômica do modelo de otimização: para o sistema de 14 barras, sob as restrições e custos atuais, foi mais eficiente expandir a capacidade das linhas (recondutoramento) e utilizar a GD instantânea do que investir no CAPEX elevado de SAE. O modelo conseguiu atender ao balanço de potência apenas com a gestão da rede e a injeção das fontes renováveis, tornando o armazenamento redundante para este horizonte de planejamento.

Figura 25 – Cenário 1 de injeção/absorção de potência pelos SGF, SGE e SAE para o sistema de 14 barras.



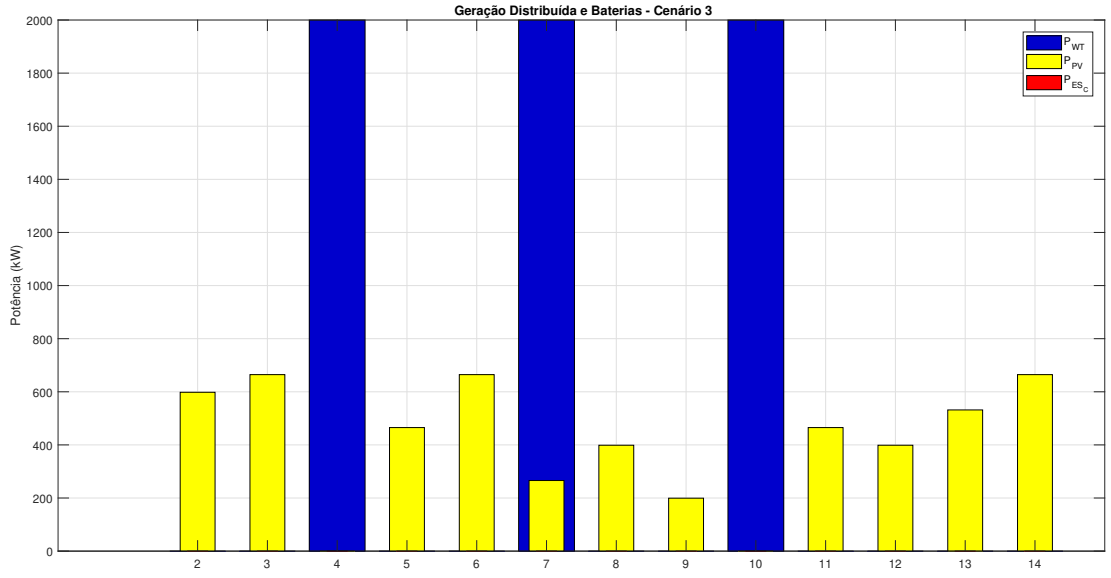
Fonte: Autoria própria.

Figura 26 – Cenário 2 de injeção/absorção de potência pelos SGF, SGE e SAE para o sistema de 14 barras.



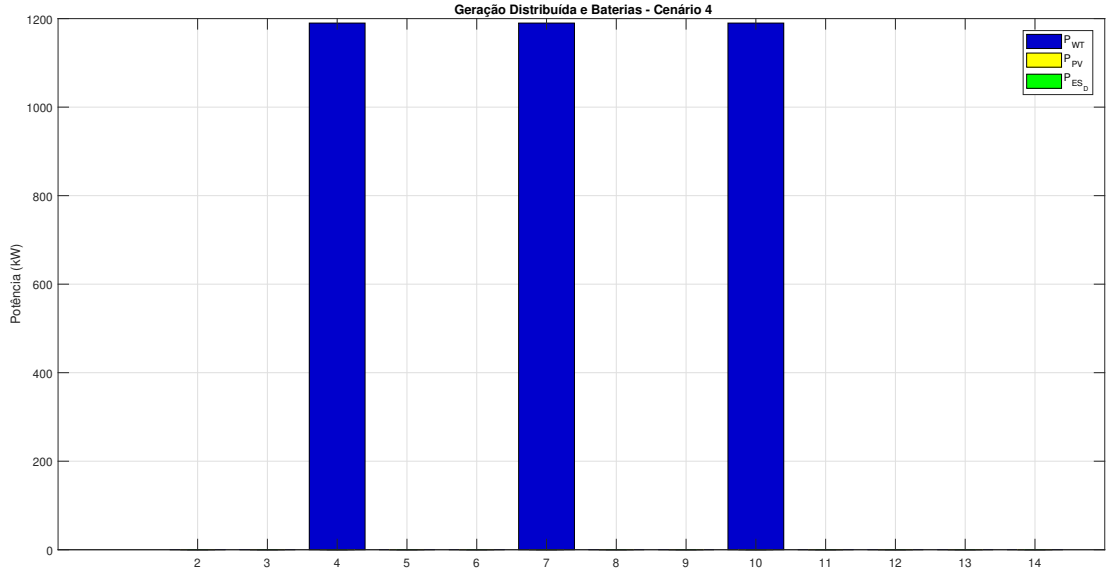
Fonte: Autoria própria.

Figura 27 – Cenário 3 de injeção/absorção de potência pelos SGF, SGE e SAE para o sistema de 14 barras.



Fonte: Autoria própria.

Figura 28 – Cenário 4 de injeção/absorção de potência pelos SGF, SGE e SAE para o sistema de 14 barras.

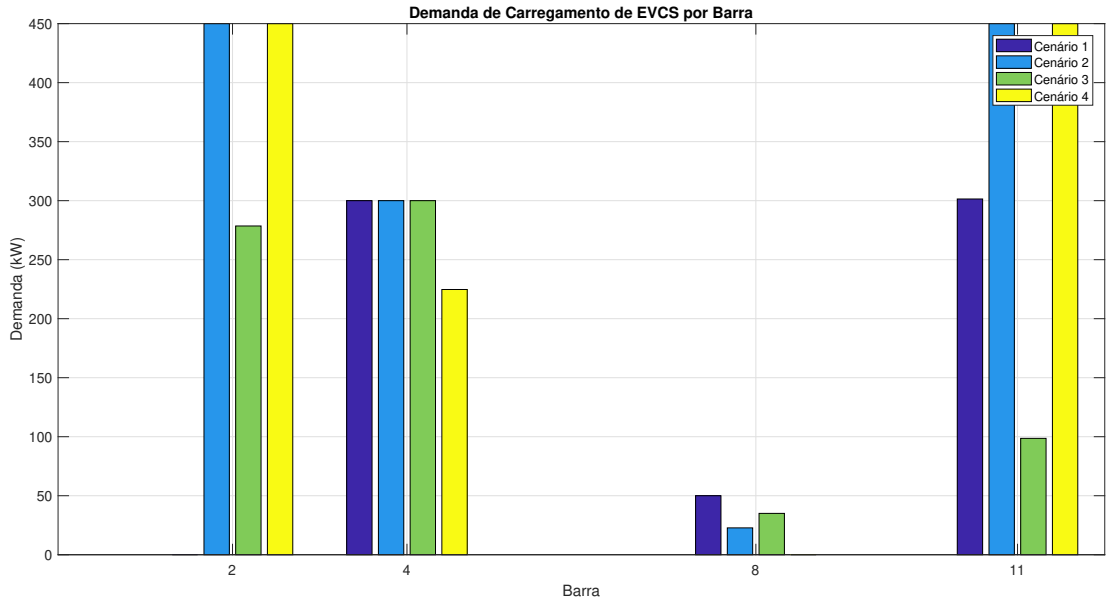


Fonte: Autoria própria.

A Figura 29 apresenta cada cenário da demanda de carregamento de ECVE por barra para o sistema de 14 barras. A soma da potência nas barras em cada cená-

rio equivale à demanda estabelecida para o modelo. Observa-se uma concentração de carga nas barras 2 e 11, que atuam como super-cargas no sistema . O fato do sistema manter os perfis de tensão estáveis mesmo sob essa carga pesada e variável na barra 11 reforça a eficácia do planejamento da expansão proposto, validando o dimensionamento dos condutores e a localização das fontes de GD para suportar novos perfis de consumo.

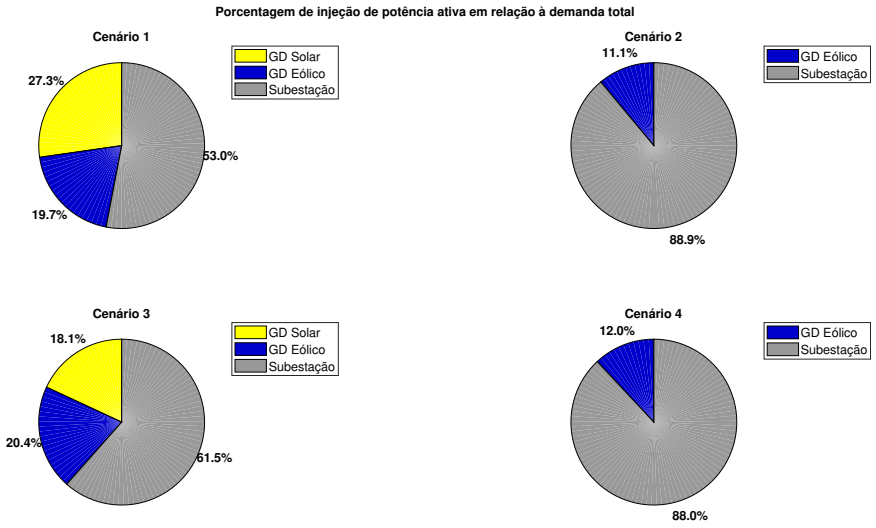
Figura 29 – Cenários da demanda de carregamento de ECVE por barra para o sistema de 14 barras.



Fonte: Autoria própria.

A Figura 30 apresenta a participação de cada fonte no atendimento da demanda total do sistema, isto é, a demanda de potência ativa somada à demanda de carregamento dos VE em cada cenário, para os quatro cenários analisados, considerando a contribuição dos SGF, SGE, SAE e da subestação. Observa-se que a participação da subestação varia de acordo com a disponibilidade dos recursos distribuídos, sendo reduzida nos cenários em que a geração renovável apresenta maior contribuição. Esse comportamento evidencia a complementaridade entre as fontes renováveis e a rede elétrica, demonstrando que a integração da GD contribui para reduzir a dependência da subestação e aumentar a participação da geração local no atendimento da demanda.

Figura 30 – Participação das fontes no atendimento da demanda total para o sistema de 14 barras.



Fonte: Autoria própria.

A Tabela 8 apresenta os condutores selecionados, cujas características se encontram no Apêndice A. A Tabela 9 apresenta os equipamentos alocados nas barras do sistema, indicando as quantidades de ECVE, SGF e SGE instalados em cada barra.

Tabela 8 – Condutores selecionados para o sistema de 14 barras.

Condutor	**Linhas**
1	–
2	–
3	–
4	–
5	3, 4, 7, 8
6	9, 13
7	15
8	–
9	6
10	2, 12
11	–
12	–
13	–
14	10
15	–

Tabela 8 – Condutores selecionados para o sistema de 14 barras (continuação).

Condutor	Linhas
16	–
17	–
18	1
19	5
20	–
21	–
22	–
23	–
24	–

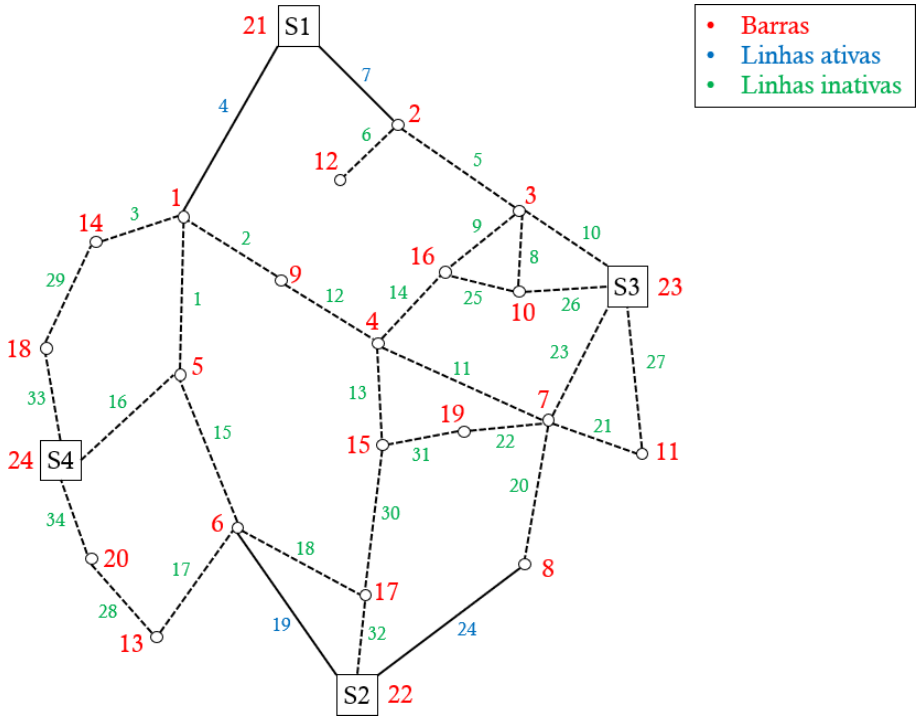
Tabela 9 – Equipamentos alocados nas barras do sistema de 14 barras.

Barra	ECVE 50 kW	ECVE 150 kW	SGF	SGE
2	9	3	9	–
3	–	–	10	–
4	6	2	–	1
5	–	–	7	–
6	–	–	10	–
7	–	–	4	1
8	1	1	6	–
9	–	–	3	–
10	–	–	–	1
11	9	3	7	–
12	–	–	6	–
13	–	–	8	–
14	–	–	10	–

4.2.2 Sistema de 24 barras

O segundo caso de teste abrange o SDEE de 24 barras mostrado na Figura 31, que inclui 4 subestações instaladas nas barras 21, 22, 23 e 24, 20 barras de carga, tensão nominal de 0.020 MV e demanda de 22.05056 MVA. Para este caso, o fator de potência das linhas é de 0.9. Os dados para esse sistema e demais parâmetros para o modelo podem ser encontrados no Apêndice A.

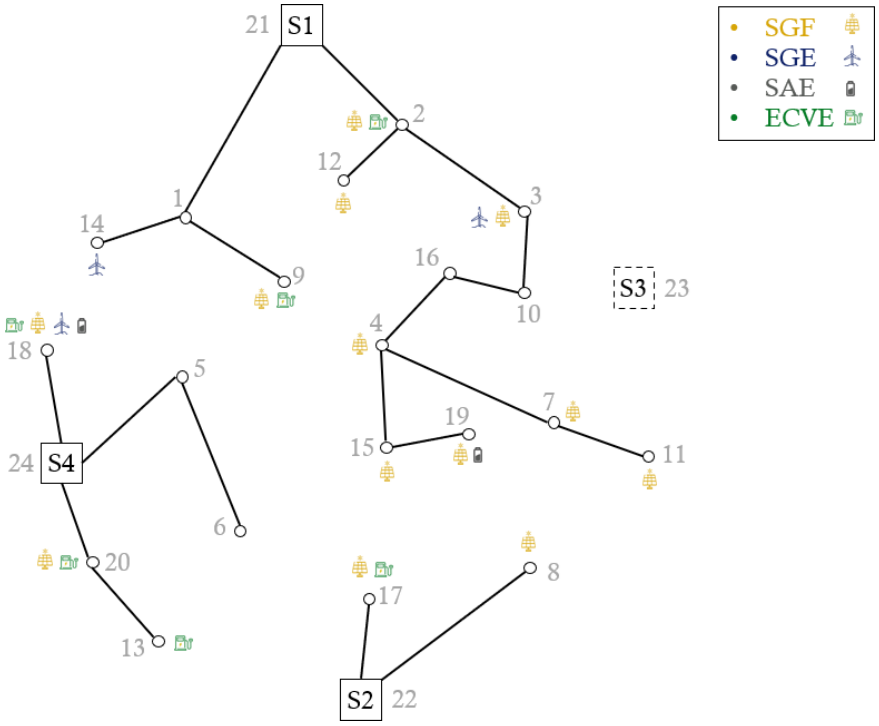
Figura 31 – Diagrama do SDEE de 24 barras.



Fonte: Autoria própria.

A Figura 32 apresenta o diagrama do sistema de 24 barras após alocação de todas as tecnologias. Para esse sistema, as linhas inoperantes são 1, 9, 10, 12, 17, 18, 19, 20, 22, 23, 26, 27, 29 e 30. O custo de planejamento considerando a recuperação de capital no horizonte de 10 anos é de 0.481 milhões de dólares.

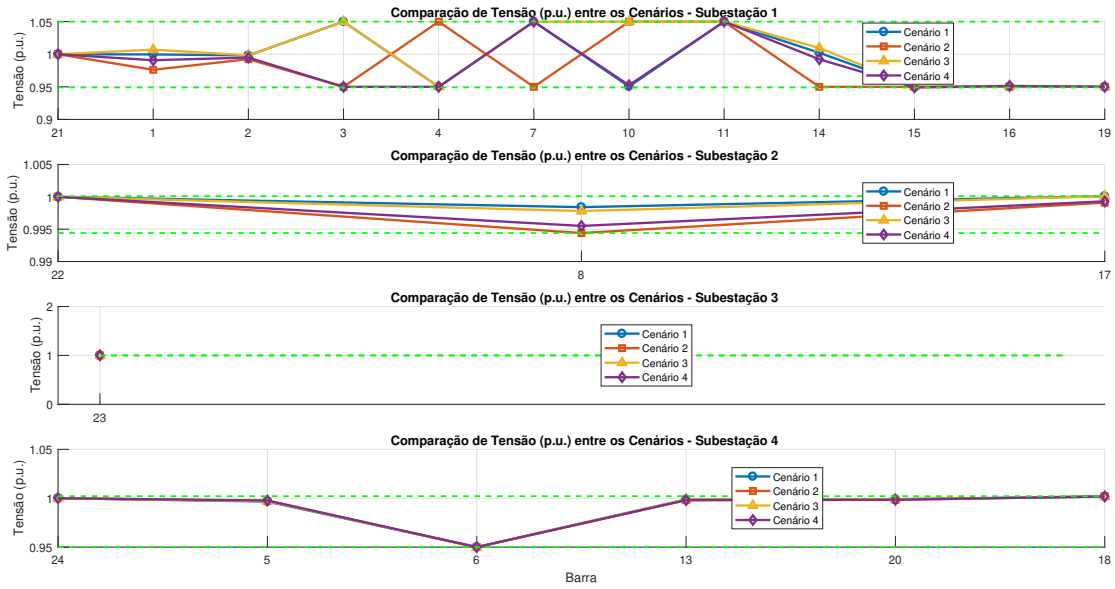
Figura 32 – Diagrama do SDEE de 24 barras após alocação de tecnologias.



Fonte: Autoria própria.

A Figura 33 apresenta um comparativo dos perfis de tensão em cada cenário. Observa-se que os valores se encontram numa faixa de 0.9491 p.u. a 1.0500 p.u., que está muito próximo do desvio permitido de +/- 5% definido pela ANEEL, por mais que haja uma variação ínfima fora do intervalo, indicando que o sistema está operando sob maior estresse elétrico. Diferente de uma questão puramente topológica, esse desvio de tensão revela o esgotamento da capacidade de regulação deste sistema frente aos novos perfis de carga. Mesmo com o suporte das quatro subestações, a impedância das linhas e a distância elétrica até certos centros de consumo criam quedas de tensão que a GD, por si só, não conseguiu compensar totalmente em todos os cenários estocásticos.

Figura 33 – Comparativo dos perfis de tensão em cada cenário para o sistema de 24 barras.

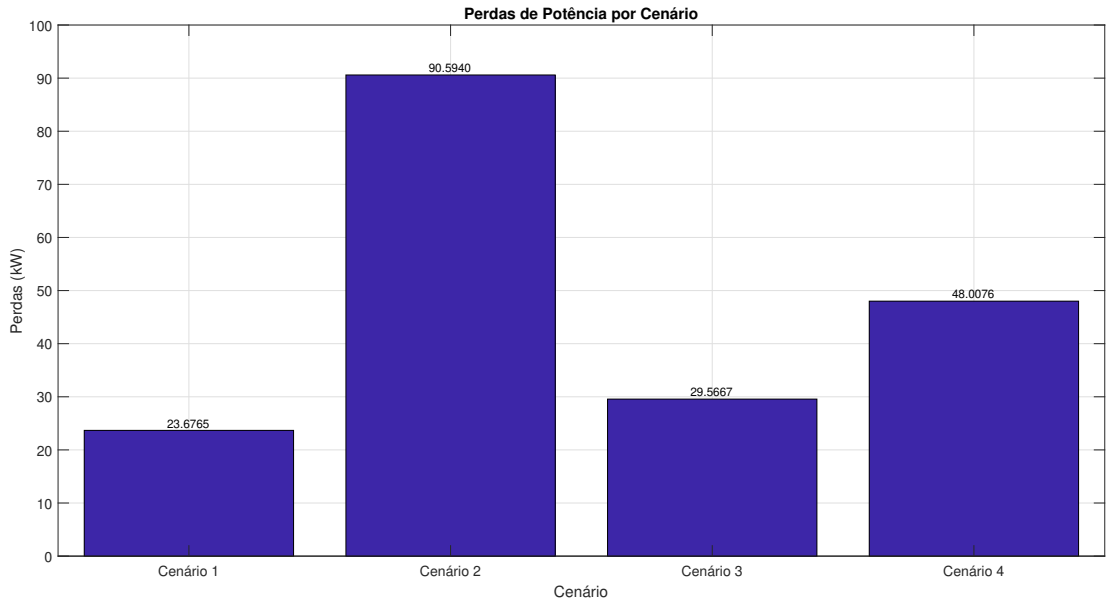


Fonte: Autoria própria.

A Figura 34 apresenta um comparativo das perdas de potência ativa em cada cenário. Destaca-se a severidade do cenário 2, que atinge 90.59 kW, sendo desproporcionalmente superior aos demais cenários. Esse pico de ineficiência indica que, no cenário 2, ocorre o pior desacoplamento temporal possível entre a curva de geração renovável e a curva de carga, bem como observado também para o sistema de 14 barras. Nesse momento operativo, o sistema é forçado a importar grandes blocos de energia das subestações para suprir demandas distantes, maximizando o fluxo de potência pelas linhas e, consequentemente, as perdas técnicas. Isso reforça que a eficiência da rede de distribuição é altamente sensível à simultaneidade da geração local.

No caso deste sistema, observa-se uma limitação quanto à disponibilidade e padronização dos dados. A demanda é expressa em MVA, sem divisão clara entre potências ativa e reativa demandada, e os trabalhos da literatura podem adotar diferentes valores de fator de potência para as linhas, o que dificulta uma comparação quantitativa direta das perdas técnicas. Ainda assim, independentemente dessas variações de modelagem, a tendência observada é consistente, indicando níveis de perdas reduzidos, em consonância com o comportamento verificado nos demais sistemas analisados.

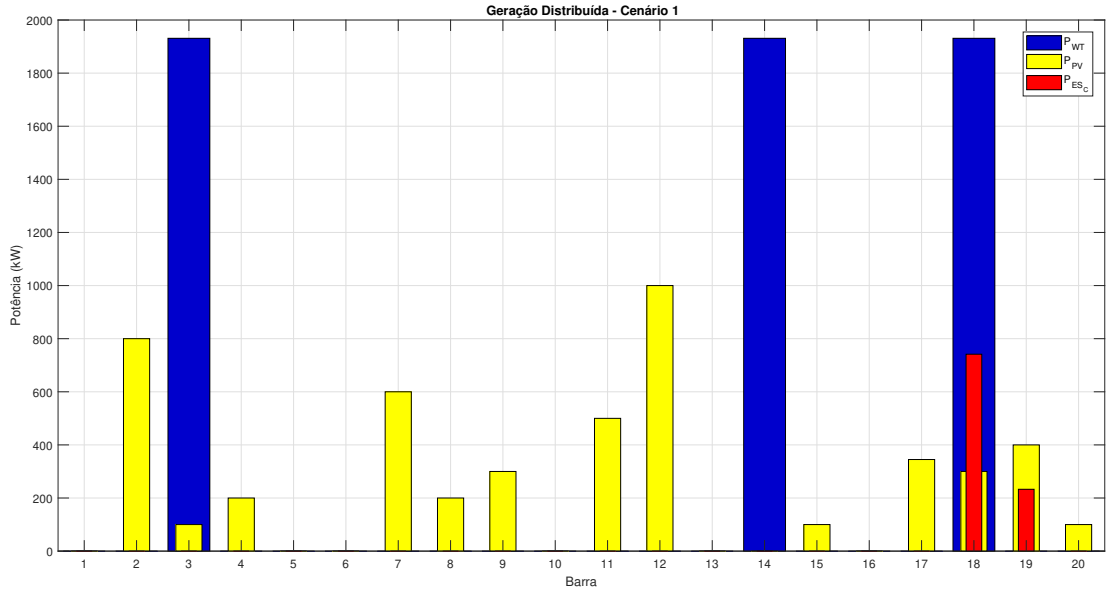
Figura 34 – Comparativo das perdas de potência ativa em cada cenário para o sistema de 24 barras.



Fonte: Autoria própria.

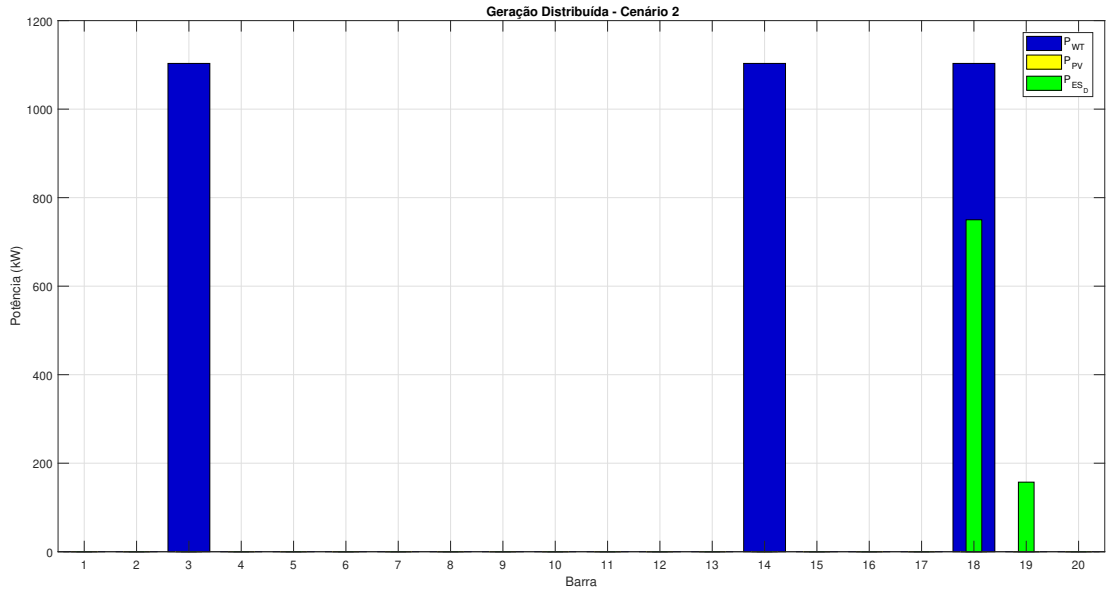
A Figura 35 apresenta o cenário 1 de verão durante o dia, evidenciando a injeção de potência por barra realizada pelos SGF e SGE, e também o comportamento de injeção durante o dia e absorção surante a noite dos SAE. A Figura 36 mostra o cenário 2 de verão durante a noite, a Figura 37 apresenta o cenário 3 de inverno durante o dia, e a Figura 38 ilustra o cenário 4 de inverno durante a noite. Ao contrário do sistema de 14 barras, onde a SOC e a GD foram suficientes, a complexidade do sistema de 24 barras levou o modelo de otimização a investir em SAE nas barras 18 e 19. Isso sugere que, para este nível de demanda e topologia, a flexibilidade temporal provida pelas baterias (armazenar para usar depois) tornou-se interessante e economicamente viável para evitar violações de tensão ou sobrecargas que a rede física sozinha não conseguiria mitigar.

Figura 35 – Cenário 1 de injeção/absorção de potência pelos SGF, SGE e SAE para o sistema de 24 barras.



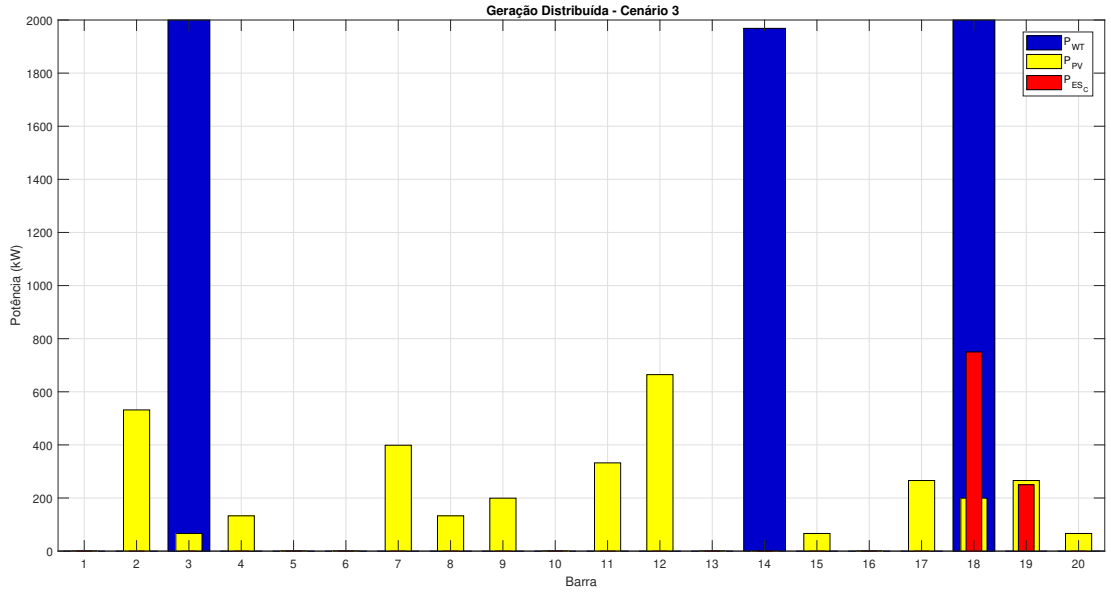
Fonte: Autoria própria.

Figura 36 – Cenário 2 de injeção/absorção de potência pelos SGF, SGE e SAE para o sistema de 24 barras.



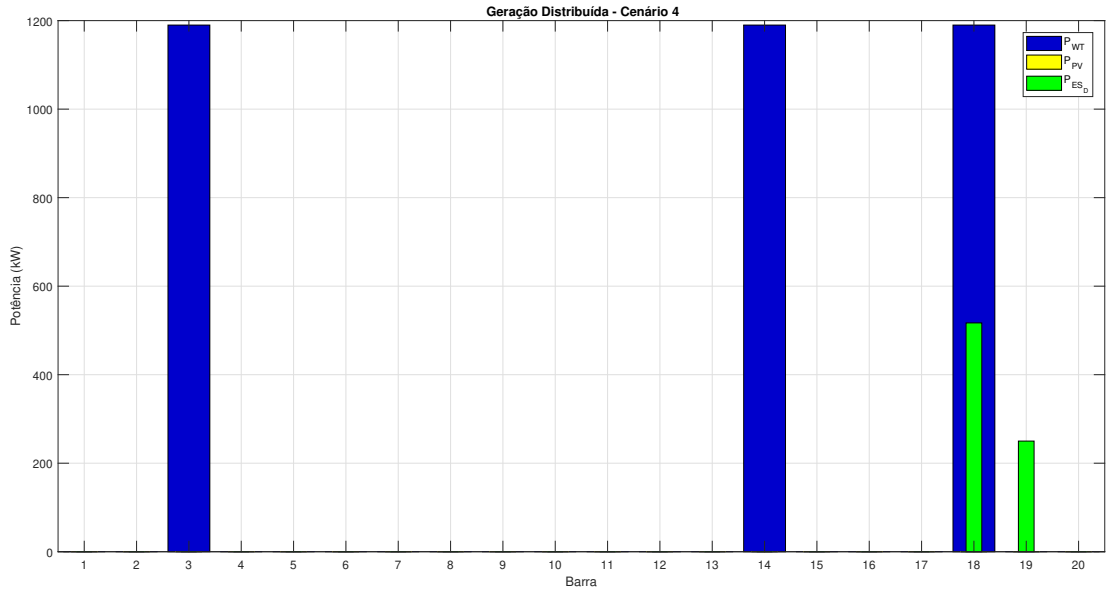
Fonte: Autoria própria.

Figura 37 – Cenário 3 de injeção/absorção de potência pelos SGF, SGE e SAE para o sistema de 24 barras.



Fonte: Autoria própria.

Figura 38 – Cenário 4 de injeção/absorção de potência pelos SGF, SGE e SAE para o sistema de 24 barras.

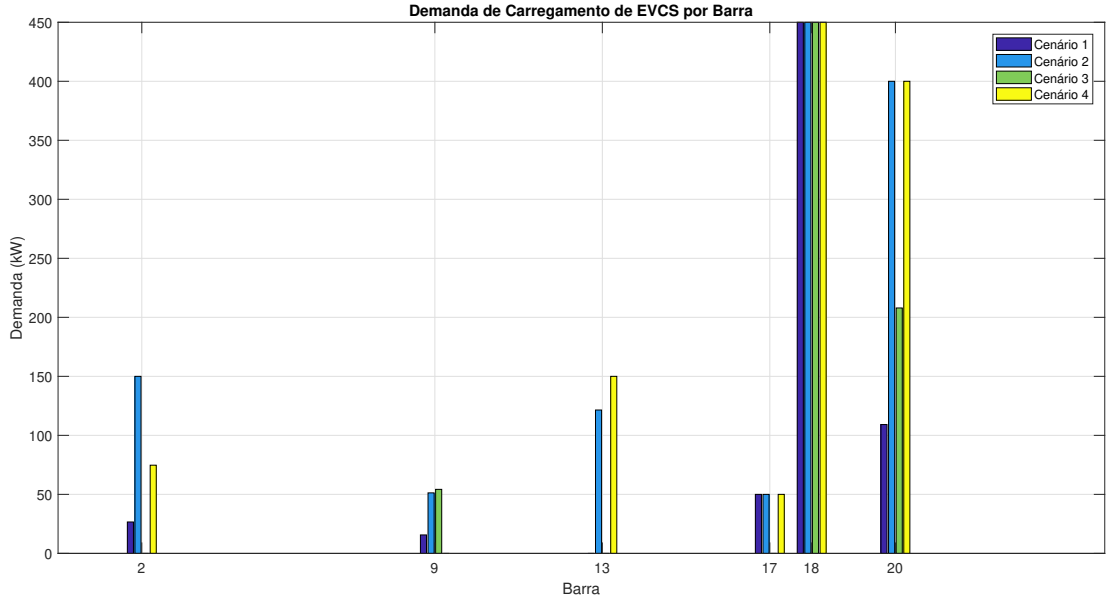


Fonte: Autoria própria.

A Figura 39 apresenta cada cenário da demanda de carregamento de ECVE por barra para o sistema de 24 barras. A soma da potência nas barras em cada cená-

rio equivale à demanda estabelecida para o modelo. Evidencia-se uma concentração massiva de carga nas barras 18 e 20, que atingem o teto da escala gráfica em quase todos os cenários. Existe uma correlação direta e estratégica a ser notada: a barra 18, que sofre com uma das maiores demandas de carregamento veicular, foi justamente o local onde o modelo alocou a maior quantidade de baterias (3 unidades). Isso demonstra que o modelo identificou a necessidade de suporte local para suavizar o impacto da carga agressiva dos VE na rede, utilizando as baterias para evitar que esses picos de consumo desestabilizassem a barra 18.

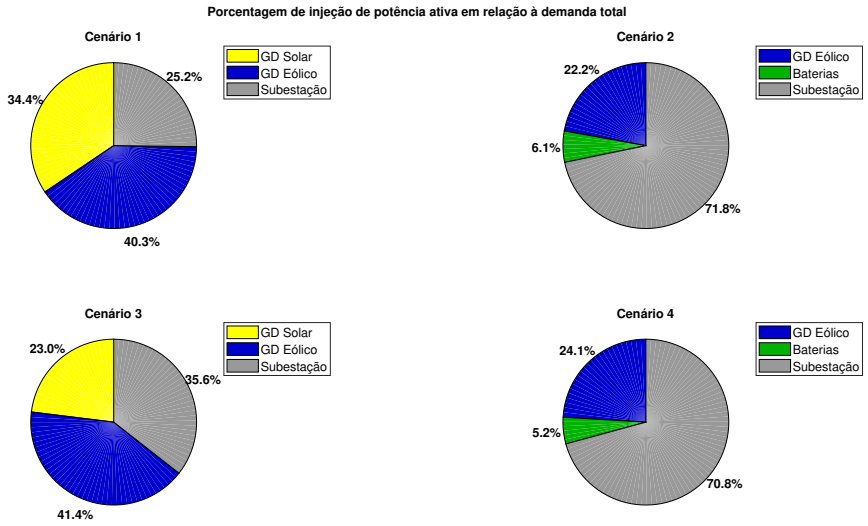
Figura 39 – Cenários da demanda de carregamento de ECVE por barra para o sistema de 24 barras.



Fonte: Autoria própria.

A Figura 40 apresenta a participação de cada fonte no atendimento da demanda total do sistema, isto é, a demanda de potência ativa somada à demanda de carregamento dos VE em cada cenário, para os quatro cenários analisados, considerando a contribuição dos SGF, SGE, SAE e da subestação. Em comparação ao sistema de 14 barras, observa-se uma participação mais expressiva dos recursos energéticos distribuídos no suprimento da carga, resultando em uma redução mais significativa da parcela de potência fornecida pela subestação. Destaca-se ainda a atuação do SAE, que complementa a geração renovável durante a noite e contribui para o atendimento da demanda nos cenários em que sua utilização é requerida.

Figura 40 – Participação das fontes no atendimento da demanda total para o sistema de 24 barras.



Fonte: Autoria própria.

A Tabela 10 apresenta os condutores selecionados, cujas características se encontram no Apêndice A. A Tabela 11 apresenta os equipamentos alocados nas barras do sistema, indicando as quantidades de ECVE, SGF, SGE e SAE instalados em cada barra.

Tabela 10 – Condutores selecionados para o sistema de 24 barras.

Condutor	**Linhas**
1	4, 13, 16, 24
2	–
3	–
4	31
5	21
6	–
7	2
8	11, 32, 34
9	–
10	–
11	–
12	6
13	15
14	3

Tabela 10 – Condutores selecionados para o sistema de 24 barras (continuação).

Condutor	Linhas
15	–
16	–
17	5, 8, 33
18	7, 25
19	28
20	14
21	–
22	–
23	–
24	–

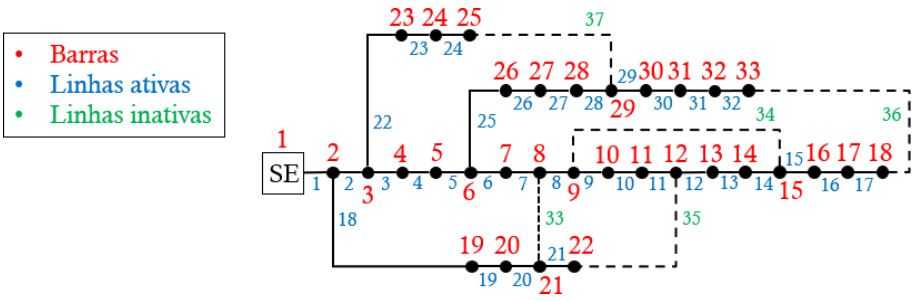
Tabela 11 – Equipamentos alocados nas barras do sistema de 24 barras.

Barra	ECVE 50 kW	ECVE 150 kW	SGF	SGE	SAE
2	3	1	8	–	–
3	–	–	1	1	–
4	–	–	2	–	–
7	–	–	6	–	–
8	–	–	2	–	–
9	2	1	3	–	–
11	–	–	5	–	–
12	–	–	10	–	–
13	3	1	–	–	–
14	–	–	–	1	–
15	–	–	1	–	–
17	1	1	4	–	–
18	9	3	3	1	3
19	–	–	4	–	1
20	8	3	1	–	–

4.2.3 Sistema de 33 barras

O terceiro caso de teste abrange o SDEE de 33 barras mostrado na Figura 41, que inclui 1 subestação instalada na barra 1, 32 barras de carga, tensão nominal de 0.01266 MV e demanda de (3.715 + j2.300) MVA. Os dados para esse sistema e demais parâmetros para o modelo podem ser encontrados no Apêndice A.

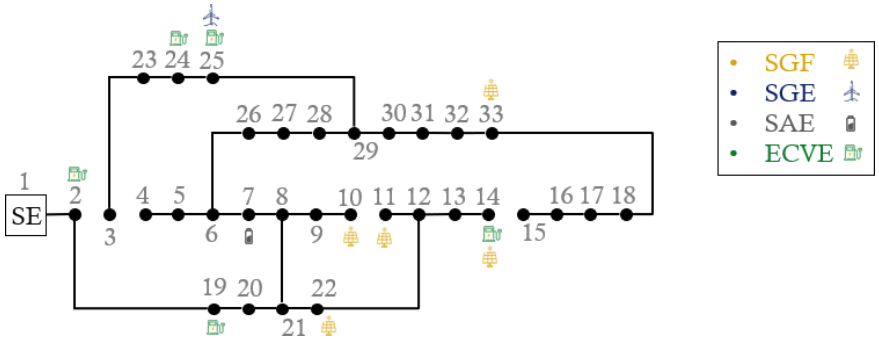
Figura 41 – Diagrama do SDEE de 33 barras.



Fonte: Autoria própria.

A Figura 42 apresenta o diagrama do sistema de 33 barras após alocação de todas as tecnologias. Para esse sistema, as linhas inoperantes são 2, 3, 10, 14 e 34. O custo de planejamento considerando a recuperação de capital no horizonte de 10 anos é de 0.164 milhões de dólares.

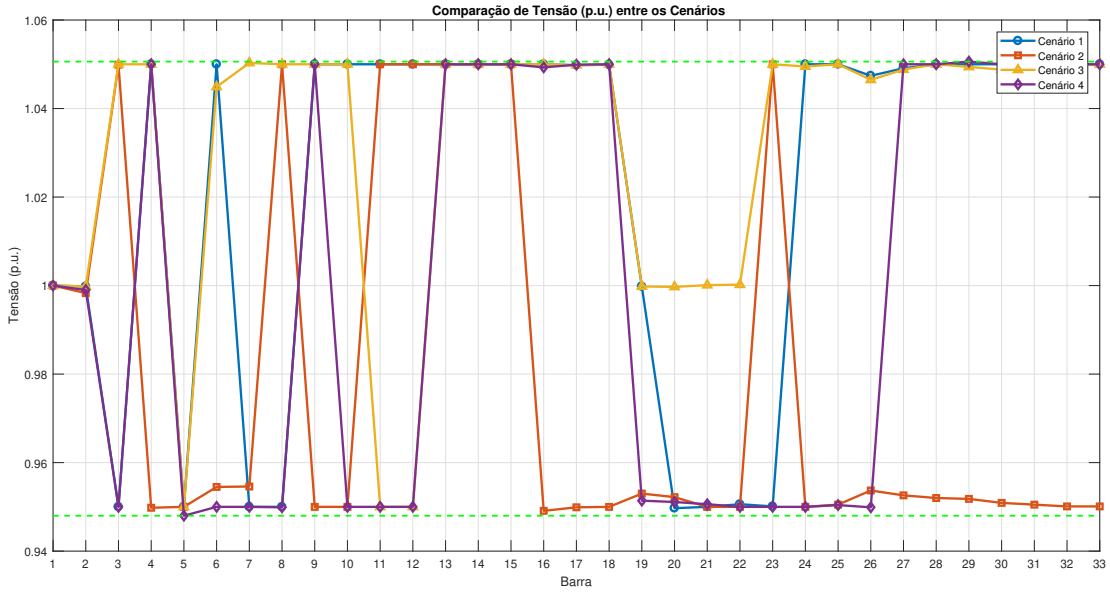
Figura 42 – Diagrama do SDEE de 33 barras após alocação de tecnologias.



Fonte: Autoria própria.

A Figura 43 apresenta um comparativo dos perfis de tensão em cada cenário. Observa-se que os valores se encontram numa faixa de 0.9480 p.u. a 1.0506 p.u., que está muito próximo do desvio permitido de +/- 5% definido pela ANEEL, por mais que haja uma variação ínfima fora do intervalo, indicando que o sistema está operando sob maior estresse elétrico. Outra contribuição para este fato é a topologia radial extensa do sistema de 33 barras, já que a queda de tensão acumulada ao longo dos alimentadores longos é severa. A ocorrência dessa violação, mesmo com a otimização, sinaliza que o sistema atingiu seu limite físico de transferência de potência em determinados cenários, validando a necessidade dos reforços propostos para evitar colapsos de tensão mais graves.

Figura 43 – Comparativo dos perfis de tensão em cada cenário para o sistema de 33 barras.

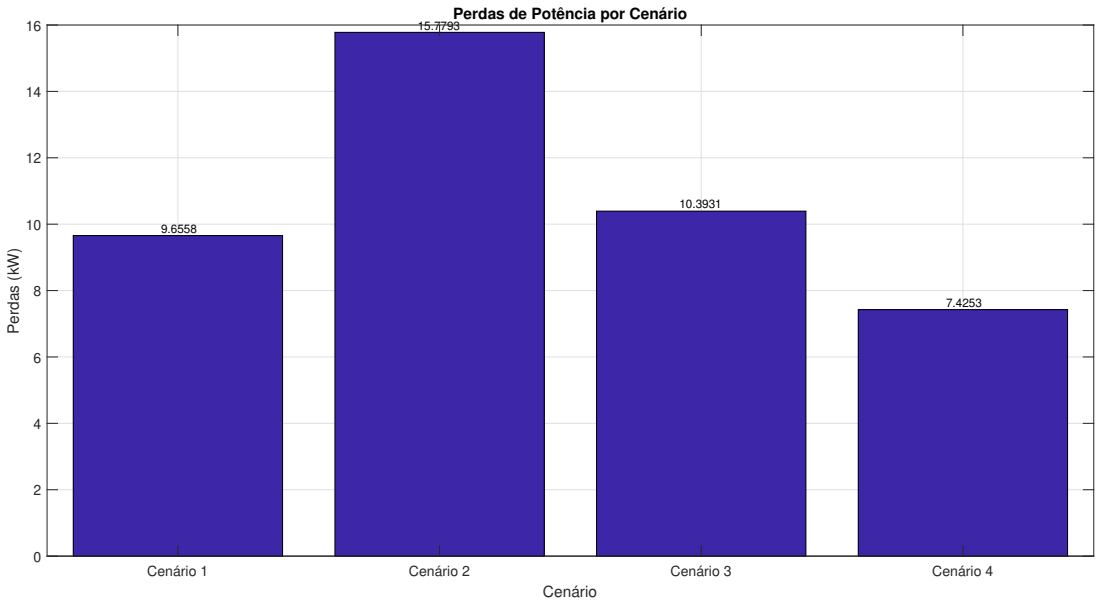


Fonte: Autoria própria.

A Figura 44 apresenta um comparativo das perdas de potência ativa em cada cenário. Diferente dos sistemas de 14 e 24 barras, onde as perdas no cenário 2 eram quatro ou cinco vezes maiores que nos demais, aqui observamos um perfil mais equilibrado, embora este cenário ainda apresente a maior perda técnica dentre os 4. Outro diferencial é o cenário 4 que se destaca positivamente com as menores perdas, essa redução sugere uma alta correlação temporal e locacional entre a geração eólica (abundante neste cenário) e a demanda do sistema. Quando a GD ocorre no mesmo momento e local do consumo, o fluxo de potência pelas linhas é minimizado, reduzindo drasticamente as perdas técnicas e aumentando a eficiência global da rede.

Ainda, as perdas técnicas do sistema base, usando um modelo determinístico de fluxo de potência, são de 202.67 kW e, após a aplicação de RRP, na qual as linhas 7, 9, 14, 32 e 37 são desconectadas no melhor caso, as perdas são reduzidas para 139.54 kW (Pareja; López-Lezama; Carmona, 2022; Gonçalves Leite; Carreño Franco; López Lezama, 2023; Gallego Pareja; López-Lezama; Gómez Carmona, 2023). O pior caso de perdas observado para este sistema foi de 15.78 kW no cenário 2, valor substancialmente inferior às perdas obtidas após a RRP. Em razão das diferenças metodológicas entre as abordagens, não se mostra apropriado realizar uma comparação direta entre os resultados de alocação de RED, ainda assim, verifica-se que as perdas técnicas alcançadas neste trabalho são extremamente pequenas, o que por si só evidencia o elevado desempenho da metodologia proposta.

Figura 44 – Comparativo das perdas de potência ativa em cada cenário para o sistema de 33 barras.



Fonte: Autoria própria.

Dessa forma, a Tabela 12 apresenta o desempenho técnico e econômico do sistema de 33 barras, comparando o caso base, usando um modelo estocástico de fluxo de potência linearizado sem alocação de recursos, com o modelo proposto de alocação de RED. No caso base, as perdas ativas variam entre 104.73 kW e 137.74 kW dependendo do cenário, e a tensão mínima situa-se entre 0.9264 p.u. e 0.9359 p.u., enquanto o modelo proposto elimina violações de tensão fora do intervalo de +/- 5% definido pela ANEEL e reduz as perdas em média 90.96%, com a maior redução verificada no cenário 4 (93.35%). A melhoria do perfil de tensão mínima, em média 1.85% superior ao caso base, reflete a injeção localizada de potência pelos recursos alocados. O custo total de planejamento cai de 0.211 milhões de dólares para 0.164 milhões de dólares, representando um benefício econômico de 22.50%, inferior aos demais sistemas por se tratar da rede de menor porte entre as avaliadas.

Tabela 12 – Desempenho técnico e econômico do sistema de 33 barras.

Descrição	**Caso Base**	**Modelo Proposto**
Perdas ativas, cenário 1 (kW)	118.61	9.66 (-91.86%)
Perdas ativas, cenário 2 (kW)	137.74	15.78 (-88.54%)
Perdas ativas, cenário 3 (kW)	104.73	10.39 (-90.08%)
Perdas ativas, cenário 4 (kW)	111.73	7.43 (-93.35%)
Redução média das perdas (%)	—	90.96
Tensão mínima, cenário 1 (p.u.)	0.9316	0.9497 (+1.94%)

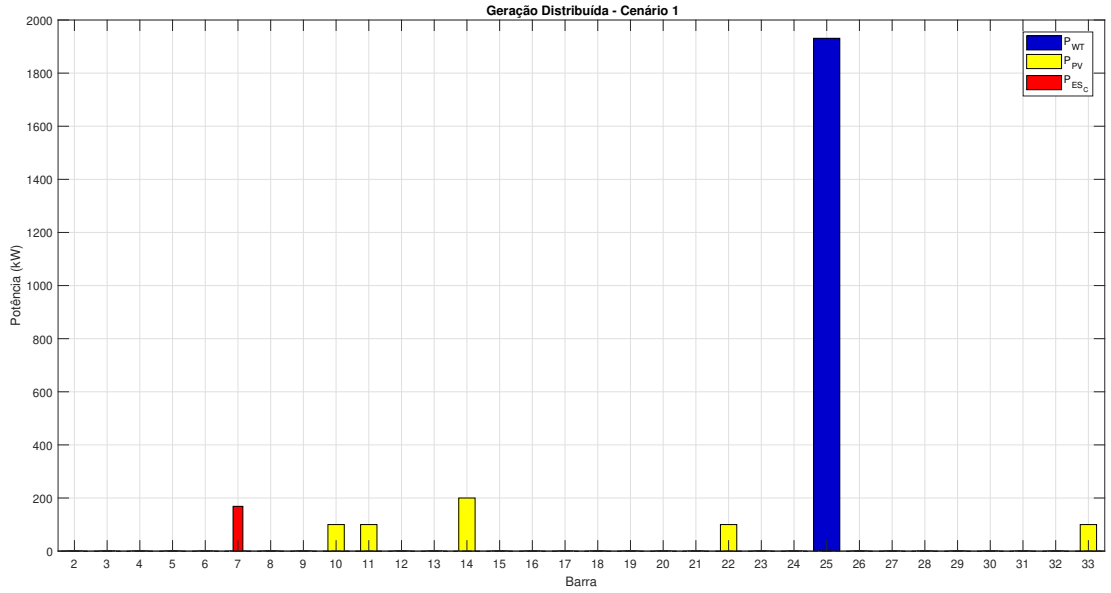
Tabela 12 – Desempenho técnico e econômico do sistema de 33 barras (continuação).

Descrição	**Caso Base**	**Modelo Proposto**
Tensão mínima, cenário 2 (p.u.)	0.9264	0.9491 (+2.45%)
Tensão mínima, cenário 3 (p.u.)	0.9359	0.9500 (+1.51%)
Tensão mínima, cenário 4 (p.u.)	0.9340	0.9480 (+1.50%)
Melhoria média do perfil de tensão (%)	—	1.85
Custo total de planejamento (M$)	0.211	0.164
Benefício econômico (%)	—	22.50

A Figura 45 apresenta o cenário 1 de verão durante o dia, evidenciando a injeção de potência por barra realizada pelos SGF e SGE, e também o comportamento de injeção durante o dia e absorção surante a noite dos SAE. A Figura 46 mostra o cenário 2 de verão durante a noite, a Figura 47 apresenta o cenário 3 de inverno durante o dia, e a Figura 48 ilustra o cenário 4 de inverno durante a noite. A análise entre a alocação de SGE e de ECVE revela um padrão de planejamento estratégico na Barra 25. O modelo alocou o único SGE do sistema nesta barra, que coincidentemente é um dos pontos de maior concentração de ECVE (12 unidades no total). Observa-se que a injeção massiva de potência ativa pela fonte eólica na Barra 25 supre localmente a alta demanda dos VE. Isso demonstra a capacidade do modelo de criar ilhas de autossuficiência dentro da rede, evitando que a carga pesada dos VE na ponta do alimentador drene energia da subestação e cause desvios de tensão no restante do sistema.

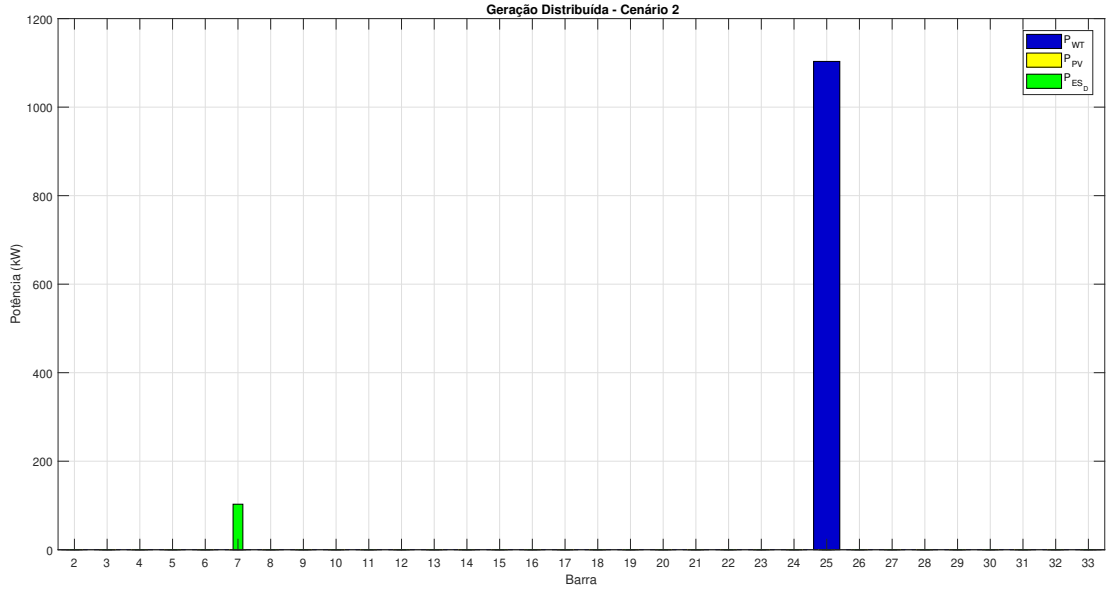
Ainda, nota-se a instalação de um único SAE na barra 7. Esse resultado é contraintuitivo, pois enquanto a geração foi alocada na ponta (barra 25) para atender carga local, a bateria foi posicionada estrategicamente na barra 7, que atua como um nó pivô no início de um longo ramal alimentador. O fato é que a bateria na barra 7 não serve apenas para suprir carga local, mas provavelmente atua como um regulador de fluxo e suporte de tensão, beneficiando todas as cargas a jusante desse ponto crítico. Isso evidencia uma estratégia mista: GD para resolver problemas de carga pontual e SAE para resolver problemas estruturais da rede.

Figura 45 – Cenário 1 de injeção/absorção de potência pelos SGF, SGE e SAE para o sistema de 33 barras.



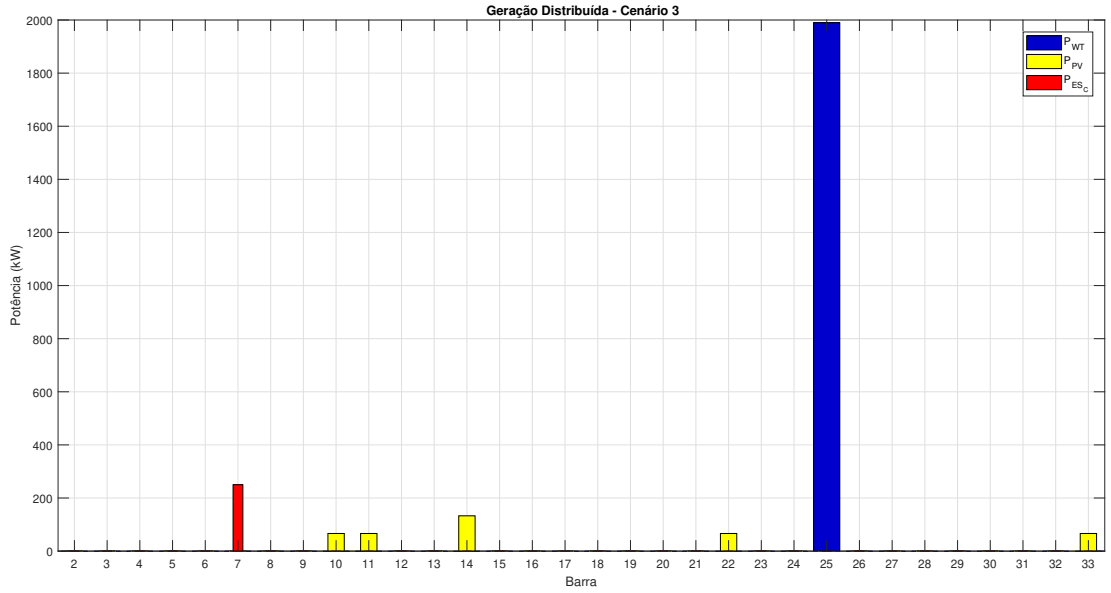
Fonte: Autoria própria.

Figura 46 – Cenário 2 de injeção/absorção de potência pelos SGF, SGE e SAE para o sistema de 33 barras.



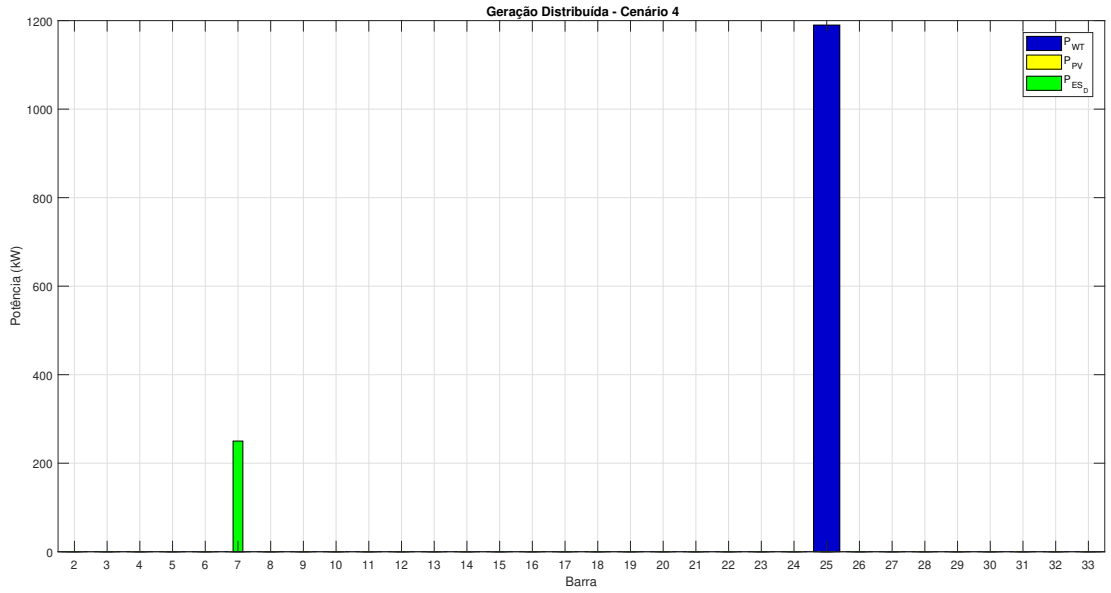
Fonte: Autoria própria.

Figura 47 – Cenário 3 de injeção/absorção de potência pelos SGF, SGE e SAE para o sistema de 33 barras.



Fonte: Autoria própria.

Figura 48 – Cenário 4 de injeção/absorção de potência pelos SGF, SGE e SAE para o sistema de 33 barras.

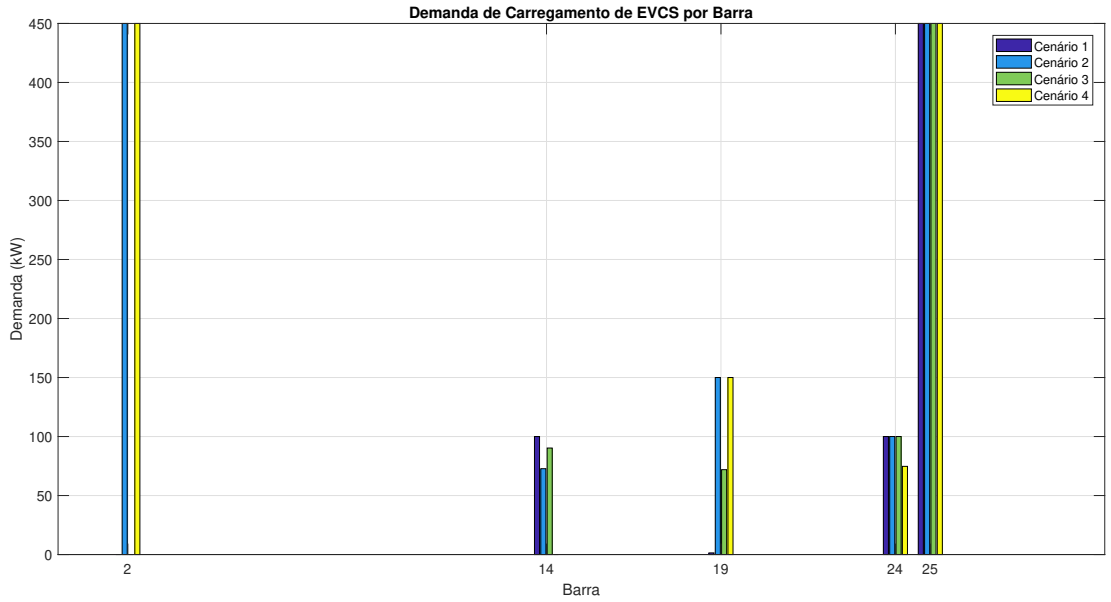


Fonte: Autoria própria.

A Figura 49 apresenta cada cenário da demanda de carregamento de ECVE por barra para o sistema de 33 barras. A soma da potência nas barras em cada ce-

nário equivale à demanda estabelecida para o modelo. A distribuição espacial dessa demanda concentra-se principalmente em barras localizadas na extremidade do alimentador, como a barra 25. Essa concentração reforça a importância de estratégias de planejamento que considerem a coexistência entre GD e infraestrutura de recarga, uma vez que a presença intensiva de ECVE impõe elevados requisitos de potência ativa e pode agravar problemas operacionais caso não seja acompanhada por fontes locais de suprimento.

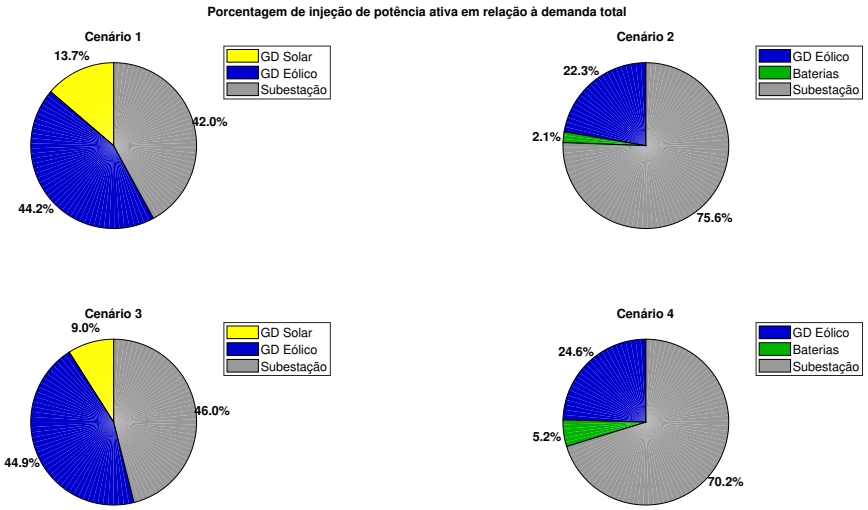
Figura 49 – Cenários da demanda de carregamento de ECVE por barra para o sistema de 33 barras.



Fonte: Autoria própria.

A Figura 50 apresenta a participação de cada fonte no atendimento da demanda total do sistema, isto é, a demanda de potência ativa somada à demanda de carregamento dos VE em cada cenário, para os quatro cenários analisados, considerando a contribuição dos SGF, SGE, SAE e da subestação. Verifica-se que os recursos energéticos distribuídos mantêm uma contribuição relevante para o suprimento da carga, embora inferior à observada no sistema de 24 barras.

Figura 50 – Participação das fontes no atendimento da demanda total para o sistema de 33 barras.



Fonte: Autoria própria.

A Tabela 13 apresenta os condutores selecionados, cujas características se encontram no Apêndice A. A Tabela 14 apresenta os equipamentos alocados nas barras do sistema, indicando as quantidades de ECVE, SGF, SGE e SAE instalados em cada barra.

Tabela 13 – Condutores selecionados para o sistema de 33 barras

Condutor	**Linhas**
1	5, 11, 13, 15, 16, 20, 21, 23, 25, 26, 35
2	–
3	31
4	–
5	22, 29
6	7, 12
7	4, 18
8	17
9	8
10	1, 27
11	–
12	–
13	9, 24
14	30, 33

Tabela 13 – Condutores selecionados para o sistema de 33 barras (continuação).

Condutor	Linhas
15	–
16	–
17	28
18	19, 37
19	36
20	32
21	–
22	–
23	–
24	6

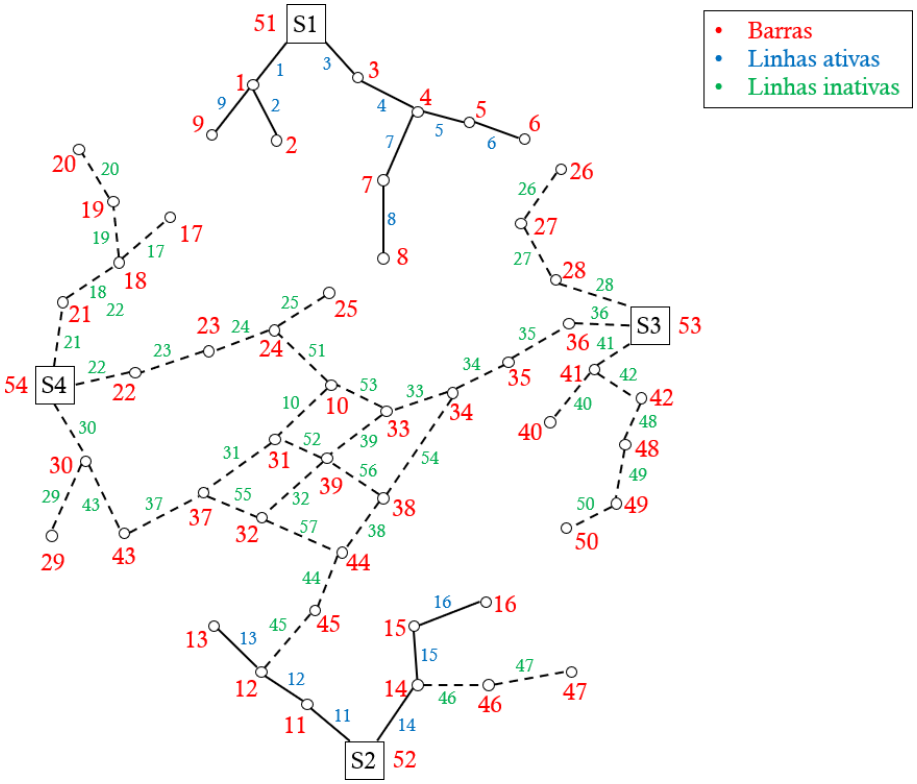
Tabela 14 – Equipamentos alocados nas barras do sistema de 33 barras.

Barra	ECVE 50 kW	ECVE 150 kW	SGF	SGE	SAE
2	9	3	–	–	–
7	–	–	–	–	1
10	–	–	1	–	–
11	–	–	1	–	–
14	2	1	2	–	–
19	3	1	–	–	–
22	–	–	1	–	–
24	2	1	–	–	–
25	9	3	–	1	–
33	–	–	1	–	–

4.2.4 Sistema de 54 barras

O quarto caso de teste abrange o SDEE de 54 barras mostrado na Figura 51, que inclui 4 subestações instaladas nas barras 51, 52, 53 e 54, 50 barras de carga, tensão nominal de 0.015 MV e demanda de (56.83875 + j31.57706) MVA. Os dados para esse sistema e demais parâmetros para o modelo podem ser encontrados no Apêndice A.

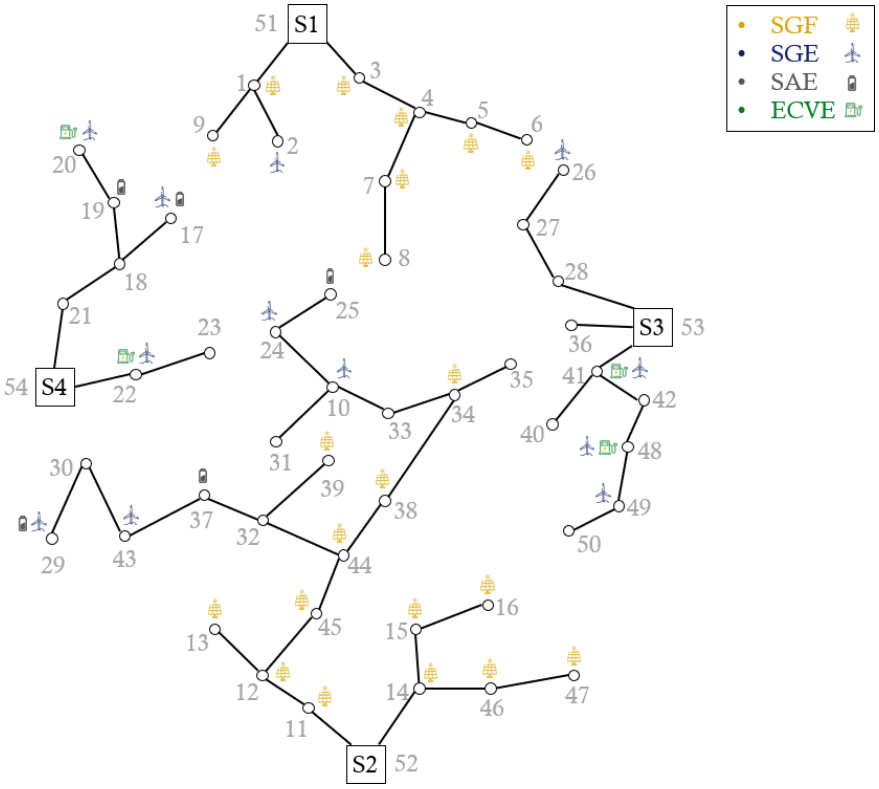
Figura 51 – Diagrama do SDEE de 54 barras.



Fonte: Autoria própria.

A Figura 52 apresenta o diagrama do sistema de 54 barras após alocação de todas as tecnologias. Para esse sistema, as linhas inoperantes são 24, 30, 31, 35, 39, 52 e 56. O custo de planejamento considerando a recuperação de capital no horizonte de 10 anos é de 1.365 milhões de dólares.

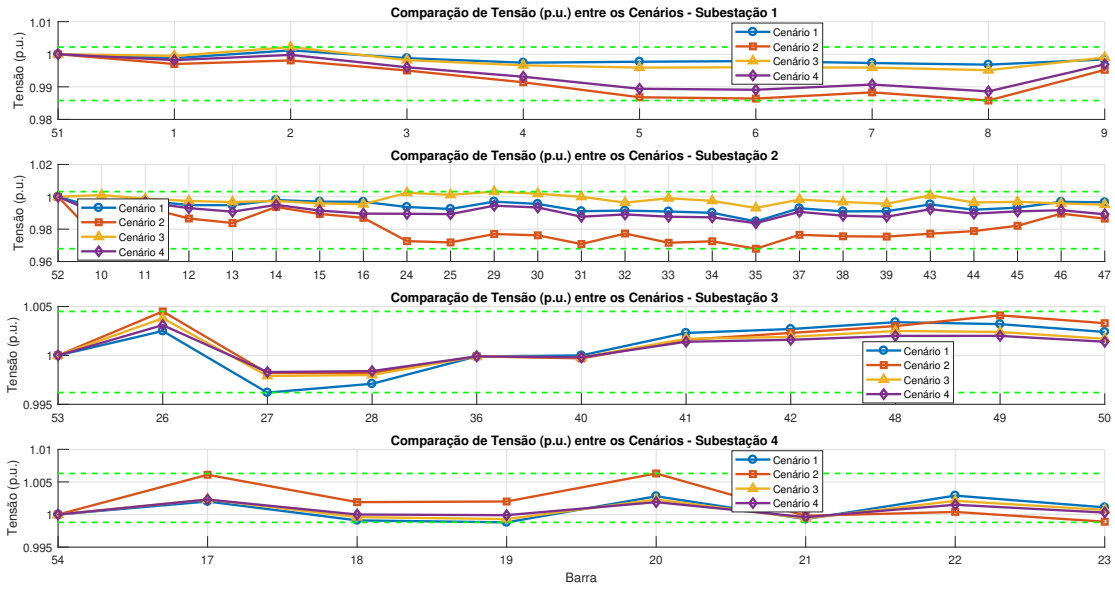
Figura 52 – Diagrama do SDEE de 54 barras após alocação de tecnologias.



Fonte: Autoria própria.

A Figura 53 apresenta um comparativo dos perfis de tensão em cada cenário. Observa-se que os valores se encontram numa faixa de 0.9679 p.u. a 1.0063 p.u., que está dentro do desvio permitido de +/- 5% definido pela ANEEL. Ao comparar com o sistema de 24 barras, que também possui quatro subestações, mas sofreu afundamentos de tensão, percebe-se que a robustez deste sistema de 54 barras não deriva apenas das 4 subestações, mas sim da extensa capilaridade de SGF. Nota-se que quase todas as barras do sistema receberam unidades de geração solar. Essa distribuição da geração anula em partes a distância elétrica entre produção e consumo na maioria das barras, reduzindo drasticamente a queda de tensão acumulada ao longo dos alimentadores. O sistema comporta-se de forma estável porque a corrente necessária para suprir a carga ativa não precisa percorrer longas distâncias como no sistema de 33 barras.

Figura 53 – Comparativo dos perfis de tensão em cada cenário para o sistema de 54 barras.

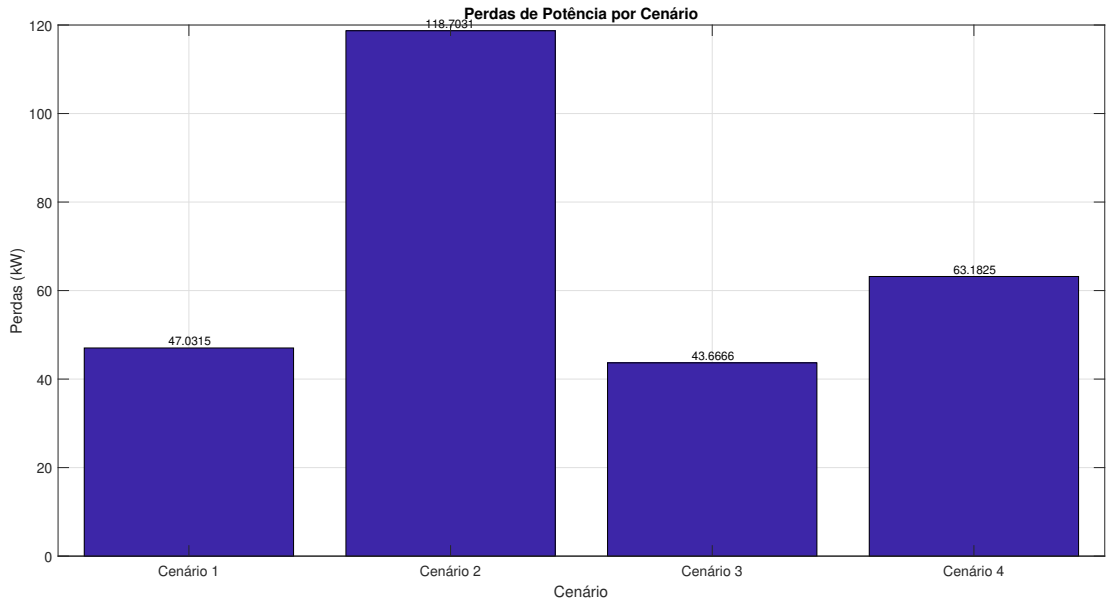


Fonte: Autoria própria.

A Figura 54 apresenta um comparativo das perdas de potência ativa em cada cenário. Mais uma vez o cenário 2 atinge o maior valor, com um pico de aproximadamente 118.7 kW. Embora este valor absoluto seja o maior entre todos os sistemas testados, ele deve ser contextualizado com a alta demanda de 56.8 MVA, representando uma perda percentual baixa. O fato do cenário 2 apresentar sistematicamente as maiores perdas em todos os sistemas isola uma característica importante: a ineficiência neste cenário é consequência do desacoplamento temporal entre a geração renovável e a carga, como já mencionado. Mesmo uma rede bem dimensionada terá perdas mais altas quando a geração local cessa e o fluxo de potência precisa vir integralmente das subestações.

Ainda, as perdas técnicas do sistema de 54 barras, usando um modelo determinístico de fluxo de potência, são de 1356.21 kW no caso base e, após a aplicação da RRP, na qual as linhas 10, 32, 38, 56, 57, 59 e 60 são desconectadas no melhor caso, as perdas são reduzidas para 1218.39 kW (Da Cruz, G. A. *et al.*, 2021). Conforme mencionado, o pior caso de perdas observado para este sistema foi de 118.7 kW no cenário 2, valor significativamente inferior às perdas obtidas após a RRP. Em razão das diferenças metodológicas entre as abordagens, não se mostra apropriado realizar uma comparação direta entre os resultados de alocação de RED, ainda assim, observa-se que as perdas técnicas alcançadas neste trabalho são extremamente pequenas, o que por si só, evidencia o elevado desempenho da metodologia proposta.

Figura 54 – Comparativo das perdas de potência ativa em cada cenário para o sistema de 54 barras.



Fonte: Autoria própria.

Dessa forma, a Tabela 15 apresenta o desempenho técnico e econômico do sistema de 54 barras, comparando o caso base, usando um modelo estocástico de fluxo de potência linearizado sem alocação de recursos, com o modelo proposto de alocação de RED. No caso base, as perdas ativas variam entre 464.04 kW e 642.29 kW dependendo do cenário, e a tensão mínima situa-se entre 0.9511 p.u. e 0.9593 p.u., enquanto o modelo proposto reduz as perdas em média 87.51%, com a maior redução verificada no cenário 1 (92.68%) e a menor no cenário 2 (79.04%), cenário de maior demanda de recarga de veículos elétricos (1222.76 kW), o que impõe maior circulação de corrente na rede mesmo com os recursos alocados. A melhoria do perfil de tensão mínima, em média 2.86% superior ao caso base, a maior entre os sistemas avaliados, reflete a maior dispersão geográfica das cargas e o consequente benefício da geração distribuída localizada. O custo total de planejamento cai de 2.314 milhões de dólares para 1.365 milhões de dólares, representando um benefício econômico de 41.03%.

Tabela 15 – Desempenho técnico e econômico do sistema de 54 barras.

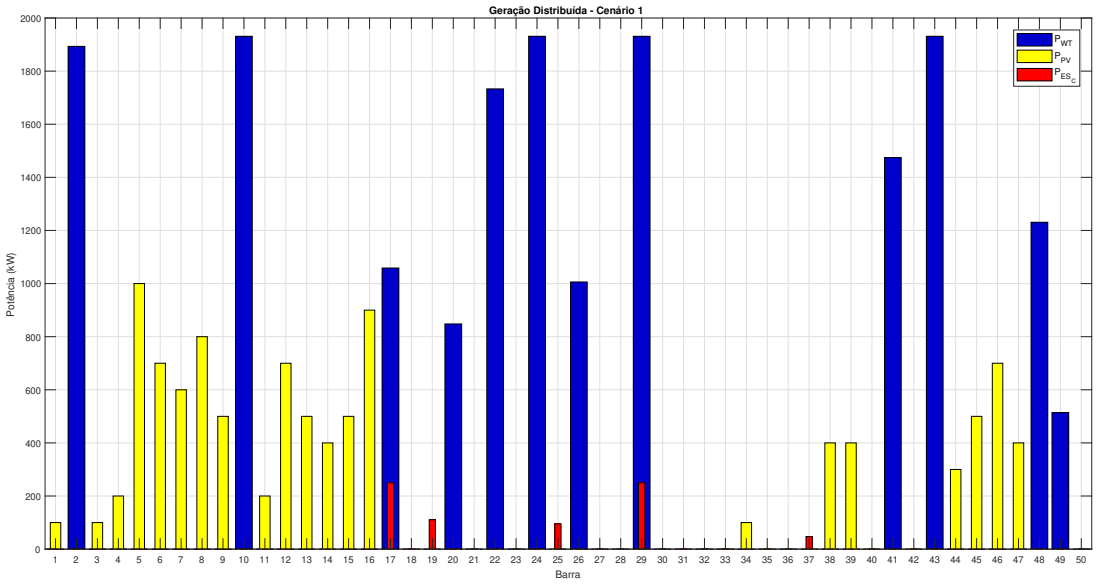
Descrição	**Caso Base**	**Modelo Proposto**
Perdas ativas, cenário 1 (kW)	642.29	47.03 (-92.68%)
Perdas ativas, cenário 2 (kW)	566.34	118.70 (-79.04%)
Perdas ativas, cenário 3 (kW)	542.46	43.67 (-91.95%)
Perdas ativas, cenário 4 (kW)	464.04	63.18 (-86.38%)

Tabela 15 – Desempenho técnico e econômico do sistema de 54 barras (continuação).

Descrição	**Caso Base**	**Modelo Proposto**
Redução média das perdas (%)	—	87.51
Tensão mínima, cenário 1 (p.u.)	0.9511	0.9848 (+3.54%)
Tensão mínima, cenário 2 (p.u.)	0.9544	0.9679 (+1.41%)
Tensão mínima, cenário 3 (p.u.)	0.9554	0.9931 (+3.95%)
Tensão mínima, cenário 4 (p.u.)	0.9593	0.9837 (+2.54%)
Melhoria média do perfil de tensão (%)	—	2.86
Custo total de planejamento (M$)	2.314	1.365
Benefício econômico (%)	—	41.03

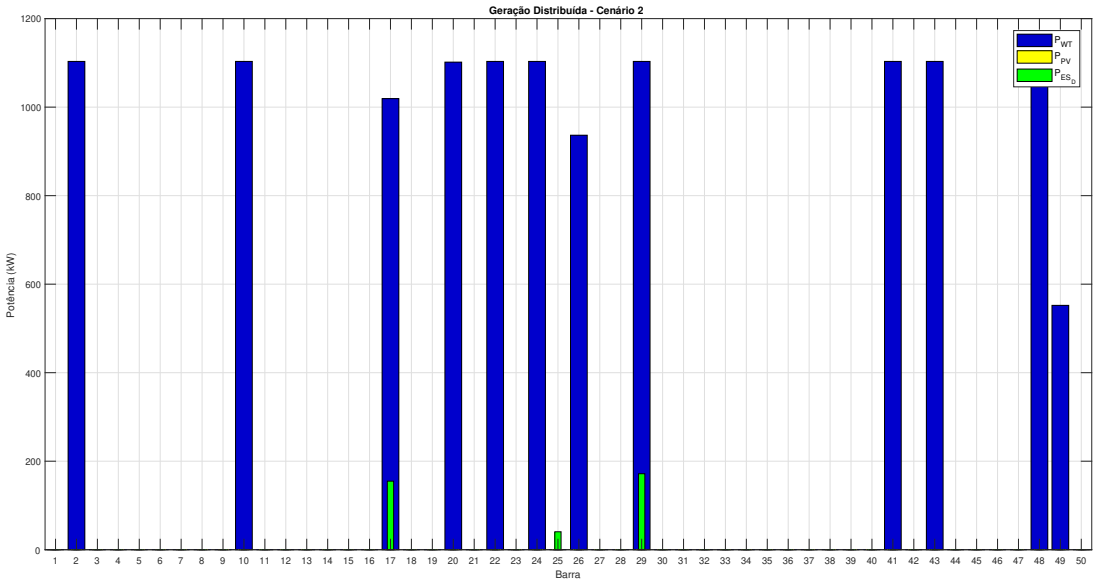
A Figura 55 apresenta o cenário 1 de verão durante o dia, evidenciando a injeção de potência por barra realizada pelos SGF e SGE, e também o comportamento de injeção durante o dia e absorção surante a noite dos SAE. A Figura 56 mostra o cenário 2 de verão durante a noite, a Figura 57 apresenta o cenário 3 de inverno durante o dia, e a Figura 58 ilustra o cenário 4 de inverno durante a noite. Observa-se que as barras 17 e 29 foram selecionadas para receberem simultaneamente SGE e SGF. Essa alocação não é coincidência e indica que, nestes pontos específicos da rede, a bateria está desempenhando um papel de suavização da intermitência eólica ou arbitragem de energia, armazenando o excesso de geração local para injetar nos momentos de pico. Diferente do sistema de 24 barras, onde a bateria seguia as ECVE, aqui a bateria parece estar servindo de suporte à GD, maximizando o aproveitamento do recurso eólico.

Figura 55 – Cenário 1 de injeção/absorção de potência pelos SGF, SGE e SAE para o sistema de 54 barras.



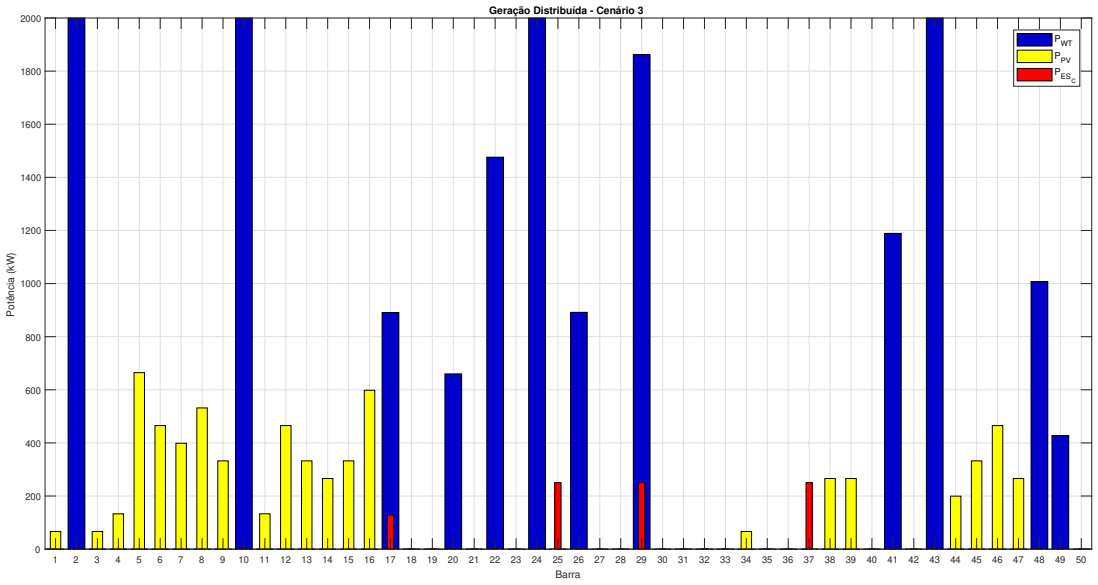
Fonte: Autoria própria.

Figura 56 – Cenário 2 de injeção/absorção de potência pelos SGF, SGE e SAE para o sistema de 54 barras.



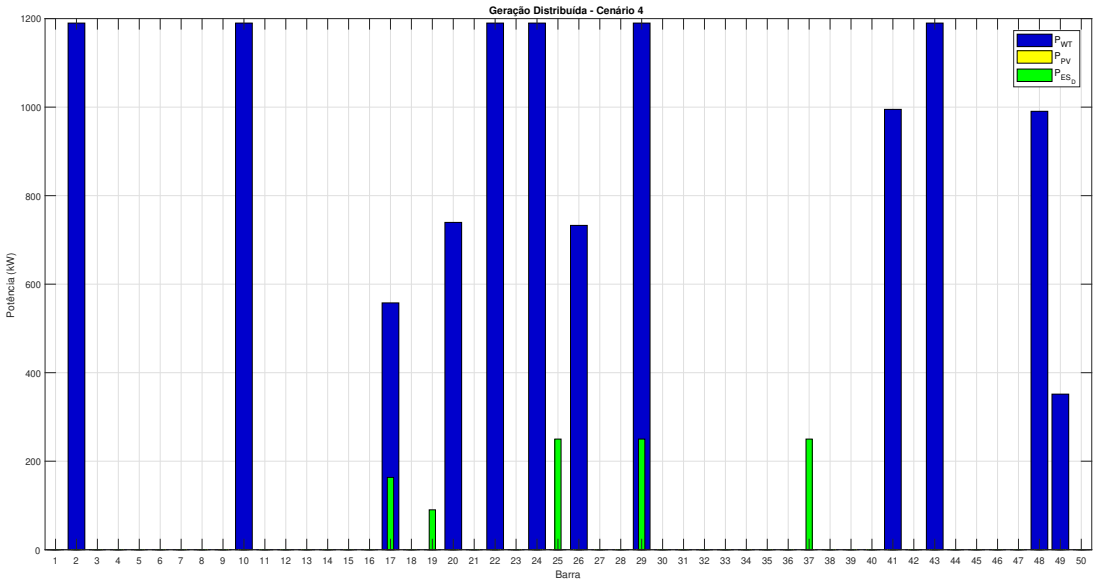
Fonte: Autoria própria.

Figura 57 – Cenário 3 de injeção/absorção de potência pelos SGF, SGE e SAE para o sistema de 54 barras.



Fonte: Autoria própria.

Figura 58 – Cenário 4 de injeção/absorção de potência pelos SGF, SGE e SAE para o sistema de 54 barras.

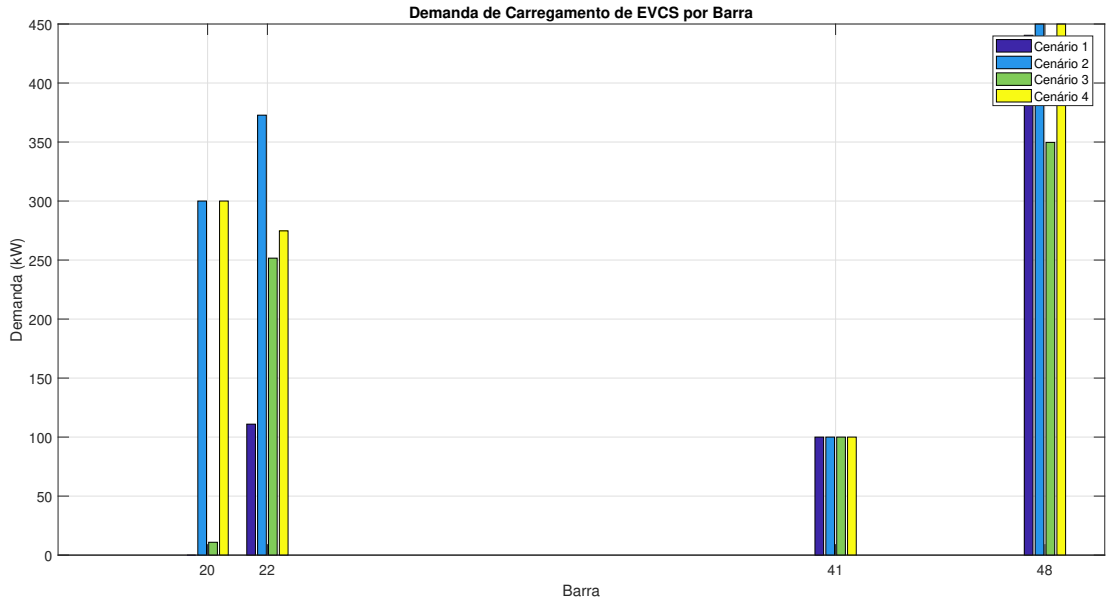


Fonte: Autoria própria.

A Figura 59 apresenta cada cenário da demanda de carregamento de ECVE por barra para o sistema de 54 barras. A soma da potência nas barras em cada cená-

rio equivale à demanda estabelecida para o modelo. Observa-se uma concentração massiva na Barra 48, que sozinha acomoda 9 carregadores de 50kW e 3 de 150kW. O padrão de solução encontrado pelo modelo para esta barra é notável: a barra 48 também recebeu alocação de SGE e está topologicamente próxima à subestação 3 e a geradores fotovoltaicos vizinhos (barra 47). Essa configuração permitiu que a barra 48 suportasse uma carga pesada e variável de VE sem degradar a tensão local.

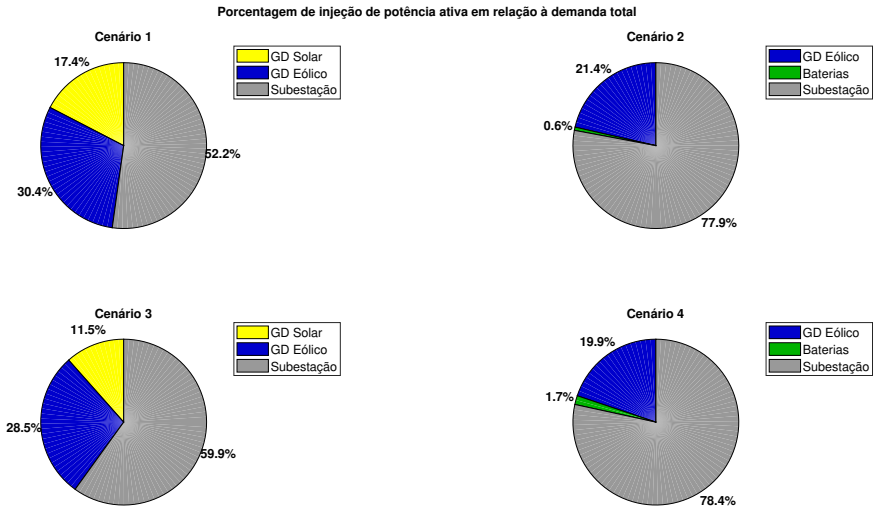
Figura 59 – Cenários da demanda de carregamento de ECVE por barra para o sistema de 54 barras.



Fonte: Autoria própria.

A Figura 60 apresenta a participação de cada fonte no atendimento da demanda total do sistema, isto é, a demanda de potência ativa somada à demanda de carregamento dos VE em cada cenário, para os quatro cenários analisados, considerando a contribuição dos SGF, SGE, SAE e da subestação. Observa-se uma participação relativa dos recursos energéticos distribuídos inferior à verificada nos sistemas de 24 e 33 barras, resultando em uma maior parcela da demanda suprida pela subestação. Esse comportamento está associado ao porte do sistema, cuja demanda é aproximadamente quatro vezes superior à do sistema de 24 barras, exigindo uma contribuição proporcionalmente maior da rede principal.

Figura 60 – Participação das fontes no atendimento da demanda total para o sistema de 54 barras.



Fonte: Autoria própria.

A Tabela 16 apresenta os condutores selecionados, cujas características se encontram no Apêndice A. A Tabela 17 apresenta os equipamentos alocados nas barras do sistema, indicando as quantidades de ECVE, SGF, SGE e SAE instalados em cada barra.

Tabela 16 – Condutores selecionados para o sistema de 54 barras

Condutor	**Linhas**
1	34
2	26, 27
3	47, 49
4	20, 28
5	–
6	13, 40
7	10, 41
8	5, 16, 32
9	18, 23, 50
10	7, 8, 9, 17, 25, 42, 43, 46
11	–
12	55
13	15, 22
14	–

Tabela 16 – Condutores selecionados para o sistema de 54 barras (continuação).

Condutor	Linhas
15	1, 3, 19
16	33
17	–
18	2, 14, 37
19	–
20	38
21	6
22	–
23	4, 11, 12, 36, 45, 48, 51, 54, 57
24	21, 29, 44, 53

Tabela 17 – Equipamentos alocados nas barras do sistema de 54 barras.

Barra	ECVE 50 kW	ECVE 150 kW	SGF	SGE	SAE
1	–	–	1	–	–
2	–	–	–	1	–
3	–	–	1	–	–
4	–	–	2	–	–
5	–	–	10	–	–
6	–	–	7	–	–
7	–	–	6	–	–
8	–	–	8	–	–
9	–	–	5	–	–
10	–	–	–	1	–
11	–	–	2	–	–
12	–	–	7	–	–
13	–	–	5	–	–
14	–	–	4	–	–
15	–	–	5	–	–
16	–	–	9	–	–
17	–	–	–	1	1
19	–	–	–	–	1
20	6	2	–	1	–
22	8	3	–	1	–
24	–	–	–	1	–
25	–	–	–	–	1
26	–	–	–	1	–

Tabela 17 – RED alocados nas barras de carga do sistema de 54 barras (continuação).

Barra	ECVE 50 kW	ECVE 150 kW	SGF	SGE	SAE
29	–	–	–	1	1
34	–	–	1	–	–
37	–	–	–	–	1
38	–	–	4	–	–
39	–	–	4	–	–
41	2	1	–	1	–
43	–	–	–	1	–
44	–	–	3	–	–
45	–	–	5	–	–
46	–	–	7	–	–
47	–	–	4	–	–
48	9	3	–	1	–
49	–	–	–	1	–

4.3 Implicações e Relevância

Sob uma perspectiva teórica e metodológica, a validação da cGAN (Seção 4.1) demonstra que a utilização de técnicas de ML para a geração de cenários sintéticos representa um avanço robusto em relação aos métodos probabilísticos tradicionais. Ao capturar com precisão a volatilidade e as correlações complexas entre variáveis estocásticas, como a IGH, velocidade do vento, demanda e o preço de energia, o estudo contribui para a literatura ao oferecer uma abordagem que representa com maior fidedignidade a incerteza inerente ao planejamento de longo prazo. Isso permite que o modelo de otimização subsequente opere sobre bases de dados que refletem fielmente a dinâmica real do sistema, evitando o superdimensionamento ou subdimensionamento de ativos.

Do ponto de vista prático e econômico, os resultados da Seção 4.2 evidenciam que o planejamento integrado da expansão, considerando a alocação ótima de RED, é fundamental para a viabilidade financeira das concessionárias modernas. A capacidade do modelo em determinar a localização e o dimensionamento preciso de SGF, SGE e SAE demonstra que é possível adiar ou substituir investimentos custosos em reforço de rede (como a construção de novas subestações ou recondutoramento massivo) por soluções modulares e descentralizadas.

No âmbito social e ambiental, a relevância deste trabalho destaca-se pela facilitação da transição energética. Ao modelar explicitamente a infraestrutura de recarga para VE integrada ao sistema, o estudo prova que a eletrificação da frota não precisa

necessariamente comprometer a estabilidade da rede. Pelo contrário, quando coordenada com SAE e GD, a inserção de VE pode ocorrer de forma harmônica. Isso assegura que o crescimento da demanda por mobilidade limpa seja atendido sem degradação da qualidade de energia para o consumidor final, apoiando diretamente as metas de descarbonização e a modernização da infraestrutura urbana.

5 CONCLUSÃO

A presente dissertação atingiu seu objetivo de desenvolver e validar uma metodologia robusta para o planejamento da expansão de SDEE, integrando técnicas de aprendizado profundo e otimização estocástica. Inicialmente, realizou-se o levantamento e o pré-processamento dos dados históricos referentes à irradiância solar, velocidade do vento, precificação da energia, consumo elétrico e comportamento de carga e recarga de VE. A partir dessa base de dados, implementou-se e treinou-se uma rede neural do tipo cGAN, cuja eficácia foi validada ao se comprovar que as séries temporais sintéticas geradas preservaram as características estatísticas fundamentais dos dados originais, como a sazonalidade, a volatilidade intradiária e as tendências de longo prazo, superando as limitações dos métodos probabilísticos tradicionais. Em seguida, a aplicação do algoritmo de clusterização K-Means sobre esses dados reduziu a dimensionalidade do problema, sintetizando cenários representativos das principais características sazonais (inverno e verão) e diárias, ponderados por probabilidade. Estes cenários alimentaram a formulação do modelo de otimização estocástica voltado à decisão de investimentos em reforços de rede e alocação de tecnologias, o que permitiu analisar o desempenho da metodologia em sistemas testes e atestar a eficácia do planejamento estocástico frente às abordagens determinísticas tradicionais.

A aplicação do modelo de PLIM estocástica proposto aos sistemas testes de 14, 24, 33 e 54 barras comprovou a viabilidade técnica e econômica da co-otimização entre o reforço físico da rede e a alocação de RED. Os resultados indicaram que a inserção estratégica de SGF e SGE, combinada com SAE, é capaz de mitigar problemas de tensão e perdas técnicas, adiando a necessidade de investimentos onerosos em infraestrutura pesada, como a construção de novas subestações. Nos estudos de caso menores, como o sistema de 14 barras, a otimização mostrou que a gestão da rede e a geração distribuída foram suficientes para manter a estabilidade sem a necessidade de armazenamento, evidenciando a capacidade do modelo de evitar custos desnecessários. Já em sistemas mais complexos ou com topologias extensas, como os de 24 e 33 barras, o modelo identificou corretamente a necessidade de alocar SAE e realizar reforços específicos para evitar violações de tensão e gerenciar o desacoplamento temporal entre geração e carga. Uma contribuição relevante, observada no sistema de 54 barras, foi a demonstração de que a capilaridade da geração fotovoltaica pode sustentar a qualidade de energia mesmo em redes com alta demanda, a distribuição dos geradores solares por quase todas as barras reduziu a distância elétrica entre produção e consumo, estabilizando os perfis de tensão dentro dos limites normativos.

Apesar dos resultados obtidos, algumas limitações da metodologia proposta devem ser consideradas. A principal refere-se à escalabilidade computacional da PLIM estocástica, cujo custo de resolução cresce com o aumento do número de cenários, variáveis e restrições. Nesse sentido, a combinação de métodos exatos com metaheurísticas apresenta-se como uma alternativa para ampliar a capacidade de resolução em sistemas de maior porte. Adicionalmente, a investigação de relaxamentos de variáveis inteiras para o domínio contínuo, quando matematicamente justificável, pode contribuir para reduzir a complexidade computacional. Outras limitações incluem a ausência de uma separação hierárquica explícita entre decisões de longo e curto prazo, a utilização de parâmetros ajustados empiricamente e as simplificações adotadas na representação das restrições operacionais da rede. Dessa forma, trabalhos futuros podem explorar estratégias de otimização hierárquica, procedimentos sistemáticos de calibração de parâmetros e modelos elétricos mais detalhados, buscando equilibrar a fidelidade da representação física e a eficiência computacional.

Como perspectivas de continuidade, destaca-se a investigação da integração de grandes cargas flexíveis, especialmente Data Centers voltados à IA, como alternativas para absorver excedentes de geração renovável. Essa abordagem pode contribuir para reduzir o curtailment e gerar receitas associadas ao consumo energético produtivo. Nesse contexto, torna-se relevante avaliar o compromisso econômico entre os investimentos necessários à conexão e à operação dessas cargas e os custos de soluções de controle da injeção de potência na rede, como sistemas Zero Grid, que limitam ou impedem a exportação de excedentes para a rede elétrica.

Por fim, é possível propor a consideração de incertezas associadas às políticas de carbono, considerando possíveis alterações nos preços de carbono, nos incentivos à geração de baixo carbono e nas exigências regulatórias. A integração dessas incertezas à variabilidade da geração renovável, da demanda e dos preços de energia permitiria avaliar a robustez das decisões de investimento diante de diferentes cenários econômicos e regulatórios. Em conjunto, essas investigações poderão ampliar a abrangência da metodologia proposta, contribuindo para o desenvolvimento de estratégias de planejamento mais flexíveis e robustas para sistemas de distribuição de energia elétrica.

REFERÊNCIAS

ABNT. **ABNT NBR 10899: Energia Solar Fotovoltaica – Terminologia**. pt. [*S. l.*], 2013. Acesso em: 20 dez. 2025.

ABNT. **ABNT NBR 16149: Sistemas fotovoltaicos (FV) – Características da interface de conexão com a rede elétrica de distribuição**. pt. [*S. l.*], 2013. Acesso em: 20 dez. 2025.

ABNT. **ABNT NBR 16150: Sistemas fotovoltaicos (FV) – Características da interface de conexão com a rede elétrica de distribuição – Procedimentos de ensaio de conformidade**. pt. [*S. l.*], 2013. Acesso em: 20 dez. 2025.

ABNT. **ABNT NBR 5410: Instalações Elétricas de Baixa Tensão**. pt. [*S. l.*], 2004. Acesso em: 20 dez. 2025.

ABNT. **ABNT NBR IEC 62116: Procedimento de ensaio de anti-ilhamento para inversores de sistemas fotovoltaicos conectados à rede elétrica**. pt. [*S. l.*], 2012. Acesso em: 20 dez. 2025.

ABVE. **ABVE Data – BI Eletropostos: dados sobre infraestrutura de recarga de veículos elétricos no Brasil**. pt. [*S. l.: s. n.*], 2025. `https://abve.org.br/abve-data/bi-eletropostos/`. Informações sobre eletropostos e infraestrutura de recarga no Brasil; acesso em 20 dez. 2025.

ABVE. **ABVE Data: estatísticas sobre circulação e comercialização de veículos elétricos no Brasil**. pt. [*S. l.: s. n.*], 2025. `https://abve.org.br/abve-data/`. Estatísticas regulares publicadas pela ABVE Data com séries históricas desde 2012; acesso em 20 dez. 2025.

ALJUMAH, Abdullah; DARWISH, Ahmed; CSALA, Denes; TWIGG, Peter. A Review on the Allocation of Sustainable Distributed Generators with Electric Vehicle Charging Stations. **Sustainability**, v. 16, n. 15, 2024. ISSN 2071-1050. DOI: `10.3390/su16156353`. Disponível em: `https://www.mdpi.com/2071-1050/16/15/6353`.

ALPHABET. **Alphabet Announces Agreement to Acquire Intersect to Advance U.S. Energy Innovation**. [*S. l.: s. n.*], 2025. `https://www.intersect.com/`. Acordo para aquisição da Intersect Power pela Alphabet (Google) para expandir capacidade energética e data centers.

ANEEL. **Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional – PRODIST: Módulo 3 – Conexão ao Sistema de Distribuição de Energia Elétrica**. pt. [*S. l.*], 2021. Versão 8. Acesso em: 20 dez. 2025.

ANEEL. **Resolução Homologatória nº 3.472, de 2025**: Homologa o resultado do Reajuste Tarifário Anual de 2025, as Tarifas de Energia – TE e as Tarifas de Uso do Sistema de Distribuição – TUSD referentes à Copel Distribuição S.A - Copel-DIS, e dá outras providências. pt. [*S. l.*], 2025. Acesso em: 20 dez. 2025.

ANEEL. **Resolução Normativa nº 1.059, de 07 de fevereiro de 2023**: Aprimora as regras para a conexão e o faturamento de centrais de microgeração e minigeração distribuída em sistemas de distribuição de energia elétrica, bem como as regras do Sistema de Compensação de Energia Elétrica; altera outras resoluções e dá outras providências. pt. [*S. l.*], 2023. Publicado no Diário Oficial da União e acesso em: 20 dez. 2025.

ANEEL. **Resolução Normativa nº 1000, de 07 de dezembro de 2021**: Estabelece as regras de prestação do serviço público de distribuição de energia elétrica. pt. [*S. l.*], 2021. Acesso em: 20 dez. 2025.

ATA, Mustafa; ERENOĞLU, Ayşe Kübra; ŞENGÖR, İbrahim; ERDINÇ, Ozan; TAŞCIKARAOĞLU, Akın; CATALÃO, João P.S. Optimal operation of a multi-energy system considering renewable energy sources stochasticity and impacts of electric vehicles. **Energy**, v. 186, p. 115841, 2019. ISSN 0360-5442. DOI: https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.07.171. Disponível em: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544219315130.

BARAN, M.E.; WU, F.F. Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 4, n. 2, p. 1401–1407, 1989. DOI: 10.1109/61.25627.

BRASIL. **Lei nº 14.300, de 6 de janeiro de 2022**: Institui o marco legal da microgeração e minigeração distribuída, o Sistema de Compensação de Energia Elétrica (SCEE) e o Programa de Energia Renovável Social (PERS). pt. [*S. l.*], 2022. Acesso em: 20 dez. 2025.

CÂMARA DE COMERCIALIZAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA (CCEE). **Mercado Livre (ACL)**. [*S. l.: s. n.*], 2026. Acesso em: 12 jul. 2026. Disponível em: https://www.ccee.org.br/mercado-livre-acl.

CCEE. **CCEE conclui migração de 7 mil consumidores ao mercado livre entre janeiro e abril**: Notícia publicada em 04 de junho de 2024 no site da Câmara de Comercialização de Energia Elétrica. pt. [*S. l.*], 2024. Acesso em: 20 dez. 2025.

CCEE. **PLD_HORARIO – Dados do Preço de Liquidação das Diferenças em base horária**: Banco de dados de valores horários do Preço de Liquidação das Diferenças (PLD) por submercado e período de referência. pt. [*S. l.*], 2025. Acesso em: 20 dez. 2025.

DA CRUZ, G. A.; HAFFNER, S.; FERRAZ, B. P.; RESENER, M.; VENKATESH, B. Model for the expansion planning problem of distribution systems considering reliability. *In:* 2021 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference - Latin America (ISGT Latin America). [*S. l.: s. n.*], 2021. p. 1–5. DOI: 10.1109/ISGTLatinAmerica52371.2021.9543067.

DA CRUZ, Gederson A.; HAFFNER, Sérgio; FERRAZ, Bibiana P.; RESENER, Mariana; VENKATESH, Bala. Model for the expansion planning problem of distribution systems considering reliability. *In:* 2021 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference - Latin America (ISGT Latin America). [*S. l.: s. n.*], 2021. p. 1–5. DOI: 10.1109/ISGTLatinAmerica52371.2021.9543067.

DE LIMA, Tayenne D.; FRANCO, John F.; LEZAMA, Fernando; SOARES, João. A Specialized Long-Term Distribution System Expansion Planning Method With the Integration of Distributed Energy Resources. **IEEE Access**, v. 10, p. 19133–19148, 2022. DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3146799.

DE LIMA, Tayenne D.; FRANCO, John F.; LEZAMA, Fernando; SOARES, João. A Specialized Long-Term Distribution System Expansion Planning Method With the Integration of Distributed Energy Resources. **IEEE Access**, v. 10, p. 19133–19148, 2022. DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3146799.

EPE. **Plano Nacional de Energia – PNE 2050**: Estudo de planejamento de longo prazo do setor energético brasileiro com horizonte até 2050. pt. [*S. l.*], 2020. Acesso em: 25 out. 2026. Disponível em: https://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/Plano-Nacional-de-Energia-2050.

FAZENDA DO ESTADO DO PARANÁ, Secretaria da. **Decreto nº 7.871, de 29 de setembro de 2017**: Regulamento do imposto sobre operações relativas à circulação de mercadorias e sobre prestações de serviços de transporte interestadual e intermunicipal e de comunicação – RICMS/PR. pt. [*S. l.*], 2017. Acesso em: 20 dez. 2025.

G1, Jornal Nacional. **Excedente de energia renovável gera problema para sistema elétrico brasileiro; entenda**. pt. [*S. l.: s. n.*], set. 2025. https://g1.globo.com/jornal-nacional/noticia/2025/09/18/excedente-de-energia-renovavel-gera-problema-para-sistema-eletrico-brasileiro-entenda.ghtml. Acessado em: 20 dez. 2025.

G1, Jornal Nacional. **Excedente de energias renováveis ameaça a segurança do sistema elétrico brasileiro**. pt. [*S. l.: s. n.*], set. 2025. https://g1.globo.com/jornal-nacional/video/excedente-de-energias-renovaveis-ameaca-a-seguranca-do-sistema-eletrico-brasileiro-13942048.ghtml. Vídeo publicado em 18 set. 2025.

GALLEGO PAREJA, Luis A.; LÓPEZ-LEZAMA, Jesús M.; GÓMEZ CARMONA, Oscar. Optimal Integration of Distribution Network

Reconfiguration and Conductor Selection in Power Distribution Systems via MILP. **Energies**, v. 16, n. 19, 2023. ISSN 1996-1073. DOI: 10.3390/en16196998. Disponível em: https://www.mdpi.com/1996-1073/16/19/6998.

GHASEMI, Mostafa; KAZEMI, Ahad; GILANI, Mohammad Amin; SHAFIE-KHAH, Miadreza. A Stochastic Planning Model for Improving Resilience of Distribution System Considering Master-Slave Distributed Generators and Network Reconfiguration. **IEEE Access**, v. 9, p. 78859–78872, 2021. DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3083698.

GIL-GONZÁLEZ, Walter; MONTOYA, Oscar Danilo; GRISALES-NOREÑA, Luis Fernando; TRUJILLO, Cesar Leonardo; GIRAL-RAMÍREZ, Diego A. A mixed-integer second-order cone model for optimal siting and sizing of dynamic reactive power compensators in distribution grids. **Results in Engineering**, v. 15, p. 100475, 2022. ISSN 2590-1230. DOI: https://doi.org/10.1016/j.rineng.2022.100475. Disponível em: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2590123022001451.

GLOBONEWS. **Excesso de energia renovável gera crise para o sistema elétrico**. pt. [*S. l.: s. n.*], set. 2025. https://www.youtube.com/watch?v=7pborRaaJtw. Publicado no canal GloboNews no YouTube; acessado em 20 dez. 2025.

GONÇALVES LEITE, Matheus Diniz; CARREÑO FRANCO, Edgar Manuel; LÓPEZ LEZAMA, Jesús M. Impact of Distributed Generation on the Effectiveness of Electric Distribution System Reconfiguration. **Energies**, v. 16, n. 17, 2023. ISSN 1996-1073. DOI: 10.3390/en16176154. Disponível em: https://www.mdpi.com/1996-1073/16/17/6154.

ILOG S.A.; ILOG INC. **IBM ILOG CPLEX Optimization Studio: CPLEX User's Manual**. 12. ed. [*S. l.*]: ILOG S.A. e ILOG Inc., 2017.

JOOSHAKI, Mohammad; FARZIN, Hossein; ABBASPOUR, Ali; FOTUHI-FIRUZABAD, Mahmud; LEHTONEN, Matti. A Model for Stochastic Planning of Distribution Network and Autonomous DG Units. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, v. 16, n. 6, p. 3685–3696, 2020. DOI: 10.1109/TII.2019.2936280.

KERAS. **Keras 3 API Documentation**. Disponível em: https://keras.io/api/. Acesso em: 25 out. 2026.

LIMA, Tayenne Dias de; SOARES, João; LEZAMA, Fernando; FRANCO, John F.; VALE, Zita. A Risk-Based Planning Approach for Sustainable Distribution Systems Considering EV Charging Stations and Carbon Taxes. **IEEE Transactions on Sustainable Energy**, v. 14, n. 4, p. 2294–2307, 2023. DOI: 10.1109/TSTE.2023.3261599.

MAHDAVI, Meisam; ALHELOU, Hassan Haes; HATZIARGYRIOU, Nikos D.; AL-HINAI, Amer. An Efficient Mathematical Model for Distribution System Reconfiguration Using AMPL. **IEEE Access**, v. 9, p. 79961–79993, 2021. DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3083688.

MARCELO, Jonathan A.; MUÑOZ-DELGADO, Gregorio; RUPOLO, Diogo; CONTRERAS, Javier; MANTOVANI, José R.S. Multistage planning for active power distribution systems with increasing penetration of prosumers and electric vehicles. **Sustainable Energy, Grids and Networks**, v. 38, p. 101280, 2024. ISSN 2352-4677. DOI: https://doi.org/10.1016/j.segan.2024.101280. Disponível em: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352467724000092.

MATHCHA. **Mathcha: Online WYSIWYG Mathematics Editor**. [*S. l.: s. n.*], 2026. https://www.mathcha.io/. Acesso em: 12 jul. 2026.

MEJIA, Mario A.; MACEDO, Leonardo H.; MUÑOZ-DELGADO, Gregorio; CONTRERAS, Javier; PADILHA-FELTRIN, Antonio. Multistage Planning Model for Active Distribution Systems and Electric Vehicle Charging Stations Considering Voltage-Dependent Load Behavior. **IEEE Transactions on Smart Grid**, v. 13, n. 2, p. 1383–1397, 2022. DOI: 10.1109/TSG.2021.3125786.

MERMAID CONTRIBUTORS. **Mermaid Live Editor**. [*S. l.: s. n.*], 2026. https://mermaid.live/. Accessed: 2026-07-12.

NCST/CSTEEMT. **Solicitação urgente de informações e esclarecimentos sobre negativas de conexão e ausência de obras estruturantes para geração distribuída no Estado de Mato Grosso**. pt. Cuiabá, MT, jul. 2025.

NREL. **NSRDB: National Solar Radiation Database**: Data Viewer e banco de dados de radiação solar com dados horários e sub-horários de irradiância e variáveis meteorológicas. en. [*S. l.*], 2025. Acesso em: 20 dez. 2025.

NUMPY. **NumPy**. Disponível em: https://numpy.org/. Acesso em: 25 out. 2026.

ONS. **Curva de Carga Horária – Histórico da Operação do SIN**: Sistema de divulgação dos resultados históricos da operação do Sistema Interligado Nacional – carga horária, com visualização e exportação de dados. pt. [*S. l.*], 2025. Acesso em: 20 dez. 2025.

ONS. **Diretrizes para Operação Elétrica – Volume 15: Áreas Mato Grosso, Acre e Rondônia**. pt. Brasil, jul. 2025. Revisão 7.

ONS. **Histórico da Operação – Resultados da Operação do SIN**: Página com dados históricos da operação do Sistema Interligado Nacional (SIN) organizados em famílias de informações. pt. [*S. l.*], 2025. Acesso em: 20 dez. 2025.

ONS. **Plano da Operação Elétrica de Médio Prazo do SIN: PAR/PEL 2024 – Ciclo 2025–2029**. pt. Brasil, out. 2024.

ONS. **Submódulo 7.2: Classificação de modalidade de operação de usinas**. pt. Brasil, dez. 2023.

ONS. **Sumário Executivo do Plano da Operação Energética 2025**. pt. Brasil, jul. 2025.

OPERADOR NACIONAL DO SISTEMA ELÉTRICO (ONS). **Curtailment – Informações sobre a Gestão de Excedentes Energéticos**. [*S. l.: s. n.*], 2025. https://www.ons.org.br/Paginas/faq_curtailment.aspx. Acesso em: 12 jul. 2026.

PAREJA, L. A. G.; LÓPEZ-LEZAMA, J. M.; CARMONA, O. G. A Mixed-Integer Linear Programming Model for the Simultaneous Optimal Distribution Network Reconfiguration and Optimal Placement of Distributed Generation. **Energies**, v. 15, n. 9, 2022. ISSN 1996-1073. DOI: 10.3390/en15093063. Disponível em: https://www.mdpi.com/1996-1073/15/9/3063.

PINHO, João Tavares; GALDINO, Marco Antonio (ed.). **Manual de Engenharia para Sistemas Fotovoltaicos**. Edição revisada e atualizada. Rio de Janeiro: CEPEL/CRESESB, 2014. Acesso em: 12 jul. 2026. Disponível em: https://cresesb.cepel.br/publicacoes/download/Manual_de_Engenharia_FV_2014.pdf.

QUEVEDO, Pilar Meneses de; MUÑOZ-DELGADO, Gregorio; CONTRERAS, Javier. Impact of Electric Vehicles on the Expansion Planning of Distribution Systems Considering Renewable Energy, Storage, and Charging Stations. **IEEE Transactions on Smart Grid**, v. 10, n. 1, p. 794–804, 2019. DOI: 10.1109/TSG.2017.2752303.

SHAPIRO, Alexander; PHILPOTT, Andrew B. A Tutorial on Stochastic Programming. *In:* disponível em: https://api.semanticscholar.org/CorpusID:13019852.

TOLMASQUIM, Mauricio. **Curtailment: quando a energia limpa se perde**. Publicação no LinkedIn. Acesso em: 12 jul. 2026. Fev. 2025. Disponível em: https://www.linkedin.com/posts/mauricio-tolmasquim-09820b122_curtailment-quando-a-energia-limpa-se-perde-ugcPost-7367583348296278016-e_a9/.

TRAM, H.N.; WALL, D.L. Optimal conductor selection in planning radial distribution systems. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 3, n. 1, p. 200–206, 1988. DOI: 10.1109/59.43199.

UNITED NATIONS. **Sustainable Development Goals**. [*S. l.: s. n.*], 2026. Acesso em: 12 jul. 2026. Disponível em: https://sdgs.un.org/goals.

WALLACE, Stein W.; ZIEMBA, William T. (ed.). **Applications of Stochastic Programming**. Philadelphia, PA: SIAM, 2005. v. 5. (MPS-SIAM Book Series on Optimization).

WANG, Shu; DONG, Zhao Yang; CHEN, Chen; FAN, Hui; LUO, Fengji. Expansion Planning of Active Distribution Networks With Multiple Distributed Energy Resources and EV Sharing System. **IEEE Transactions on Smart Grid**, v. 11, n. 1, p. 602–611, 2020. DOI: 10.1109/TSG.2019.2926572.

WEG. **BESS - Sistema de Armazenamento de Energia em Baterias**: Solução de armazenamento de energia em baterias em escala de utilidades (Utility Scale) oferecida pela WEG. pt. [*S. l.*], 2025. Acesso em: 20 dez. 2025.

XIANG, Yue; XUE, Ping; WANG, Yanliang; XU, Lixiong; MA, Wang; SHAFIE-KHAH, Miadreza; LI, Junlong; LIU, Junyong. Distributionally robust expansion planning of electric vehicle charging system and distribution networks. **CSEE Journal of Power and Energy Systems**, p. 1–12, 2023. DOI: 10.17775/CSEEJPES.2021.08540.

YOON, Dong-Hee; HAN, Youngsun. Parallel Power Flow Computation Trends and Applications: A Review Focusing on GPU. **Energies**, v. 13, n. 9, 2020. ISSN 1996-1073. DOI: 10.3390/en13092147. Disponível em: https://www.mdpi.com/1996-1073/13/9/2147.

ZARE, Peyman; DEJAMKHOOY, Abdolmajid; SHOJA MAJIDABAD, Sajjad; FARAJI DAVOUDKHANI, Iraj. Stochastic MILP Model for Merging EV Charging Stations with Active Distribution System Expansion Planning by considering Uncertainties. **Electric Power Components and Systems**, dez. 2023. DOI: 10.1080/15325008.2023.2286616.

APÊNDICES

APÊNDICE A – PARÂMETROS E DADOS PARA O MODELO

A.1 Parâmetros para o modelo

Tabela 18 – Tipos de condutores disponíveis.

Condutor	Código	R ($\mu\Omega$/km)	X ($\mu\Omega$/km)	$I^{\max}$ (A)	Custo ($/km)
1	Mole	0.0000027180	0.0000003740	70	90
2	Squirrel	0.0000013740	0.0000003550	120	170
3	Gopher	0.0000010980	0.0000003490	130	210
4	Weasel	0.0000009116	0.0000003450	150	260
5	Ferret	0.0000006795	0.0000003390	175	340
6	Rabbit	0.0000005449	0.0000003350	200	420
7	Mink	0.0000004565	0.0000003530	250	500
8	Horse	0.0000003977	0.0000003270	270	540
9	Beaver	0.0000003841	0.0000003270	257	590
10	Raccoon	0.0000003656	0.0000003290	260	630
11	Otter	0.0000003434	0.0000003280	270	770
12	Cat	0.0000003020	0.0000003270	290	760
13	Dog	0.0000002745	0.0000003150	305	820
14	Leopard	0.0000002193	0.0000002820	395	1010
15	Coyote	0.0000002214	0.0000002680	380	1040
16	Tiger	0.0000002221	0.0000002710	385	1130
17	Wolf	0.0000001844	0.0000002660	425	1370
18	Lynx	0.0000001589	0.0000002610	470	1590
19	Panther	0.0000001375	0.0000002560	510	1840
20	Lion	0.0000001223	0.0000002520	560	2060
21	Bear	0.0000001100	0.0000002490	620	2290
22	Goat	0.0000000900	0.0000002430	720	2810
23	Zebra	0.0000000680	0.0000002380	735	3400
24	Moose	0.0000000552	0.0000002310	835	4190

Tabela 19 – Parâmetros Gerais, Tecnológicos e Multi-Conjuntos

Parâmetro	Valor
$V_{\max}$	$1.05 \cdot V_{nom}$ (MV)
$V_{\min}$	$0.95 \cdot V_{nom}$ (MV)

Tabela 19 – Parâmetros Gerais, Tecnológicos e Multi-Conjuntos (continuação).

Parâmetro	**Valor**
τ	8 (%)
b_{bar}	10000
$ICMS$	19.5 (%)
PIS	1.65 (%)
$COFINS$	7.60 (%)
$dolartoreal$	5.40 (R$)
$TUSD_{livre}$	120.91 (R$/MWh)
TE_{cativo}	275.75 (R$/MWh)
$TUSD_{cativo}$	366.67 (R$/MWh)
$tributo$	$(1-(PIS+COFINS))\cdot(1-ICMS)$
Parâmetros de SAE	
η^{ES+}	92 (%)
η^{ES-}	92 (%)
C^{ES}	20000 ($)
Cop^{ES}	0.5 ($/MW)
$N^{\max_ES}$	4
$P^{\max_ES}$	0.250 (MW)
Parâmetros de SGF	
C^{PV}	10000 ($)
Cop^{PV}	0.4 ($/MWh)
$N^{\max_PV}$	10
$P^{\max_PV}$	0.100 (MW)
FP^{PV}	0.98
Parâmetros de SGE	
C^{WT}	480000 ($)
Cop^{WT}	1 ($/MWh)
$P^{\max_WT}$	2 (MW)
FP^{WT}	0.90
Parâmetros de Linearização e Multi-Índices	
W	0
Y	260
ΔV	$\frac{V_{\max}^2 - V_{\min}^2}{W+1}$
$f_{s,p}^{D_lt}$	$(1+Annual_demand_growth_s)^{((p-1)\cdot\lambda_p)}$

Tabela 19 – Parâmetros Gerais, Tecnológicos e Multi-Conjuntos (continuação).

Parâmetro	**Valor**
$f_{s,p}^{D}$	$f_{s}^{D_st} \cdot f_{s,p}^{D_lt}$
$PD_{i,s,p}$	$Pd_i \cdot f_{s,p}^{D}$
$QD_{i,s,p}$	$Qd_i \cdot f_{s,p}^{D}$

Tabela 20 – Dados de Entrada para Carregadores (Ω_c)

c	P_c^{EV} (MW)	C_c^{EV} ($)	C_c^{INST} ($)	$N_c^{\max_EV}$
1	0.05	5500	550	10
2	0.15	15000	1500	5

Tabela 21 – Dados de Entrada para Subestações (Ω_d)

d	$\rho_{i,d}$ (MVA)	$\rho_{f,d}$ (MVA)	C_d^S ($)
1	100000	0	0

Tabela 22 – Dados e Equações do Conjunto de Planejamento (Ω_p)

p	λ_p (anos)
1	5
2	5
Parâmetros Calculados:	
$CRF_p = \frac{\tau \cdot (\tau+1)^{\lambda_p}}{(\tau+1)^{\lambda_p}-1}$	

Tabela 23 – Dados e Equações do Conjunto de 4 Cenários Consolidados (Ω_s)

s	Estação	Período	$Demand_factor_s$ (p.u.)	$Charging_demand_s$ (kW)	$Solar_irradiance_s$ (W/m²)	$Wind_speed_s$ (m/s)	PLD_s (R$/MWh)	$Hours_s$ (h)	$Annual_growth_s$ (%)
1	Verão	Dia	0.676746902	651.4212	659.2276001	2.137818336	74.51834869	2148	3.0883
2	Verão	Noite	0.625207024	1222.7637	0.000000000	1.221351862	74.85560608	2148	3.0883
3	Inverno	Dia	0.617359123	712.1937	438.1401672	2.214035034	77.41020203	2232	3.0883
4	Inverno	Noite	0.559683685	1124.7287	0.000000000	1.317293286	77.70056915	2232	3.0883

Parâmetros Calculados:

$\pi_s = \frac{Hours_s}{\sum_{k \in \Omega_s} Hours_k}$

$d_s = Hours_s$ (h)

$f(\tau,\pi)_s = \frac{1-(1+\tau)^{-\pi_s}}{\tau}$

$Energy_price_s = \frac{0.37 \cdot \frac{PLD_s + TUSD_{fixo}}{tributo} + 0.63 \cdot \frac{TE_{cativo} + TUSD_{cativo}}{tributo}}{dolar to real \cdot 1000}$ ($/kWh)

$C_s^{ep} = Energy_price_s \cdot 1000$ ($/MWh)

$f_s^{D_st} = Demand_factor_s$

$D_s^{EV} = \frac{Charging_demand_s}{1000}$ (MW)

$f_s^{PV} = \frac{Solar_irradiance_s}{\max(Solar_irradiance)}$

$f_s^{WT} = \frac{Wind_speed_s}{\max(Wind_speed)}$

Tabela 24 – Dados Extras para 8 Cenários Consolidados (Ω_s)

s	Estação	Período	$Demand_factor_s$ (p.u.)	$Solar_irradiance_s$ (W/m²)	$Wind_speed_s$ (m/s)	PLD_s (R$/MWh)	$Hours_s$ (h)	$Annual_growth_s$ (%)
1	Verão	dia	0.646977005	586.8310547	2.272180796	72.37897491	636	3.0883
2	Verão	noite	0.590073280	0.0000000	1.429807186	75.23752594	636	3.0883
3	Verão	dia	0.658195038	688.2018433	2.036255121	66.60641479	1512	3.0883
4	Verão	noite	0.622513733	0.0000000	1.207628608	66.94915009	1512	3.0883
5	Inverno	dia	0.621214333	394.9152527	2.199594021	77.23606873	1344	3.0883
6	Inverno	noite	0.559145813	0.0000000	1.315986395	76.65779877	1344	3.0883
7	Inverno	dia	0.640291519	508.6269531	2.292276144	71.15833282	888	3.0883
8	Inverno	noite	0.586238289	0.0000000	1.431034684	76.09713745	888	3.0883

Tabela 25 – Dados Extras para 16 Cenários Consolidados (Ω_s)

s	Estação	Período	$Demand_factor_s$ (p.u.)	$Solar_irradiance_s$ (W/m²)	$Wind_speed_s$ (m/s)	PLD_s (R$/MWh)	$Hours_s$ (h)	$Annual_growth_s$ (%)
1	Verão	dia	0.661759262	572.5656128	2.222409010	62.82942581	432	3.0883
2	Verão	noite	0.591963348	0.0000000	1.385875702	62.25097275	432	3.0883
3	Verão	dia	0.665743027	696.0913696	2.357404470	66.02946472	828	3.0883
4	Verão	noite	0.613092957	0.0000000	1.477279067	67.27760315	828	3.0883
5	Verão	dia	0.696363449	619.8292847	2.042471647	185.4306488	84	3.0883
6	Verão	noite	0.612640076	0.0000000	1.238066554	184.5206146	84	3.0883
7	Verão	dia	0.701173630	668.5820923	2.030809641	63.24457932	804	3.0883
8	Verão	noite	0.650664749	0.0000000	1.090730786	62.77316284	804	3.0883
9	Inverno	dia	0.613045769	379.7426758	2.085886240	75.54692078	960	3.0883
10	Inverno	noite	0.559005013	0.0000000	1.265743136	75.69535065	960	3.0883
11	Inverno	dia	0.640641479	453.0996399	2.347210407	75.95551300	684	3.0883
12	Inverno	noite	0.576482201	0.0000000	1.346480846	76.49597931	684	3.0883
13	Inverno	dia	0.632941895	533.6009521	2.164052725	72.01085663	516	3.0883
14	Inverno	noite	0.585634804	0.0000000	1.193999171	72.13350677	516	3.0883
15	Inverno	dia	0.649064865	431.4703674	2.290467024	209.8098907	72	3.0883
16	Inverno	noite	0.576644783	0.0000000	1.292661786	200.7994995	72	3.0883

Tabela 26 – Dados Extras para 24 Cenários Consolidados (Ω_s)

s	Estação	Período	$Demand_factor_s$ (p.u.)	$Solar_irradiance_s$ (W/m²)	$Wind_speed_s$ (m/s)	PLD_s (R$/MWh)	$Hours_s$ (h)	$Annual_growth_s$ (%)
1	Verão	dia	0.634804573	577.2808228	2.517297029	63.48521423	324	3.0883
2	Verão	noite	0.566344872	0.0000000	1.745289803	64.30389404	324	3.0883
3	Verão	dia	0.632874641	706.4805298	2.162986994	64.51351929	444	3.0883
4	Verão	noite	0.604653931	0.0000000	1.127904773	64.40216827	444	3.0883
5	Verão	dia	0.676136017	690.2194214	2.347221851	68.82422638	528	3.0883
6	Verão	noite	0.611358681	0.0000000	1.554185748	69.45944214	528	3.0883
7	Verão	dia	0.668137436	604.4742432	1.904435515	68.43732452	252	3.0883
8	Verão	noite	0.625038719	0.0000000	1.055575371	67.20139313	252	3.0883
9	Verão	dia	0.719011459	625.3154907	2.228512526	194.0020142	72	3.0883
10	Verão	noite	0.655979843	0.0000000	1.211296082	189.7548828	72	3.0883
11	Verão	dia	0.730141068	669.9526978	2.083947420	62.68849182	528	3.0883
12	Verão	noite	0.673270798	0.0000000	1.066555619	61.96818161	528	3.0883
13	Inverno	dia	0.574398499	378.2402344	2.168690443	64.12215424	612	3.0883
14	Inverno	noite	0.538625908	0.0000000	1.310349107	63.15300369	612	3.0883
15	Inverno	dia	0.610745125	374.2833252	2.158231974	102.2393799	300	3.0883
16	Inverno	noite	0.553068047	0.0000000	1.313615918	100.6986923	300	3.0883
17	Inverno	dia	0.614827461	447.0613708	2.191937208	64.86926270	432	3.0883
18	Inverno	noite	0.558799591	0.0000000	1.341610551	64.06818390	432	3.0883
19	Inverno	dia	0.607753906	501.5054932	2.431205034	71.91733551	384	3.0883
20	Inverno	noite	0.566548042	0.0000000	1.349990845	72.05700684	384	3.0883
21	Inverno	dia	0.630803070	435.4187317	2.587950945	112.1259384	240	3.0883
22	Inverno	noite	0.573179779	0.0000000	1.518496871	116.6539078	240	3.0883
23	Inverno	dia	0.677504959	550.3486938	1.900712848	58.40776062	264	3.0883
24	Inverno	noite	0.627113991	0.0000000	1.115489602	57.95863342	264	3.0883

Tabela 27 – Dados Extras para 32 Cenários Consolidados (Ω_s)

s	Estação	Período	$Demand_factor_s$ (p.u.)	$Solar_irradiance_s$ (W/m²)	$Wind_speed_s$ (m/s)	PLD_s (R$/MWh)	$Hours_s$ (h)	$Annual_growth_s$ (%)
1	Verão	dia	0.569356270	673.1679077	2.290114164	71.70555115	264	3.0883
2	Verão	noite	0.545972939	0.0000000	1.519237995	72.91101837	264	3.0883
3	Verão	dia	0.611359215	539.3637695	2.416315794	68.12944031	156	3.0883
4	Verão	noite	0.563269615	0.0000000	1.502492428	67.93698120	156	3.0883
5	Verão	dia	0.639985504	602.3129883	2.460949659	59.68312454	180	3.0883
6	Verão	noite	0.583119812	0.0000000	1.446446896	59.22980881	180	3.0883
7	Verão	dia	0.668198624	710.5289917	2.125348806	62.23768997	588	3.0883
8	Verão	noite	0.622748604	0.0000000	1.361908793	62.35911942	588	3.0883
9	Verão	dia	0.716690598	609.3460083	1.972067833	62.99362183	336	3.0883
10	Verão	noite	0.646991196	0.0000000	0.945429802	62.05036545	336	3.0883
11	Verão	dia	0.721569214	694.4802246	3.014059782	345.0564270	12	3.0883
12	Verão	noite	0.644910507	0.0000000	1.862192035	345.6163330	12	3.0883
13	Verão	dia	0.715951309	677.1612549	1.917472482	62.94725418	588	3.0883
14	Verão	noite	0.662266312	0.0000000	1.053432941	62.47547913	588	3.0883
15	Verão	dia	0.743346481	656.3070679	2.223170519	163.8506317	24	3.0883
16	Verão	noite	0.649807281	0.0000000	1.200296521	163.2123871	24	3.0883
17	Inverno	dia	0.598051567	368.3463440	2.259164572	64.55535889	492	3.0883
18	Inverno	noite	0.538646202	0.0000000	1.366005063	64.36089325	492	3.0883
19	Inverno	dia	0.618536682	389.0338135	2.076044321	300.5907288	36	3.0883
20	Inverno	noite	0.564868660	0.0000000	1.126654744	294.7686768	36	3.0883
21	Inverno	dia	0.621073456	487.6654358	2.475305796	63.51109695	444	3.0883
22	Inverno	noite	0.567100868	0.0000000	1.476070404	63.09510422	444	3.0883
23	Inverno	dia	0.626530304	396.6498718	2.101910353	101.8448868	360	3.0883
24	Inverno	noite	0.571162682	0.0000000	1.326597810	104.9250107	360	3.0883
25	Inverno	dia	0.630800819	424.8175049	1.957332015	63.03976822	468	3.0883
26	Inverno	noite	0.567577705	0.0000000	1.268191457	62.69700241	468	3.0883
27	Inverno	dia	0.666562500	435.9825745	2.815986633	51.87898636	12	3.0883
28	Inverno	noite	0.558081970	0.0000000	1.593973041	224.2117157	12	3.0883
29	Inverno	dia	0.658177719	546.4992065	2.367897272	69.04320526	300	3.0883
30	Inverno	noite	0.590632591	0.0000000	1.342493176	73.99237823	300	3.0883
31	Inverno	dia	0.667772293	474.0857239	2.371523142	122.5373230	120	3.0883
32	Inverno	noite	0.590467987	0.0000000	1.348474860	120.9170303	120	3.0883

A.2 Dados do sistema de 14 barras

Tabela 28 – Conjunto de barras de subestação para o sistema de 14 barras.

Ω_d	ρ^i (MVA)	ρ^f (MVA)	C^S ($)
1	100000	0	0

Tabela 29 – Dados das barras do sistema de 14 barras.

Barra	P_d **(MW)**	Q_d **(MVar)**
1	0.0	0.0
2	2.0	1.6
3	3.0	0.4
4	2.0	-0.4
5	1.5	1.2
6	4.0	2.7
7	5.0	1.8
8	1.0	0.9
9	0.6	-0.5
10	4.5	-1.7
11	1.0	0.9
12	1.0	-1.1
13	1.0	0.9

Tabela 29 – Dados das barras do sistema de 14 barras (continuação).

Barra	P_d **(MW)**	Q_d **(MVar)**
14	2.1	-0.8

Tabela 30 – Dados das linhas do sistema de 14 barras

Send	**Recv**	l **(km)**	**Linha**
1	2	1	1
2	3	1	2
2	4	1	3
4	5	1	4
1	6	1	5
6	7	1	6
6	8	1	7
7	9	1	8
7	10	1	9
1	11	1	10
11	12	1	11
11	13	1	12
13	14	1	13
3	9	1	14
8	12	1	15
5	14	1	16

A.3 Dados do sistema de 24 barras

Tabela 31 – Conjunto de barras de subestação para o sistema de 24 barras.

Ω_d	ρ^i (MVA)	ρ^f (MVA)	C^S ($)
21	15000	0	0
22	15000	0	0
23	0	20000	3000000
24	0	20000	3000000

Tabela 32 – Dados das barras do sistema de 24 barras.

Barra	S_d **(MVA)**
1	2.800000
2	0.350000
3	1.932700

Tabela 32 – Dados das barras do sistema de 24 barras (continuação).

Barra	S_d **(MVA)**
4	0.324100
5	0.310800
6	0.602000
7	1.484000
8	0.621600
9	1.170400
10	0.887600
11	1.234800
12	5.684000
13	0.595000
14	1.393000
15	0.399840
16	0.376320
17	0.572880
18	0.479920
19	0.334320
20	0.497280
21	0.000000
22	0.000000
23	0.000000
24	0.000000

Tabela 33 – Dados das linhas do sistema de 24 barras.

Send	**Recv**	l **(km)**	**Linha**
1	5	3.885	1
1	9	2.100	2
1	14	2.100	3
1	21	3.850	4
2	3	3.500	5
2	12	1.925	6
2	21	2.975	7
3	10	1.925	8
3	16	2.100	9
3	23	2.100	10
4	7	4.550	11
4	9	2.100	12

Tabela 33 – Dados das linhas do sistema de 24 barras (continuação).

Send	**Recv**	l **(km)**	**Linha**
4	15	2.800	13
4	16	2.275	14
5	6	4.200	15
5	24	1.225	16
6	13	2.100	17
6	17	3.850	18
6	22	4.550	19
7	8	3.500	20
7	11	1.925	21
7	19	2.800	22
7	23	1.575	23
8	22	3.500	24
10	16	1.400	25
10	23	2.275	26
11	23	2.800	27
13	20	2.100	28
14	18	1.750	29
15	17	2.100	30
15	19	2.800	31
17	22	2.625	32
18	24	2.625	33
20	24	1.575	34

A.4 Dados do sistema de 33 barras

Tabela 34 – Conjunto de barras de subestação para o sistema de 33 barras.

Ω_d	ρ^i (MVA)	ρ^f (MVA)	C^S ($)
1	100000	0	0

Tabela 35 – Dados das barras do sistema de 33 barras.

Barra	P_d **(MW)**	Q_d **(MVar)**
1	0.0000	0.0000
2	0.1000	0.0600
3	0.0900	0.0400
4	0.1200	0.0800

Tabela 35 – Dados das barras do sistema de 33 barras (continuação).

Barra	P_d **(MW)**	Q_d **(MVar)**
5	0.0600	0.0300
6	0.0600	0.0200
7	0.2000	0.1000
8	0.2000	0.1000
9	0.0600	0.0200
10	0.0600	0.0200
11	0.0450	0.0300
12	0.0600	0.0350
13	0.0600	0.0350
14	0.1200	0.0800
15	0.0600	0.0100
16	0.0600	0.0200
17	0.0600	0.0200
18	0.0900	0.0400
19	0.0900	0.0400
20	0.0900	0.0400
21	0.0900	0.0400
22	0.0900	0.0400
23	0.0900	0.0500
24	0.4200	0.2000
25	0.4200	0.2000
26	0.0600	0.0250
27	0.0600	0.0250
28	0.0600	0.0200
29	0.1200	0.0700
30	0.2000	0.6000
31	0.1500	0.0700
32	0.2100	0.1000
33	0.0600	0.0400

Tabela 36 – Dados das linhas do sistema de 33 barras.

Send	**Recv**	l **(km)**	**Linha**
1	2	0.4164	1
2	3	2.2267	2
3	4	0.8018	3
4	5	0.8348	4

Tabela 36 – Dados das linhas do sistema de 33 barras (continuação).

Send	**Recv**	l **(km)**	**Linha**
5	6	1.7941	5
6	7	0.1362	6
7	8	0.5178	7
8	9	0.7496	8
9	10	0.7598	9
10	11	0.1431	10
11	12	0.2725	11
12	13	1.0684	12
13	14	0.3942	13
14	15	0.4301	14
15	16	0.5432	15
16	17	0.9381	16
17	18	0.5328	17
2	19	0.0603	18
19	20	0.5534	19
20	21	0.1507	20
21	22	0.2608	21
3	23	0.3284	22
23	24	0.6536	23
24	25	0.6521	24
6	26	0.1477	25
26	27	0.2068	26
27	28	0.7707	27
28	29	0.5853	28
29	30	0.3694	29
30	31	0.7092	30
31	32	0.2260	31
32	33	0.2481	32
8	21	1.4556	33
9	15	1.4556	34
12	22	1.4556	35
18	33	0.3639	36
25	29	0.3639	37

A.5 Dados do sistema de 54 barras

Tabela 37 – Conjunto de barras de subestação para o sistema de 54 barras.

Ω_d	ρ^i (MVA)	ρ^f (MVA)	C^S ($)
51	20000	0	0
52	20000	0	0
53	0	30000	3000000
54	0	30000	3000000

Tabela 38 – Dados das barras do sistema de 54 barras.

Barra	P_d **(MW)**	Q_d **(MVar)**
1	3.622500	2.012500
2	1.293750	0.718750
3	0.603750	0.335420
4	0.948750	0.527080
5	2.242500	1.245830
6	0.603750	0.335420
7	0.862500	0.479170
8	1.638750	0.910420
9	1.035000	0.575000
10	2.501250	1.389580
11	0.258750	0.143750
12	1.552500	0.862500
13	0.948750	0.527080
14	0.862500	0.479170
15	1.207500	0.670830
16	1.638750	0.910420
17	0.603750	0.335420
18	1.035000	0.575000
19	1.207500	0.670830
20	0.690000	0.383330
21	1.552500	0.862500
22	0.948750	0.527080
23	0.862500	0.479170
24	0.431250	0.239580
25	0.776250	0.431250
26	1.035000	0.575000
27	1.293750	0.718750
28	0.603750	0.335420

Tabela 38 – Dados das barras do sistema de 54 barras (continuação).

Barra	P_d **(MW)**	Q_d **(MVar)**
29	1.207500	0.670830
30	2.242500	1.245830
31	0.603750	0.335420
32	1.466250	0.814580
33	2.501250	1.389580
34	1.035000	0.575000
35	0.776250	0.431250
36	0.258750	0.143750
37	1.811250	1.006250
38	0.948750	0.527080
39	0.862500	0.479170
40	1.207500	0.670830
41	0.776250	0.431250
42	1.035000	0.575000
43	1.121250	0.622920
44	1.207500	0.670830
45	0.690000	0.383330
46	1.552500	0.862500
47	0.862500	0.479170
48	0.690000	0.383330
49	0.431250	0.239580
50	0.690000	0.383330
51	0.000000	0.000000
52	0.000000	0.000000
53	0.000000	0.000000
54	0.000000	0.000000

Tabela 39 – Dados das linhas do sistema de 54 barras.

Send	**Recv**	l **(km)**	**Linha**
51	1	1.440	1
1	2	1.600	2
51	3	1.120	3
3	4	1.600	4
4	5	1.600	5
5	6	1.280	6
4	7	1.280	7

Tabela 39 – Dados das linhas do sistema de 54 barras (continuação).

Send	**Recv**	l **(km)**	**Linha**
7	8	1.600	8
1	9	1.760	9
31	10	1.600	10
52	11	1.440	11
11	12	1.600	12
12	13	2.240	13
52	14	1.920	14
14	15	1.920	15
15	16	1.440	16
18	17	2.080	17
21	18	1.600	18
18	19	1.280	19
19	20	1.600	20
54	21	1.280	21
54	22	1.920	22
22	23	1.760	23
23	24	1.440	24
24	25	1.120	25
27	26	1.760	26
28	27	1.600	27
53	28	1.600	28
30	29	1.600	29
54	30	1.440	30
37	31	1.920	31
39	32	2.080	32
34	33	0.960	33
35	34	1.120	34
36	35	1.120	35
53	36	1.280	36
43	37	1.280	37
44	38	1.600	38
33	39	1.440	39
41	40	1.280	40
53	41	1.600	41
41	42	1.920	42
30	43	2.080	43
45	44	1.120	44

Tabela 39 – Dados das linhas do sistema de 54 barras (continuação).

Send	**Recv**	l **(km)**	**Linha**
12	45	1.280	45
14	46	1.760	46
46	47	1.600	47
42	48	1.280	48
48	49	1.920	49
49	50	1.120	50
24	10	1.230	51
39	31	1.230	52
10	33	1.230	53
38	34	2.500	54
32	37	1.230	55
38	39	1.230	56
32	44	1.230	57

APÊNDICE B – PRODUÇÃO CIENTÍFICA

B.1 Artigos publicados

Título: Power Systems Optimization: Manifold Approach.

Autores: PINTO, L. R. ; SOUZA JUNIOR, W. ; JACOB, J. L. ; PAREJA, L. A. G. ; ABRÃO, T.

Resumo: Solving the power flow problem efficiently and reliably remains a central challenge in power systems engineering. Many optimization models used for strategic planning and asset allocation in electrical networks may inherit the non-convexity of the traditional power flow model set of constraints, making them harder to solve with conventional methods. Additionally, the classical discretization techniques typically employed can reduce the accuracy of the results. This paper introduces Manifold optimization (MO) as a novel and powerful approach for this task. Our contribution is a practical methodology that reformulates the power flow problem using a cost function derived from a backward-forward sweep (BFS) method, which is then solved using the open-source Manopt toolbox. This approach avoids the complexities of both non-convex solvers and intricate manifold geometries. We demonstrate the method's effectiveness on standard electrical power distribution systems (EPDS) (33-bus, 69-bus) and electrical power transmission systems (EPTS) (3-bus, 4-bus) test systems. Key findings show that our MO-based approach achieves solution accuracy that exactly matches benchmark nonlinear solvers such as Knitro while offering competitive computational times and the significant advantage of being a free, opensource alternative to expensive commercial software. Furthermore, although the BFS formulation is used here as the basis for the cost function, it still preserves the flexibility required for strategic planning and asset allocation problems, similarly to traditional mathematical optimization models. Therefore, study positions MO as an accessible, robust, and highly accurate tool for power system analysis, with clear potential for broader planning and operational applications.

Revista: Electric Power Systems Research.

Estado: Publicado.

DOI: https://doi.org/10.1016/j.epsr.2026.113210.

Disponível em: https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0378779626005031.

Título: Modelo de Programação Linear Inteira Mista para a Alocação e Dimensionamento Ótimo de Subestações Considerando o Impacto da Geração Distribuída.

Autores: PINTO, L. R. ; CARMONA, O. G. ; PAREJA, L. A. G.

Resumo: Este estudo aborda o desafio do planejamento ótimo dos sistemas de distribuição de energia elétrica diante do crescimento populacional, industrial e a instalação desordenada de geradores distribuídos. Visando melhorar a estabilidade e qualidade do fornecimento de energia, propõe-se um modelo matemático de otimização linear inteiro misto para a alocação ótima de subestações considerando a inserção de fontes de energia renováveis (geradores distribuídos). Um dos propósitos é identificar os efeitos da inserção da geração distribuída no planejamento de subestações. A inserção de fontes de energia renováveis, como geradores distribuídos, é um aspecto de grande importância para aprimorar os sistemas elétricos. O estudo também aborda a inserção de geradores distribuídos em diversas proporções de modo a possibilitar não somente a comparação com o caso base, mas também com os demais casos e avaliar o melhor resultado em questões de aprimoramento nos parâmetros do sistema e no benefício econômico.

Congresso: CBA 2024: XXV Congresso Brasileiro de Automática.

Estado: Publicado.

Disponível em: https://www.sba.org.br/cba2024/papers/paper_3863.pdf.

B.2 Artigos submetidos

Título: A Conditional Generative Framework with Temporal Encoding and K-Means Clustering for Scenario Generation in Distribution Network Planning.

Autores: PINTO, L. R. ; PAREJA, L. A. G. ; CARMONA, O. G.

Resumo: Stochastic distribution network planning requires statistically representative uncertainty scenarios to support reliable and cost efficient infrastructure decisions. Conventional scenario generation methods based on predefined distributions, Monte Carlo sampling, or historical resampling often fail to capture nonlinear temporal patterns and the combined effects of multiple stochastic variables. This paper proposes a conditional deep generative framework for scenario generation based on Conditional Generative Adversarial Networks (cGANs). Independent models are trained using historical hourly data (2018–2024) of solar irradiance, wind speed, load demand, and electricity prices. Temporal conditioning is introduced to preserve daily and seasonal patterns, while long term demand evolution is incorporated through a regression based growth adjustment. To ensure computational tractability, the generated synthetic data are reduced using K-Means clustering, producing representative scenarios with associated probabilities. This approach enables the construction of coherent multivariate daily scenarios suitable for stochastic optimization. Results show that the generated profiles preserve intraday temporal structure and marginal statistical properties while providing an approximate representation of cross variable interactions through temporal alignment. The proposed framework offers a computationally efficient and statistically consistent approach to generating scenarios in distribution network planning under uncertainty.

Revista: Results in Engineering.

Estado: Submetido.

Título: A Novel Controller Using Dual Fuzzy Logic with Metaheuristic Algorithms for Artificial Respiratory Systems Subject to Constraints.

Autores: NUNES, W. R. B. M. ; PINTO, L. R. ; BISPO, R. M.

Resumo: **Background and Objective:** Pressure-controlled mechanical ventilation requires accurate airway-pressure tracking despite patient-specific variations in lung resistance and compliance. This study develops and evaluates an optimized fuzzy-based control architecture for a blower-driven artificial respiratory system, aiming to improve tracking performance and robustness under parametric uncertainty and short-duration disturbances.
Methods: Starting from a type-2 fuzzy-proportional-integral-derivative (T2FPID) controller optimized by the human conception optimizer (HCO), a post-fuzzy gain-refinement stage was introduced and tuned offline using genetic algorithm, particle swarm optimization, grey wolf optimizer, and harmony search algorithm (HSA). Based on the observed performance–cost trade-off, a hybrid dual fuzzy–PID (DFPID) controller was proposed, in which a harmony-search-optimized type-1 fuzzy system performs online fine adjustment of the primary type-2 fuzzy scheduled gains. Performance was evaluated using integral square error (ISE), integral absolute error (IAE), integral of time-weighted absolute error (ITAE), control-effort norm, offline optimization time, lung-parameter uncertainty, and a temporary output disturbance.
Results: Among the single-layer gain-adjusted controllers, harmony search provided the best observed trade-off, achieving an ITAE of 2.22 in 35.65 s. The proposed HSA–HCO–DFPID reduced ITAE from 2.73 to 1.62 (40.5%), IAE from 1.17 to 0.70 (40.3%), and ISE from 12.91 to 7.04 (45.5%) relative to the baseline. This improvement increased the control-effort norm by 20.7%. The proposed controller maintained setpoint recovery across all evaluated uncertainty vertices and exhibited faster recovery following the temporary disturbance.
Conclusions: The proposed hybrid HSA–HCO–DFPID substantially improves airway-pressure tracking and provides robust performance under lung-parameter uncertainty, offering a practical performance–cost compromise for precision control in blower-driven artificial respiratory systems.

Revista: Computer Methods and Programs in Biomedicine.

Estado: Submetido.

Título: Modelo Inteiro Misto de Cone de Segunda Ordem para Fluxo de Potência com Geração Distribuída e Considerações Complementares para Parâmetros de Condutores.

Autores: PINTO, L. R. ; PAREJA, L. A. G.

Resumo: Este artigo propõe um modelo de otimização inteira mista convexa para o fluxo de potência em sistemas de distribuição. A abordagem explora a programação convexa como alternativa viável e eficiente, permitindo herdar sua convexidade em outras estratégias. A metodologia considera variações na temperatura dos condutores, tipos de estrutura da rede e alocação de geradores distribuídos para avaliar benefícios da injeção de potência local. Os resultados analisam a otimização do sistema e a minimização de perdas e custos. Simulações em um sistema de 201 barras utilizam CVX com SDPT3 e Gurobi, além de AMPL IDE com Knitro, validando a eficácia da abordagem convexificada.

Congresso: XVII Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente (SBAI 2025).

Estado: Submetido.

B.3 Artigos aguardando submissão

Título: Mixed-Integer Stochastic Modeling for the Allocation of Modern Distributed Energy Resources on Distribution Systems Considering Carbon Taxes.

Autores: PINTO, L. R. ; PAREJA, L. A. G. ; CARMONA, O. G.

Resumo: This paper proposes a stochastic mixed-integer linear programming framework for the expansion planning of active electric distribution systems under high penetration of distributed energy resources. The methodology integrates a two-stage data-driven uncertainty modeling pipeline with a co-optimization model that simultaneously sizes and sites distribution lines, substations, photovoltaic generators, wind turbines, energy storage systems, and electric vehicle charging stations. In the first stage, a conditional generative adversarial network is trained on seven years of historical data (2018–2024) to generate synthetic daily profiles of solar irradiance, wind speed, load demand, and energy prices, which are subsequently reduced to a com-

pact set of representative scenarios via K-Means clustering. In the second stage, the stochastic model minimizes the net present value of total planning costs plus a carbon tax component, the latter reflecting the growing carbon pricing trend observed in Latin America. The framework enforces all relevant physical and operational constraints, including radial network topology, voltage limits, branch thermal capacities, and energy storage balance. The methodology is validated on four benchmark test systems of increasing complexity (14, 24, 33, and 54 buses), consistently yielding voltage profiles within regulatory bounds, very low active power losses across all stochastic scenarios, and economically sound investment plans. The results demonstrate the effectiveness of the proposed integrated approach in delivering scalable, robust, and technically feasible expansion strategies for modern distribution systems.

Estado: Aguardando submissão.

Título: Otimização Conjunta do Escalonamento de Frota e Recarga Rápida de Ônibus Elétricos: Um Estudo de Caso no Transporte Público de Londrina-PR.

Autores: PINTO, L. R. ; PAREJA, L. A. G.

Resumo: A eletrificação do transporte público é crucial para a transição energética urbana, mas exige conciliar limitações de autonomia com a infraestrutura de recarga. O estudo propõe um modelo de Programação Linear Inteira Mista (MILP) para otimizar simultaneamente o uso da frota elétrica e o dimensionamento de carregadores em Londrina-PR, minimizando custos de implantação e operação. Foram analisadas cinco linhas com diferentes políticas de Estado de Carga (SoC), variando entre 20%, 50% e 70%. Os resultados mostram que apenas dois carregadores rápidos de 150 kW são suficientes para atender à demanda em todos os cenários. Limites mais rigorosos de carga, embora não exijam mais infraestrutura, aumentam a complexidade operacional, demandando ajustes no escalonamento, maior alternância entre rotas e fragmentação dos ciclos para garantir a continuidade do serviço.

Estado: Aguardando submissão.
