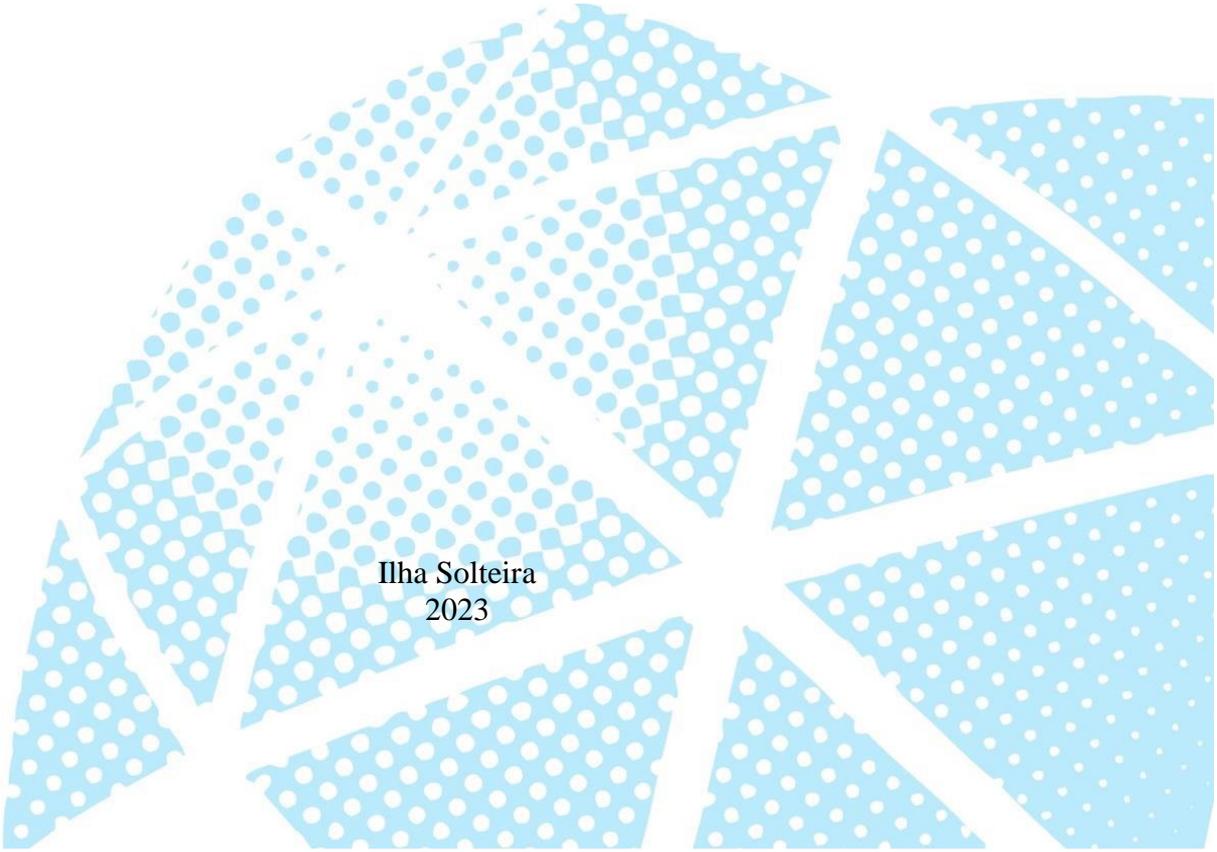


**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
FACULDADE DE ENGENHARIA
CAMPUS DE ILHA SOLTEIRA**

TAYENNE DIAS DE LIMA

**INTEGRAÇÃO DE RECURSOS ENERGÉTICOS DISTRIBUÍDOS E POSTOS DE
RECARGA DE VEÍCULOS ELÉTRICOS NO PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DE
SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA**



Ilha Solteira
2023

TAYENNE DIAS DE LIMA

**INTEGRAÇÃO DE RECURSOS ENERGÉTICOS DISTRIBUÍDOS E POSTOS DE
RECARGA DE VEÍCULOS ELÉTRICOS NO PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DE
SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA**

Tese apresentada à Faculdade de Engenharia do
Campus de Ilha Solteira – UNESP como requisito
para obtenção do título de Doutora em Engenharia
Elétrica

Área de Conhecimento: Automação

Prof. Dr. John Fredy Franco

Orientador

Dr. João Soares

Coorientador

Ilha Solteira
2023

FICHA CATALOGRÁFICA

Desenvolvido pelo Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação

L732i Lima, Tayenne Dias de.
Integração de recursos energéticos distribuídos e postos de recarga de veículos elétricos no planejamento da expansão de sistemas de distribuição de energia elétrica / Tayenne Dias de Lima. -- Ilha Solteira: [s.n.], 2023
95 f. : il.

Tese (doutorado) - Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira. Área de conhecimento: Automação, 2023

Orientador: John Fredy Franco

Coorientador: João Soares

Inclui bibliografia

1. Alocação de postos de recarga de veículos elétricos. 2. Geração distribuída renovável. 3. Método de previsão de demanda de veículos elétricos. 4. Planejamento de recursos de energéticos distribuídos. 5. Postos de recarga de veículos elétricos. 6. Sistemas de armazenamento de energia elétrica.

Raiane da Silva Santos
Raiane da Silva Santos

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

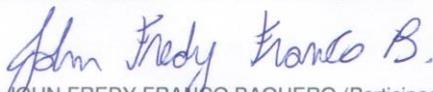
TÍTULO DA TESE: INTEGRAÇÃO DE RECURSOS ENERGÉTICOS DISTRIBUÍDOS E ESTAÇÕES DE RECARGA DE VEÍCULOS ELÉTRICOS NO PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA

AUTORA: TAYENNE DIAS DE LIMA

ORIENTADOR: JOHN FREDY FRANCO BAQUERO

COORIENTADOR: JOÃO ANDRÉ PINTO SOARES

Aprovada como parte das exigências para obtenção do Título de Doutora em Engenharia Elétrica, área: Automação pela Comissão Examinadora:



Prof. Dr. JOHN FREDY FRANCO BAQUERO (Participação Presencial)
Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira - UNESP

Dr. MARIO ANDRES MEJIA ALZATE (Participação Presencial)
Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira - UNESP

Dr. JUAN MANUEL HOME ORTIZ (Participação Virtual)
Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia e Ciências - UNESP

Prof. Dr. MARINA LAVORATO DE OLIVEIRA (Participação Presencial)
Faculdade de Engenharia Elétrica / Pontifícia Universidade Católica de Campinas - PUC

Profa. Dra. FERNANDA CASEÑO TRINDADE ARIOLI (Participação Virtual)
Departamento de Engenharia Elétrica e Computação / Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP

Ilha Solteira, 08 de setembro de 2023

Dedico este trabalho para minha família.

AGRADECIMENTOS

Aos meus pais Rosi e Itamar, que me deram um lar de muito amor e sempre me apoiaram e se dedicaram ao máximo para que eu pudesse concluir meus estudos. Ao meu irmão Matheus, meu maior parceiro na infância e juventude que esteve comigo em momentos cruciais da minha vida e sempre colocou um sorriso em meu rosto mesmo em situações adversas. Aos meus avós Brasilina e Joel (em memória), que mesmo morando distantes sempre foram muito presentes em minha vida, nossos finais de ano reunidos são as melhores memórias que tenho.

Ao Cleberton Reiz, meu esposo e melhor amigo que compartilha a vida comigo a mais de uma década. Passamos juntos pelos períodos mais determinantes da nossa formação, da graduação até o doutorado. Com seu apoio foi muito mais fácil percorrer esse caminho.

Ao meu orientador prof. John Fredy Franco, que me orienta desde o mestrado e por quem tenho profunda gratidão. Muito obrigada pela paciência, pelo incentivo, pela disponibilidade, dedicação e pela imensa colaboração no desenvolvimento deste trabalho.

Ao meu coorientador João Soares, que tive a oportunidade de conhecer durante meu doutorado sanduíche no Instituto Superior de Engenharia do Porto (ISEP), no grupo de pesquisa GECAD. Muito obrigada pelo apoio, pelo acolhimento, pelas excelentes ideias, por toda dedicação nesse trabalho e pela amizade.

Ao Fernando Lezama, meu orientador durante meu estágio de doutorado sanduíche. Muito obrigada pela orientação, apoio e amizade.

Aos demais pesquisadores do GECAD, pelo acolhimento e apoio durante meu estágio de doutorado sanduíche. Em especial a prof. Zita Vale, prof. Sérgio Ramos e Bruno Canizes.

Aos professores Rubén Romero, José Roberto Sanches Mantovani e Jônatas Boás Leite por todo o apoio e pela disposição em sanar minhas dúvidas. Ao professor Fabio Berthequini Leão, pelo apoio e paciência durante meu período de estágio docência pelo programa PAADES.

Aos amigos que fiz durante essa jornada em Ilha Solteira e que trouxeram leveza para minha vida. Em especial, Enielma, Esaú, Farhad, Gabriel, Hugo, João e Luís Gustavo. Sempre vou lembrar com muito carinho de tudo que compartilhamos em Ilha Solteira.

Um agradecimento especial ao prof. Milton Luiz Neri Pereira (em memória) que foi fundamental nessa minha vinda para Ilha Solteira, sempre interessado em ajudar e colaborar de alguma forma com seus alunos, ele era uma pessoa extraordinária.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoa de Nível Superior- Brasil (CAPES) pelo apoio financeiro – Código de Financiamento 001. CAPES-PrInt, processo número 88887.310463/2018-00, número de mobilidade 88887.570741/2020-00. Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq)-Processo nº 409359/2021-1.

*Ninguém pode entrar duas vezes no mesmo rio, pois quando isso acontece
já não se é o mesmo, assim como as águas que já serão outras.*

Heraclitus

RESUMO

A integração dos conceitos de redes inteligentes (smart grids) nos sistemas de distribuição de distribuição energia elétrica (SDEE) convencionais é uma abordagem almejada e frequentemente discutida na literatura. A implementação massiva de automação e tecnologia da informação pode oferecer elevada eficiência na aplicação de estratégias de otimização e controle, proporcionando inúmeros benefícios, que se estendem desde a estrutura física da rede até o consumidor final. O SDEE passou por grandes transformações na última década, devido principalmente à crescente integração da geração distribuída (GD), em particular a GD renovável. Uma vez que os recursos de energia renováveis têm comportamento incerto, os sistemas de armazenamento de energia elétrica (SAEE) têm o potencial de reduzir o impacto dessas incertezas. Além disso, o incremento na integração de veículos elétricos (VEs), incentivado por preocupações ambientais, trouxe novos desafios para a operação e planejamento do SDEE. Neste contexto, as novas abordagens para o problema de planejamento de expansão do sistema de distribuição de energia elétrica (PESDEE) devem considerar os recursos de energia distribuídos (unidades de GD, SAEE e VEs) e incluir os impactos ambientais. Portanto, neste trabalho propõe-se um modelo de programação linear inteira mista para solucionar o problema de PESDEE, incluindo unidades de GD, SAEE e postos de recarga de veículos elétricos. Esta proposta considera as questões ambientais e as incertezas associadas à demanda (convencional e de VEs) e a geração renovável. O modelo proposto inclui o desenvolvimento de um método para a previsão de demanda de carregamento dos VEs. O método de otimização foi desenvolvido na linguagem de modelagem AMPL e resolvido via CPLEX. Os testes realizados com um sistema de 24 barras ilustram sua eficácia como uma ferramenta que pode auxiliar os planejadores de SDEE na integração de recursos energéticos distribuídos.

Palavras-chave: Alocação de postos de recarga de veículos elétricos, geração distribuída renovável, método de previsão de demanda de veículos elétricos, planejamento de recursos de energéticos distribuídos, postos de recarga de veículos elétricos, sistemas de armazenamento de energia elétrica.

ABSTRACT

Integrating smart grid concepts in conventional electrical distribution systems (EDS) is a desired approach frequently discussed in the literature. The massive implementation of automation and information technology can offer high efficiency in applying optimization and control strategies, providing numerous benefits that extend from the network's physical structure to the final consumer. The EDS has undergone significant transformations in the last decade, mainly due to the increasing integration of distributed generation (DG), particularly renewable DG units. Since renewable energy resources have an uncertain behavior, energy storage systems (ESS) can potentially reduce the impact of these uncertainties. In addition, the increase in the integration of electric vehicles (EVs), encouraged by environmental concerns, brought new challenges for the operation, and planning of the EDS. In this context, new approaches to the distribution system expansion planning (DSEP) problem must consider the distributed energy resources (DG units, ESS, and EVs) and include the environmental impacts. Therefore, this work proposes a mixed integer linear programming model to solve the DSEP problem, including DG units, ESS, and electric vehicle charging stations. This proposal considers environmental issues and uncertainties associated with demand (conventional and EV) and renewable generation. The proposed model includes the development of a method to model the EV charging demand. The optimization method was developed in the AMPL modeling language and solved via CPLEX. Tests performed in a 24-bus EDS illustrate its effectiveness in assisting EDS planners in integrating distributed energy resources.

Keywords: Allocation of electric vehicle charging stations, distributed energy resource planning, electric vehicle charging stations, energy storage systems, EV charging forecast method, renewable distributed generation.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Sistemas de potência passivo e ativo.	17
Figura 2 – Vendas de VEs nos últimos 8 anos	18
Figura 3 – Participação da geração renovável por país na América Latina	19
Figura 4 – Estrutura do problema de PESDEE	21
Figura 5 – Programação Estocástica de dois estágios aplicada no PESDEE	37
Figura 6 – Curva de capacidade do GS.....	43
Figura 7 – Curva de capacidade do GIDA.....	43
Figura 8 – Perfil da demanda dos VEs.	51
Figura 9 – FDP do SOC inicial.	52
Figura 10 – FDP do SOC final.	52
Figura 11 – FDA do SOC inicial.....	53
Figura 12 – FDA do SOC final.	53
Figura 13 – Fluxograma do método proposto para modelar as incertezas dos VEs.....	54
Figura 14 – Etapas do processo de criação de cenários.....	55
Figura 15 – Fluxograma da abordagem proposta.....	56
Figura 16 – Topologia inicial do sistema de 24 barras.....	57
Figura 17 – Topologia do sistema de 24 barras para o Caso I	59
Figura 18 – Topologia do sistema de 24 barras para o Caso II	61
Figura 19 – Topologia do sistema de 24 barras para o Caso III.....	62
Figura 20 – Topologia do sistema de 24 barras para o Caso IV.....	63
Figura 21 – Fronteira eficiente (emissões versus custos).....	65
Figura 22 – Análise de sensibilidade com diferentes penetrações de VEs.....	66
Figura 23 – Topologia do sistema de barras para o Caso IV	67

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Principais características dos trabalhos revisados	33
Tabela 2 – Categorias de SOC.....	51
Tabela 3 – Dados das subestações.....	58
Tabela 4 – Dados das unidades de GD.....	58
Tabela 5 – Dados dos carregadores disponíveis para os PRVEs.....	58
Tabela 6 – Resumo dos custos para o Caso I	60
Tabela 7 – Resumo dos custos para o Caso II.....	60
Tabela 8 – Resumo dos custos para o Caso III.....	62
Tabela 9 – Resumo dos custos para o Caso IV.....	63
Tabela 10 – Resumo dos principais resultados dos casos de estudo.	64
Tabela 11 – Análise de sensibilidade com diferentes taxas de emissões de CO ₂	65
Tabela 12 – Resumo dos custos para o Caso IV aplicado ao sistema de 54 barras.....	66
Tabela 13 – Dados das barras do sistema de 24 barras.	92
Tabela 14 – Dados das linhas do sistema de 24 barras.....	92
Tabela 15 – Dados das barras do sistema de 54 nós.....	93
Tabela 15 – Dados do gerador a gás.....	94
Tabela 16 – Dados do gerador eólico.....	94
Tabela 17 – Dados do gerador fotovoltaico.....	94
Tabela 18 – Cenários de operação.....	95

LISTA DE ABREVIACOES

ANEEL	Agncia Nacional de Energia Eltrica
BEV	<i>Battery Electric Vehicles</i>
GD	Gerao Distribuda
GVNS	<i>General Variable Neighborhood Search</i>
IRENA	<i>International Renewable Energy Agency</i>
MMA	Ministrio do Meio Ambiente
PESDEE	Planejamento da Expanso de Sistemas de Distribuio de Energia Eltrica
PHVE	<i>Plug-in Hybrid Electric Vehicles</i>
PLIM	Programao Linear Inteira Mista
PNLIM	Programao No linear inteira Mista
PRVEs	Postos de Recarga de Veculos Eltricos
REDs	Recursos Energticos Distribudos
SAEE	Sistema Armazenamento de Energia Eltrica
SDEE	Sistema de Distribuio de Energia Eltrica
VEs	Veculos Eltricos
VND	<i>Variable Neighborhood Descent</i>

LISTA DE SÍMBOLOS

Conjuntos e índices:

Ω_a/a	Conjunto e índice de percursos (viagens).
Ω_ω/ω	Conjunto e índice de cenários.
Ω_ω^{bl}	Conjunto de cenários dentro de um bloco de tempo.
Ω_b/b	Conjunto e índice das barras candidatas a instalação de SAEE.
Ω_c/c	Conjunto e índice das alternativas de carregadores de VEs.
Ω_d/d	Conjunto e índice dos dias.
Ω_{gt}/f	Conjunto e índice de barras candidatas a instalação de geradores não renováveis.
Ω_h/h	Conjunto e índice de cenários por sub-bloco de tempo.
Ω_l/ij	Conjunto e índice de circuitos.
Ω_N/n	Conjunto e índice de barras do sistema.
Ω_p/p	Conjunto e índice de períodos de planejamento.
Ω_{pv}/u	Conjunto e índice de barras candidatas a instalação de módulos fotovoltaicos.
Ω_R/r	Conjunto e índice de barras candidatas a alocação de PRVEs.
Ω_S/s	Conjunto e índice de subestações.
Ω_v/v	Conjunto e índice de VEs.
Ω_{wt}/k	Conjunto de barras candidatas a instalação de turbinas eólicas.

Parâmetros:

$\bar{\beta}_u^{pv}$	Limite máximo de módulos fotovoltaicos que podem ser instalados na barra u .
$\bar{\Delta}^G$	Limite para cada bloco de discretização $\Delta_{ij,y,\omega,p}^P/\Delta_{ij,y,\omega,p}^Q$.
ζ^{gt}	Fator de emissão para gerador não renovável.
ζ^{pv}	Fator de emissão para gerador fotovoltaico.
ζ_i^S	Fator de emissão da subestação localizada na barra i .
ζ^{wt}	Fator de emissão para gerador eólico.
η^{SAC}	Eficiência do SAEE no processo de carga.

η^{SAD}	Eficiência do SAEE no processo de descarga.
λ	Tempo em anos por período do horizonte de planejamento.
π_ω	Probabilidade do cenário ω .
τ	Taxa de juros.
φ^{gt}	Fator de potência da geração não renovável.
C^{em}	Custo das emissões de CO ₂ .
C_f^{gt}	Custo da instalação de geradores não renováveis.
c^{ogt}	Custo da operação e manutenção dos geradores não renováveis.
c^{opv}	Custo da operação e manutenção dos módulos fotovoltaicos.
C^{osac}	Custo da operação e manutenção do SAEE.
C^{INST}	Custo de investimento em PRVEs.
C^{MAN}	Custo fixo de manutenção de PRVEs.
C_c^{PR}	Custo de investimento em carregadores de VEs do tipo c .
C_b^{SA}	Custo de investimento em SAEEs.
C_i^S	Custo fixo da expansão da subestação na barra i .
c^{owt}	Custo da operação e manutenção das turbinas eólicas.
$CP_{v,d}$	Capacidade restante da bateria no dia d .
$CU_{v,d}$	Capacidade utilizada da bateria do veículo v no dia d .
C_u^{pv}	Custo da instalação de módulos fotovoltaicos.
C_k^{wt}	Custo da instalação de turbinas eólicas.
CON_v	Consumo do veículo por distância.
$D_{\omega,p}^{VE}$	Demanda total dos VEs no cenário ω e período p .
$d_{a,v,d}$	Distância do percurso a do veículo v no dia d .
d_ω^h	Tempo em horas do cenário ω no sub-bloco de tempo.
d_ω	Tempo em horas do cenário ω .
f_ω^D	Fator de demanda no cenário ω .
f_ω^{pv}	Fator de geração de potência do módulo fotovoltaico no cenário ω .
f_ω^{ve}	Fator de incremento dos VEs no cenário ω .
\bar{I}_{ij}	Capacidade de corrente do circuito ij .
l_{ij}	Comprimento do circuito ij .

m_y^G	Inclinação do bloco y -ésimo devido à linearização em trechos para o fluxo de potência.
\overline{N}^{gt}	Número máximo de geradores não renováveis que podem ser instaladas no sistema.
\overline{N}_c^{PR}	Número máximo de carregadores do tipo c que podem ser instalados no sistema.
\overline{N}^{pv}	Número máximo de módulos fotovoltaicos que podem ser instalados no sistema.
\overline{N}^{wt}	Número máximo de turbinas eólicas que podem ser instaladas no sistema.
$P_{i,p}^D$	Demanda de potência ativa na barra i período p .
$P_{f,1...4}^{gt}$	Limites de potência ativa do gerador não renovável.
P_c^{PR}	Capacidade máxima de potência ativa do PRVE do tipo c .
P_b^{SA}	Capacidade máxima de potência ativa do SAEE na barra b .
$P_{k,1...4}^{wt}$	Limites de potência ativa do gerador eólico.
\overline{P}_f^{gt}	Capacidade máxima de potência ativa do gerador não renovável.
\overline{P}_k^{wt}	Capacidade máxima de potência ativa da turbina eólica.
P_c^{PR}	Potência do carregador de VE do tipo c .
\overline{P}_u^{pv}	Capacidade máxima de potência ativa do módulo fotovoltaico.
$Q_{i,p}^D$	Demanda de potência reativa na barra i período p .
\underline{Q}_f^{gt}	Limite mínimo de potência reativa do gerador não renovável.
\overline{Q}_f^{gt}	Limite máximo de potência reativa do gerador não renovável.
$Q_{f,1...4}^{gt}$	Limites de potência reativa do gerador não renovável.
\underline{Q}_k^{wt}	Limites mínimo de potência reativa do gerador eólico.
\overline{Q}_f^{wt}	Limite máximo de potência reativa do gerador eólico.
$Q_{k,1...4}^{wt}$	Limites de potência reativa do gerador eólico.
R^L	Resistência do condutor.
$S_{i,p}^D$	Demanda de potência aparente na barra i período p .
SI_i^S	Potência aparente da subestação existente na barra i .

SF_i^S	Potência aparente para expansão da subestação na barra i .
$SOC_{v,d}$	Estado da carga do VE v no dia d .
\bar{V}/\underline{V}	Magnitudes máxima e mínima da tensão.
X^L/Z^L	Reatância e impedância do condutor.
Y	Número de blocos da linearização por partes.
<i>Variáveis:</i>	
$\beta_{u,p}^{pv}$	Variável inteira que define os módulos fotovoltaicos instalados na barra u no período p .
$\Delta_{ij,y,\omega,p}^P$	Variável de discretização do bloco y -ésimo para $ P_{ij,\omega,p} $.
$\Delta_{ij,y,\omega,p}^Q$	Variável de discretização do bloco y -ésimo para $ Q_{ij,\omega,p} $.
$\Delta_{i,y,\omega,p}^{PS}$	Variável de discretização do bloco y -ésimo para $ P_{i,\omega,p}^S $.
$\Delta_{i,y,\omega,p}^{QS}$	Variável de discretização do bloco y -ésimo para $ Q_{i,\omega,p}^S $.
$D_{r,\omega,p}^{PR}$	Demanda do PRVE do instalado na barra r no cenário ω e período p .
$I_{ij,\omega,p}^{sqr}$	Quadrado da corrente no circuito ij , cenário ω e período p .
$N_{r,c,p}^{PR}$	Quantidade de carregadores instalados na barra r , do tipo c e período p .
$P_{ij,\omega,p}$	Fluxo de potência ativa no circuito ij , cenário ω e período p .
$p_{f,\omega,p}^{gt}$	Potência ativa fornecida pelo gerador despachável da barra f no cenário ω e período p .
$P_{u,\omega,p}^{pv}$	Potência ativa fornecida pelo módulo fotovoltaico da barra i no cenário ω e período p .
$P_{i,\omega,p}^S$	Potência ativa fornecida pela subestação da barra i no cenário ω e período p .
$P_{b,\omega,p}^{SAC}$	Potência ativa de carga do SAEE da barra b no cenário ω e período p .
$P_{b,\omega,p}^{SAD}$	Potência ativa de descarga do SAEE da barra b no cenário ω e período p .
$P_{k,\omega,p}^{wt}$	Potência ativa fornecida pela turbina eólica da barra i no cenário ω e período p .
$Q_{ij,\omega,p}$	Fluxo de potência reativa no circuito ij , cenário ω e período p .

$Q_{f,\omega,p}^{gt}$	Potência reativa fornecida pelo gerador despachável da barra i no cenário ω e período p .
$Q_{u,\omega,p}^{pv}$	Potência reativa fornecida pelo módulo fotovoltaico da barra i no cenário ω e período p .
$Q_{i,\omega,p}^s$	Potência reativa fornecida pela subestação da barra i no cenário ω e período p .
$Q_{k,\omega,p}^{wt}$	Potência reativa fornecida pela turbina eólico da barra i no cenário ω e período p .
$Sg_{i,\omega,p}^{sqr}$	Quadrado da potência aparente da subestação na barra i , cenário ω e no período p .
$V_{i,\omega,p}^{sqr}$	Quadrado da tensão na barra i no cenário ω e período p .
$x_{f,p}^{gt}$	Variável binária que define a instalação do gerador não renovável na barra f período p .
$x_{r,p}^{PR}$	Variável binária que define a instalação de PRVEs na barra r período p .
$x_{b,p}^{SA}$	Variável binária que define a instalação de SAEE na barra b período p .
$x_{i,p}^s$	Variável binária que define o repotenciamento da subestação na barra i no período p .
$x_{k,p}^{wt}$	Variável binária que define a instalação da turbina eólica na barra k no período p .

SUMÁRIO

AGRADECIMENTOS	II
RESUMO.....	IV
ABSTRACT	V
LISTA DE FIGURAS.....	VI
LISTA DE TABELAS.....	VII
LISTA DE ABREVIACÕES	VIII
LISTA DE SÍMBOLOS	IX
1 INTRODUÇÃO.....	16
1.1 MOTIVAÇÕES.....	16
1.2 OBJETIVOS E CONTRIBUIÇÕES	21
1.3 ORGANIZAÇÃO DOS CAPÍTULOS.....	22
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	23
2.1 O PROBLEMA DE PESDEE CLÁSSICO	23
2.2 PSDEE INCLUINDO RECURSOS ENERGÉTICOS DISTRIBUIDOS.....	25
2.3 PESDEE INCLUINDO VES	29
2.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS	32
2.5 PRINCIPAIS CARACTERÍSTICAS DOS TRABALHOS REVISADOS	33
3 PLANEJAMENTO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA INCLUINDO REDS	36
3.1 FORMULAÇÃO MATEMÁTICA DO PROBLEMA DE PSDEE.....	36
3.1.1 Função objetivo	37
3.1.2 Restrições.....	39
3.1.2.1 Estado de operação em regime permanente	39
3.1.2.2 Limites operacionais	40
3.1.2.3 Limites de investimento	40
3.1.2.4 Modelagem das unidades de GD.....	42
3.1.2.5 Modelo dos PRVEs.....	45
3.1.2.6 Modelo do SAEE	45
3.1.3 Modelo de programação linear inteiro misto para o problema de PESDEE	46
3.1.3.1 Linearização da equação (12).....	46
3.1.3.2 Linearização de (17)	47
3.1.3.3 Modelo proposto resultante.....	48
3.2 MODELAGEM DAS INCERTEZAS	48
3.2.1 Método para modelar o comportamento incerto dos usuários de VEs.....	49

3.2.2	Método para obter os cenários utilizados no modelo proposto	53
4	TESTES E RESULTADOS.....	57
4.1	PARÂMETROS DOS ATIVOS INSTALADOS NO SDEE	57
4.2	CASO I.....	59
4.3	CASO II.....	60
4.4	CASO III	61
4.5	CASO IV	62
4.6	ANÁLISE DOS RESULTADOS.....	64
4.7	TESTES COM SISTEMA DE 54 BARRAS	66
5	CONCLUSÕES, DESENVOLVIMENTOS FUTUROS E TRABALHOS	
	RELACIONADOS	68
5.1	CONCLUSÕES.....	68
5.2	DESENVOLVIMENTOS FUTUROS	69
5.3	TRABALHOS RELACIONADOS	70
	REFERÊNCIAS	72
	APÊNDICE A	82
	APÊNDICE B.....	87
	ANEXO C – DADOS DA GERAÇÃO DISTRIBUÍDA	94
	ANEXO D – CENÁRIOS DE OPERAÇÃO	95

1 INTRODUÇÃO

Atualmente, a dependência global da eletricidade e as preocupações com as questões ambientais tem conduzido os sistemas de potência a uma nova era, incentivando a rápida integração da geração renováveis. Além disso, a guerra Rússia-Ucrânia resultou em uma crise energética (principalmente em países do continente europeu), criando uma nova urgência para acelerar as transições de energia limpa e destacando o papel crucial da geração renovável (IEA, 2022). Neste contexto, novas políticas mundiais contribuíram para o crescimento destas tecnologias, com governos estabelecendo metas ambiciosas para reduzir as emissões de gases com efeito de estufa. Por exemplo, a União Europeia adoptou um objetivo de redução de pelo menos 55% das emissões líquidas até 2030, em relação ao nível de 1990 (EUROPE ENVIRONMENTAL AGENCY, 2020). Estas políticas trazem um novo paradigma para os sistemas de distribuição, exigindo profundas transformações.

Neste processo de transição, a adoção de Recursos Energéticos Distribuídos (REDs) é a chave para um futuro com baixa emissão de carbono nos sistemas de potência. Diante do exposto, esta tese desenvolve uma proposta para o Problema de planejamento da Expansão de Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica (PESDEE). Assim, as seções 1.1 e 1.2 vão apresentar as motivações, objetivos e contribuições desta proposta.

1.1 MOTIVAÇÕES

Nos últimos anos, o setor elétrico tem experimentado profundas transformações com a transição do padrão de operação “passivo” para “ativo”. O conceito de redes de distribuição ativas (RDA) foi introduzido pelo Conselho Internacional de Grandes Sistemas Elétricos (*International Council on Large Electric Systems*) em 2009. Geralmente, a RDA se refere a um sistema de distribuição que integra uma combinação de Recursos Energéticos Distribuídos (REDs), incluindo Veículos Elétricos (VEs), Sistemas de Armazenamento de Energia Elétrica (SAEE) e unidades de Geração Distribuída (GD) renovável. Na Figura 1 é ilustrada as transformações no sistema de potência. Neste contexto, o Planejamento da Expansão do Sistema de Distribuição de Energia Elétrica (PESDEE) é reconhecido como uma tarefa crítica e fundamental nas operações do Sistema de Distribuição de Energia Elétrica (SDEE) (D’ADAMO et al., 2011; WANG et al., 2020).

O SDEE possui uma estrutura mais vulnerável em relação ao sistema de transmissão, e o aumento da integração de unidades de GD renováveis exige ações de planejamento adequadas para garantir a operação segura do sistema. Outro ponto a ser destacado é que a demanda por

energia elétrica recentemente mostrou uma mudança considerável devido à captação de novas cargas elétricas (por exemplo os VEs) (ERDINC et al., 2018).

Figura 1 – Sistemas de potência passivo e ativo.



Fonte: Própria autora.

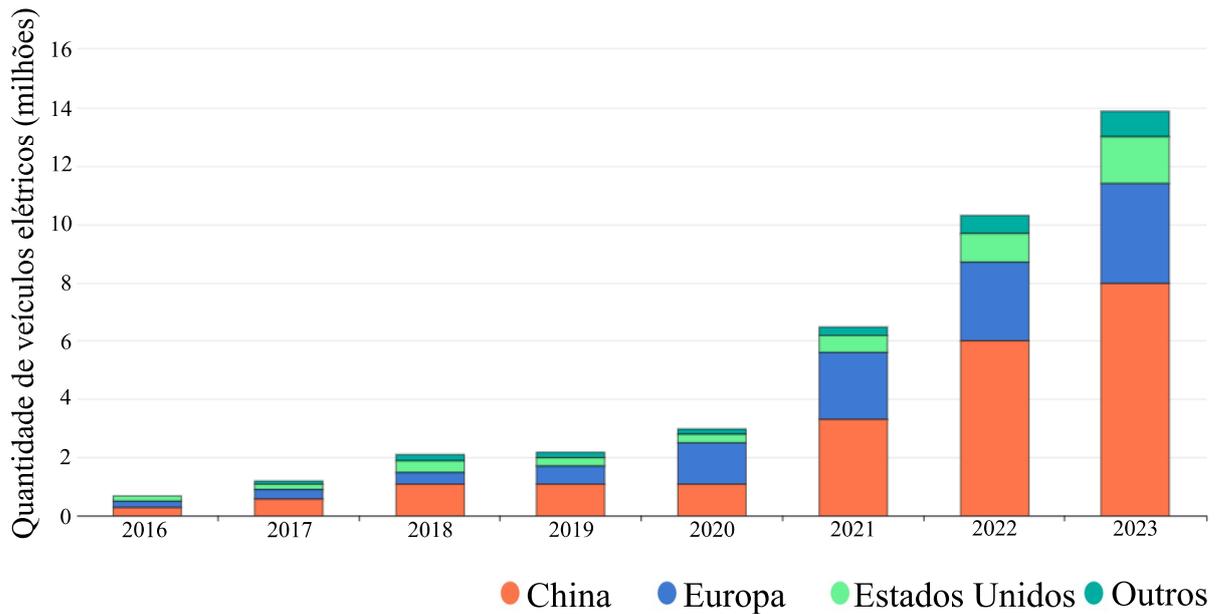
A presença notável dos VEs é uma tendência cada vez mais próxima, causando um grande impacto na indústria automobilística e promovendo novos desafios para o SDEE. As projeções mundiais apontam que até 2030 os VEs devem passar de 8 milhões para 140 milhões de unidades circulando em todo mundo, correspondendo a uma taxa média de crescimento anual próxima a 30% (BLOOMBERGNEF, 2020). Na Figura 2 é ilustrada a quantidade de veículos vendidos ao redor do mundo entre os anos 2016 e 2023. Observa-se um grande e progressivo crescimento na quantidade de VEs na última década, com destaque para a China, Estados Unidos e países da Europa.

Em relação aos países da América Latina, espera-se que o número de VEs aumente durante a próxima década, como resultado de incentivos que promovem sua adoção, combinados com a crescente relação de custo-benefício dessa tecnologia e suas vantagens ambientais. A integração dos VEs nesta área contribuirá para aumentar a redução dos gases de efeito estufa na atmosfera, particularmente na América Latina já que, como é mostrado na Figura 3, possui uma das matrizes energéticas mais limpas do mundo, resultado de sua alta geração hidrelétrica e da crescente implantação de usinas eólicas e solares. O Brasil por exemplo, conta com uma participação de 80.4% de geração renovável na matriz energética, sendo o país com a geração menos poluente entre os grandes consumidores globais de energia elétrica (ENERGÉTICA, 2020; QUIRÓS-TORTÓS; VICTOR-GALLARDO; OCHOA, 2019).

O Brasil nos últimos anos tem se esforçado em promover soluções de mobilidade baseadas em fontes limpas. Nesse sentido, houve avanços para alavancar a integração dos VEs no país, como a resolução normativa nº 819/2018 da Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), que é a primeira regulamentação sobre a recarga de veículos elétricos no país

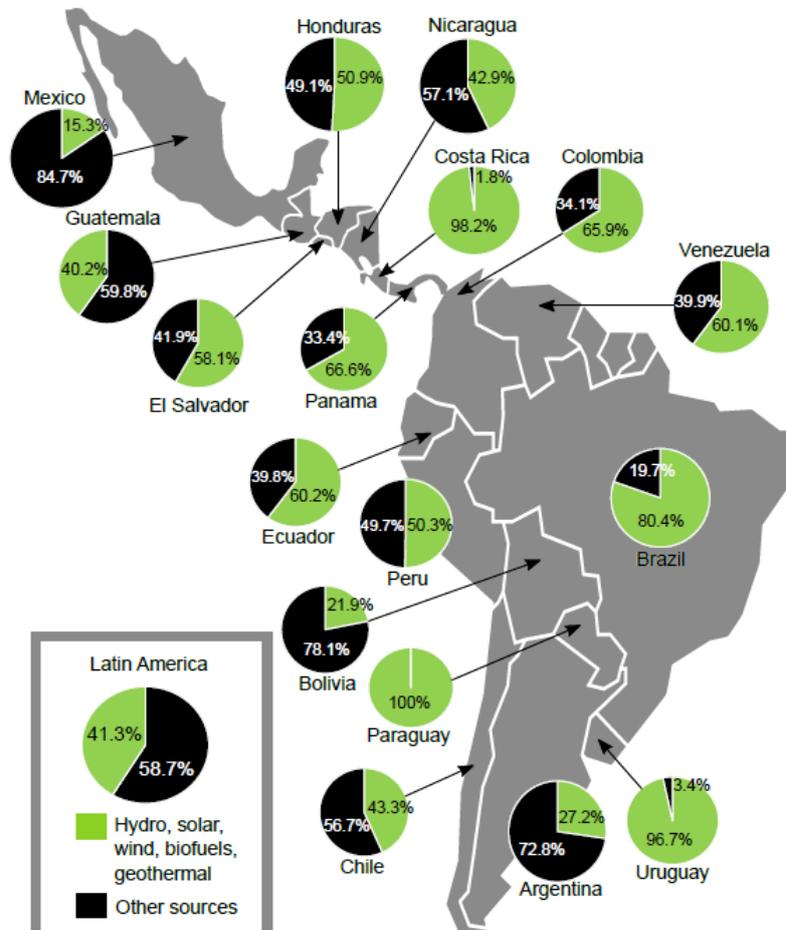
(ANEEL, 2018). Além disso, foi reduzido o imposto sobre produtos industrializados para VEs, enquanto em oito estados brasileiros há a isenção completa do imposto sobre a propriedade de veículos automotores (ABVE, 2020a). Com esses incentivos as vendas dos VEs aumentaram consideravelmente nos últimos anos. Segundo a Associação Brasileira de Veículos Elétricos (ABVE), no ano de 2020 houve um aumento de 60% na quantidade de VEs em comparação com o ano de 2019 e 378% de crescimento em relação ao ano de 2018 (ABVE, 2020b).

Figura 2 – Vendas de VEs nos últimos 8 anos



Fonte: Agência Internacional de Energia (2023)

Figura 3 – Participação da geração renovável por país na América Latina



Fonte: Quirós-Tortós, Gallardo, Ochoa (2019)

As emissões de CO₂ (principal gás do efeito estufa) do setor de transporte são maiores do que os dos outros setores, mas esses números começam a mostrar um declínio nas regiões com maiores taxas de penetração de VEs (ENERGY INFORMATION ADMINISTRATION (EIA), 2020). Portanto, uma das grandes vantagens dos VEs é que seu funcionamento não emite gases de efeito estufa. Porém, dependendo da matriz energética do país em que a frota dos veículos circula, pode haver emissões de gases poluentes indiretamente (JUNIOR; IKEDA; FILHO, 2018). Portanto, o desenvolvimento desta tecnologia deve estar aliado ao crescimento da geração renovável.

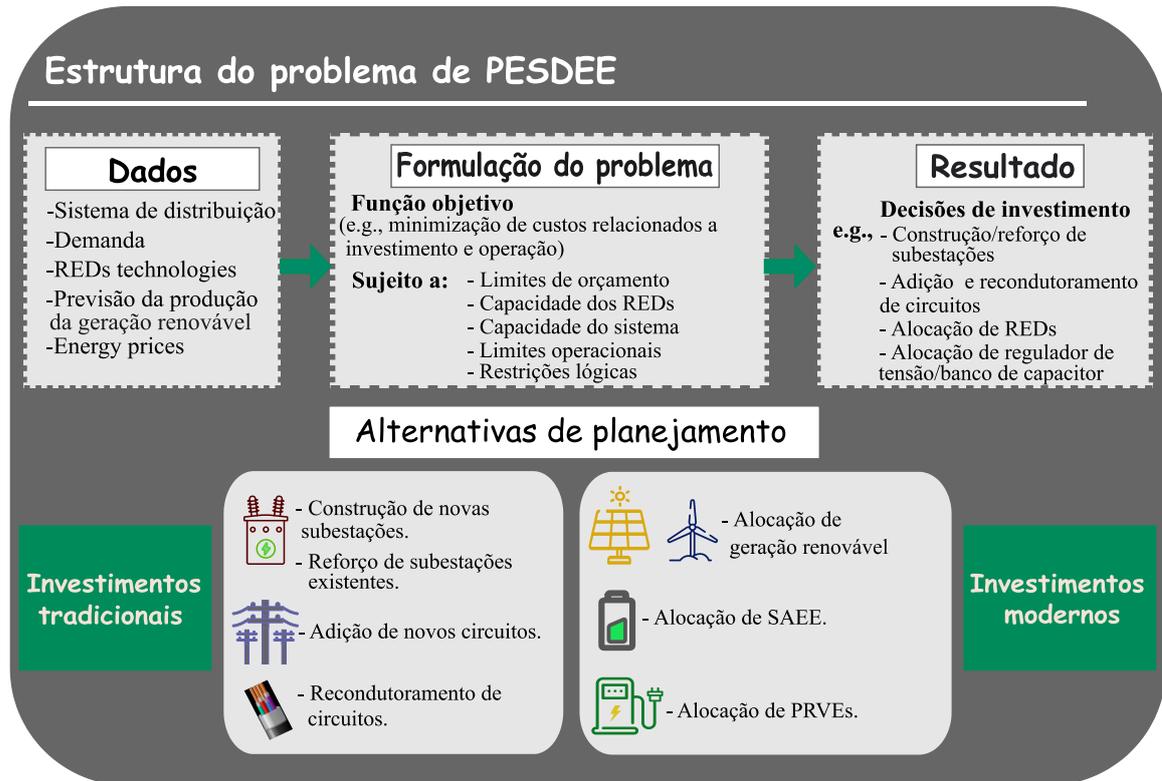
Os principais problemas para a integração dos VEs no SDEE são seu alto custo de aquisição e a escassez de uma infraestrutura preparada para atender sua demanda (DOMÍNGUEZ-NAVARRO et al., 2019; MOZAFAR; MORADI; AMINI, 2017). Desse modo, para contribuir com o desenvolvimento dessa tecnologia e satisfazer a demanda dos VEs, é necessário investir na infraestrutura do sistema, instalando, por exemplo Postos de Recarga de Veículos Elétricos (PRVEs) (DE LIMA et al., 2021b, 2022b; MAURI; VALSECCHI, 2020).

No entanto, um grande incremento dos VEs pode ter um impacto negativo no SDEE, seja no aumento nas perdas de energia ou na degradação dos perfis de tensão e sobrecargas, comprometendo assim a qualidade no fornecimento de energia elétrica (ETEZADI-AMOLI et al., 2010; MIRZAEI; KAZEMI; HOMAEE, 2016). Desse modo, o PESDEE deve se adequar aos requisitos de demanda e às particularidades dessa nova tecnologia.

A Figura 4 ilustra a estrutura do problema de planejamento, mostrando alguns exemplos de possibilidades de investimento tradicionais e modernas para os sistemas de distribuição. O planejamento convencional investe normalmente na construção de novas subestações/circuitos e no reforço das subestações/circuitos existentes para expandir a rede de distribuição. Além disso, os bancos de capacitores e os reguladores de tensão são alternativas de expansão normalmente consideradas nas propostas de planejamento a curto prazo (MELGARDOMINGUEZ; POURAKBARI-KASMAEI; MANTOVANI, 2019; MOGHADDAM; POULADKHAY, 2016). Além disso, com a crescente adoção de REDs, foram acrescentadas ao problema de planejamento outras variáveis de decisão, como a atribuição de unidades de GD, PRVEs e SAEE.

Diante deste panorama, esta Tese aborda a integração dos VEs no SDEE com alta penetração de geração renovável e incluindo SAEEs. Desse modo, esta pesquisa propõe um modelo matemático para o problema de PESDEE incluindo a alocação de PRVEs rápidos, GD (renovável e não renovável) e SAEEs. Além disso, a Tese inclui o desenvolvimento de um método detalhado de previsão da demanda dos VEs, sujeito às incertezas relacionadas ao comportamento do usuário dos veículos, ao estado de carga dos VEs e a energia requerida por

Figura 4 – Estrutura do problema de PESDEE



Fonte: Própria autora

esses veículos. No modelo também são incorporadas as incertezas associadas a demanda convencional, a demanda dos VEs e a geração renovável.

1.2 OBJETIVOS E CONTRIBUIÇÕES

- Desenvolver um modelo matemático para o problema de PESDEE de longo prazo, incluindo aspectos ambientais. Tal formulação considera a otimização simultânea de investimentos em subestações, unidades de GD renováveis/não renováveis, SAEs e PRVEs.
- Formular o problema multi-período como um modelo de programação linear inteiro misto que permite encontrar a solução ótima do problema por meio de técnicas eficientes da otimização matemática.
- Elaborar um método flexível que possa ser utilizado por diferentes agentes para lidar com as incertezas associadas a demanda dos VEs. Considerar também as incertezas associadas aos geradores renováveis, e a demanda de energia elétrica.

1.3 ORGANIZAÇÃO DOS CAPÍTULOS

Esta Tese está organizado da seguinte forma:

- Capítulo 2:** Apresenta-se uma revisão bibliográfica dos métodos propostos para o problema de PESDEE incluindo VEs, considerando especialmente os trabalhos publicados na última década. Além disso, também é apresentada uma breve revisão da literatura do problema clássico de PESDEE, destacando a evolução das pesquisas nesta área.
- Capítulo 3:** Descreve-se o modelo matemático proposto para o problema de PSDEE integrado ao planejamento de PRVEs incluindo GD (renovável e não renovável) e SAEE. Neste capítulo também é detalhado o método para lidar com as incertezas do comportamento do usuário de veículos elétricos e as incertezas associadas a demanda convencional e a geração renovável.
- Capítulo 4:** Apresentam-se as simulações e resultados obtidos dos testes para o modelo proposto aplicado no sistema teste de 24 barras.
- Capítulo 5:** São discutidas as conclusões, perspectivas de trabalhos futuros e publicações e trabalhos desenvolvidos associados a esta Tese.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Neste capítulo é apresentada uma breve revisão bibliográfica das propostas de solução empregadas para problema de PESDEE incluindo VEs. Além disso, o estado da arte do problema clássico de PESDEE também é abordado, definindo e apresentando as particularidades deste problema e evidenciando a evolução das pesquisas na área.

2.1 O PROBLEMA DE PESDEE CLÁSSICO

O problema de PESDEE define quais são os investimentos necessários para atender à crescente demanda de energia elétrica, respeitando um conjunto de restrições físicas, operacionais e financeiras (GEORGILAKIS; HATZIARGYRIOU, 2015).

As características deste problema correspondem a um modelo de programação não linear inteira mista (PNLIM), que é bastante complexo devido a sua natureza combinatória e por conter uma quantidade significativa de variáveis contínuas, inteiras e/ou binárias (BERNAL-AGUSTÍN, 1998). As variáveis binárias e/ou inteiras podem representar a instalação de novos dispositivos, mudança no tipo de condutor, aumento da capacidade das subestações, entre outros. Por outro lado, as variáveis contínuas representam a tensão em cada barra, a potência gerada pela GD, a potência injetada pelas subestações, entre outras variáveis que representam o estado operacional do sistema (ASCHIDAMINI et al., 2022; VAHIDINASAB et al., 2020).

O problema de PESDEE clássico é frequentemente formulado como um problema de minimização de custos totais relacionados a soma de investimentos (custos fixos) e de operação (custos variáveis). As variáveis de decisão do problema estão associadas por exemplo aos investimentos realizados em subestações, curcitos, bancos de capacitores e reguladores de tensão (EHSAN; YANG, 2019).

De acordo com o horizonte de planejamento o problema de PESDEE pode ser modelado como estático ou multi-período. O planejamento estático realiza os investimentos em apenas uma etapa, ou seja, esse planejamento fornece as informações detalhadas sobre a localização, tipo e capacidade de novos equipamentos que devem ser adicionados ao sistema e/ou expandidos em um período de planejamento único. Por outro lado, no planejamento multi-período o horizonte de planejamento é dividido em vários períodos. Assim, este tipo de planejamento além de definir quais vão ser os investimentos realizados, também irá determinar qual momento mais adequado para realizar tais investimentos (FLETCHER; MEMBER; STRUNZ, 2007).

Para solucionar este problema, diversos métodos e modelos foram propostos na literatura especializada, seja utilizando meta-heurísticas (GÓMEZ et al., 2004; HEIDARI; FOTUHI-FIRUZABAD; KAZEMI, 2015; PARADA et al., 2004; RUPOLO et al., 2017; WU et al., 2018), técnicas heurísticas (GOSWAMI, 1997), ou métodos clássicos de otimização (FRANCO; RIDER; ROMERO, 2014; HAFFNER et al., 2008; JOOSHAKI et al., 2019, 2022; LOTERO; CONTRERAS, 2011; MUNOZ-DELGADO; CONTRERAS; ARROYO, 2018). A proposta clássica para o problema de PESDEE inclui investimentos em subestações e circuitos (GANGULY; SAHOO; DAS, 2013; PAIVA et al., 2005). As primeiras propostas para resolução deste problema não abordavam a otimização de circuitos e subestações de forma conjunta devido as limitações computacionais da época (ADAMS; LAUGHTON, 1974; CRAWFORD; HOLT, 1975; KNIGHT, 1960; MASUD, 1974). Já a partir da década de 80 novas propostas para este problema exploravam o planejamento simultâneo de subestações e circuitos como nos trabalhos de Gönen e Foote (1981), Mikic (1986), Youssef, Hackam, e Abu-El-Magd (1985).

A maior parte dos trabalhos publicados até a década de 80 utilizavam métodos exatos para resolver os problemas de PESDEE e as restrições não lineares não eram incorporadas ao problema. Com o advento das técnicas heurísticas e meta-heurísticas isso foi mudando e as formulações não lineares passaram a ser mais exploradas (ALMEIDA, 2016). Entre os algoritmos heurísticos mais utilizados destaca-se o *branch-exchange* (GOSWAMI, 1997; MIGUEZ et al., 2002; NARA et al., 1991). Já entre as meta-heurísticas, diversos métodos foram propostos para resolução deste problema; dentre os métodos mais relevantes propostos para o problema de PESDEE clássico destacam-se: Algoritmos genéticos (CARRANO et al., 2006; MIRANDA; RANITO; PROENCA, 1994; RAMIREZ-ROSADO; BERNAL-AGUSTIN, 1998); *Simulated Annealing* (NAHMAN; PERIC, 2008; PARADA et al., 2004); Busca Tabu ((BAQUERO FRANCO, 2012; PEREIRA JUNIOR et al., 2014); Busca dispersa (PÁDUA, 2014); e Colônia das Formigas (FAVUZZA et al., 2007; GÓMEZ et al., 2004).

Entre os métodos clássicos de otimização, as propostas que modelam o problema como um modelo de Programação Linear Inteira Mista (PLIM) têm sido frequentemente vistas na literatura especializada, devido às vantagens desse tipo de formulação (dimensionalmente escaláveis, computacionalmente tratáveis, e ainda a garantia da otimalidade da solução final) (DE SOUZA; RIDER; MANTOVANI, 2015; FRANCO et al., 2013; PAIVA et al., 2005). Os modelos de PLIM têm sido resolvidos via algoritmo *branch & bound* e solvers comerciais em diversos trabalhos sobre o PESDEE (HAFFNER et al., 2008; LOTERO; CONTRERAS, 2011;

TABARES et al., 2016). Outra formulação matemática amplamente utilizada para resolver o problema de PSDEE é o modelo cônico de segunda ordem inteiro misto (FRANCO; RIDER; ROMERO, 2014, 2016; HAGHIGHAT; ZENG, 2018)

2.2 PSDEE INCLUINDO RECURSOS ENERGÉTICOS DISTRIBUIDOS

Os REDs incluem unidades de GD, SAEE (pequena escala), cargas controláveis (por exemplo, VEs), resposta a demanda e eficiência energética (IRENA, 2019; VASCONCELLOS BARRAL FERREIRA, 2018). A integração adequada dos REDs traz flexibilidade ao SDEE, proporcionando muitos benefícios, como a redução do congestionamento da rede, suporte em períodos de pico e o controle da tensão, melhorando assim a confiabilidade do sistema. Os REDs podem também evitar ou adiar investimentos na expansão da rede de distribuição. Além disso, os REDs podem contribuir para a descarbonização dos setores da energia e dos transportes, principalmente através da produção de energias renováveis e de veículos com emissões zero. As tecnologias de produção renovável mais abordadas na literatura especializada são os geradores fotovoltaicos e os geradores eólicos (DE LIMA et al., 2023; HAFEZ; BHATTACHARYA, 2012; ZENG et al., 2014), que são as tecnologias renováveis com maior crescimento a nível mundial (IRENA, 2020). A tendência de crescimento destas tecnologias deverá manter-se nos próximos anos, incentivada pelas metas ambientais e pela redução dos custos de investimento associados a estas tecnologias (MICHAEL TAYLOR, 2021). Outros tipos de GD considerados nas propostas de planejamento são as turbinas micro-hídricas (HAFEZ; BHATTACHARYA, 2012), as células combustíveis (SHABAN BOLOUKAT; AKBARI FOROUD, 2016), biomassa (MEJIA et al., 2021) e as unidades de GD despacháveis (DE LIMA et al., 2022a; SHEN et al., 2018).

Uma desvantagem da geração renovável é o comportamento incerto relacionado com a sua produção de energia, por exemplo, a geração solar e eólica é altamente dependente das condições climáticas (ou seja, irradiação solar e velocidade do vento). Neste contexto, as tecnologias de armazenamento de energia podem ser utilizadas para ultrapassar este problema e reduzir o impacto das incertezas associadas à produção de energia a partir de fontes renováveis. Além disso, os SAEE podem apoiar a rede fornecendo capacidade adicional quando necessário, desempenhando um papel fundamental nas microrredes (GUO et al., 2014; KHODAEI; BAHRAMIRAD; SHAHIDEHPOUR, 2015; VARASTEHE et al., 2019). Assim, muitos investigadores consideraram os SAEE como um investimento alternativo em problemas de planejamento (ASENSIO et al., 2018; LI; WANG; XIA, 2018; SAMADI GAZIJAHANI; SALEHI, 2018).

Os REDs são geralmente localizados nas proximidades das unidades consumidoras (EPE, 2018). A crescente presença dessas tecnologias tem imposto novos desafios para o SDEE, com isso o problema de PESDEE com a inclusão dessas tecnologias tem se tornado mais complexo. Dentro deste contexto, nesta seção é realizada uma breve revisão a respeito dos trabalhos que consideram os REDs no problema de PESDEE.

No trabalho de Haffner et al. (2008a), além dos investimentos tradicionais em subestações e circuitos para o problema de PESDEE, também é considerada como alternativa de expansão a inserção de unidades de GD. Este problema foi formulado como um modelo de PLIM, sendo resolvido utilizando o algoritmo *branch & bound*. A função objetivo minimiza o valor presente dos custos de investimento e operação. Por fim, o modelo proposto pelos autores foi testado em um sistema de 18 barras e o horizonte de planejamento foi dividido em três períodos.

Porkar et al. (2010) propuseram um modelo de PNLIM para solucionar o problema de PESDEE resolvido pelos *solvers DICOPT* e *MINOS*. As alternativas de expansão consideradas foram investimentos em subestações e unidades de GD. O modelo proposto foi testado no sistema teste padrão do IEEE de 30 barras e foram realizadas simulações considerando o planejamento estático e multi-período.

Falaghi et al. (2011) desenvolveram uma metodologia de expansão baseada em um procedimento pseudo-dinâmico em que um algoritmo genético é combinado a um fluxo de potência ideal como uma ferramenta de otimização para resolver o problema de PESDEE. Neste problema as seguintes alternativas de expansão são consideradas: construção de novas subestações e/ou aumento da capacidade de subestações existentes, instalação e/ou reforço de circuitos, e alocação de unidades de GD.

Gitizadeh, Vahed e Aghaei (2013) propuseram um modelo que otimiza simultaneamente dois objetivos: minimização dos custos de investimento e operação e maximização do índice de confiabilidade. Este problema de planejamento adota como alternativa de expansão a instalação e/ou recondutoramento de circuitos, considerando a presença de GD. Para encontrar as soluções ótimas de Pareto, os autores desenvolveram um algoritmo híbrido que utiliza as meta-heurísticas *Particle Swarm Optimization* e *Shuffled Frog Leapi*.

As publicações citadas anteriormente tratam abordagens determinísticas, ignorando as incertezas associadas ao problema de PESDEE. Além disso, as unidades de GD consideradas acima são todas não renováveis.

Na última década houve um grande incremento da GD renovável, principalmente as tecnologias eólica e solar. Essa tendência de crescimento das tecnologias de geração de energia renovável no SDEE tem sido incentivada por políticas nacionais e internacionais devido às suas

vantagens econômicas e ambientais (IRENA, 2020). Essas formas de geração contam com um elevado nível de incertezas, já que possuem uma grande dependência das condições climáticas, como por exemplo a geração eólica e solar. Diante deste panorama, tem ocorrido um esforço das pesquisas em incluir as tecnologias renováveis e suas incertezas no PESDEE (ALOTAIBI; SALAMA, 2018; MONTOYA-BUENO; MUNOZ; CONTRERAS, 2015; MUÑOZ-DELGADO; MEMBER; CONTRERAS, 2016; RUPOLO et al., 2020; SANTOS et al., 2017; ZIDAN; SHAABAN; EL-SAADANY, 2013).

Zidan, Shaaban e Saadany (2013) apresentaram um método multiobjetivo de planejamento multi-período para maximizar os benefícios do investimento em subestações e alocação de GD. Este trabalho considera objetivos econômicos associados aos custos de operação e investimento do SDEE, e objetivos ambientais relacionados às emissões do sistema e da GD. Diferentes tipos de unidades de GD foram consideradas (turbina a gás, gerador eólico, gerador fotovoltaica). O problema foi resolvido utilizando o algoritmo NSGA (do inglês *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm*). O método proposto foi testado nos sistemas teste de 38 e 119 barras.

Montoya-Bueno, Munoz e Contreras (2015) desenvolveram um modelo de PLIM para o problema de PESDEE multi-período. Essa proposta busca otimizar os investimentos em GD renovável (eólica e fotovoltaica) e reforço das subestações. As incertezas associadas à geração renovável e demanda são incorporadas ao modelo e resolvidas por meio da programação estocástica de dois estágios. Por fim, o modelo proposto pelos autores foi aplicado no sistema teste de 34 barras.

Muñoz-Delgado, Contreras e Arroyo (2015) propuseram um modelo de PLIM para o problema de PESDEE multi-período que considera aspectos econômicos e de confiabilidade. O modelo proposto inclui investimentos em subestações, circuitos e GD renovável e não renovável. Os autores desenvolveram um algoritmo iterativo para avaliar entre os planos de expansão de boa qualidade os índices de confiabilidade e custos do sistema. Assim, o tomador de decisão pode escolher entre as soluções a que mais atenda suas necessidades. Para validar o método proposto foram utilizados os sistemas de 54, 86 e 138 barras.

Santos et al. (2017) apresentaram uma proposta para o problema de PESDEE que inclui custos associados às emissões de CO₂. O problema multi-período foi formulado como um modelo de PLIM. As alternativas de expansão consideradas foram investimentos em subestações, circuitos, e diferentes tecnologias de GD (renováveis e não renováveis). As incertezas associadas a demanda e a geração renovável foram incluídas no modelo e resolvidas por meio da programação estocástica multi-estágio.

Alotaibi e Salama (2018) desenvolveram um modelo de PESDEE que permite que empresas de distribuição de energia elétrica e investidores de GD trabalhem em parceria para benefício mútuo. O modelo proposto considera investimentos em subestações, circuitos e em diferentes tipos de GD (renováveis e não renováveis). As incertezas associadas à natureza intermitente da demanda e da geração renovável (eólica e fotovoltaica) são tratadas de forma probabilística. Esse problema é formulado como um modelo de PLIM. Por fim, o modelo proposto foi testado em um sistema de 54 barras.

Rupolo et al. (2020) propuseram uma abordagem multiobjetivo para o problema de PESDEE considerando investimento em GD renovável. Essa proposta considera a otimização dos sistemas de baixa e média tensão. As funções objetivo abordam os custos de investimento e operação e a robustez das propostas de planejamento. Para resolver este problema, os autores desenvolveram um algoritmo baseado meta-heurística de busca em vizinhança variável do inglês *General Variable Neighborhood Search* (GVNS). Para avaliar o desempenho desta metodologia foram realizados testes em um sistema de média tensão de 50 barras e em um sistema de baixa tensão de 410 barras.

De Lima et al. (2021a) propuseram um modelo multiobjetivo para resolver o problema de planejamento de redes de distribuição incluindo investimentos em GD renovável/não renovável. Tal modelo visava minimizar dois objetivos conflitantes custos associados a investimentos e geração e emissões de carbono. Para resolver este problema multiobjetivo os autores usaram o método *Augmented ϵ -constraint*. Esse método garante que todas as soluções encontradas são eficientes, e que essas soluções fazem parte da fronteira de Pareto.

Para reduzir os impactos da natureza intermitente das unidades de GD renováveis, uma alternativa é integrar os SAEs no SDEE. Assim, algumas propostas mais recentes têm considerado o investimento simultâneo em unidades de GD renováveis e SAEs (DOMINGUEZ, 2019; HOME-ORTIZ et al., 2020).

Melgar-Dominguez (2019) propôs um modelo de PLIM para solucionar o problema de planejamento de curto prazo. Neste modelo, além dos investimentos tradicionais de planejamento, foram consideradas ações de investimentos em bancos de capacitores, reguladores de tensão, unidades de GD renováveis e SAEs. Além disso, as incertezas associadas à demanda e geração renovável são tratadas por meio da otimização robusta e aspectos ambientais também são abordados na formulação do problema.

Home-Ortiz et al. (2020) desenvolveram um modelo híbrido baseado em técnicas clássicas de otimização e meta-heurísticas para resolver o problema de PESDEE. O modelo proposto considera as seguintes ações de planejamento: construção e/ou reforço de subestações,

recondutoramento de circuitos, alocação de GD (renovável e não renovável) e alocação de SAEs. As incertezas associadas à demanda e geração renovável, assim como questões ambientais, são consideradas no modelo. O problema é formulado como um modelo de programação cônica de segunda ordem inteira mista. Para resolver este problema, os subproblemas do modelo matemático proposto são resolvidos iterativamente utilizando a meta-heurística baseada no algoritmo *Variable Neighborhood Descent* (VND).

Mejia et al. (2022) utilizaram múltiplas alternativas de investimento para resolver o problema de planejamento de médio prazo. Tais alternativas incluem investimentos em circuitos, bancos de capacitores, reguladores de tensão, GDs e SAEs. Um modelo de otimização linear estocástico é proposto para solucionar o problema.

Além das unidades de GD e SAEs, algumas pesquisas investigam o problema de PESDEE com a integração dos VEs. Espera-se que o uso dos VEs cresça significativamente nos próximos anos impulsionado por suas vantagens ambientais, contribuindo ainda para a integração da geração de energia renovável. Porém, a implantação em larga escala dos VEs é um grande desafio a ser enfrentado pelo SDEE moderno, devido a suas incertezas e a escassez de uma infraestrutura preparada para atender as particularidades desta nova tecnologia. Sendo assim, na próxima seção é apresentado um breve resumo de trabalhos na última década que abordaram o problema de PESDEE considerando a integração de VEs.

2.3 PESDEE INCLUINDO VEs

Uma das soluções para reduzir o uso de combustíveis fósseis, bem como para mitigar os problemas ambientais associados ao seu amplo uso, envolverá um uso extensivo de VEs (LOPES; SOARES; ALMEIDA, 2011). Existem diferentes tipos de VEs que podem ser categorizados em veículos elétricos híbridos (do inglês *Hybrid Electric Vehicles (HEVs)*) e plug-ins. Os HEVs utilizam dois tipos de motores, um motor a combustão interna e um motor elétrico; a bateria desse veículo é carregada por meio do sistema de frenagem regenerativa e não possui conexão externa à rede elétrica. Os veículos plug-ins podem ser classificados em: veículos elétricos híbridos plug-in (do inglês *Plug-in Hybrid Electric Vehicles (PHEVs)*); ou veículos elétricos a bateria (do inglês *Battery Electric Vehicles (BEVs)*). Os PHEVs e BEVs, ao contrário dos HEVs, possuem conexão externa à rede elétrica, portanto, são esses dois tipos de veículos que vão impactar o setor elétrico (ARIAS, 2019; LIAO; MOLIN; VAN WEE, 2017).

A penetração em grande escala dos VEs aumentará o consumo de energia durante os períodos de carregamento. Portanto, fluxos de potência, perdas de energia e padrões de perfil

de tensão ao longo dos sistemas mudarão consideravelmente. Assim, o problema de PESDEE atual deve abordar a integração dos VEs no SDEE.

O problema de PESDEE incluindo VEs foi pouco explorado na literatura especializada. Em alguns trabalhos a demanda dos VEs foi incluída na proposta de planejamento, mas sem considerar o investimento em PRVEs (AHMADIAN; SEDGHI; ALIAKBAR-GOLKAR, 2017). A maior parte dos trabalhos encontrados na literatura aborda a alocação de PRVEs de forma independente ao problema de PESDEE (GJELAJ et al., 2020; LIU; WEN; LEDWICH, 2013; NEYESTANI et al., 2015). Nesta seção são apresentados trabalhos relevantes da última década que tratam o problema de PESDEE considerando a integração de VEs.

Zheng et al. (2014) propuseram um método especializado baseado em um algoritmo evolutivo para otimizar alocação de PRVEs e postos de troca de baterias. Para avaliar o custo-benefício dessa proposta, o critério do custo do ciclo de vida é empregado. As restrições operacionais do SDEE e as incertezas associadas ao crescimento dos VEs são consideradas no método proposto. Por fim, esse método é aplicado nos sistemas de 15 e 43 barras.

Yao et al. (2014) desenvolveram um método multiobjetivo para resolver o problema de PESDEE integrado ao planejamento de PRVEs considerando as condições de tráfego. Esta proposta possui dois objetivos simultâneos, a minimização dos custos de investimento e perdas de energia, assim como a maximização do fluxo de tráfego anual capturado por PRVEs. Para resolver este problema, um algoritmo evolutivo multiobjetivo baseado em decomposição é empregado para buscar as soluções pertencentes a fronteira de Pareto.

Bañol Arias et al. (2017) apresentaram um modelo de PLIM para o problema de PESDEE integrado ao planejamento de PRVEs. O modelo proposto, além de considerar as alternativas de expansão tradicionais do problema de planejamento (subestações e circuitos), também realiza ações de investimento em bancos de capacitores, unidades de GD não renováveis e PRVEs. As incertezas associadas a demanda são abordadas por meio de restrições probabilísticas em uma abordagem robusta. Por fim, o modelo proposto foi aplicado nos sistemas teste de 18 e 54 barras.

Erdoğan et al. (2018) desenvolveram um modelo para otimizar a alocação de unidades de GD renováveis, a instalação de PRVEs e SAEs. O problema foi formulado como um modelo de programação cônica de segunda ordem inteiro misto. Esta proposta visa minimizar os custos de investimento em REDs e custos de perdas de energia. O modelo proposto é aplicado em dois alimentadores reais da cidade de Istambul na Turquia.

De Quevedo, Munoz-Delgado e Contreras (2019) propuseram um modelo de PLIM para resolver o problema de PESDEE. Esta proposta considera investimentos em subestações, circuitos, unidades de GD renovável, SAEs e PRVEs. O comportamento estocástico relacionado à demanda convencional e a demanda dos VEs é incluído no modelo por meio da programação estocástica. Os autores desenvolveram um algoritmo baseado em padrões de viagem para modelar a incerteza da demanda de carregamento dos VEs. A função objetivo adotada consiste na minimização de custos operacionais e de investimento. O desempenho do modelo proposto foi avaliado utilizando o sistema de 54 barras.

Domínguez-Navarro et al. (2019) desenvolveram um algoritmo genético para resolver o problema de PESDEE, que inclui investimentos em PRVEs, SAEs e unidades de GD renovável. Para modelar as incertezas da geração renovável e demanda dos VEs, o método de Monte Carlo é utilizado. Esta proposta também aborda a compra e venda de energia no mercado de energia elétrica, tópico que é abordada geralmente em trabalhos que discutem a otimização da operação de VEs. A função objetivo deste problema visa maximizar o benefício econômico, que é a diferença entre os valores presentes dos lucros com a venda de energia e os valores presentes das saídas de caixa, incluindo o custo para manutenção e substituição das baterias.

Wang et al. (2020) propuseram um modelo para o problema de PESDEE que considera REDs, incluindo unidades de GD baseadas em energia solar, SAEs e PRVEs compartilhados. O modelo de planejamento proposto busca minimizar os custos de investimento, das perdas de energia e do tempo de espera na fila dos PRVEs. Além disso, os autores desenvolveram um método de análise de cenário que considera a característica estocástica do carregamento dos VEs. O método é baseado na métrica de *Wasserstein* e na abordagem *K-Medoids*. Finalmente, para resolver este problema foi utilizado o algoritmo de Agregação Natural (do inglês *Natural Aggregation Algorithm (NAA)*) e o método proposto é aplicado no sistema teste de 54 barras.

Zeb et al. (2020) utilizaram um método baseado na metaheurística *Particle swarm optimization* para resolver o problema de planejamento de PRVEs considerando o SDEE. O problema busca minimizar os custos de instalação de PRVEs e custos associados às perdas de energia e carregamento do transformador da rede de distribuição. A presença da geração fotovoltaica (PV) também foi incorporada na análise. Essa proposta foi validada usando o sistema real da Universidade Nacional de Ciências e Tecnologia (do inglês *National University of Sciences and Technology (NUST)*) do Paquistão.

Ehsam e Yang (2020) apresentaram um modelo de PLIM para o problema de PESDEE multi-período em conjunto com o planejamento de PRVEs, visando a minimização dos custos

de investimento e operacionais. O plano de expansão proposto define a construção e/ou reforço de subestações, alocação de PRVEs, reforço em circuitos, instalação de unidades de GD (eólica e fotovoltaica) e alocação de bancos de capacitores. A demanda histórica de carregamento de VEs é determinada utilizando a análise Markoviana de padrões de condução de VEs e demanda de carregamento. As incertezas associadas a geração renovável e demanda de carregamento de VEs são incorporadas ao modelo. Por fim, para avaliar a aplicabilidade do modelo proposto foram realizados testes nos sistemas de 18 e 123 barras.

Wang et al. (2023) desenvolveram um modelo de PNLIM para o problema de PESDEE com alta penetração de VEs. A resolução desse modelo é obtida utilizando *Distributed Biased Min-Consensus Algorithm*. A incerteza da demanda de VEs é incorporada ao modelo por meio de um conjunto de cenários. As decisões de planejamento consistem em construir novos circuitos ou aumentar a capacidade de circuitos existentes. Finalmente, para validar este modelo testes foram realizados em um sistema de 18 barras.

2.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo foi apresentada uma revisão do estado da arte do problema de PESDEE, abordando desde o planejamento clássico ao planejamento moderno incluindo REDs. É notável como as pesquisas têm evoluído de acordo com as transformações no SDEE.

O SDEE tem passado por profundas transformações com a integração de vários tipos de REDs (PRVEs, unidade de GD, SAEs), isso implica que o dimensionamento e a localização desses diferentes tipos de tecnologia devem ser considerados simultaneamente no problema de PESDEE. Porém, poucas pesquisas têm abordado o problema de planejamento incluindo diferentes tipos de REDs. Dos trabalhos citados, apenas Erdinç et al. (2018), De Quevedo, Munoz-Delgado e Contreras (2019), Domínguez-Navarro et al. (2019) e Wang et al. (2020) incluíram investimentos em PRVEs, unidades de GD e SAEs. Dentre essas propostas, as de Domínguez-Navarro et al. (2019) e Wang et al. (2020) utilizaram meta-heurísticas para resolver o problema, técnica que não garante que a solução ótima do problema seja encontrada.

A preocupação com o meio ambiente e as metas firmadas para reduzir as emissões dos gases de efeito estufa, como o Acordo de Paris (MMA, 2019), têm impulsionado a utilização de unidades de GD renováveis e VEs. Porém, todos os trabalhos citados que incluíram GD renovável e VEs desconsideraram os aspectos ambientais na formulação do problema. Entre os trabalhos revisados apenas Zidan, Shaaban e Saadany (2013), Santos et al. (2017), Melgar-Dominguez (2019), Home-Ortiz et al. (2020), e Mejia et al. (2022) abordam aspectos

ambientais; entretanto, nenhum desses trabalhos incluiu dentro no problema de PESDEE a integração de VEs.

Devido à complexidade do problema de PESDEE integrado à alocação de PRVEs, a maior parte dos trabalhos tem realizado simplificações ao incluir as incertezas relacionadas aos VEs, assumindo como determinísticas grandezas que são estocásticas ou adotando uma potência equivalente relacionada à energia dos VEs, como no trabalho de Bañol Arias et al. (2017). Além disso, poucos trabalhos têm realizado uma previsão da demanda de recarga dos VEs, que é uma tarefa fundamental para planejar adequadamente os investimentos em PRVEs.

Diante do exposto, diferente das propostas anteriores, este trabalho visa propor um modelo matemático para o problema de PESDEE integrado aos REDs (unidades de GD renováveis/não renováveis, PRVEs e SAEs) incluindo no modelo aspectos ambientais associados às emissões de CO₂. Esta proposta inclui o desenvolvimento de um método detalhado de previsão da demanda dos VEs, sujeito às incertezas relacionadas ao comportamento do usuário dos veículos, ao estado de carga dos VEs e à energia requerida por esses veículos

2.5 PRINCIPAIS CARACTERÍSTICAS DOS TRABALHOS REVISADOS

A Tabela 1 apresenta em ordem cronológica as principais características dos trabalhos revisados.

Tabela 1 – Principais características dos trabalhos revisados

Referência	Método	GDR	PRVEs	SAEE	SUB/CIR	Emissões
Knight (1960)	1	X	X	X	✓	X
Masud (1974)	1	X	X	X	✓	X
Adams e Laughton (1974)	1	X	X	X	✓	X
Crawford e Holt (1975)	1	X	X	X	✓	X
Gönen e Foote (1981)	1	X	X	X	✓	X
Youssef e Hackam (1985)	1	X	X	X	✓	X
Mikic (1986)	4	X	X	X	✓	X
Nara et al. (1991)	2	X	X	X	✓	X
Miranda, Ranito e Proença (1994)	2	X	X	X	✓	X
Goswami (1997)	2	X	X	X	✓	X
Ramírez-Rosado e Bernal-Augustín (1998)	2	X	X	X	✓	X
Miguez et al. (2002)	2	X	X	X	✓	X
Gómez et al. (2004)	2	X	X	X	✓	X

Tabela 1 – Continua

Tabela 1 – Conclusão

Referência	Método	GDR	PRVEs	SAEE	SUB/CIR	Emissões
Parada et al. (2004)	2	X	X	X	✓	X
Paiva et al. (2005)	1	X	X	X	✓	X
Carrano et al. (2006)	2	X	X	X	✓	X
Haffner et al. (2008)	1	X	X	X	✓	X
Nahman e Peric (2008)	2	X	X	X	✓	X
Porkar et al. (2010)	1	X	X	X	✓	X
Falaghi et al. (2011)	2	X	X	X	✓	X
Lotero e Contreras (2011)	1	X	X	X	✓	X
Baquero Franco (2012)	2	X	X	X	✓	X
Liu, Wen e Ledwich (2013)	2	X	✓	X	X	X
Zidan, Shaaban e Saadany (2013)	2	✓	X	X	✓	✓
Gitizadeh, Vahed e Aghaei (2013)	2	X	X	X	✓	X
Ganguly, Sahoo e Das (2013)	4	X	X	X	✓	X
Franco, Rider e Romero (2014)	1	X	X	X	✓	X
Pádua (2014)	2	X	X	X	✓	X
Zheng et al. (2014)	2	X	✓	X	X	X
Yao et al. (2014)	2	X	✓	X	X	X
Neyestani et al. (2015)	1	X	✓	X	X	X
Muñoz-Delgado, Contreras e Arroyo (2015)	1	✓	X	X	✓	X
Montoya-Bueno, Muñoz e Contreras (2015)	1	✓	X	X	✓	X
Heidari et al. (2015)	2	X	X	X	✓	X
Tabares et al (2016)	1	X	X	X	✓	X
Bañol Arias et al. (2017)	1	X	✓	X	✓	X
Ahmadian, Sedghi e Aliakbar-Golkar (2017)	2	✓	X	✓	X	X
Santos et al. (2017)	1	✓	X	X	✓	✓
Erdoğan et al. (2018)	1	✓	✓	✓	X	X
Alotaibi e Salama (2018)	1	✓	X	X	✓	X
Wu et al. (2018)	2	X	X	X	✓	X
De Quevedo, Munoz-Delgado e Contreras (2019)	1	✓	✓	✓	✓	X
Melgar-Dominguez (2019)	1	✓	X	✓	✓	✓
Domínguez-Navarro et al. (2019)	2	✓	✓	✓	X	X
Gjelaj et al. (2020)	2	X	✓	X	X	X
Rupolo (2020)	2	✓	X	X	✓	X
Wang et al. (2020)	2	✓	✓	✓	X	X
Home-Ortiz (2020)	3	✓	X	✓	✓	✓
Zeb et al. (2020)	2	✓	✓	X	X	X
Ehsam e Yang (2020)	1	✓	✓	X	✓	X
De Lima et al. (2021)	1	✓	X	X	✓	✓
Mejia et al. (2022)	1	✓	X	✓	✓	✓
Wang et al. (2023)	2	X	X	X	✓	X
De Lima (2023)	1	✓	✓	✓	✓	✓

Fonte: Elaborado pela própria autora.

Legenda da Tabela 1

1	Métodos clássicos de otimização.
2	Heurísticas e metaheurísticas.
3	Híbrido (metaheurística em conjunto com os métodos clássicos de otimização).
4	Programação dinâmica.
GDR	Geração distribuída renovável.
SUB/CIRC	Subestações e/ou circuitos.

3 PLANEJAMENTO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA INCLUINDO REDs

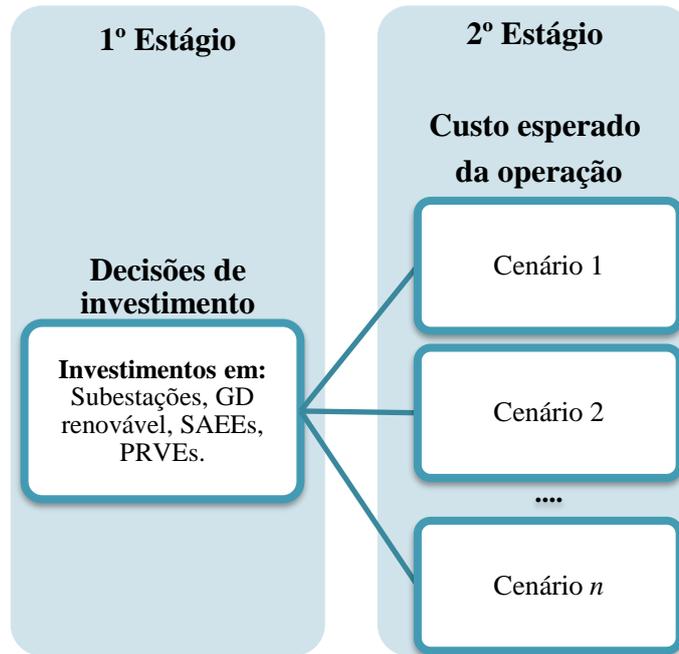
Neste capítulo é descrita a formulação matemática do modelo proposto que visa obter o melhor plano de expansão para o problema de PESDEE multi-período. Este problema é formulado como um modelo de PNLIM e, com o objetivo de obter um modelo linear, o problema original é reformulado para um modelo de PLIM por meio de aproximações e técnicas de linearização. Foram consideradas unidades de GD baseadas em recursos renováveis (eólica e fotovoltaica) e em tecnologias não renováveis. A estratégia de planejamento proposta neste trabalho para investimentos em rede de distribuição e PRVEs é centralizada. Esta prática é geralmente adotada para o problema de planejamento de longo prazo visando a tratabilidade computacional. Tal abordagem fornece informações relevantes sobre o melhor plano de expansão do ponto de vista econômico e ambiental. Diferentes agentes podem usar essas informações (por exemplo, operador do sistema, proprietários de DERs) para definir os períodos mais adequados para fazer investimentos dependendo de seus interesses (metas ambientais, limites financeiros).

As incertezas relacionadas à demanda convencional, demanda de VEs e geração renovável são incluídas no modelo por meio da programação estocástica de dois estágios (ver Figura 5). No primeiro estágio estocástico, as decisões de expansão são tomadas antes que as incertezas se concretizem (*here and now decisions*) e incluem o investimento em subestações, GD renovável e não renovável, SAEs e PRVEs. Enquanto no segundo estágio, após a realização das incertezas, é calculado o custo esperado da operação do sistema considerando a probabilidade de ocorrência de cada cenário (*wait-and-see decisions*).

3.1 FORMULAÇÃO MATEMÁTICA DO PROBLEMA DE PSDEE

Nesta formulação, as seguintes hipóteses são consideradas: *a)* A operação do SDEE é representada por um modelo de fluxo de potência CA monofásico; *b)* A demanda de potência ativa e reativa é considerada constante para cada cenário ω ; *c)* A variação anual da demanda convencional, a demanda de VEs e a geração renovável são representadas por um conjunto de cenários; e *d)* As emissões de CO₂ são penalizadas com um custo por tonelada de emissões.

Figura 5 – Programação Estocástica de dois estágios aplicada no PESDEE



Fonte: Elaborado pela própria autora.

3.1.1 Função objetivo

A função objetivo do problema é apresentada em (1) e minimiza o valor presente do custo total esperado, sendo composta pelos seguintes custos:

- Custos de investimento associados a subestações (IS_p), unidades de GD renováveis e não renováveis (IGD_p), PRVEs (IPR_p) e SAEs (ISA_p). Nos custos associados ao investimento em PRVEs há um custo fixo de manutenção.
- Custos da operação do sistema, relacionados ao custo da energia fornecida pela subestação (ES_p), operação e manutenção dos REDs (GD e SAEs) ($ORED_p$) e custo das emissões de CO_2 (EM_p). O fator $(1 + \tau)^{-(p-1)\lambda}$ permite trazer ao valor presente os custos dos diferentes períodos.

$$\min VPL = \sum_{p \in \Omega_p} (IS_p + IGD_p + IPR_p + ISA_p + ORED_p + EM_p)(1 + \tau)^{-(p-1)\lambda} \quad (1)$$

Nas equações (2)–(8) são definidos cada um dos custos que compõem a função objetivo. A função $f(\tau, \lambda) = 1 - (1 + \tau)^{-\lambda}/\tau$ permite calcular o valor presente de um custo anualizado que tem uma duração de λ anos.

Custos de investimento em subestações:

$$IS_p = \sum_{i \in \Omega_S} C_i^S x_{i,p}^S \quad (2)$$

Custos de investimento em unidades de GD:

$$IGD_p = \sum_{k \in \Omega_{wt}} C_k^{wt} x_{k,p}^{wt} + \sum_{u \in \Omega_{pv}} C_u^{pv} \beta_{u,p}^{pv} + \sum_{f \in \Omega_{gt}} C_f^{gt} x_{f,p}^{gt} \quad (3)$$

Custos de investimento em PRVEs:

$$IPR_p = \sum_{r \in \Omega_R} \sum_{c \in \Omega_c} C^{INST} x_{r,p}^{PR} + C^{MAN} x_{r,p}^{PR} + C_c^{PR} N_{r,c,p}^{PR} \quad (4)$$

Custos de investimento em SAEEs:

$$ISA_p = \sum_{b \in \Omega_b} C_b^{SA} x_{b,p}^{SA} \quad (5)$$

Custo da energia fornecida pela subestação:

$$ES_p = \sum_{\omega \in \Omega_\omega} \sum_{s \in \Omega_S} \pi_\omega d_\omega f(\tau, \lambda) C^{os} P_{s,\omega,p}^s \quad (6)$$

Custos de operação e manutenção dos REDs:

$$ORED_s_p = \sum_{\omega \in \Omega_\omega} \pi_\omega d_\omega f(\tau, \lambda) \left(\sum_{k \in \Omega_{wt}} C^{owt} P_{k,\omega,p}^{wt} + \sum_{u \in \Omega_{pv}} C^{opv} P_{u,\omega,p}^{pv} + \sum_{f \in gt} C^{ogt} P_{f,\omega,p}^{gt} + \sum_{b \in \Omega_B} C^{osa} P_{b,\omega,p}^{SAD} \right) \quad (7)$$

Custos de emissões de CO₂:

$$EM_p = \sum_{\omega \in \Omega_\omega} \pi_\omega d_\omega f(\tau, \lambda) C^{em} \left(\sum_{k \in \Omega_{wt}} \zeta^{wt} P_{k,\omega,p}^{wt} + \sum_{u \in \Omega_{pv}} \zeta^{pv} P_{u,\omega,p}^{pv} + \sum_{f \in \Omega_{gt}} \zeta^{gt} P_{f,\omega,p}^{gt} + \sum_{s \in \Omega_S} \zeta_i^s P_{s,\omega,p}^s \right) \quad (8)$$

3.1.2 Restrições

O modelo proposto está sujeito as seguintes restrições: 1) Estado de operação em regime permanente, 2) Limites operacionais, 3) Limites de investimento, 4) Modelagem da GD renovável, 5) Modelagem dos PRVEs, e 6) Modelagem do SAEE.

3.1.2.1 Estado de operação em regime permanente

▪ As equações (9)–(12) representam o estado de operação em regime permanente do SDEE e são baseadas no trabalho de Franco, Rider e Romero (2014), sendo adaptadas para um problema de PESDEE multi-período incluindo REDs. As expressões (9) e (10) representam as restrições de balanço de potência ativa e reativa, respectivamente. A magnitude da tensão em cada barra é determinada por (11), enquanto (12) estabelece a relação entre o fluxo das potências ativa e reativa, o quadrado da magnitude da tensão e o quadrado da magnitude da corrente.

$$\begin{aligned} \sum_{ki \in \Omega_l} P_{ki,\omega,p} - \sum_{ij \in \Omega_l} (P_{ij,\omega,p} + R^L l_{ij} I_{ij,\omega,p}^{sqr}) + P_{S,\omega,p}^s + P_{k,\omega,p}^{wt} + P_{u,\omega,p}^{pv} + P_{f,\omega,p}^{gt} \\ + P_{b,\omega,p}^{SAD} - P_{b,\omega,p}^{SAC} = P_{i,p}^D f_{\omega,p}^D + D_{r,c,\omega,p}^{PR} \quad \forall i \in \Omega_N, b \in \Omega_b, k \in \Omega_{wt}, f \in \\ \Omega_{gt}, r \in \Omega_R, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_p \end{aligned} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \sum_{kj \in \Omega_l} Q_{kj,\omega,p} - \sum_{ij \in \Omega_l} (Q_{ij,\omega,p} + X^L l_{ij} I_{ij,\omega,p}^{sqr}) + Q_{S,\omega,p}^s + Q_{k,\omega,p}^{wt} + Q_{u,\omega,p}^{pv} \\ + Q_{f,\omega,p}^{gt} = Q_{i,p}^D f_{\omega,p}^D \quad \forall i \in \Omega_N, k \in \Omega_{wt}, f \in \\ \Omega_{gt}, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_p \end{aligned} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} V_{i,\omega,p}^{sqr} - V_{j,\omega,p}^{sqr} = [2(R^L P_{ij,\omega,p} + X^L Q_{ij,\omega,p}) l_{ij} + Z^{L^2} l_{ij}^2 I_{ij,\omega,p}^{sqr}] \\ \forall ij \in \Omega_l, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_p \end{aligned} \quad (11)$$

$$V_{j,\omega,p}^{sqr} I_{ij,\omega,p}^{sqr} = P_{ij,\omega,p}^2 + Q_{ij,\omega,p}^2 \quad \forall ij \in \Omega_l, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_p \quad (12)$$

3.1.2.2 Limites operacionais

Os limites operacionais do SDEE são garantidos pelo conjunto de equações (13)–(18). Assim, os limites da tensão em cada barra i para todo cenário ω e período p são garantidos por (13), enquanto as equações (14)–(16) estabelecem os limites para a corrente, fluxos de potência ativa e reativa do circuito ij no cenário ω e período p . Além disso, a restrição (17) relaciona as potências ativa, reativa e aparente fornecida por uma subestação i no cenário ω e período p , enquanto a potência aparente de cada subestação é limitada por (18) de acordo com os investimentos realizados na mesma.

$$\underline{V}^2 \leq V_{i,\omega,p}^{sqr} \leq \overline{V}^2 \quad \forall i \in \Omega_N, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_p \quad (13)$$

$$0 \leq I_{ij,\omega,p}^{sqr} \leq \overline{I}_{ij}^2 \quad \forall ij \in \Omega_l, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_p \quad (14)$$

$$|P_{ij,\omega,p}| \leq \overline{VI}_{ij} \quad \forall ij \in \Omega_l, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_p \quad (15)$$

$$|Q_{ij,\omega,p}| \leq \overline{VI}_{ij} \quad \forall ij \in \Omega_l, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_p \quad (16)$$

$$Sg_{i,\omega,p}^{sqr} = (P_{i,\omega,p}^s)^2 + (Q_{i,\omega,p}^s)^2 \quad \forall i \in \Omega_s, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_p \quad (17)$$

$$Sg_{i,\omega,p}^{sqr} \leq (SI_i^s)^2 + \sum_{t=1}^P (2SI_i^s SF_i^s + SF_i^{s^2}) x_{i,t}^s \quad \forall i \in \Omega_s, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_p \quad (18)$$

3.1.2.3 Limites de investimento

As restrições (19)–(23) garantem que seja realizada apenas uma ação de investimento em subestações, PRVEs, geradores eólicos, geradores não renováveis e SAEs, para cada barra, respectivamente. Por outro lado, (24) limita a quantidade de módulos fotovoltaicos que podem ser instalados em cada barra durante o horizonte de planejamento. Os investimentos em geradores eólicos, geradores não renováveis, SAEs e PRVEs também são limitados por (25)–(27). A equação (28) limita a quantidade de carregadores de VEs do tipo c que podem ser instalados em cada barra r durante o horizonte de planejamento. As expressões (29)–(34) referem-se à característica binária das variáveis de investimento (subestações, PRVEs,

geradores eólicos, geradores não renováveis e SAEs) e inteira (módulos fotovoltaicos e carregadores dos PRVEs) dos componentes que podem ser adicionados no SDEE.

$$\sum_{p \in \Omega_p} x_{s,p}^S \leq 1 \quad \forall s \in \Omega_S \quad (19)$$

$$\sum_{p \in \Omega_p} x_{r,p}^{PR} \leq 1 \quad \forall r \in \Omega_R \quad (20)$$

$$\sum_{p \in \Omega_p} x_{k,p}^{wt} \leq 1 \quad \forall k \in \Omega_{wt} \quad (21)$$

$$\sum_{p \in \Omega_p} x_{f,p}^{gt} \leq 1 \quad \forall f \in \Omega_{gt} \quad (22)$$

$$\sum_{p \in \Omega_p} x_{b,p}^{SA} \leq 1 \quad \forall b \in \Omega_b \quad (23)$$

$$\sum_{p \in \Omega_p} \beta_u^{pv} \leq \bar{\beta}_u^{pv} \quad \forall u \in \Omega_{pv} \quad (24)$$

$$\sum_{p \in \Omega_p} \sum_{k \in \Omega_k} x_{k,p}^{wt} \leq \bar{N}^{wt} \quad (25)$$

$$\sum_{p \in \Omega_p} \sum_{k \in \Omega_k} x_{f,p}^{gt} \leq \bar{N}^{gt} \quad (26)$$

$$\sum_{p \in \Omega_p} \sum_{b \in \Omega_b} x_{b,p}^{SA} \leq \bar{N}^{SA} \quad (27)$$

$$\sum_{p \in \Omega_p} N_{r,c,p}^{PR} \leq \bar{N}_c^{PR} \quad \forall r \in \Omega_R, c \in \Omega_c \quad (28)$$

$$x_{s,p}^S \in \{0,1\} \quad \forall s \in \Omega_S \quad (29)$$

$$x_{r,p}^{PR} \in \{0,1\} \quad \forall r \in \Omega_R \quad (30)$$

$$x_{k,p}^{wt} \in \{0,1\} \quad \forall k \in \Omega_{wt} \quad (31)$$

$$x_{f,p}^{gt} \in \{0,1\} \quad \forall f \in \Omega_{gt} \quad (32)$$

$$x_{b,p}^{SA} \in \{0,1\} \quad \forall b \in \Omega_b \quad (33)$$

$$\beta_u^{pv}, N_{r,c,p}^{PR} \in \{\mathbb{Z}^+\} \quad \forall u \in \Omega_{pv}, r \in \Omega_r, c \in \Omega_c, p \in \Omega_p \quad (34)$$

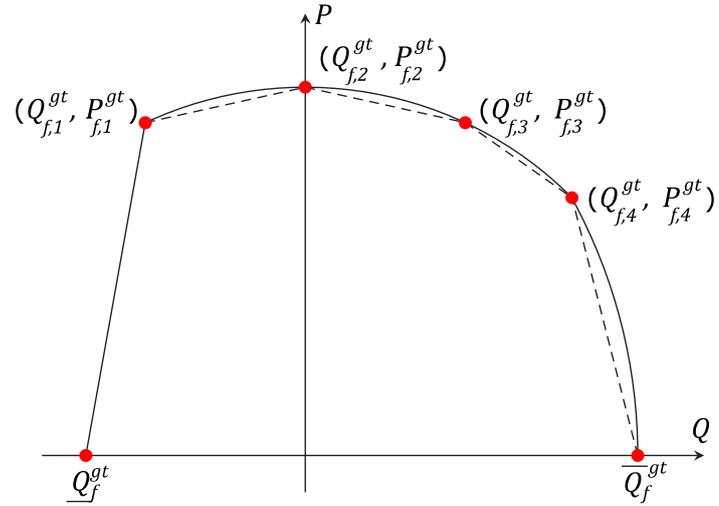
3.1.2.4 Modelagem das unidades de GD

Neste trabalho foram consideradas tecnologias de GD baseadas em recursos renováveis (solar e eólica) e não renováveis (turbina a gás). A operação das unidades de geração eólica/gás é representada limitando a potência ativa/reactiva que pode ser injetada segundo as curvas de capacidade e restrições de fator de potência. Esta abordagem está baseada na proposta de Rueda-Medina et al. (2013), na qual é desenvolvido um modelo para alocação ótima de GD.

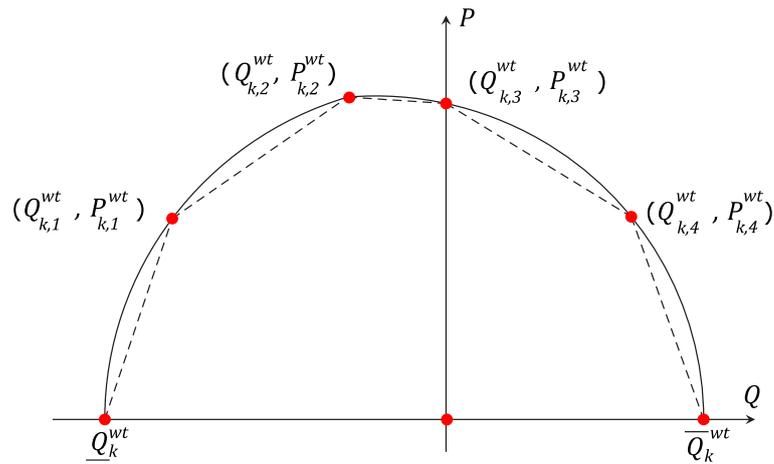
A operação da GD não renovável é representada pela curva de capacidade de um Gerador Síncrono (GS). Assim, os pontos $(P_{f,1}^{gt}, Q_{f,1}^{gt})$, $(P_{f,2}^{gt}, Q_{f,2}^{gt})$, $(P_{f,3}^{gt}, Q_{f,3}^{gt})$ e $(P_{f,4}^{gt}, Q_{f,4}^{gt})$ são definidos para representar a região factível para injeção de potência (Figura 6). O ponto $(P_{f,1}^{gt}, Q_{f,1}^{gt})$ é a interseção entre os limites de subexcitação e corrente de armadura; $(P_{f,2}^{gt}, Q_{f,2}^{gt})$ é a interseção entre o limite da corrente de armadura e o eixo P; $(P_{f,3}^{gt}, Q_{f,3}^{gt})$ é a metade do arco que fica no limite da corrente de armadura entre os pontos $(P_{f,2}^{gt}, Q_{f,2}^{gt})$ e $(P_{f,4}^{gt}, Q_{f,4}^{gt})$; $(P_{f,4}^{gt}, Q_{f,4}^{gt})$ é a interseção entre a corrente de armadura e os limites de corrente de campo.

A operação dos geradores eólicos é representada pela curva de capacidade de um Gerador de Indução Duplamente Alimentado (GIDA). Desse modo, para representar a região factível para a injeção de potência são definidos os pontos $(P_{k,1}^{wt}, Q_{k,1}^{wt})$, $(P_{k,2}^{wt}, Q_{k,2}^{wt})$, $(P_{k,3}^{wt}, Q_{k,3}^{wt})$ e $(P_{k,4}^{wt}, Q_{k,4}^{wt})$ com o objetivo de estabelecer os limites de geração (Figura 7). O ponto $(P_{k,1}^{wt}, Q_{k,1}^{wt})$ fica no limite da corrente de armadura entre os pontos $(0, \underline{Q}_k^{wt})$ e $(P_{k,2}^{wt}, Q_{k,2}^{wt})$; o ponto $(P_{k,2}^{wt}, Q_{k,2}^{wt})$ é a interseção entre os limites de corrente de armadura e corrente de campo; $(P_{k,3}^{wt}, Q_{k,3}^{wt})$ é a interseção entre o limite de corrente de campo e o eixo P; e $(P_{k,4}^{wt}, Q_{k,4}^{wt})$ fica no limite da corrente de campo entre os pontos $(P_{k,3}^{wt}, Q_{k,3}^{wt})$ e $(0, \overline{Q}_k^{wt})$. Esses pontos são utilizados para obter uma aproximação linear que define os limites da geração eólica/gás (linhas tracejadas na Figura 6 e Figura 7). Portanto, as curvas de capacidade são linearizadas usando as restrições apresentadas em (35)–(44).

Em relação à geração fotovoltaica, sua operação é modelada de forma simplificada utilizando limites de fator de potência, como tem sido apresentado na literatura especializada (MELGAR-DOMINGUEZ; POURAKBARI-KASMAEI; SANCHES MANTOVANI, 2018; MONTOYA-BUENO; MUNOZ; CONTRERAS, 2015). Finalmente, os limites operacionais de potência ativa e reativa injetada pelas unidades de GD são apresentadas em (45) e (46) para o gerador a gás, (47) e (48) para o gerador eólico e (49) e (50) para o gerador fotovoltaico.

Figura 6 – Curva de capacidade do GS

Fonte: Adaptado de Rueda-Medina et al. (2013)

Figura 7 – Curva de capacidade do GIDA

Fonte: Adaptado de Rueda-Medina et al. (2013).

$$P_{f,\omega,p}^{gt} \leq \frac{P_{f,1}^{gt}}{Q_{f,1}^{gt} - \underline{Q}_f^{gt}} (Q_{f,\omega,p}^{gt} - \underline{Q}_f^{gt}) \quad \forall f \in \Omega_{gt}, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_P \quad (35)$$

$$P_{f,\omega,p}^{gt} \leq \frac{P_{f,2}^{gt} - P_{f,1}^{gt}}{Q_{f,2}^{gt} - Q_{f,1}^{gt}} (Q_{f,\omega,p}^{gt} - Q_{f,2}^{gt}) + P_{f,2}^{gt} \quad \forall f \in \Omega_{gt}, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_P \quad (36)$$

$$P_{f,\omega,p}^{gt} \leq \frac{P_{f,3}^{gt} - P_{f,2}^{gt}}{Q_{f,3}^{gt} - Q_{f,2}^{gt}} (Q_{f,\omega,p}^{gt} - Q_{f,3}^{gt}) + P_{f,3}^{gt} \quad \forall f \in \Omega_{gt}, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_P \quad (37)$$

$$P_{f,\omega,p}^{gt} \leq \frac{P_{f,4}^{gt} - P_{f,3}^{gt}}{Q_{f,4}^{gt} - Q_{f,3}^{gt}} (Q_{f,\omega,p}^{gt} - P_{f,4}^{gt}) + P_{f,4}^{gt} \quad \forall f \in \Omega_{gt}, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_P \quad (38)$$

$$P_{f,\omega,p}^{gt} \leq \frac{P_{f,4}^{gt}}{Q_{f,4}^{gt} - \bar{Q}_f^{gt}} (Q_{f,\omega,p}^{gt} - \bar{Q}_f^{gt}) \quad \forall f \in \Omega_{gt}, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_P \quad (39)$$

$$P_{k,\omega,p}^{wt} \leq \frac{P_{k,1}^{wt}}{Q_{k,1}^{wt} - \underline{Q}_k^{wt}} (Q_{k,\omega,p}^{wt} - \underline{Q}_k^{wt}) \quad \forall k \in \Omega_{wt}, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_P \quad (40)$$

$$P_{k,\omega,p}^{wt} \leq \frac{P_{k,2}^{wt} - P_{k,1}^{wt}}{Q_{k,2}^{wt} - Q_{k,1}^{wt}} (Q_{k,\omega,p}^{wt} - Q_{k,2}^{wt}) + P_{k,2}^{wt} \quad \forall k \in \Omega_{wt}, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_P \quad (41)$$

$$P_{k,\omega,p}^{wt} \leq \frac{P_{k,3}^{wt} - P_{k,2}^{wt}}{Q_{k,3}^{wt} - Q_{k,2}^{wt}} (Q_{k,\omega,p}^{wt} - Q_{k,3}^{wt}) + P_{k,3}^{wt} \quad \forall k \in \Omega_{wt}, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_P \quad (42)$$

$$P_{k,\omega,p}^{wt} \leq \frac{P_{k,4}^{wt} - P_{k,3}^{wt}}{Q_{k,4}^{wt} - Q_{k,3}^{wt}} (Q_{k,\omega,p}^{wt} - Q_{k,4}^{wt}) + P_{k,4}^{wt} \quad \forall k \in \Omega_{wt}, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_P \quad (43)$$

$$P_{k,\omega,p}^{wt} \leq \frac{P_{k,4}^{wt}}{Q_{k,4}^{wt} - \bar{Q}_k^{wt}} (Q_{k,\omega,p}^{wt} - \bar{Q}_k^{wt}) \quad \forall k \in \Omega_{wt}, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_P \quad (44)$$

$$0 \leq P_{f,\omega,p}^{gt} \leq \bar{P}_f^{gt} \sum_{t=1}^P x_{f,t}^{gt} \quad \forall f \in \Omega_{gt}, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_P \quad (45)$$

$$|Q_{f,\omega,p}^{gt}| \leq P_{f,\omega,p}^{gt} \tan(\cos^{-1}(\varphi^{gt})) \quad \forall f \in \Omega_{gt}, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_P \quad (46)$$

$$0 \leq P_{k,\omega,p}^{wt} \leq f_\omega^{wt} \bar{P}_k^{wt} \sum_{t=1}^P x_{k,t}^{wt} \quad \forall k \in \Omega_{wt}, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_P \quad (47)$$

$$|Q_{k,\omega,p}^{wt}| \leq P_{k,\omega,p}^{wt} \tan(\cos^{-1}(\varphi^{wt})) \quad \forall k \in \Omega_{wt}, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_P \quad (48)$$

$$0 \leq P_{u,\omega,p}^{pv} \leq f_\omega^{pv} \bar{P}_u^{pv} \sum_{t=1}^P \beta_{u,t}^{pv} \quad \forall u \in \Omega_{pv}, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_P \quad (49)$$

$$|Q_{u,\omega,p}^{pv}| \leq P_{u,\omega,p}^{pv} \tan(\cos^{-1}(\varphi^{pv})) \quad \forall u \in \Omega_{pv}, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_P \quad (50)$$

3.1.2.5 Modelo dos PRVEs

Para modelar adequadamente os PRVEs, um componente muito importante a ser previsto é a demanda de recarga dos VEs. Devido à falta de dados históricos, estimar a demanda dos VEs pode ser considerado como um dos desafios críticos para o problema de PESDEE. A previsão dessa demanda está intimamente ligada à energia requerida por esses veículos, ao seu estado de carga quando chegam nos postos, ao nível de penetração dos VEs, entre outros fatores incertos. A previsão de demanda de recarga dos VEs é apresentada na seção 3.2.1. Essa demanda será utilizada no modelo de PRVEs para definir os investimentos necessários no SDEE para o serviço aos veículos.

O modelo dos PRVEs neste trabalho é representado pelas equações (20) e (28), em conjunto com (51) e (52). A restrição (51) garante que a demanda dos PRVEs ($D_{r,\omega,p}^{PR}$) não ultrapasse a capacidade máxima dos postos, enquanto (52) determina que a demanda total nos PRVEs corresponda à demanda de recarga dos VEs ($D_{\omega,p}^{VE}$).

$$D_{r,\omega,p}^{PR} \leq \sum_{t=1}^P \sum_{c \in \Omega_c} N_{r,c,t}^{PR} P_c^{PR} \quad \forall r \in \Omega_R, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_P \quad (51)$$

$$\sum_{r \in \Omega_r} D_{r,\omega,p}^{PR} = D_{\omega,p}^{VE} \quad \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_P \quad (52)$$

3.1.2.6 Modelo do SAEE

Para reduzir os impactos do comportamento incerto das unidades de GD renováveis foi considerado o investimento em SAEEs como alternativa de expansão. As equações (53)–(55) representam o modelo do SAEE baseado em Home-Ortiz et al. (2020). As restrições (53) e (54) limitam as potências ativa de carga e descarga, respectivamente, do SAEE de acordo com a capacidade do conversor. No problema de planejamento de médio e longo prazo, representar o sequenciamento dos processos e carga e descarga é uma tarefa complexa. Portanto, assim como adotado por Home-Ortiz et al. (2020), a equação (55) é utilizada para representar uma aproximação dos processos de carga e descarga de um banco de baterias em cada bloco de tempo.

$$P_{b,\omega,p}^{SAC} \leq \sum_{t=1}^P P_b^{SA} x_{b,t}^{SA} \quad \forall b \in \Omega_b, \omega \in \Omega_\omega^d, p \in \Omega_P \quad (53)$$

$$P_{b,\omega,p}^{SAD} \leq \sum_{t=1}^P P_b^{SA} x_{b,t}^{SA} \quad \forall b \in \Omega_b, \omega \in \Omega_\omega^{sn}, p \in \Omega_p \quad (54)$$

$$\sum_{\omega \in \Omega_\omega^{bl}} d_\omega (\eta^{SAC} P_{b,\omega,p}^{SAC} - \frac{1}{\eta^{SAD}} P_{b,\omega,p}^{SAD}) = 0; \quad \forall b \in \Omega_b, \omega \in \Omega_\omega^{bl}, p \in \Omega_p \quad (55)$$

3.1.3 Modelo de programação linear inteiro misto para o problema de PESDEE

O modelo de PNLIM apresentado nesta seção para o problema de PESDEE e definido pelo conjunto de equações (1)–(55) não é convexo. Desse modo, visando reduzir a complexidade do problema e garantir que a solução ótima seja encontrada, o modelo de PNLIM é transformado em um modelo de PLIM por meio de aproximações e técnicas de linearização. Nesse modelo, observa-se que as variáveis $I_{ij,\omega,p}^{sqr}$, $V_{i,\omega,p}^{sqr}$ and $Sg_{i,\omega,p}^{sqr}$ são termos lineares usadas para representar $I_{ij,\omega,p}^2$, $V_{i,\omega,p}^2$ and $Sg_{i,\omega,p}^2$, respectivamente. Por fim, para obter o modelo de PLIM são utilizadas técnicas de linearização por partes apresentadas por Tabares et al. (2016). As linearizações e aproximações são descritas a seguir.

3.1.3.1 Linearização da equação (12)

A linearização do produto ($V_{j,\omega,p}^{sqr} \cdot I_{ij,\omega,p}^{sqr}$) é feita assumindo um valor constante para a tensão ($V_{i,\omega,p}'$). O valor desta constante é definido utilizando os limites máximo e mínimo de tensão conforme (56). Por outro lado, a soma do quadrado das potências ativa e reativa ($P_{ij,\omega,p}^2 + Q_{ij,\omega,p}^2$) é linearizada utilizando a aproximação linear por parte representada pelo conjunto de equações (57)–(66). Os quadrados das variáveis $P_{ij,\omega,p}$ e $Q_{ij,\omega,p}$, são aproximados segundo o produto da inclinação do y -ésimo bloco de linearização por partes (m_y^G) pelas variáveis de discretização para a potência ativa ($\Delta_{ij,y,\omega,p}^P$) e para a potência reativa ($\Delta_{ij,y,\omega,p}^Q$), conforme apresentado em (57). As equações (58) e (59) representam ($P_{ij,\omega,p}$) e ($Q_{ij,\omega,p}$), respectivamente, por meio de variáveis auxiliares não negativas ($P_{ij,\omega,p}^+, P_{ij,\omega,p}^-, Q_{ij,\omega,p}^+, Q_{ij,\omega,p}^-$). Além disso, as expressões (60) e (61) determinam que os termos ($P_{ij,\omega,p}$) e ($Q_{ij,\omega,p}$) são iguais à soma dos valores de cada bloco de discretização. Por outro lado, as equações (62) e (63) limitam os valores dos blocos de discretização. As equações (64) e (65) calculam os parâmetros utilizados na discretização. Finalmente (66) garante que as variáveis $P_{ij,\omega,p}^+, P_{ij,\omega,p}^-, Q_{ij,\omega,p}^+, Q_{ij,\omega,p}^-$ sejam maiores ou iguais a zero.

$$V'_{i,\omega,p} = \frac{V + \bar{V}}{2} \quad \forall i \in \Omega_N, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_p \quad (56)$$

$$P^2_{ij,\omega,p} + Q^2_{ij,\omega,p} \approx \sum_{y=1}^Y m_y^G \Delta^P_{ij,y,\omega,p} + \sum_{y=1}^Y m_y^G \Delta^Q_{ij,y,\omega,p} \quad \forall ij \in \Omega_l, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_p \quad (57)$$

$$P_{ij,\omega,p} = P^+_{ij,\omega,p} - P^-_{ij,\omega,p} \quad \forall ij \in \Omega_l, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_p \quad (58)$$

$$Q_{ij,\omega,p} = Q^+_{ij,\omega,p} - Q^-_{ij,\omega,p} \quad \forall ij \in \Omega_l, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_p \quad (59)$$

$$P^+_{ij,\omega,p} + P^-_{ij,\omega,p} = \sum_{y=1}^Y \Delta^P_{ij,y,\omega,p} \quad \forall ij \in \Omega_l, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_p \quad (60)$$

$$Q^+_{ij,\omega,p} + Q^-_{ij,\omega,p} = \sum_{y=1}^Y \Delta^Q_{ij,y,\omega,p} \quad \forall ij \in \Omega_l, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_p \quad (61)$$

$$0 \leq \Delta^P_{ij,y,\omega,p} \leq \bar{\Delta}^G \quad \forall ij \in \Omega_l, y \in Y \quad (62)$$

$$0 \leq \Delta^Q_{ij,y,\omega,p} \leq \bar{\Delta}^G \quad \forall ij \in \Omega_l, y \in Y \quad (63)$$

$$m_y^G = (2y - 1)\bar{\Delta}^G \quad \forall y \in Y \quad (64)$$

$$\bar{\Delta}^G = \frac{\bar{V}l_{ij}}{Y} \quad \forall ij \in \Omega_l \quad (65)$$

$$P^+_{ij,\omega,p}, P^-_{ij,\omega,p}, Q^+_{ij,\omega,p}, Q^-_{ij,\omega,p} \geq 0 \quad \forall ij \in \Omega_l, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_p \quad (66)$$

3.1.3.2 Linearização de (17)

Para a linearizar a restrição (17) é utilizada a mesma técnica apresentada na seção 3.1.3.1. Assim, a variável ($Sg^{sqr}_{i,\omega,p}$) pode ser aproximada a partir da expressão linear (67). As equações (68) e (69) determinam que os termos ($P^s_{i,\omega,p}$) e ($Q^s_{i,\omega,p}$) são iguais à soma de cada bloco de discretização. Enquanto, as equações (70) e (71) limitam os valores dos blocos de discretização. Por fim, as expressões (72) e (73) definem os valores dos parâmetros usados na discretização.

$$Sg_{i,\omega,p}^{sqr} = \sum_{y=1}^Y m_y^S \Delta_{i,y,\omega,p}^{PS} + \sum_{y=1}^Y m_y^S \Delta_{i,y,\omega,p}^{QS} \quad \forall i \in \Omega_N, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_p \quad (67)$$

$$P_{i,\omega,p}^S = \sum_{y=1}^Y \Delta_{i,y,\omega,p}^{PS} \quad \forall i \in \Omega_N, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_p \quad (68)$$

$$Q_{i,\omega,p}^S = \sum_{y=1}^Y \Delta_{i,y,\omega,p}^{QS} \quad \forall i \in \Omega_N, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_p \quad (69)$$

$$0 \leq \Delta_{i,y,\omega,p}^{PS} \leq \bar{\Delta}^S \quad \forall i \in \Omega_N, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_p \quad (70)$$

$$0 \leq \Delta_{i,y,\omega,p}^{QS} \leq \bar{\Delta}^S \quad \forall i \in \Omega_N, y \in Y, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_p \quad (71)$$

$$m_y^G = (2y - 1)\bar{\Delta}^S \quad \forall y \in \Omega_Y \quad (72)$$

$$\bar{\Delta}^S = \frac{SI_i^S + SF_i^S}{Y} \quad \forall i \in \Omega_N, y \in \Omega_Y \quad (73)$$

3.1.3.3 Modelo proposto resultante

O problema de PESDEE é originalmente formulado como um modelo de PNLIM, para simplificar este problema o modelo original é transformado em um modelo de PLIM por meio das técnicas de linearização apresentadas anteriormente. Finalmente, o modelo proposto é representado pelas seguintes equações:

min VPL : Equação (1)

sujeito a: (9)–(11), (13)–(16), (18)–(56), (57)–(73)

$$(V'_{i,\omega,p})^2 I_{ij,\omega,p}^{sqr} = \sum_{y=1}^Y m_y^G \Delta_{ij,y,\omega,p}^P + \sum_{y=1}^Y m_y^G \Delta_{ij,y,\omega,p}^Q \quad \forall ij \in \Omega_l, \omega \in \Omega_\omega, p \in \Omega_p \quad (74)$$

3.2 MODELAGEM DAS INCERTEZAS

Uma proposta de PESDEE mais adequada e comprometida com a realidade deve incluir as incertezas de determinados parâmetros. Neste trabalho foram consideradas no modelo as

incertezas relacionadas com a demanda convencional, demanda de VEs e geração renovável. Nesta seção será apresentada a abordagem proposta para modelar essas incertezas.

3.2.1 Método para modelar o comportamento incerto dos usuários de VEs

Prever o padrão da demanda de carregamento dos VEs é uma tarefa complicada devido à baixa quantidade de casos reais registrados, as incertezas relacionadas ao comportamento individual do usuário, o nível de penetração dos VEs, a energia requerida por esses veículos, entre outros (CALEARO et al., 2019). Porém, o SDEE deve estar preparado para lidar com a futura penetração de VEs. Por esta razão os operadores do sistema estão interessados em prever a demanda de carregamento dos veículos, assim como estimar os impactos e necessidades de atualização da infraestrutura (KNEZOVIC et al., 2017). Sendo assim, com o objetivo de quantificar a demanda de carregamento dos VEs em postos de recarga públicos, este trabalho propõe um método para modelar as incertezas relacionadas aos mesmos, baseado na proposta de De Quevedo, Munoz-Delgado e Contreras (2019), e segue os seguintes passos:

- Passo 1)** Para cada VE é selecionado inicialmente um valor aleatório de SOC entre 0.2 a 1.0.
- Passo 2)** Para o VE v e dia d é atribuído um percurso total diário a selecionado de forma aleatória em um conjunto que vai de 10 km até 200 km.
- Passo 3)** Verificar se o SOC do veículo é suficiente para realizar o percurso a . Em caso afirmativo o veículo realiza a viagem e o SOC e a demanda de carregamento são atualizados, ir ao passo 5. Caso contrário ir ao passo 4.
- Passo 4)** O veículo deve ser carregado para realizar o percurso a . Portanto, o VE poderá ser carregado no mínimo com um SOC suficiente para realizar este percurso. Após a recarga do veículo, atualizar o SOC e a demanda de carregamento e calcular o tempo da recarga. Além disso, é selecionado um horário inicial do carregamento com base nas estimativas do comportamento do usuário de veículos a combustão (FEDERAL HIGHWAY ADMINISTRATION, 2010).
- Passo 5)** Se todos os dias foram avaliados, ir ao passo 6, caso contrário avalie o seguinte dia e vá ao passo 2.
- Passo 6)** Se todos os veículos foram avaliados, ir ao passo 7, caso contrário avalie o seguinte veículo e vá ao passo 1.

Passo 7) Repetir os passos 1 a 6 até realizar todos os percursos diários para cada veículo. Por fim, deve-se calcular a demanda total de todos os veículos para cada hora e dia.

O algoritmo acima foi implementado em MATLAB (MATHWORKS, 2017) considerando dois tipos de veículos com baterias de 40 kWh (*Nissan leaf*) e 60 kWh (*Chevrolet Bolt*), enquanto os carregadores utilizados nos postos possuem potência de 50 kW (carregador rápido) e 150 kW (carregador ultra-rápido) (NICHOLAS, 2019). Esse processo é realizado para o período de um ano. Como mencionado anteriormente, para cada veículo é selecionado inicialmente um SOC aleatório com um intervalo de 0.2–1.0, lembrando que isso acontece apenas na primeira viagem de cada veículo, já nas viagens posteriores o SOC sempre vai depender da viagem anterior. A equação (75) determina o SOC do veículo v no dia d , enquanto a expressão (76) calcula a capacidade restante da bateria do veículo v . Por fim, para determinar a energia utilizada pelo veículo v no dia d é utilizada a equação (77).

$$SOC_{v,d} \leq \frac{CP_{v,d}}{CN_v} \quad \forall v \in \Omega_v, d \in \Omega_d \quad (75)$$

$$CP_{v,d} = CN_v - CU_{v,d} \quad \forall v \in \Omega_v, d \in \Omega_d \quad (76)$$

$$CU_{v,d} = d_{a,v,d} CON_v + CU_{v,d-1} \quad \forall a \in \Omega_a, v \in \Omega_v, d \in \Omega_d \quad (77)$$

A simulação foi realizada considerando 800 veículos (400 de 40 kWh e 400 de 60 kWh). Após a execução do algoritmo obtém-se a demanda de carregamento dos VEs para cada hora durante um ano. Na Figura 8 é ilustrado o perfil da demanda média diária de carregamentos dos VEs, e o perfil da demanda registrada no dia 198; esse dia em específico foi escolhido pois nele ocorreu o pico de carga do sistema com uma demanda de 4737.5 kW, sendo a demanda mais alta registrada em uma hora (18h) durante o ano. Nota-se que há uma variação nos perfis de demanda, sendo que a máxima demanda registrada no dia 198 é aproximadamente 11.5% maior que a apontada no perfil médio.

Nas Figuras 9–12, os valores do SOC são agrupados em diferentes categorias, apresentadas na Tabela 2. Nas Figuras 9 e 10 são mostradas a Função de Distribuição de Probabilidade (FDP) do SOC antes (inicial) e depois (final) do carregamento do veículo. Como se pode observar, o SOC inicial e o SOC final têm comportamentos distintos, de modo que antes do veículo carregar é mais provável que o valor do SOC inicial esteja nas categorias 2 e

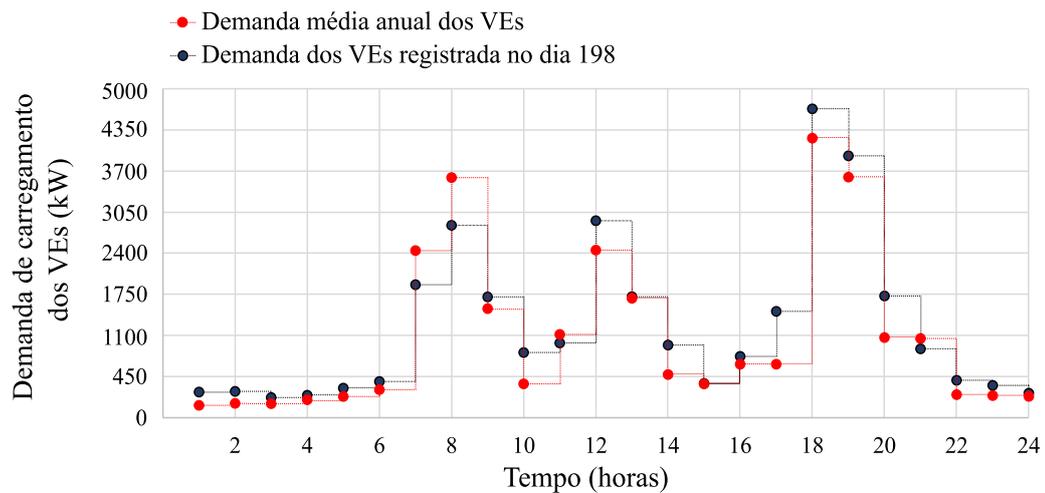
3, e é menos provável que esteja na categoria 8 (ver Figura 9). Por outro lado, após o carregamento, a probabilidade de o SOC do veículo estar na categoria 6 e 7 é maior (ver Figura 10).

Tabela 2 – Categorias de SOC

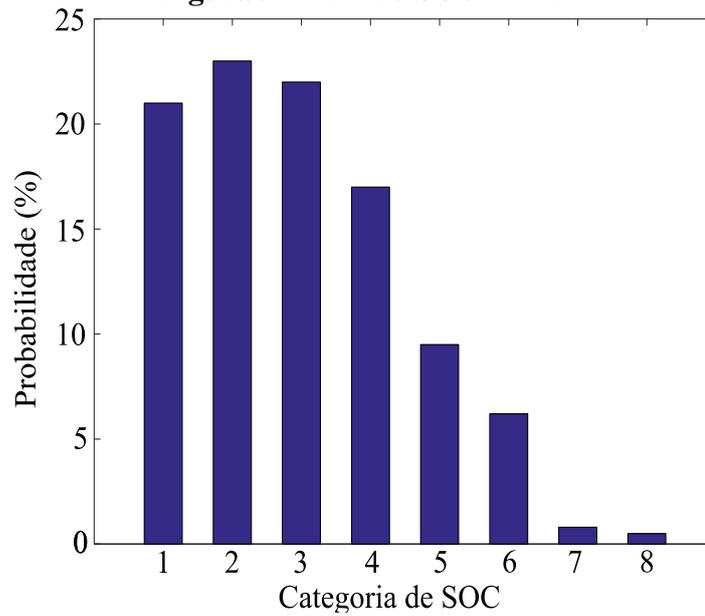
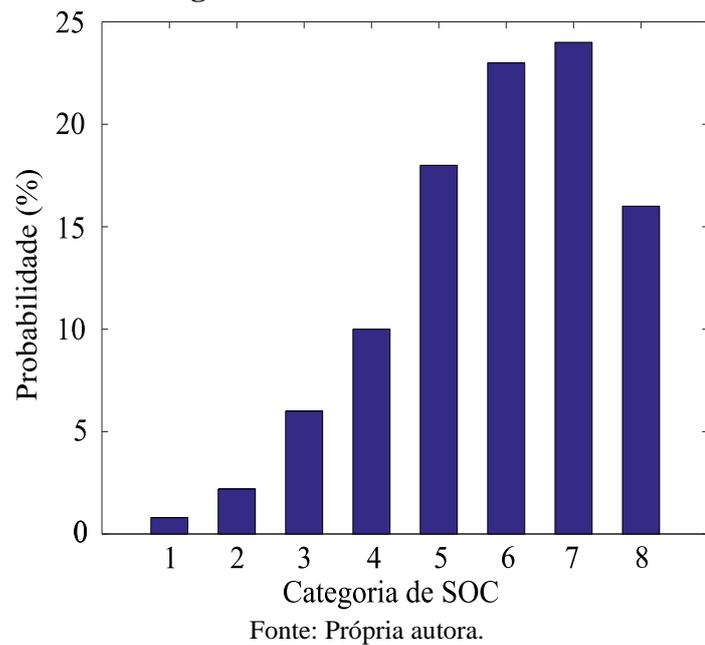
Categoria de SOC	Valor
1	$0.2 < \text{SOC} \leq 0.3$
2	$0.3 < \text{SOC} \leq 0.4$
3	$0.4 < \text{SOC} \leq 0.5$
4	$0.5 < \text{SOC} \leq 0.6$
5	$0.6 < \text{SOC} \leq 0.7$
6	$0.7 < \text{SOC} \leq 0.8$
7	$0.8 < \text{SOC} \leq 0.9$
8	$0.9 < \text{SOC} \leq 1.0$

Fonte: Própria autora.

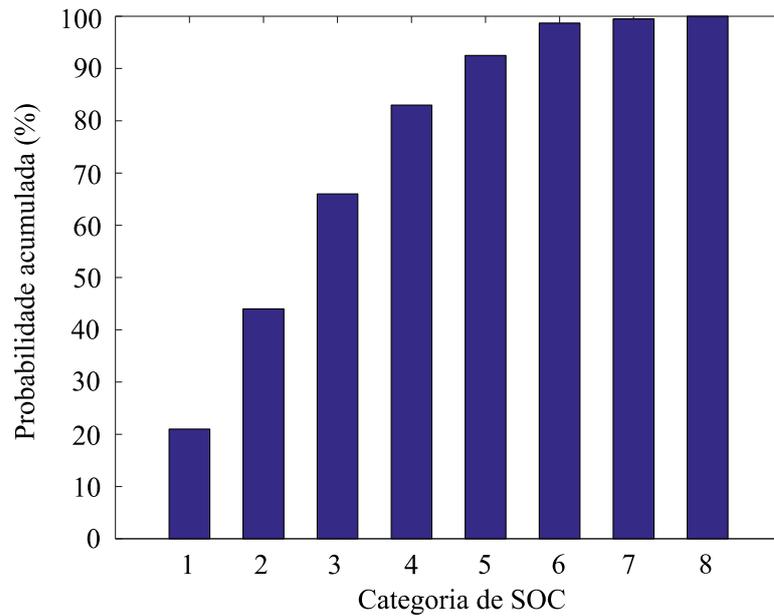
Figura 8 – Perfil da demanda dos VEs.



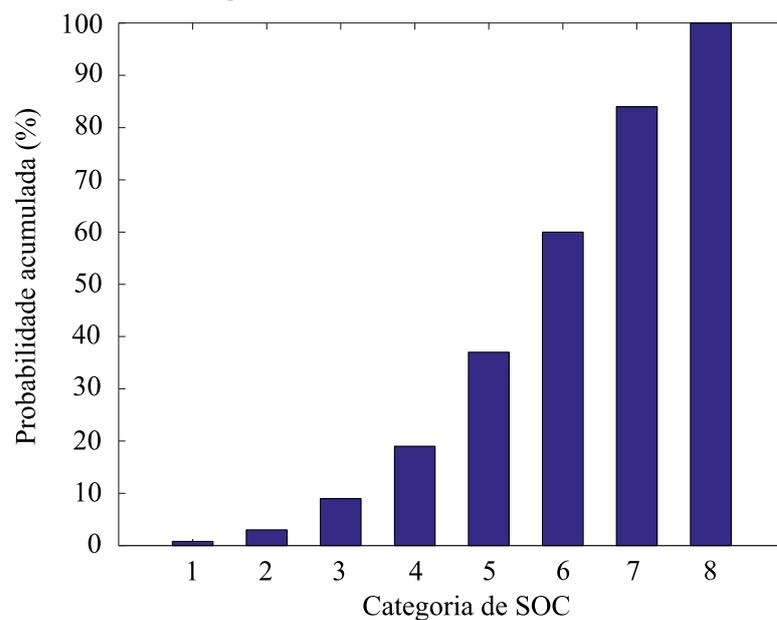
Fonte: Própria autora.

Figura 9 – FDP do SOC inicial.**Figura 10 – FDP do SOC final.**

Nas Figuras 11 e 12 são exibidas a Função de Probabilidade Acumulada (FPA) do SOC inicial e do SOC final, respectivamente. A probabilidade do SOC inicial estar entre 0.2 até 0.6 (Categorias 1–4) é de aproximadamente 84,71% (Figura 11). Já para o SOC final, sua a probabilidade de estar acima de 0.5 (Categorias 4–8) é de aproximadamente 91,68% (Figura 12). Por fim, o método proposto nesta subsecção é resumido na Figura 13.

Figura 11 – FDA do SOC inicial.

Fonte: Própria autora.

Figura 12 – FDA do SOC final.

Fonte: Própria autora.

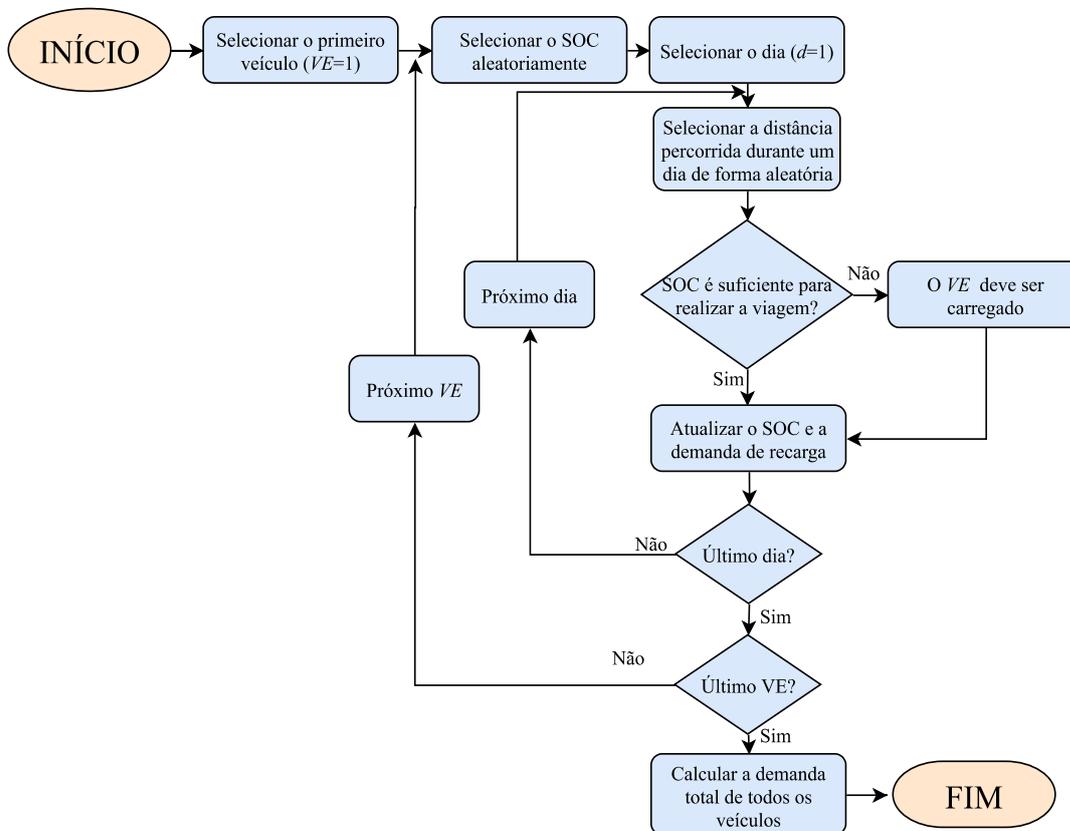
3.2.2 Método para obter os cenários utilizados no modelo proposto

Para representar as incertezas é utilizado um conjunto de cenários anuais criado usando dados históricos de demanda (ONS, 2019), irradiação solar (RENEWABLES.NINJA, 2019), velocidade do vento (RENEWABLES.NINJA, 2019), e a demanda de carregamento dos VEs (obtida pelo método apresentado na seção 3.2.1).

Como são utilizados dados hora a hora para cada um dos parâmetros incertos, há uma quantidade muito grande de informações; desse modo, o método *k-means* é utilizado com o objetivo de realizar o agrupamento desses dados e uma redução dos cenários. Neste trabalho foi utilizado o algoritmo *k-means* disponível em MATLAB. As etapas do processo de criação dos cenários são ilustradas na Figura 14 e esse método pode ser descrito nos seguintes passos:

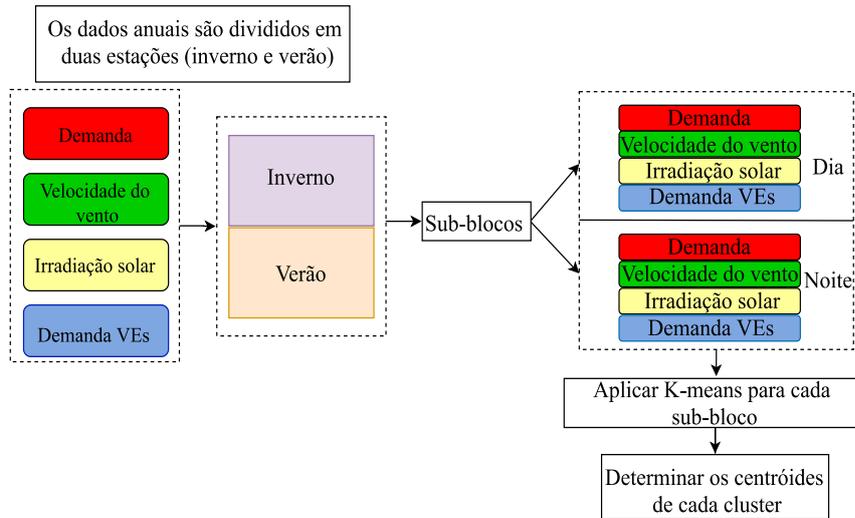
1. A curva de duração anual de cada parâmetro estocástico é dividida em duas estações (blocos de tempo): inverno e verão. Os dados contidos nos blocos de tempo são classificados em dois sub-blocos (noite e dia).
2. Seleciona-se o número de clusters em que serão agrupados os dados contidos em cada sub-bloco. O método *k-means* é aplicado para cada bloco de tempo e sub-bloco.
3. O conjunto de cenários é armazenado em uma matriz de 40 condições de operação e quatro colunas representando os parâmetros incertos (10 clusters x 2 estações do ano x 2 sub-blocos).
4. As probabilidades de cada cenário são calculadas dividindo a quantidade de horas do respectivo cenário pela soma das horas dentro de um bloco de tempo.

Figura 13 – Fluxograma do método proposto para modelar as incertezas dos VEs.



Fonte: Elaborado pela própria autora.

Figura 14 – Etapas do processo de criação de cenários.



Fonte: Própria autora.

Para criar os perfis de geração renovável (eólica e fotovoltaica) são utilizados os modelos apresentados no trabalho de Montoya-Bueno, Munoz e Contreras (2015). Desse modo, para obter a potência ativa gerada pelas turbinas eólicas em cada cenário é utilizada a equação (78). Enquanto as equações (79) e (80) são utilizadas para gerar os perfis de potência ativa dos geradores fotovoltaicos.

$$P^{wt} = \begin{cases} 0, & v < v_I \\ \frac{P_R}{v_R - v_I} v + P_R \left(1 - \frac{v_R}{v_R - v_I}\right), & v_I \leq v < v_R \\ P_R, & v_R \leq v < v_O \\ 0, & v \geq v_O \end{cases} \quad (78)$$

onde: P^{wt} é a potência gerada pela turbina eólica (kW), P_R é a potência nominal da turbina eólica (kW), v é a velocidade do vento (m/s), v_R é a velocidade do vento para gerar a máxima potência (m/s), v_I é a velocidade mínima do vento exigida pela turbina para geração de potência (m/s), e v_O é a velocidade do vento em que as pás da turbina travam devido à alta velocidade (m/s).

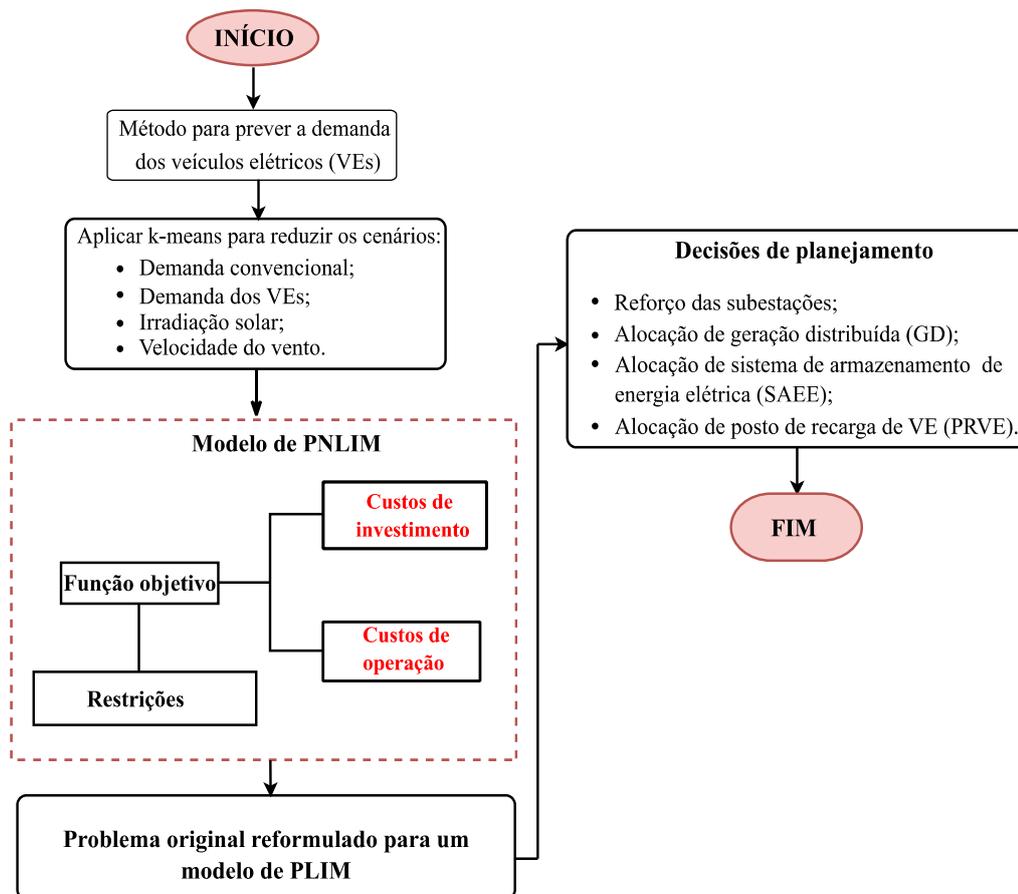
$$P^{pv} = P_{STC} \left\{ \frac{G}{1000} [1 + \delta(T_{cell} - 25)] \right\} \quad (79)$$

$$T_{cel} = T_{amb} + \left(\frac{NOCT - 20}{800} \right) G \quad (80)$$

onde: P^{pv} é a potência solar gerada (W), P_{STC} é a potência sob condições padrão de testes (W), G é a irradiação solar (W/m^2), δ é o coeficiente de potência/temperatura ($\%/^{\circ}C$), T_{cel} é a temperatura da célula ($^{\circ}C$), T_{amb} é a temperatura ambiente ($^{\circ}C$) e $NOCT$ é a temperatura nominal da célula sob condições normais de operação ($^{\circ}C$).

Finalmente, um resumo do método proposto nesta tese é ilustrado na Figura 15.

Figura 15 – Fluxograma da abordagem proposta.



Fonte: Própria autora.

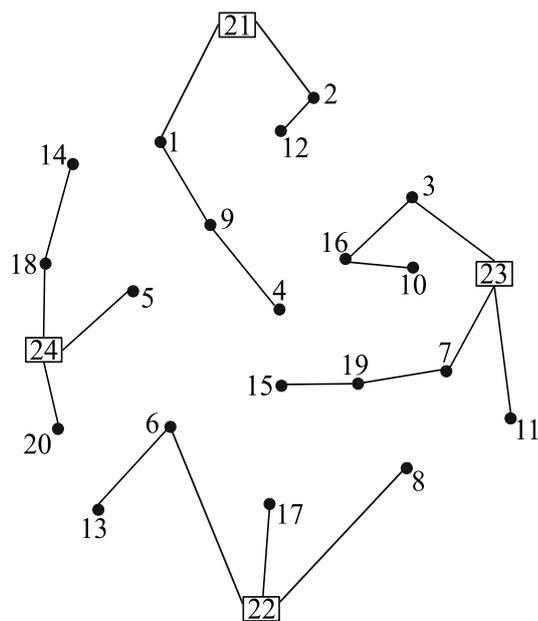
4 TESTES E RESULTADOS

Neste capítulo o modelo proposto neste trabalho é avaliado utilizando o sistema teste de 24 barras modificado de Tabares et al. (2016). Este sistema é composto de 20 nós de carga e 4 subestações (com possibilidade de expansão). O sistema possui uma tensão nominal de 20 kV com o horizonte de planejamento de 10 anos dividido em dois períodos (cinco anos cada). Os limites de tensão máxima e mínima são de 1.05 e 0.95 p.u., respectivamente. O custo da energia fornecida na subestação é de 0.1 US\$/kWh e a taxa de juros é de 10%. Além disso, este sistema foi adaptado com 20 circuitos fixos, já que este trabalho não considera a otimização de circuitos. Na Figura 16 é ilustrada a topologia inicial do sistema.

4.1 PARÂMETROS DOS ATIVOS INSTALADOS NO SDEE

Os dados das subestações, unidades de GD e carregadores usados nos PRVEs, são descritos nas Tabelas 3, 4 e 5, respectivamente. Nas simulações foram consideradas que as tecnologias de SAEE com uma relação de energia/potência de 4 horas com capacidade de 250 kW/1000 kWh, custo de investimento de USD 343 x10³ (\$ 271/kWh e \$ 288/kW) e ciclo de vida de 15 anos (MONGIRD et al., 2019).

Figura 16 – Topologia inicial do sistema de 24 barras.



Fonte: Própria autora.

Tabela 3 – Dados das subestações.

s	SI_i^S (kVA)	SF_i^S (kVA)	C_i^S (USD)	ζ_i^S (ton/MWh)
21	10000	5000	750×10^3	0,5600
22	10000	8000	1200×10^3	0,5600
23	10000	8000	1200×10^3	0,5600
24	8000	7000	1050×10^3	0,5600

Fonte: Adaptado de Gönen, Ramirez-Rosado (1986).

Tabela 4 – Dados das unidades de GD.

Tecnologia de GD	Capacidade (kW)	Custo de instalação (\$/kW)	Custo de O&M (\$/kWh)	Fator de emissões de CO ₂ (ton/MWh)
Gerador a gás	2000	600	0,008	0,5600
Gerador eólico	2000	900	0,010	0,0276
Gerador fotovoltaico	100	600	0,004	0,0584

Fonte: Adefarati e Bansal (2016); Santos et al. (2017); Farag et al. (2018).

Tabela 5 – Dados dos carregadores disponíveis para os PRVEs.

Carregador do tipo	P_c^{PR} (kW)	C_c^{PR} (USD)
1	50	$28,40 \times 10^3$
2	150	$75,00 \times 10^3$

Fonte: Nicholas (2019).

As barras candidatas a instalação de geradores eólicos, módulos fotovoltaicos, geradores não renováveis, PRVEs e SAEE, são respectivamente: $\Omega_k = \{3, 4, 5, 9, 11, 14, 16, 19\}$, $\Omega_u = \{3, 4, 6, 8, 10, 13, 14, 15, 19\}$, $\Omega_f = \{3, 4, 5, 9, 11, 14, 16, 19\}$, $\Omega_r = \{3, 6, 8, 14, 15\}$, e $\Omega_b = \{3, 4, 6, 8, 10, 13\}$. As unidades de geração fotovoltaica possuem capacidade de 100 kWp; cada unidade é composta de 40 módulos de 2,5 kWp. Considerou-se um limite de fator de potência de 0,98 para as tecnologias de geração fotovoltaica e de 0,90 para os geradores eólico e a gás. Finalmente, os dados complementares utilizados nos casos de estudo são descritos no anexo.

Os resultados do problema de PESDEE incluindo alocação de PRVEs foram analisados de acordo com os seguintes casos de estudo:

Caso I) Foram considerados investimentos apenas em subestações e em unidades de GD não renováveis.

Caso II) Similar ao caso I, neste teste foram incluídos ao caso anterior investimentos em geradores eólicos.

Caso III) Foram considerados investimentos em subestações, geradores não renováveis, geradores eólicos e geradores fotovoltaicos.

Caso IV) Caso de estudo completo que, além das alternativas no Caso IV inclui investimentos em SAEEs.

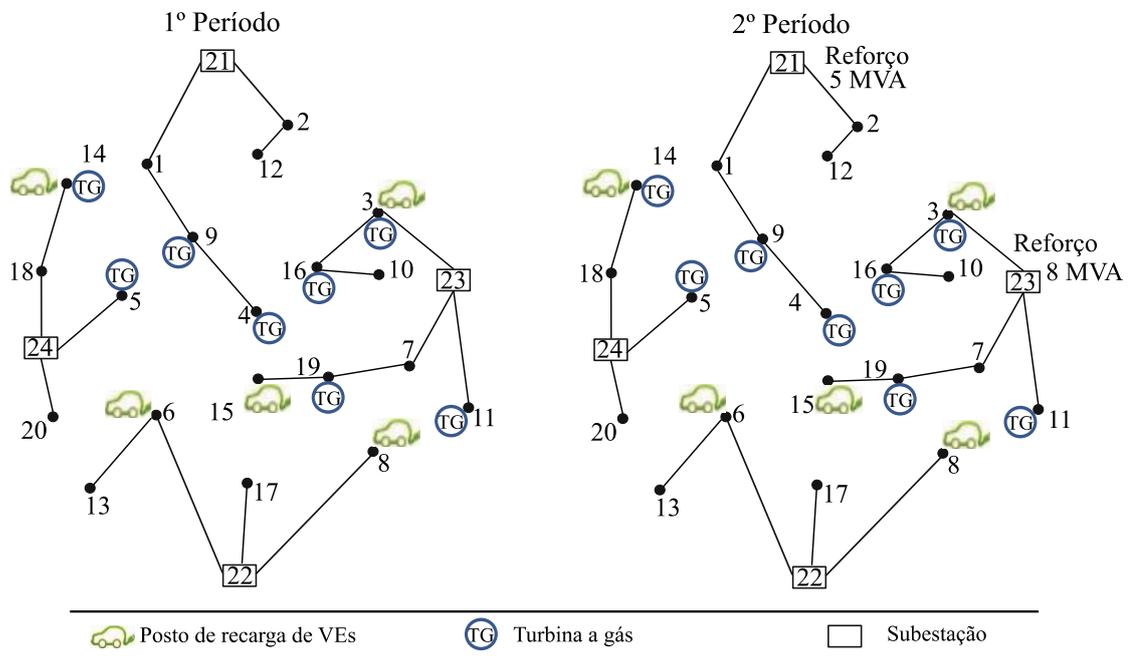
O modelo proposto foi implementado na linguagem matemática AMPL (FOURER; GAY; KERNIGHAN, 2003) e resolvido utilizando o solver comercial CPLEX (IBM, 2019) em um computador com processador Intel Xeon E5-2650 e 64GB de RAM.

4.2 CASO I

Neste caso foram considerados investimentos apenas em subestações e unidades de GD não renováveis. A Figura 17 ilustra a topologia do plano de investimento proposto e a Tabela 6 mostra os principais resultados do planejamento. A solução encontrada tem um custo de USD 120723.88×10^3 , contribuindo com 789326,93 Ton de emissões de CO₂.

O plano de investimento deste caso determina as seguintes ações: **(1) Primeiro período:** Prevê a instalação de oito geradores a gás nas barras 3, 4, 5, 9, 11, 14, 16 e 19 e a instalação de 5 PRVEs nas barras 3, 6, 8, 14 e 15 (em cada posto de recarga foram instalados 2 carregadores do tipo 1 e 5 do tipo 2). **(2) Segundo período:** Determina o reforço da subestação localizadas nas barras 21 e 23.

Figura 17 – Topologia do sistema de 24 barras para o Caso I



Fonte: Elaborado pela própria autora.

Tabela 6 – Resumo dos custos para o Caso I

Custos de investimento (USD) x10³	
Subestações	1210.80
Gerador a gás	9400.00
PRVEs	2440.33
Custos de operação (USD) x10³	
Energia na subestação	70351.72
O&M da GD/PRVEs	5747.96
Emissões de CO ₂	31573.08
Custo total	120723.88

Fonte: Elaborado pela própria autora.

4.3 CASO II

A diferença deste caso para o anterior é a inclusão de investimentos em geradores eólicos. A Figura 18 ilustra a topologia do plano de expansão proposto e a Tabela 7 mostra os principais resultados do planejamento. Para este caso, a solução encontrada tem um custo de USD 115064.03x10³, contribuindo com 628950.23 Ton de emissões de CO₂.

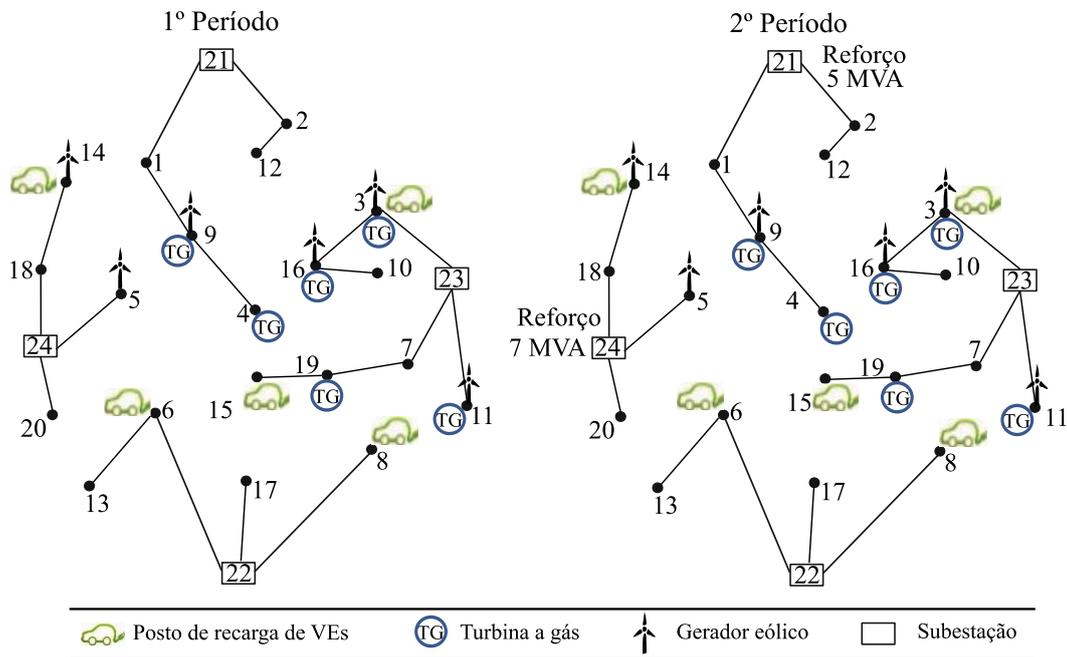
O plano de expansão deste caso determina as seguintes ações: **(1) Primeiro período:** Define a instalação de seis geradores eólicos nas barras 3, 5, 9, 11, 14 e 16, a instalação de 6 geradores não renováveis nas barras 3, 4, 9, 11, 16 e 19 e a instalação de 5 PRVEs nas barras 3, 6, 8, 14 e 15 (em cada posto de recarga foram instalados 2 carregadores do tipo 1 e 5 do tipo 2). **(2) Segundo período:** Determina o reforço das subestações localizadas nas barras 21 e 24.

Tabela 7 – Resumo dos custos para o Caso II

Custos de investimento (USD) x10³	
Subestações	1117.66
Gerador a gás	7000
Gerador eólico	10800
PRVEs	2440.33
Custos de operação (USD) x10³	
Energia na subestação	63457.28
O&M da GD/PRVEs	5090.76
Emissões de CO ₂	25158.01
Custo total	115064.03

Fonte: Elaborado pela própria autora.

Figura 18 – Topologia do sistema de 24 barras para o Caso II



Fonte: Elaborado pela própria autora.

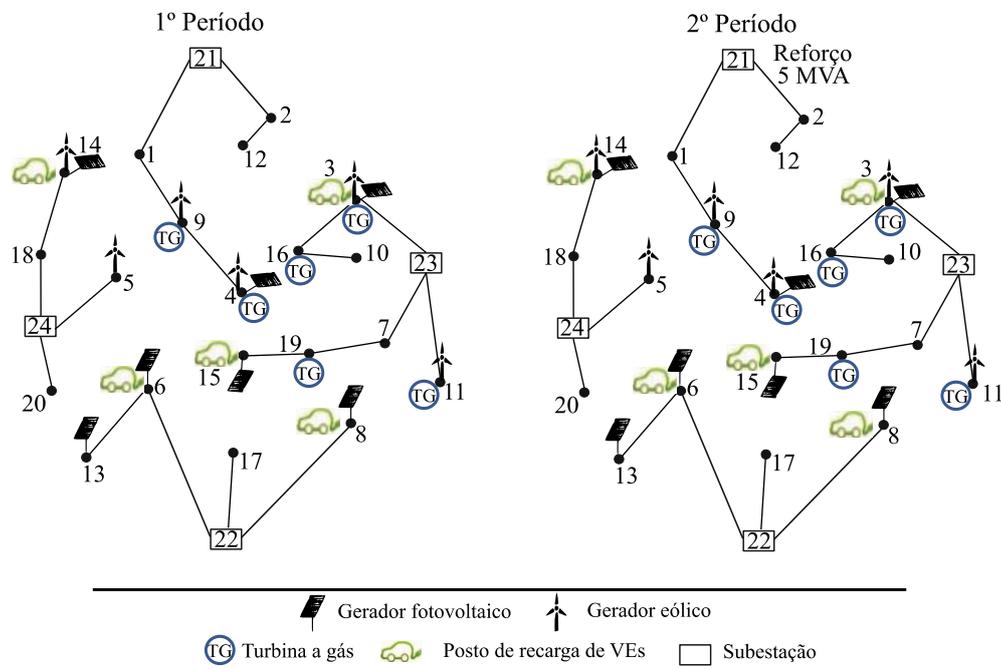
4.4 CASO III

Neste caso foram considerados investimentos em subestações, geradores não renováveis e geradores renováveis (eólico e fotovoltaico). Para esta simulação o plano de expansão indicado apresentou um custo de USD 105328.27 e 22614.11Ton de emissões de CO₂. Na Figura 19 é ilustrada a topologia do plano de investimento proposto e a Tabela 8 mostra os principais resultados obtidos. O plano de investimento deste caso define as seguintes ações: **(1)** Primeiro período: Prevê a instalação de seis geradores eólicos nas barras 3, 4, 5, 9, 11 e 14, a instalação de 6 geradores não renováveis nas barras 3, 4, 9, 11, 16 e 19, a alocação de 122 módulos fotovoltaicos, e a instalação de 5 PRVEs nas barras 3, 6, 8, 14 e 15 (em cada posto de recarga foram instalados 2 carregadores do tipo 1 e 5 do tipo 2). **(2)** Segundo período: Define a instalação de dez módulos fotovoltaicos na barra 14, também indica o reforço na subestação localizada na barra 21.

Tabela 8 – Resumo dos custos para o Caso III

Custos de investimento (USD)x10³	
Subestações	465.69
Gerador a gás	7000
Gerador eólico	10800
Gerador fotovoltaico	7692.55
PRVEs	2440.33
Custos de operação (USD)x10³	
Energia na subestação	48536.39
O&M da GD/PRVEs	5779.18
Emissões de CO ₂	22614.11
Custo total	105328.27

Fonte: Elaborado pela própria autora.

Figura 19 – Topologia do sistema de 24 barras para o Caso III

Fonte: Elaborado pela própria autora.

4.5 CASO IV

Este caso aborda o modelo completo abordado neste trabalho, considerando o planejamento simultâneo dos reforços em subestações, alocação de unidade de GD (renováveis e não renováveis), e instalação de SAEs. Na Figura 20 é ilustrado a topologia do plano proposto e a Tabela 9 mostra os principais resultados obtidos. Neste teste, a solução encontrada foi de USD 105078.82, contribuindo para 565227.46 Ton de emissões de CO₂.

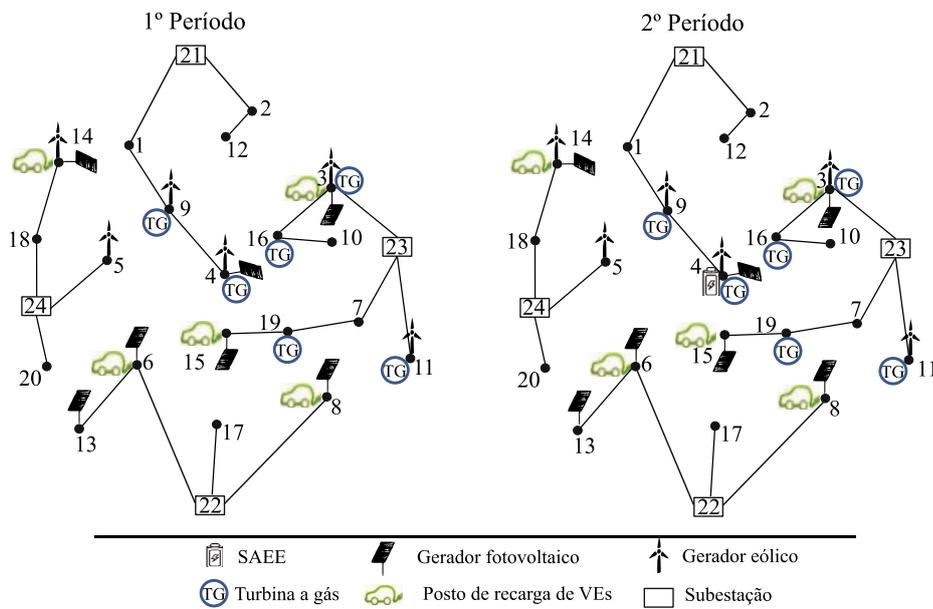
O plano de expansão para este caso indica os seguintes investimentos: **(1) Primeiro período:** Determina a instalação de seis geradores eólicos nas barras 3, 4, 5, 9, 11 e 14, a alocação de 6 geradores não renováveis nas barras 3, 4, 9, 11, 16 e 19, alocação de 122 módulos fotovoltaicos, e a instalação de 5 PRVEs nas barras 3, 6, 8, 14 e 15 (em cada posto de recarga foram instalados 2 carregadores do tipo 1 e 5 do tipo 2). **(2) Segundo período:** Prevê a instalação de um SAEE na barra 4 e a alocação de 10 módulos fotovoltaicos na barra 14.

Tabela 9 – Resumo dos custos para o Caso IV

Custos de investimento (USD) x10³	
Subestações	0.00
Gerador a gás	7000
Gerador eólico	10800
Gerador fotovoltaico	7692.55
SAEE	212.98
PRVEs	2440.33
Custos de operação (USD) x10³	
Energia na subestação	48479.63
O&M GD/SAEE/PRVEs	5844.23
Emissões de CO ₂	22609.10
Custo total	105078.82

Fonte: Elaborado pela própria autora.

Figura 20 – Topologia do sistema de 24 barras para o Caso IV



Fonte: Elaborado pela própria autora.

4.6 ANÁLISE DOS RESULTADOS

Na Tabela 10 é apresentado um resumo dos principais resultados dos casos analisados. Nota-se que à medida que são consideradas mais alternativas de investimento para o problema de PEDEE o custo total do planejamento é reduzido. O Caso I que otimiza apenas o reforço de

Tabela 10 – Resumo dos principais resultados dos casos de estudo.

Custos de investimento (USD) x10³				
Caso	I	II	III	IV
Subestações	1210.80	1117.66	465.69	0.00
Gerador a gás	9400.00	7000.00	7000.00	7000
Gerador eólico	—	10800.00	10800.00	10800
Gerador fotovoltaico	—	—	7692.55	7692.55
SAEE	—	—	—	212.98
PRVEs	2440.33	2440.33	2440.33	2440.33
Custo total de investimento	13051.13	21357.99	28398.57	28145.86
Custos de operação (USD) x10³				
Energia na subestação	70351.72	63457.28	48536.39	48479.63
O&M de REDs	5747.96	5090.76	5779.18	5844.23
Emissões de CO ₂	31573.08	25158.01	22614.11	22609.10
Custo total de operação	107672.76	93706.05	76929.68	76932.96
Custo total	120723.88	115064.03	105328.27	105078.82
Emissões (ktons)	789.326	628.950	565.352	565.227

Fonte: Elaborado pela própria autora.

subestações e a alocação de unidades de GD não renováveis obteve os menores custos associados a investimento. No entanto, como este caso contou com menos ativos no sistema, ele ficou mais dependente da compra de energia das subestações, o que contribuiu para um custo total superior quando comparado aos outros casos com um aumento no custo de aproximadamente 4,92%, 14,62% e 14,89% em relação aos Casos II, III e IV, respectivamente. Observa-se que no Caso IV, com a possibilidade de investimento em SAEE, o plano de expansão proposto não prevê mais reforços em subestações. Além disso plano coordenado de investimentos em PRVEs, unidades de GD (renováveis e não renováveis), SAEEs e PRVEs se mostrou o mais promissor, contribuindo para que o sistema ficasse menos dependente do suporte das subestações, evitando os investimentos nas mesmas. Além disso, esse plano de expansão possui benefícios ambientais colaborando na maior redução das emissões de CO₂ com uma redução nas emissões de aproximadamente 28,39%, 10,13%, e 0,0221% em comparação aos Casos I, II e III, respectivamente.

Uma análise de sensibilidade considerando diferentes taxas de emissões de CO₂ foi realizada para o caso de estudo completo. Os resultados desta análise estão resumidos na Tabela 11. A primeira e a última solução (1 e 10) representam as soluções extremas, com a solução 1

apresentando o menor custo e valor máximo de emissão de CO₂ e a solução 10 o contrário. A primeira solução representa o Caso V, em que o problema é otimizado sem restringir diretamente as emissões de CO₂, visando minimizar os custos de investimento e operação (incluindo custos de emissões). Além disso, observa-se na Tabela 11 que, para reduzir as emissões de CO₂, o investimento em unidades de GD renovável aumenta. Na Figura 21 é ilustrado o conflito entre minimizar custos e reduzir emissões. Nota-se que a diminuição das emissões de CO₂ tem como consequência o incremento no custo total do planejamento.

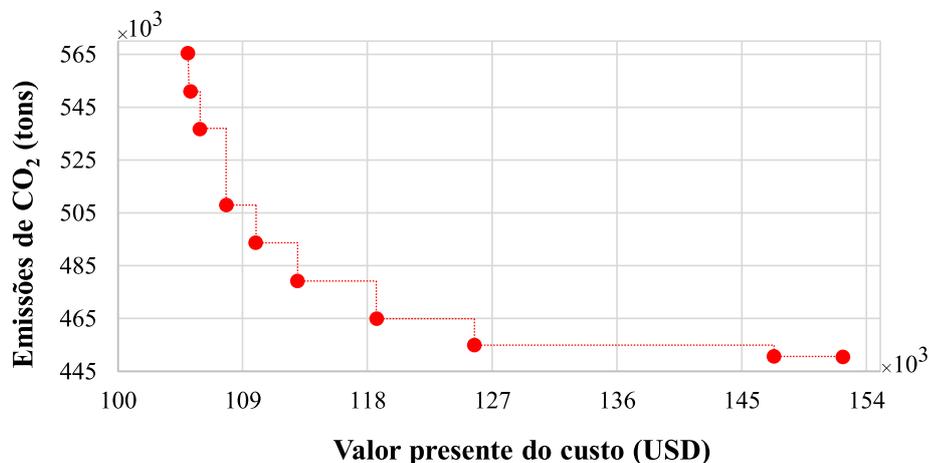
Outra análise de sensibilidade é realizada no modelo proposto variando a penetração dos VEs. Na Figura 22 é ilustrado como o custo total do sistema aumenta à medida que em há um incremento na demanda dos VEs, variando a penetração dos veículos de 40% a 140%. Esses resultados demonstram a importância de considerar as incertezas associadas a penetração dos VEs já que isso impacta profundamente nos planos de expansão do SDEE.

Tabela 11 – Análise de sensibilidade com diferentes taxas de emissões de CO₂.

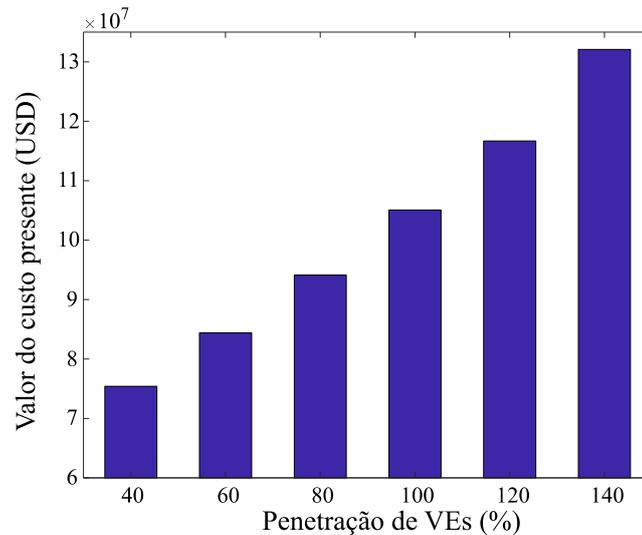
Solução	Emissões de CO ₂ (%)	Custo total (USD) x10 ⁶	Investimento em GD renovável (USD) x10 ⁶
1	100.00	105.08	18.49
2	97.45	105.29	20.16
3	94.91	105.74	21.66
4	89.84	107.87	25.21
5	87.30	109.97	26.92
6	84.76	113.01	28.69
7	82.22	118.70	30.11
8	80.45	125.76	30.96
9	79.68	147.98	39.65
10	79.66	152.34	40.69

Fonte: Elaborado pela própria autora.

Figura 21 – Fronteira eficiente (emissões versus custos).



Fonte: Elaborado pela própria autora.

Figura 22 – Análise de sensibilidade com diferentes penetrações de VEs.

Fonte: Elaborado pela própria autora.

4.7 TESTES COM SISTEMA DE 54 BARRAS

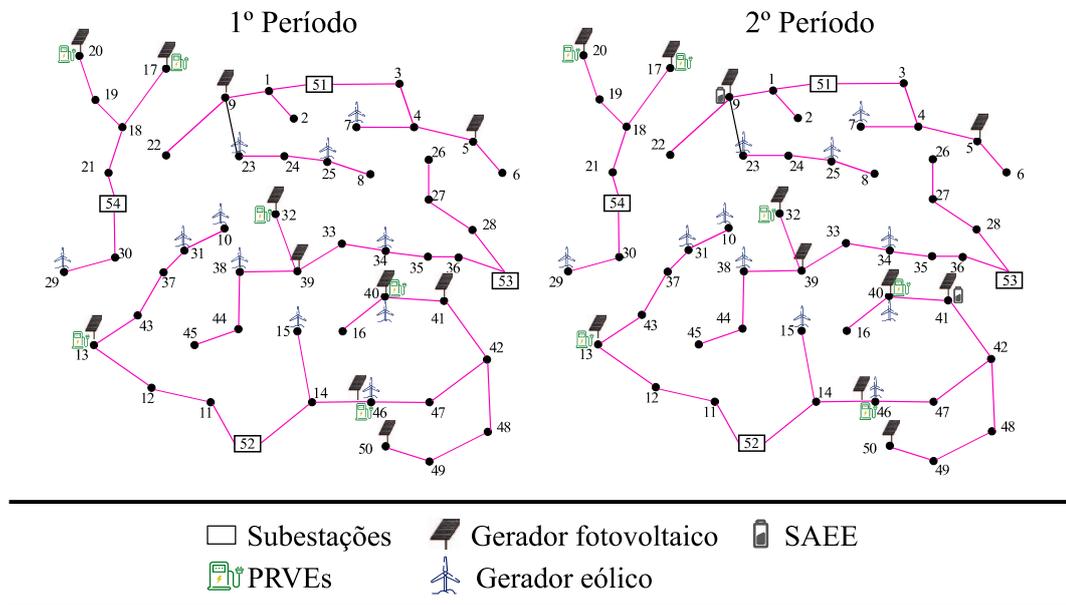
O modelo proposto nesta tese foi aplicado ao SDEE de 54 barras para validar a escalabilidade do modelo. Este sistema contém 50 barras de carga e quatro subestações (51, 52, 53, 54). A tensão nominal deste sistema é de 13,5 kV, e os limites máximo e mínimo são fixados em 1,05 e 0,95 p.u., respectivamente, respectivamente. O horizonte é de 10 anos, dividido em dois períodos de 5 anos cada. Os dados deste sistema estão disponíveis no anexo. Por fim, para testar a escalabilidade do sistema utilizamos o Caso de estudo IV. Os principais resultados do planejamento são descritos na Tabela 12. Finalmente, na Figura 23 é ilustrado a topologia do plano proposto para o sistema de 54 barras.

Tabela 12 – Resumo dos custos para o Caso IV aplicado ao sistema de 54 barras

Custos de investimento (USD) x10³	
Subestações	6.00
Gerador eólico	19800
Gerador fotovoltaico	20520
SAEE	161.00
PRVEs	430.00
Custos de operação (USD) x10³	
Energia na subestação	169940
O&M GD/SAEE/PRVEs	690.00
Emissões de CO ₂	100890
Custo total	312437.00

Fonte: Elaborado pela própria autora.

Figura 23 – Topologia do sistema de barras para o Caso IV



Fonte: Elaborado pela própria autora.

5 CONCLUSÕES, DESENVOLVIMENTOS FUTUROS E TRABALHOS RELACIONADOS

Nesta Tese foi proposto um modelo de PLIM multi-período estocástico de dois estágios para solucionar o problema de PESDEE. No modelo proposto as seguintes alternativas de expansão foram consideradas: reforço de subestações, alocação de GD (renováveis e não renováveis), alocação de SAEE e PRVEs. Os investimentos em SAEE foram incluídos a fim de reduzir o impacto das incertezas associadas as unidades de GD renováveis. Aspectos ambientais também foram abordados, adicionando na função objetivo do modelo um custo penalizando às emissões de CO₂ relacionadas a geração. Além disso, para determinar a demanda dos VEs um método considerando o comportamento incerto dos usuários desta tecnologia é proposto.

5.1 CONCLUSÕES

O perfil de demanda médio dos VEs obtido por meio método do método de previsão de da demanda de carregamento dos VEs apresenta uma diferença de aproximadamente 11.5% em relação a máxima demanda registrada, ressaltando a importância de se considerar diferentes cenários de demanda para construir uma solução mais comprometida com a realidade. A previsão de demanda mostrou que mais de 90% dos VEs foram carregados quando tinham um estado inicial de carga de até 60%.

A abordagem proposta foi analisada sob diferentes perspectivas e aplicada ao sistema teste de 24 barras. Os resultados demonstraram que o planejamento simultâneo da alocação de unidades de GD, SAEE e PRVEs se mostrou mais promissor contribuindo para que o sistema ficasse menos dependente do suporte das subestações e evitando os investimentos nas mesmas. Tal resultado evidencia a importância da exploração de recursos flexíveis no planejamento de sistemas de distribuição, essas tecnologias têm o potencial de adiar ou evitar reforços na rede distribuição.

No planejamento integrado de REDs no SDEE foi realizada uma análise de sensibilidade variando as emissões de CO₂. Os resultados desta análise comprovam que um aumento na integração de geradores renováveis leva à redução das emissões de CO₂. Porém, a redução das emissões de CO₂ contribui para o incremento no custo total do planejamento, evidenciando o conflito entre redução de custos e redução de emissões.

Uma análise de sensibilidade foi realizada com diferentes penetrações de VEs. Os resultados demonstram como a variação da penetração desta tecnologia pode impactar

significativamente os resultados do plano de expansão obtido. Finalmente, a escalabilidade do modelo proposto foi testada no sistema de 54 barras comprovando a eficácia do modelo para sistemas de média escala. Portanto, o modelo apresentado é uma ferramenta flexível e de fácil implementação que pode ser adaptada a diferentes prioridades de planejamento. Por outro lado, a principal desvantagem desse modelo é a sua elevada complexidade, contendo muitas variáveis binárias e inteiras. Assim, o modelo proposto pode apresentar problemas de convergência em alguns casos para sistemas larga escala.

5.2 DESENVOLVIMENTOS FUTUROS

A adoção em massa de VEs no futuro será uma realidade e servirá como incentivo para maior integração da geração renovável no SDEE. Uma das motivações para o desenvolvimento dessas tecnologias se deve aos seus benefícios ambientais possibilitando a redução de emissões de gases de efeito estufa. Assim, espera-se o desenvolvimento de propostas para o problema de PESDEE que aborde cada vez mais a integração dos VEs em conjunto com a geração renovável, levando em conta as questões ambientais. Nesta perspectiva, os seguintes aspectos podem ser abordados como desenvolvimentos futuros:

- Este trabalho utiliza uma proposta de planejamento centralizada, uma sugestão para pesquisas futuras seria um planejamento mais descentralizado considerando os interesses de diferentes atores no sistema elétrico, por exemplo, operador do sistema de distribuição, proprietários das unidades de GD, investidores de PRVEs, entre outros.
- A proposta de planejamento aqui apresentada é baseada na expansão do sistema, ou seja, no aumento da capacidade da rede de distribuição. Uma alternativa a esta proposta seria considerar o gerenciamento inteligente da energia, explorando a flexibilidade dos recursos energéticos distribuídos e usando a ferramenta de resposta a demanda. Tal alternativa pode colaborar com o planejamento adiando ou evitando investimentos desnecessários na rede de distribuição.
- As incertezas da demanda dos VEs e demanda convencional abordadas neste trabalho estão associadas a variação horária anual nos valores destes parâmetros. Porém, as incertezas associadas ao crescimento da demanda convencional e o aumento da penetração dos VEs foram considerados de forma determinística. Portanto, uma indicação de trabalho futuro seria considerar estas incertezas no problema de PESDEE.

5.3 TRABALHOS RELACIONADOS

O desenvolvimento deste trabalho está diretamente ligado a publicação de dez artigos científicos. Destes, cinco foram publicados em revistas internacionais com alto fator de impacto e cinco foram publicados em congressos internacionais. Além disso, há artigos em processo de revisão em revistas internacionais e congressos. No apêndice A são fornecidos os artigos publicados e em processo de revisão em revistas internacionais. Finalmente, a lista dos trabalhos diretamente ou indiretamente relacionados a essa tese são apresentados a seguir:

Artigos em revistas internacionais

1. **T. D. de Lima**, F. Lezama, J. Soares, J. F. Franco and Z. Vale, “Towards energy transition with modern distribution system expansion planning considering distributed energy resources and new market designs: State-of-the-art and future research,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, em revisão.
2. L.G. Cordero, **T. D. de Lima**, J. Soares, J. F. Franco, “Optimal probability framework for grid operation considering voltage probability restriction under high penetration of PV generation and EVs,” *Heliyon*, em revisão.
3. **T. D. de Lima**, J. Soares, F. Lezama, J. F. Franco and Z. Vale, “A Risk-based planning approach for sustainable distribution systems considering EV charging stations and carbon taxes,” in *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2023 doi: 10.1109/TSTE.2023.3261599.
4. **T. D. de Lima**, J. F. Franco, F. Lezama and J. Soares, “A specialized long-term distribution system expansion planning method with the integration of distributed energy resources,” in *IEEE Access*, vol. 10, pp. 19133-19148, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3146799.
5. C. Reiz, **T. D. de Lima**, J. B. Leite, M. S. Javadi and C. S. Gouveia, “A multiobjective approach for the optimal placement of protection and control devices in distribution networks with microgrids,” in *IEEE Access*, vol. 10, pp. 41776-41788, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3166918.
6. **T. D. de Lima**, A. Tabares, N. Bañol Arias, and J. F. Franco, “Investment & generation costs vs CO₂ emissions in the distribution system expansion planning: a multi-objective stochastic programming approach,” in *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 131, 2021, doi: 10.1016/j.ijepes.2021.106925.

7. **T. D. de Lima**, J. F. Franco, F. Lezama, J. Soares, and Z. Vale, "Joint optimal allocation of electric vehicle charging stations and renewable energy sources including CO₂ emissions," *Energy Informatics*, vol. 4, Sep. 2021, doi: 10.1186/s42162-021-00157-5.

Congressos internacionais

1. **T. D. de Lima**, C. Reiz, J. Soares, F. Lezama, J. F. Franco and Z. Vale, "Distributed energy resources and EV charging stations expansion planning for grid-connected microgrids," 2023 EIA Lecture Notes in Computer Science (LNCS), Unicamp, São Paulo, Brazil, em revisão.
2. **T. D. de Lima**, H. Ali, J. Soares, J. F. Franco, B. Francois, L. Brotcorne, "Optimal planning of autonomous electric vehicles charging stations with photovoltaic generations and energy storage systems in electric distribution systems," 2023 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Europe (ISGT Europe), Grenoble, France, 2023 (artigo aceito).
3. **T. D. de Lima**, J. Soares, F. Lezama, J. F. Franco and Z. Vale, "Eco-friendly Planning of DG units and EV Charging Stations in Electrical Distribution Systems: A Multi-Objective Mixed Integer Linear Programming Model," 2022 17th International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems (PMAPS), Manchester, United Kingdom, 2022, pp. 1-6, doi: 10.1109/PMAPS53380.2022.9810639.
4. **T. D. de Lima**, J. F. Franco, J. Soares, and F. Lezama, "Optimal Allocation of EV Charging Stations with PV units and Energy Storage Systems in Distribution Systems for a Low-carbon Development Strategy," 2022 Latin-American Congress Electricity Generation and Transmission (CLAGTEE), Rio de Janeiro, Brazil, 2022, topic 4, b.1.4.8.
5. C. Reiz, **T. D. de Lima**, J. B. Leite, M. S. Javadi and C. S. Gouveia, "Optimal Allocation of Protection and Control Devices in Distribution Networks with Microgrids," 2022 IEEE 21st Mediterranean Electrotechnical Conference (MELECON), Palermo, Italy, 2022, pp. 372-377, doi: 10.1109/MELECON53508.2022.9843003.
6. **T. D. de Lima**, A. Tabares, N. B. Arias and J. F. Franco, "A Stochastic Programming Model for the Planning of Distribution Systems Considering Renewable Distributed Generation and CO₂ Emissions," 2019 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference - Latin America (ISGT Latin America), Gramado, Brazil, 2019, pp. 1-6, doi: 10.1109/ISGT-LA.2019.8895395.

Outros resultados

1. Best Paper in the Track "Computational Intelligence and Optimization Techniques" 2019 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference - Latin America (ISGT Latin America).

REFERÊNCIAS

- ABO-ELYOUSR, F. K.; ELNOZAHY, A. Bi-objective economic feasibility of hybrid micro-grid systems with multiple fuel options for islanded areas in Egypt. **Renewable Energy**, Oxford, v. 128, p. 37–56, 2018.
- ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DO VEÍCULO ELÉTRICO - ABVE. **O que vem primeiro, os veículos elétricos ou a infraestrutura para eles?**. São Paulo: ABVE, 2020a. Disponível em: <http://www.abve.org.br/o-que-vem-primeiro-os-veiculos-eletricos-ou-a-infraestrutura-para-eles/>. Acesso em: 22 dez. 2020.
- ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DO VEÍCULO ELÉTRICO - ABVE. **Eletrificados batem novo recorde no Brasil**. São Paulo: ABVE, 2020b. Disponível em: <http://www.abve.org.br/eletrificados-batem-novo-recorde-no-brasil/>. Acesso em: 22 dez. 2020b.
- ADAMS, R. N.; LAUGHTON, M. A. Optimal planning of power networks using mixed-integer programming. Part 1: Static and time-phased network synthesis. **Proceedings of the Institution of Electrical Engineers**, Stevenage, v. 121, n. 2, p. 139, 1974.
- AHMADIAN, A.; SEDGHI, M.; ALIAKBAR-GOLKAR, M. Fuzzy load modeling of plug-in electric vehicles for optimal storage and dg planning in active distribution network. **IEEE Transactions on Vehicular Technology**, Piscataway, v. 66, n. 5, p. 3622–3631, 2017.
- ALMEIDA, E. **Planejamento de sistemas de distribuição de energia elétrica considerando questões de confiabilidade e risco**. 2016. 176 f. Tese (Doutorado)- Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2016.
- ALOTAIBI, M. A.; SALAMA, M. M. A. An Incentive-based multistage expansion planning model for smart distribution systems. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 33, n. 5, p. 5469–5485, 2018.
- ARIAS, M. N. B. **Integração de veículos elétricos no planejamento da expansão dos sistemas de distribuição**. 2019. 174 f. Tese (Doutorado)- Faculdade Engenharia, Universidade Estadual Paulista ‘Júlio de Mesquita Filho’UNESP, 2019.
- ASCHIDAMINI, G. L. *et al.* Expansion planning of power distribution systems considering reliability: A comprehensive review. **Energies**, v. 15, n. 6, p. 2275, 21 mar. 2022.
- ASENSIO, M. *et al.* Joint distribution network and renewable energy expansion planning considering demand response and energy storage—Part I: Stochastic programming model. **IEEE Transactions on Smart Grid**, Piscataway, v. 9, n. 2, p. 655–666, 2018.
- BANOL ARIAS, N. *et al.* Robust joint expansion planning of electrical distribution systems and EV charging stations. **IEEE Transactions on Sustainable Energy**, Piscataway, v. 9, n. 2, p. 884-894, 2018.
- BAQUERO FRANCO, J. F. **Estratégia de decomposição aplicada ao problema de planejamento da expansão de sistemas de distribuição**. 2012. 169 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) —Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha

Solteira, 2012.

BERNAL-AGUSTÍN, J. L. **Aplicación de algoritmos genéticos al diseño óptimo de sistemas de distribución de energía eléctrica**. 1998. 355 f. Tese (Doctoral Ingeniero Industrial) — Departamento de Ingeniería Eléctrica, Universidad de Zaragoza, Zaragoza, 1998.

BLOOMBERGNEF. **Electric vehicle outlook 2020**. Disponível em: <https://about.bnef.com/electric-vehicle-outlook/>. Acesso em: 20 dez. 2020.

BRASIL. Ministério de Minas e Energia. Agência Nacional de Energia elétrica - ANEEL. Resolução normativa nº 819/2018. **Diário Oficial da União**, Brasília, DF, n. 128, seção 1, p. 70, 05 jul. 2018. Disponível em: <https://www.in.gov.br/web/dou/-/resolucao-normativa-n-819-de-19-de-junho-de-2018-28737273>. Acesso em: 10 nov. 2020.

BRASIL. Ministério de Minas e Energia. Empresa de Pesquisa Energética - EPE. **Matriz energética e elétrica**. Rio de Janeiro: EPE, 2020. Disponível em: <https://www.epe.gov.br/pt/abcdenergia/matriz-energetica-e-eletrica>. Acesso em: 20 dez. 2020.

BRASIL. Ministério de Minas e Energia. Empresa de Pesquisa Energética - EPE. **Recursos energéticos distribuídos: impactos no planejamento energético**. Rio de Janeiro: EPE, 2018.

CALEARO, L. *et al.* Grid Loading Due to EV Charging Profiles Based on Pseudo-Real Driving Pattern and User Behavior. **IEEE Transactions on Transportation Electrification**, Piscataway, v. 5, n. 3, p. 683–694, 2019.

CARRANO, E. G. *et al.* Electric distribution network multiobjective design using a problem-specific genetic algorithm. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Piscataway, v. 21, n. 2, p. 995–1005, 2006.

CRAWFORD, D. M.; HOLT, S. B. A mathematical optimization technique for locating and sizing distribution substations, and deriving their optimal service areas. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, Piscataway, v. 94, n. 2, p. 230–235, 1975.

D'ADAMO, C. *et al.* Development and operation of active distribution networks : Results of Cigre C6 . 11 Working Group. *In: INTERNATIONAL CONFERENCE AND EXHIBITION ON ELECTRICITY DISTRIBUTION*, 21st., 2011, Frankfurt. **Proceedings [...]** Liege: CIRED, 2011. p. 6–9.

DE LIMA, T. D. *et al.* Investment & generation costs vs CO2 emissions in the distribution system expansion planning: A multi-objective stochastic programming approach. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, London, v. 131, n. February, 2021.

DE LIMA, T. D. *et al.* Joint optimal allocation of electric vehicle charging stations and renewable energy sources including CO2 emissions. **Energy Informatics**, v. 4, 1 set. 2021b.

DE LIMA, T. D. *et al.* A specialized long-term distribution system expansion planning method with the integration of distributed energy resources. **IEEE Access**, v. 10, p. 19133–19148, 2022a.

DE LIMA, T. D. *et al.* **Eco-friendly Planning of DG units and EV Charging Stations in Electrical Distribution Systems: A Multi-Objective Mixed Integer Linear Programming Model.** 2022 17th International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems (PMAPS). **Anais...IEEE**, 12 jun. 2022b. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/9810639/>>

DE LIMA, T. D. *et al.* A Risk-Based Planning Approach for Sustainable Distribution Systems Considering EV Charging Stations and Carbon Taxes. **IEEE Transactions on Sustainable Energy**, Piscataway, p. 1–14, 2023.

DE QUEVEDO, P. M.; MUNOZ-DELGADO, G.; CONTRERAS, J. Impact of electric vehicles on the expansion planning of distribution systems considering renewable energy, storage, and charging stations. **IEEE Transactions on Smart Grid**, Piscataway, v. 10, n. 1, p. 794–804, 2019.

DE SOUZA, J.; RIDER, M. J.; MANTOVANI, J. R. S. Planning of distribution systems using mixed-integer linear programming models considering network reliability. **Journal of Control, Automation and Electrical Systems**, v. 26, n. 2, p. 170–179, 1 abr. 2015.

DOMÍNGUEZ-NAVARRO, J. A. *et al.* Design of an electric vehicle fast-charging station with integration of renewable energy and storage systems. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, London, v. 105, p. 46–58, 2019.

DOMINGUEZ, O. D. M. **Planejamento de curto prazo de redes de distribuição de energia elétrica considerando incertezas na geração e demanda.** 2019. 173 f. Tese (Doutorado) - Faculdade Engenharia, Universidade Estadual Paulista ‘Júlio de Mesquita Filho’UNESP, Ilha Solteira, 2019.

EHSAN, A.; YANG, Q. Active distribution system reinforcement planning with EV charging stations—Part I: Uncertainty modeling and problem formulation. **IEEE Transactions on Sustainable Energy**, Piscataway, v. 11, n. 2, p. 970–978, 2020.

ENERGY INFORMATION ADMINISTRATION - EIA. **Annual energy outlook 2020.** Disponível em: <https://www.eia.gov/outlooks/aeo/>. Acesso em: 18 mar. 2020.

ERDINC, O. *et al.* Comprehensive optimization model for sizing and siting of dg units, ev charging stations, and energy storage systems. **IEEE Transactions on Smart Grid**, Piscataway, v. 9, n. 4, p. 3871–3882, 2018. ETEZADI-AMOLI, M. *et al.* Rapid-Charge Electric-Vehicle Stations. v. 25, n. 3, p. 1883–1887, 2010.

ETEZADI-AMOLI, M. *et al.* Rapid-charge electric-vehicle stations. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Piscataway, v. 25, n. 3, p. 1883–1887, 2010

EUROPE ENVIRONMENTAL AGENCY. **EU achieves 20-20-20 climate targets, 55 % emissions cut by 2030 reachable with more efforts and policies.** Disponível em: <<https://www.eea.europa.eu/highlights/eu-achieves-20-20-20>>. Acesso em: 12 jul. 2022.

FALAGHI, H. *et al.* DG integrated multistage distribution system expansion planning. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, v. 33, n. 8, p. 1489–1497, 2011.

FAVUZZA, S. *et al.* Optimal electrical distribution systems reinforcement planning using gas

micro turbines by dynamic ant colony search algorithm. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 22, n. 2, p. 580–587, 2007.

FEDERAL HIGHWAY ADMINISTRATION. **Summary of travel trends: 2009 National Household Travel Survey**. [S. l.]: NHTS, 2010. 82 p.

FLETCHER, R. H.; MEMBER, S.; STRUNZ, K. Formulation optimal distribution system horizon planning-Part I: Formulation. **IEEE transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 22, n. 2, p. 791–799, 2007.

FOURER, R.; GAY, D. M.; KERNIGHAN, B. W. **AMPL: a modeling language for mathematical programming**. 2th. ed. [S. l.]: Duxbury Pr, 2003. p. 519–554.

FRANCO, J. F. *et al.* A mixed-integer LP model for the optimal allocation of voltage regulators and capacitors in radial distribution systems. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, London, v. 48, n. 1, p. 123–130, 2013.

FRANCO, J. F.; RIDER, M. J.; ROMERO, R. A mixed-integer quadratically-constrained programming model for the distribution system expansion planning. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, London, v. 62, p. 265–272, 2014.

FRANCO, J. F.; RIDER, M. J.; ROMERO, R. Robust multi-stage substation expansion planning considering stochastic demand. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 31, n. 3, p. 2125–2134, 2016.

GANGULY, S.; SAHOO, N. C.; DAS, D. Multi-objective planning of electrical distribution systems using dynamic programming. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, London, v. 46, n. 1, p. 65–78, 2013.

GEORGILAKIS, P. S.; HATZIARGYRIOU, N. D. A review of power distribution planning in the modern power systems era: Models, methods and future research. **Electric Power Systems Research**, Amsterdam, v. 121, p. 89–100, 2015.

GITIZADEH, M.; VAHED, A. A.; AGHAEI, J. Multistage distribution system expansion planning considering distributed generation using hybrid evolutionary algorithms. **Applied Energy**, Oxford, v. 101, p. 655–666, 2013.

GJELAJ, M. *et al.* Optimal infrastructure planning for EV fastcharging stations based on prediction of user behaviour. **IET Electrical Systems in Transportation**, Stevenage, v. 10, n. 1, p. 1–12, 2020.

GÓMEZ, J. F. *et al.* Ant colony system algorithm for the planning of primary distribution circuits. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 19, n. 2, p. 996–1004, 2004.

GONEN, T.; FOOTE, B. L. Distribution-system planning using mixed-integer programming. **Generation, Transmission and Distribution, IEE Proceedings C**, Stevenage, v. 128, n. 2, p. 70–79, 1981. GOSWAMI, S. K. Distribution system planning using branch exchange technique. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 12, n. 2, p. 718–723, 1997.

GOSWAMI, S. K. Distribution system planning using branch exchange technique. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 12, n. 2, p. 718–723, 1997.

GUO, L. et al. Multi-objective stochastic optimal planning method for stand-alone microgrid system. **IET Generation, Transmission & Distribution**, v. 8, n. 7, p. 1263–1273, jul. 2014.

HAFEZ, O.; BHATTACHARYA, K. Optimal planning and design of a renewable energy based supply system for microgrids. **Renewable Energy**, London, v. 45, p. 7–15, set. 2012.

HAFFNER, S. *et al.* Multistage model for distribution expansion planning with distributed generation - Part I: Problem formulation. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Piscataway, v. 23, n. 2, p. 915–923, 2008.

HAGHIGHAT, H.; ZENG, B. Stochastic and chance-constrained conic distribution system expansion planning using bilinear benders decomposition. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 33, n. 3, p. 2696–2705, 2018.

HEIDARI, S.; FOTUHI-FIRUZABAD, M.; KAZEMI, S. Power distribution network expansion planning considering distribution automation. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 30, n. 3, p. 1261–1269, maio 2015.

HOME-ORTIZ, J. M. *et al.* A Mixed integer conic model for distribution expansion planning: Mathuristic approach. **IEEE Transactions on Smart Grid**, Piscataway, v. 11, n. 5, p. 3932–3943, 2020.

IEA. **Renewable Energy Market Update - May 2022**. Disponível em: <<https://www.iea.org/reports/renewable-energy-market-update-may-2022>>. Acesso em: 5 jun. 2022.

INTERNATIONAL BUSINESS MACHINES - IBM. **IBM ILOG CPLEX**. [S. l.: s. n.], 2019. Disponível em: <http://www-01.ibm.com/software/commerce/optimization/cplex-optimizer>. Acesso em: 20 jul. 2019.

INTERNATIONAL RENEWABLE ENERGY AGENCY - IRENA. *Site*. [S. l.: s. n.], 2020. Disponível em: <https://www.irena.org/>. Acesso em: 20 dez. 2020.

INTERNATIONAL RENEWABLE ENERGY AGENCY - IRENA. **Electric vehicles**. [S. l.: s. n.], 2023. Disponível em: <https://www.iea.org/energy-system/transport/electric-vehicles>. Acesso em: 20 jul. 2023.

JOOSHAKI, M. *et al.* A MILP model for incorporating reliability indices in distribution system expansion planning. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 34, n. 3, p. 2453–2456, 1 maio 2019.

JOOSHAKI, M. et al. An enhanced MILP model for multistage reliability-constrained distribution network expansion planning. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 37, n. 1, p. 118–131, 1 jan. 2022.

JUNIOR, A. A. DE M.; IKEDA, A. H.; FILHO, R. S. R. C. **Veículos Elétricos: O futuro da Indústria Automobilística Bisus Puc Sp**. [S. l.: s. n.]. Disponível em: <<http://www.pucsp.br/sites/default/files/download/posgraduacao/programas/administracao/bisus/bisus-2s-2014-vol1.pdf>>.

MORAES JUNIOR, A. A.; IKEDA, A. H.; CUNHA FILHO, R. S. R. **Veículos elétricos: o futuro da indústria automobilística Bisus**. [S. l.: s. n.], 2018. Disponível em: <http://www.pucsp.br/sites/default/files/download/posgraduacao/programas/administracao/bisus/bisus-2s-2014-vol1.pdf>.

KHODAEI, A.; BAHRAMIRAD, S.; SHAHIDEHPOUR, M. Microgrid planning under uncertainty. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 30, n. 5, p. 2417–2425, set. 2015.

KNEZOVIC, K. *et al.* Supporting involvement of electric vehicles in distribution grids: Lowering the barriers for a proactive integration. **Energy**, London, v. 134, p. 458–468, 2017.

KNIGHT, U. The logical design of electrical networks using linear programming methods. **Proceedings of the IEE-Part A: Power Engineering**, Stevenage, v. 107, n. 33, p. 306–314, 1960.

LI, R.; WANG, W.; XIA, M. Cooperative planning of active distribution system with renewable energy sources and energy storage systems. **IEEE Access**, v. 6, p. 5916–5926, 2018.

LIAO, F.; MOLIN, E.; VAN WEE, B. Consumer preferences for electric vehicles: a literature review. **Transport Reviews**, Abingdon, v. 37, n. 3, p. 252–275, 2017.

LIU, Z.; WEN, F.; LEDWICH, G. Optimal planning of electric-vehicle charging stations in distribution systems. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Piscataway, v. 28, n. 1, p. 102–110, 2013.

LOPES, J. A. P.; SOARES, F. J.; ALMEIDA, P. M. R. Integration of electric vehicles in the electric power system. **Proceedings of the IEEE**, New York, v. 99, n. 1, p. 168–183, 2011.

LOTERO, R. C.; CONTRERAS, J. Distribution system planning with reliability. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Piscataway, v. 26, n. 4, p. 2552–2562, 2011.

MASUD, E. An interactive procedure for sizing and timing distribution substations using optimization techniques. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, v. PAS-93, n. 5, p. 1281–1286, 1974.

MATHWORKS. **Matlab**. [S. l.: s. n.], 2017. Disponível em: <https://www.mathworks.com>. Acesso em: 3 jun. 2019.

MAURI, G.; VALSECCHI, A. The role of fast charging stations for electric vehicles in the integration and optimization of distribution grid with renewable energy sources. *In: CIRED WORKSHOP: INTEGRATION OF RENEWABLES INTO THE DISTRIBUTION GRID*, 2012, Lisboa. **Proceedings** [...] Stevenage: IET, 2012. p. 1–4.

- MEJIA, M. A. *et al.* Multistage planning model for active distribution systems and electric vehicle charging stations considering voltage-dependent load behavior. **IEEE Transactions on Smart Grid**, Piscataway, v. 13, n. 2, p. 1383–1397, 2021.
- MEJIA, M. A. *et al.* Medium-term planning of active distribution systems considering voltage-dependent loads, network reconfiguration, and CO2 emissions. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, London, v. 135, p. 107541, fev. 2022.
- MELGAR-DOMINGUEZ, O. D.; POURAKBARI-KASMAEI, M.; SANCHES MANTOVANI, J. R. Adaptive robust short-term planning of electrical distribution systems considering siting and sizing of renewable energy-based DG units. **IEEE Transactions on Sustainable Energy**, Piscataway, v. 3029, n. c, p. 1–12, 2018.
- MICHAEL TAYLOR. **Wind, solar: continuing cost declines will help meet rising renewables targets**. Disponível em: <<https://energypost.eu/wind-solar-continuing-cost-declines-will-help-meet-rising-renewables-targets/>>. Acesso em: 26 set. 2022.
- MIGUEZ, E. *et al.* An improved branch exchange algorithm for large scale distribution network planning. **IEEE Power Engineering Review**, Piscataway, v. 22, n. 9, p. 58–58, 2002.
- MIKIC, O. M. Mathematical dynamic model for long-term distribution system planning. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 1, n. 1, p. 34–40, 1986.
- MIRANDA, V.; RANITO, J. V.; PROENCA, L. M. Genetic algorithms in optimal multistage distribution network planning. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 9, n. 4, p. 1927–1933, 1994.
- MIRZAEI, M. J.; KAZEMI, A.; HOMAEI, O. A probabilistic approach to determine optimal capacity and location of electric vehicles parking lots in distribution networks. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, Piscataway, v. 12, n. 5, p. 1963–1972, 2016.
- MINISTÉRIO DO MEIO AMBIENTE- MMA. *Site*. Brasília, DF: MMA, 2019. Disponível em: <https://www.mma.gov.br/clima/convencao-das-nacoes-unidas/acordo-de-paris>. Acesso em: 2 ago. 2019.
- MOGHADDAM, M. M.; POULADKHAY, M. **Short-term distribution network expansion planning considering load and price uncertainties**. 2016 IEEE International Conference on Power and Energy (PECon). **Anais...IEEE**, nov. 2016. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/7951542/>>
- MONGIRD, K. *et al.* Energy Storage Technology and Cost Characterization Report Pacific Northwest National Lab.(PNNL), Richland, WA (United States), 2019
- MONTOYA-BUENO, S.; MUNOZ, J. I.; CONTRERAS, J. A stochastic investment model for renewable generation in distribution systems. **IEEE Transactions on Sustainable Energy**, Piscataway, v. 6, n. 4, p. 1466–1474, 2015.

MOZAFAR, M. R.; MORADI, M. H.; AMINI, M. H. A simultaneous approach for optimal allocation of renewable energy sources and electric vehicle charging stations in smart grids based on improved GA-PSO algorithm. **Sustainable Cities and Society**, London, v. 32, n. November 2016, p. 627–637, 2017.

MUNOZ-DELGADO, G.; CONTRERAS, J.; ARROYO, J. M. Joint expansion planning of distributed generation and distribution networks. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 30, n. 5, p. 2579–2590, 2015.

MUNOZ-DELGADO, G.; CONTRERAS, J.; ARROYO, J. M. Distribution network expansion planning with an explicit formulation for reliability assessment. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 33, n. 3, p. 2583–2596, 1 maio 2018.

MUÑOZ-DELGADO, G.; CONTRERAS, J.; ARROYO, J. M. Multistage generation and network expansion planning in distribution systems considering uncertainty and reliability. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 31, n. 5, p. 3715–3728, 2016.

NAHMAN, J. M.; PERIC, D. M. Optimal planning of radial distribution networks by simulated annealing technique. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 23, n. 2, p. 790–795, 2008.

NARA, K. *et al.* Multi-year expansion planning for distribution systems. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 6, n. 3, p. 952–958, 1991.

NEYESTANI, N. *et al.* Allocation of Plug-in vehicles' parking lots in distribution systems considering network-constrained objectives. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 30, n. 5, p. 2643–2656, 2015.

NICHOLAS, M. Estimating electric vehicle charging infrastructure costs across major U.S. metropolitan areas. **International Council on Clean Transportation**, n. 14, p. 11, 2019.

ONS. **Operador Nacional do Sistema Elétrico**. Disponível em: <http://www.ons.org.br/Paginas/resultados-da-operacao/historico-da-operacao/curva_carga_horaria.aspx>. Acesso em: 5 jun. 2019.

PÁDUA, S. G. B. DE. **Planejamento de sistemas de distribuição de energia elétrica de média tensão através de um algoritmo de busca dispersa**. [s.l.] Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) — Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2014., 2014.

PAIVA, P. C. *et al.* Integral planning of primary–secondary distribution systems using mixed integer linear programming. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 20, n. 2, p. 1134–1143, 2005.

PARADA, V. *et al.* Optimization of electrical distribution feeders using simulated annealing. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Piscataway, v. 19, n. 3, p. 1135–1141, 2004.

PEREIRA JUNIOR, B. R. *et al.* Multiobjective multistage distribution system planning using tabu search. **IET Generation, Transmission and Distribution**, v. 8, n. 1, p. 35–45, 2014.

PORKAR, S. *et al.* A novel optimal distribution system planning framework implementing distributed generation in a deregulated electricity market. **Electric Power Systems Research**, v. 80, n. 7, p. 828–837, 2010.

QUIRÓS-TORTÓS, J.; VICTOR-GALLARDO, L.; OCHOA, L. Electric Vehicles in Latin America. **IEEE Electrification Magazine**, n. June, p. 22–32, 2019.

RAMIREZ-ROSADO, I. J.; BERNAL-AGUSTIN, J. L. Genetic algorithms applied to the design of large power distribution systems. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 13, n. 2, p. 696–703, 199

RENEWABLES.NINJA. **Renewables.ninja**. Disponível em: <<https://www.renewables.ninja/>>. Acesso em: 20 jul. 2019.

RUEDA-MEDINA, A. C. *et al.* A mixed-integer linear programming approach for optimal type , size and allocation of distributed generation in radial distribution systems. **Electric Power Systems Research**, v. 97, p. 133–143, 2013.

RUPOLO, D. *et al.* Medium- and low-voltage planning of radial electric power distribution systems considering reliability. **IET Generation, Transmission & Distribution**, v. 11, n. 9, p. 2212–2221, 19 jun. 2017.

RUPOLO, D. *et al.* Multiobjective approach for medium- And low-voltage planning of power distribution systems considering renewable energy and robustness. **Energies**, London, v. 13, n. 10, 2020.

SAMADI GAZIJAHANI, F.; SALEHI, J. Optimal bilevel model for stochastic risk-based planning of microgrids under uncertainty. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, Piscataway, v. 14, n. 7, p. 3054–3064, 2018.

SANTOS, S. F. *et al.* Novel Multi-Stage Stochastic DG Investment Planning with Recourse. **IEEE Transactions on Sustainable Energy**, Piscataway, v. 8, n. 1, p. 164–178, 2017.

SHABAN BOLOUKAT, M. H.; AKBARI FOROUD, A. Stochastic-based resource expansion planning for a grid-connected microgrid using interval linear programming. **Energy**, London, v. 113, p. 776–787, out. 2016.

SHEN, X. *et al.* Multi-stage planning of active distribution networks considering the co-optimization of operation strategies. **IEEE Transactions on Smart Grid**, Piscataway, v. 9, n. 2, p. 1425–1433, mar. 2018.

TABARES, A. *et al.* Multistage long-term expansion planning of electrical distribution systems considering multiple alternatives. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 31, n. 3, p. 1900–1914, 2016.

VAHIDINASAB, V. *et al.* Overview of electric energy distribution networks expansion planning. **IEEE Access**, v. 8, p. 34750–34769, 2020.

VARASTEH, F. *et al.* Distributed energy resource and network expansion planning of a CCHP based active microgrid considering demand response programs. **Energy**, London, v. 172, p. 79–105, abr. 2019.

VASCONCELLOS BARRAL FERREIRA, T. **Distributed energy resources: Impacts on energy planning studies**. Disponível em: <<http://www.epe.gov.br>>.

WANG, S. *et al.* Expansion planning of active distribution networks with multiple distributed energy resources and ev sharing system. **IEEE Transactions on Smart Grid**, Piscataway, v. 11, n. 1, p. 602–611, 2020.

WANG, X. *et al.* Distribution network expansion planning approach for large scale electric vehicles accommodation. **IEEE Transactions on Sustainable Energy**, Piscataway, v. 14, n. 2, p. 906–919, abr. 2023.

WU, K. *et al.* A joint planning method for substations and lines in distribution systems based on the parallel bird swarm algorithm. **Energies**, v. 11, n. 10, 1 out. 2018. YAO, W. *et al.* A multi-objective collaborative planning strategy for integrated power distribution and electric vehicle charging systems. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 29, n. 4, p. 1811–1821, 2014.

YAO, W. *et al.* A multi-objective collaborative planning strategy for integrated power distribution and electric vehicle charging systems. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 29, n. 4, p. 1811–1821, 2014.

YOUSSEF, H.; HACKAM, R.; ABU-EL-MAGD, M. Novel optimization model for long range distribution planning. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, v. PAS-104, n. 11, p. 3195–3202, 1985.

ZEB, M. Z. *et al.* Optimal placement of electric vehicle charging stations in the active distribution network. **IEEE Access**, v. 8, p. 68124–68134, 2020.

ZHENG, Y. *et al.* Electric vehicle battery charging/swap stations in distribution systems: Comparison study and optimal planning. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 29, n. 1, p. 221–229, 2014.

ZHENG, Y. *et al.* Electric vehicle battery charging/swap stations in distribution systems: Comparison study and optimal planning. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 29, n. 1, p. 221–229, 2014.

ZIDAN, A.; SHAABAN, M. F.; EL-SAADANY, E. F. Long-term multi-objective distribution network planning by DG allocation and feeders' reconfiguration. **Electric Power Systems Research**, London, v. 105, p. 95–104, 2013.

APÊNDICE A

Neste apêndice são apresentados os quatro artigos científicos diretamente relacionados a esta Tese e que foram publicados em revistas internacionais.

T. D. de Lima, F. Lezama, J. Soares, J. F. Franco and Z. Vale, “Towards energy transition with modern distribution system expansion planning considering distributed energy resources and new market designs: State-of-the-art and future research,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, em revisão.

T. D. de Lima, J. Soares, F. Lezama, J. F. Franco and Z. Vale, “A Risk-based planning approach for sustainable distribution systems considering EV charging stations and carbon taxes,” in *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2023 doi: 10.1109/TSTE.2023.3261599.

T. D. de Lima, J. F. Franco, F. Lezama and J. Soares, “A specialized long-term distribution system expansion planning method with the integration of distributed energy resources,” in *IEEE Access*, vol. 10, pp. 19133-19148, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3146799.

T. D. de Lima, A. Tabares, N. Bañol Arias, and J. F. Franco, “Investment & generation costs vs CO2 emissions in the distribution system expansion planning: a multi-objective stochastic programming approach,” in *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 131, 2021, doi: 10.1016/j.ijepes.2021.106925.

T. D. de Lima, J. F. Franco, F. Lezama, J. Soares, and Z. Vale, “Joint optimal allocation of electric vehicle charging stations and renewable energy sources including CO2 emissions,” *Energy Informatics*, vol. 4, Sep. 2021, doi: 10.1186/s42162-021-00157-5.

Aviso de direitos autorais: os artigos científicos apresentados nesta tese foram publicadas ou estão em processo de revisão em revistas internacionais. Portanto, os conteúdos protegidos por direitos autorais foram transferidos para seu editor de acordo com sua política atual.

A Risk-Based Planning Approach for Sustainable Distribution Systems Considering EV Charging Stations and Carbon Taxes

Tayenne Dias de Lima, João Soares, Fernando Lezama, John F. Franco, and Zita Vale

Abstract— Adopting distributed energy resources (DERs) is the key to a low-carbon future in electrical distribution systems (EDS). However, integrating DERs increases the uncertainties in the distribution system expansion planning (DSEP). Thus, the long-term DSEP faces a planning risk brought by the uncertainty of demand, electric vehicle (EV) demand, renewable production, and energy prices. Therefore, this work proposes a novel model for the multi-period planning of EDSs and DERs considering conditional value at risk (CVaR) to manage fluctuations in generation cost and carbon emissions. The proposed mathematical model aims to minimize the net present cost related to investment, operation, and risk. Unlike previous approaches, uncertain behavior of demand growth per planning period is addressed, and the risk is evaluated from two perspectives: planning costs and carbon taxes. Investments in substations, lines, renewable distributed generation, EV charging stations, and energy storage systems are considered. The uncertainties associated with the variability of renewable generation and demand are modeled through a set of scenarios. Finally, the model was evaluated using the 24 and 54-bus EDS. Thus, the proposal is a flexible tool that can be used for different purposes (e.g., carbon taxes, budget limits).

Index Terms— Carbon emissions, conditional value at risk, distributed energy resources, distribution system expansion planning, energy storage systems, EV charging station, renewable generation.

NOMENCLATURE

Indices:

a	Index of conductor types.
b/r	Index of candidate buses for allocation of ESS/ EVCSs.
c	Index of types of EV chargers.
d	Index of substation buses.
l/lj	Index of buses/lines.
k/u	Index of candidate buses for allocation of WT/PV units.
p/t	Index of planning periods.
s/s^m	Index of scenarios/index of scenarios s in time block m .

Parameters:

β^{em}/ρ^l	parameters used to represent the trade-off between expected cost and risk aversion.
ζ_t^g	CO ₂ emission rate of energy provided by the grid.
$\eta^{ES-/+}$	Charging/ discharging efficiency rate for ESS.
λ	Duration in years of each planning period.
π_s	Occurrence probability of scenario s .
$q_{l,p}$	Apparent power demand at bus l and period p .
q_d^l	Initial apparent power capacity of substation at bus l .
q_d^r	Apparent power capacity for reinforcing substation at bus l .
r	Interest rate.
B	Maximum limit for the absolute value of variable $b_{l,j,s,p}$.

T.D. de Lima and J.F.F. are with the Department of Electrical Engineering, São Paulo State University, Ilha Solteira, SP 15385-000 Brazil (e-mail: tayenne.lima@unesp.br, j.f.franco@ieee.org).

J. Soares, Fernando Lezama, and Zita Vale are with the Intelligent Systems Associate Laboratory (IASI) and GECAD, Polytechnic of Porto, Porto 4249-015, Portugal (e-mail: jan@isep.ipp.pt, flz@isep.ipp.pt, zrv@isep.ipp.pt).

C_c^{ctax}	Cost of carbon tax.
C_c^{ES}	Cost of ESS.
C_c^{EV}	Cost of EV charger type c .
$C_{l,j,s,p}^a$	Cost for the installation of line lj using conductor type a .
C_u^{PV}	Cost of PV unit at bus u .
C_s^t	Cost of substation construction at bus l .
$C^{op,pv}$	Operational & Maintenance cost for PV units.
$C^{op,wte}$	Operational & Maintenance cost for WT units.
C_u^{wt}	Cost for WT unit investment at bus k .
$D_{l,p}^{EV}$	EV aggregated demand, in scenario s and period p .
d_s	Duration (hours) of scenario s .
f_s^b	Demand factor of scenario s .
f_s^{pv}	PV generation factor of scenario s .
I_{lj}	Maximum current of line lj .
l_{lj}	Length of line lj .
N_b^{ES}	Maximum number of ESS to be installed.
N_c^{EV}	Maximum number of EV chargers type c to be allocated.
N_c^{PV}	Limit of PV units to be allocated at bus u .
$P_{l,p}^a/Q_{l,p}^a$	Active/reactive power demand at bus l and period p .
P_c^{EV}	Capacity of EV charger type c .
P_b^{ES}	Maximum active power capacity of ESS at bus b .
P_k^{wt}	Active power capacity of WT units at bus k .
P_u^{pv}	Active power capacity of PV units at bus u .
R_a	Conductor resistance.
V/V	Maximum and minimum voltage limits.
X_{ca}/Z_{ca}	Conductor reactance/impedance.
Continuous variables:	
$Q_{l,s,p}^{app}$	Square of the apparent power supplied by substation at bus l , scenario s , and period p .
$\psi_{l,j,p}^{-/+}$	Variable associated with the backward/forward direction of line lj and period p .
$b_{l,j,s,p}$	Variable used in the calculation of the voltage drop of line lj , at scenario s , and period p .
$CVaR^{em}$	Risk measure related to planning costs.
$CVaR^{ct}$	Risk measure related to carbon tax.
$CVaR^{total}$	Sum of the risk measure related to planning cost and carbon tax ($CVaR^{em} + CVaR^{ct}$).
$D_{r,s,p}^{EVCS}$	Charging demand in EVCS at bus r , scenario s and period p .
$I_{l,j,s,p}^{app}$	Square of current through line lj for conductor a in scenario s and period p .
$I_{l,j,s,p}^{cur}$	Square of the current through line lj in scenario s and period p .
$P_{l,j,s,p}^a$	Active power flow through line lj for conductor a in scenario s and period p .
$\hat{P}_{l,j,s,p}^a$	Active power flow through line lj in scenario s and period p .
$P_{b,s,p}^{ES-}$	Active power stored of ESS at bus b , scenario s , and period p .
$P_{b,s,p}^{ES+}$	Active power provided by ESS at bus b , scenario s , and period p .
$P_{u,s,p}^{pv}$	Active power provided by PV at bus u , scenario s , and period p .
$P_{d,s,p}^t$	Active power provided by substation at bus d , scenario s , and period p .
$P_{k,s,p}^{wt}$	Active power injected by WT at bus k , scenario s , and period p .
$Q_{l,j,s,p}^a$	Reactive power flow through line lj for conductor a in scenario s and period p .
$\hat{Q}_{l,j,s,p}$	Reactive power flow through line lj in scenario s and period p .

Received January 12, 2022, accepted January 23, 2022, date of publication January 27, 2022, date of current version February 23, 2022.
 Digital Object Identifier 10.1109/ACCESS.2022.3146799

A Specialized Long-Term Distribution System Expansion Planning Method With the Integration of Distributed Energy Resources

TAYENNE D. DE LIMA¹, (Student Member, IEEE),
 JOHN F. FRANCO^{1,2}, (Senior Member, IEEE), FERNANDO LEZAMA³, (Member, IEEE),
 AND JOÃO SOARES³, (Member, IEEE)

¹Department of Electrical Engineering, São Paulo State University (UNESP), Ilha Solteira, São Paulo 15385-000, Brazil

²School of Energy Engineering, UNESP, Roraima, São Paulo 19274-000, Brazil

³Research Group on Intelligent Engineering and Computing for Advanced Innovation and Development (GIBCAD), Polytechnic Institute of Porto (ISEP/IPP), 4200-072 Porto, Portugal

Corresponding author: John F. Franco (j.f.franco@ieee.org)

This work was supported in part by the Brazilian Federal Agency for Support and Evaluation of Graduate Education (CAPES), in the scope of the Program CAPES-PrInt, under Grant 88887.310463/2018-00 and Grant 88887.570741/2020-00; in part by the Brazilian National Council for Scientific and Technological Development (CNPq) under Grant 313047/2017-0; in part by the São Paulo Research Foundation (FAPESP) through CENERGETIC Research Project under Grant 2015/21972-6, Grant 2017/02831-8, Grant 2018/23617-7, Grant 2018/20990-9, and Grant 2018/08008-4; in part by the Fundo Europeu de Desenvolvimento Regional (FEDER) Funds through the Operational Program for Competitiveness and Internationalization (COMPETE2020) under Project POCL01-0145-FEDER-028983; and in part by the National Funds through the Fundação para a Ciência e Tecnologia (FCT) Portuguese Foundation for Science and Technology under Project PTDC/EEL-EEE/28983/2017 (CENERGETIC), Project CEECIND02814/2017, and Project UIDB/000760/2020.

ABSTRACT The electrical distribution system (EDS) has undergone major changes in the last decade due to the increasing integration of distributed generation (DG), particularly renewable energy DG. Since renewable energy resources have uncertain generation, energy storage systems (ESSs) in the EDS can reduce the impact of those uncertainties. Besides, electric vehicles (EVs) have been increasing in recent years leveraged by environmental concerns, bringing new challenges to the operation and planning of the EDS. In this context, new approaches for the distribution system expansion planning (DSEP) problem should consider the distributed energy resources (DG units, ESSs, and EVs) and address environmental impacts. This paper proposes a mixed-integer linear programming model for the DSEP problem considering DG units, ESSs, and EV charging stations, thus incorporating the environmental impact and uncertainties associated with demand (conventional and EVs) and renewable generation. In contrast to other approaches, the proposed model includes the simultaneous optimization of investments in substations, circuits, and distributed energy resources, including environmental aspects (CO₂ emissions). The optimization method was developed in the modeling language AMPL and solved via CPLEX. Tests carried out with a 24-node system illustrate its effectiveness as a valuable tool that can assist EDS planners in the integration of distributed energy resources.

INDEX TERMS Distribution system expansion planning, integrated planning of electrical distribution system and EV charging stations, long-term stochastic planning model, renewable distributed generation.

I. INTRODUCTION

The automotive industry has been going through a moment of transformations with the increase of electric vehicles (EVs). Worldwide projections indicate that by 2040 EVs should increase from 3 million to 66 million units circulating worldwide [1]. This increase in EVs is expected due to

incentives to promote their adoption combined with the growing cost-benefit ratio of this technology and its advantages related to environmental issues. Nevertheless, the main problems for the adoption of EVs are their high acquisition cost and the scarcity of infrastructure (i.e., the lack of EV charging stations (EVCSs)) prepared to meet their demand [2]. Since EVs charge on the electrical grid, this trend directly impacts the operation and planning of electrical distribution systems (EDSs). A large EV penetration can affect the EDS, causing

The associate editor coordinating the review of this manuscript and approving it for publication was Salvatore Favuzza.



Contents lists available at ScienceDirect

International Journal of Electrical Power and Energy Systems

journal homepage: www.elsevier.com/locate/ijepes

Investment & generation costs vs CO₂ emissions in the distribution system expansion planning: A multi-objective stochastic programming approach

Tayenne Dias de Lima ^{a,*}, Alejandra Tabares ^a, Nataly Bañol Arias ^c, John F. Franco ^b

^a Department of Electrical Engineering, São Paulo State University (UNESP), Ilha Solteira, São Paulo, Brazil

^b School of Energy Engineering, UNESP, Roraima, São Paulo, Brazil

^c Department of Energy Systems, University of Campinas, Campinas (UNICAMP), São Paulo, Brazil

ARTICLE INFO

Keywords:

Electrical distribution systems
Expansion planning
Multi-objective stochastic programming
Renewable distributed generation
Uncertainties

ABSTRACT

Currently there is a great concern about climate change and its mitigation is one of the main reasons to encourage the development of more sustainable energy systems. Advanced methods are needed to support the planning process in which not just economic criteria are considered but also environmental issues such CO₂ emissions related to energy generation. Hence, renewable distributed generation (DG) has been increasing in the last years to provide sustainable energy with low environmental impacts. Nevertheless, renewable DG introduces new challenges in the distribution system expansion planning problem (DSEP) due to its uncertain nature. To deal with those issues, this paper proposes a multi-objective approach based on Stochastic Programming for the DSEP, which addresses the minimization of two conflicting objectives: investment & generation costs and CO₂ emissions. The uncertainties related to wind, irradiation, and demand are modeled through representative scenarios under a mixed-integer linear programming formulation. Multi-period investments on substations, circuits, and DG allocation are considered to maintain the feasible operation. The multi-objective formulation is solved using off-the-shelf commercial software and the well-established ϵ -constraint method. Tests in a 54-node distribution system show that robust expansion plans considering CO₂ emissions result in larger penetration of renewable resources; the found set of Pareto solutions represents the trade-off between cost and emission objectives that can be used by the expansion-planner to accomplish specific needs (e.g., budget limitations, emissions reduction target, or environmental constraints).

1. Introduction

A study published by the American Meteorological Society in partnership with the US Government Climate Agency shows that greenhouse gas emissions reached a record in 2018, with a 43% growth with respect to 1990 [1]. That confirm the urgency of actions that contribute to the reduction of CO₂ emissions and encourage changes in the energy, industry, buildings, transport, and cities sectors so that global net human-caused emissions of carbon dioxide can be reduced [2].

Traditionally, distribution system expansion planning (DSEP) defines the most economic expansion actions required to meet the growing demand, whilst maintaining a safe operation and guaranteeing the quality of the service for customers along a planning horizon [3]. Due to climate change concerns and agreements among countries to reduce greenhouse gases, proposals for the DSEP problem are expected to address environmental issues.

There are national and international policies aiming the increasing share of renewable energy sources to reduce greenhouse gas emissions and alleviate climate change. As a result of these actions, the adoption of renewable distributed generation (DG) units for electrical energy generation has been intensified over the last decade [3]. A yearly 8% renewable energy growth has been estimated, which is more than double the growth of non-renewable resources. Increasing on wind and solar generation is remarkable: almost three and ten times since 2010, respectively [4]. This trend is expected to continue in the next years, encouraged by global agreements to limit green-house gas emissions as the Paris Agreement [5]. Therefore, the integration of renewable DG units into the electrical distribution system (EDS) is expected to be increased [6].

The deployment of DG units into energy systems not only brings environmental benefits such as reduction of greenhouse gas emissions (e.g. CO₂), but also is advantageous for the EDS from a technical and economic perspective, reducing energy losses, improving voltage

* Corresponding author at: Address: UNESP, 15385-000, São Paulo State University, Ilha Solteira, SP, Brazil.
E-mail address: tayenne.lima@unesp.br (T.D. de Lima).

<https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2021.106925>

Received 7 December 2019; Received in revised form 13 January 2021; Accepted 14 February 2021

Available online 4 May 2021

0142-0615/© 2021 Elsevier Ltd. All rights reserved.

RESEARCH

Open Access

Joint Optimal Allocation of Electric Vehicle Charging Stations and Renewable Energy Sources Including CO₂ Emissions



Tayenne Dias de Lima^{1*}, John F. Franco², Fernando Lezama³, João Soares³ and Zita Vale⁴

From 1st Energy Informatics Academy Conference Asia
 Beijing, China . 29-30 May 2021

* Correspondence: tayenne.lima@unesp.br

¹Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Estadual Paulista, Av. Brasil Sul, 56, Iha Solteira, 13385-000, Brasil
 Full list of author information is available at the end of the article

Abstract

In the coming years, several transformations in the transport sector are expected, associated with the increase in electric vehicles (EVs). These changes directly impact electrical distribution systems (EDSs), introducing new challenges in their planning and operation. One way to assist in the desired integration of this technology is to allocate EV charging stations (EVCs). Efforts have been made towards the development of EVCs, with the ability to recharge the vehicle at a similar time than conventional vehicle filling stations. Besides, EVs can bring environmental benefits by reducing greenhouse gas emissions. However, depending on the energy matrix of the country in which the EVs fleet circulates, there may be indirect emissions of polluting gases. Therefore, the development of this technology must be combined with the growth of renewable generation. Thus, this proposal aims to develop a mathematical model that includes EVs integration in the distribution system. To this end, a mixed-integer linear programming (MILP) model is proposed to solve the allocation problem of EVCs including renewable energy sources. The model addresses the environmental impact and uncertainties associated with demand (conventional and EVs) and renewable generation. Moreover, an EV charging forecast method is proposed, subject to the uncertainties related to the driver's behavior, the energy required by these vehicles, and the state of charge of the EVs. The proposed model was implemented in the AMPL modelling language and solved via the commercial solver CPLEX. Tests with a 24-node system allow evaluating the proposed method application.

Keywords: Allocation of electric vehicle charging stations, Electric vehicle charging stations, EV charging forecast method, Renewable energy sources



© The Author(s). 2021 **Open Access** This article is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License, which permits use, sharing, adaptation, distribution and reproduction in any medium or format, as long as you give appropriate credit to the original author(s) and the source, provide a link to the Creative Commons licence, and indicate if changes were made. The images or other third party material in this article are included in the article's Creative Commons licence, unless indicated otherwise in a credit line to the material. If material is not included in the article's Creative Commons licence and your intended use is not permitted by statutory regulation or exceeds the permitted use, you will need to obtain permission directly from the copyright holder. To view a copy of this licence, visit <http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>.

APÊNDICE B

Neste apêndice são apresentados os quatro artigos científicos relacionados a esta Tese e que foram publicados em congressos internacionais.

T. D. de Lima, J. Soares, F. Lezama, J. F. Franco and Z. Vale, "Eco-friendly Planning of DG units and EV Charging Stations in Electrical Distribution Systems: A Multi-Objective Mixed Integer Linear Programming Model," 2022 17th International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems (PMAPS), Manchester, United Kingdom, 2022, pp. 1-6, doi: 10.1109/PMAPS53380.2022.9810639.

T. D. de Lima, J. F. Franco, J. Soares, and F. Lezama, "Optimal Allocation of EV Charging Stations with PV units and Energy Storage Systems in Distribution Systems for a Low-carbon Development Strategy," 2022 Latin-American Congress Electricity Generation and Transmission (CLAGTEE), Rio de Janeiro, Brazil, 2022, topic 4, b.1.4.8.

C. Reiz, **T. D. de Lima**, J. B. Leite, M. S. Javadi and C. S. Gouveia, "Optimal Allocation of Protection and Control Devices in Distribution Networks with Microgrids," 2022 IEEE 21st Mediterranean Electrotechnical Conference (MELECON), Palermo, Italy, 2022, pp. 372-377, doi: 10.1109/MELECON53508.2022.9843003.

T. D. de Lima, A. Tabares, N. B. Arias and J. F. Franco, "A Stochastic Programming Model for the Planning of Distribution Systems Considering Renewable Distributed Generation and CO2 Emissions," 2019 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference - Latin America (ISGT Latin America), Gramado, Brazil, 2019, pp. 1-6, doi: 10.1109/ISGT-LA.2019.8895395.

Aviso de direitos autorais: os artigos científicos apresentados nesta tese foram publicadas em congressos internacionais. Portanto, os conteúdos protegidos por direitos autorais foram transferidos para seu editor de acordo com sua política atual.

Eco-friendly Planning of DG units and EV Charging Stations in Electrical Distribution Systems: A Multi-Objective Mixed Integer Linear Programming Model

Tayenne Dias de Lima
Dep. of Electrical Engineering
São Paulo State University
Ilha Solteira, Brazil
tayenne.lima@unesp.br

João Soares, Fernando Lezama
GECAD
Polytechnic of Porto
Porto, Portugal
jan@isep.ipp.pt, flz@isep.ipp.pt

John F. Franco
School of Energy Engineering
São Paulo State University
Rosana, Brazil
j.f.franco@ieee.org

Zita Vale
GECAD
Polytechnic of Porto
Porto, Portugal
zav@isep.ipp.pt

Abstract—National and international policies have encouraged the adoption of renewable generation and electric vehicles (EV) to reduce greenhouse gas emissions and alleviate climate change. In the following years, there is a strong growth trend for these technologies, stimulated by global agreements (i.e., the Paris Agreement). In this context, this paper proposes a multi-objective approach based on stochastic programming for the planning of distributed generation (DG) and EV charging stations, which considers the minimization of two conflicting objectives: costs and CO₂ emissions. Multi-period investments in DG allocation (renewable and non-renewable) and EV charging stations are considered to maintain the feasible operation of the electrical distribution systems. The uncertainties related to renewable generation, conventional demand, and EV demand are modeled through a set of representative scenarios. Tests demonstrate the applicability of the proposed approach. The set of Pareto solutions found by the proposed approach represents the trade-off between cost and emission objectives.

Index Terms— CO₂ emissions, Distribution system planning, EV charging stations, multi-objective optimization, renewable distributed generation.

NOMENCLATURE

A. Indices:

ω Index of scenarios.
 b, v Index of sub-block/ block of time
 c Index of alternatives for EV chargers.
 i/j Index of nodes/circuits.
 f, k, u Index of candidate nodes for allocation of GT/WT/PV units.
 p Index of planning periods.
 r Index of candidate nodes for allocation of EVCSs.

B. Parameters

β Small number used in the augmented ϵ -constraint.
 $\bar{\mu}_u^{EV}$ Limit for the number of PV units in each node.

This article is a result of the project RETNA (NORTE-01-0145-FEDER-000062), supported by Norte Portugal Regional Operational Programme (NORTE 2020), under the PORTUGAL 2020 Partnership Agreement, through the European Regional Development Fund (ERDF). We also acknowledge the work facilities and equipment provided by GECAD research center (UIDB/00760/2020) to the project team and CEECIND/02814/2017 (João Soares grant). Also, the Brazilian team acknowledges the scholarships granted from the Brazilian Federal Agency for Support and Evaluation of Graduate Education (CAPES), in the scope of the Program CAPES-Print, process number 88887.310463/2018-00, Mobility number 88887.570741/2020-00. Moreover, was supported by other Brazilian institutions, the Brazilian National Council for Scientific and Technological Development (CNPq)—Grant No. 313047/2017-0 and the São Paulo Research Foundation (FAPESP)—grants 2015/21972-6, 2017/02831-8, 2018/23617-7, 2018/20990-9, and 2018-08008-4.

$q^{EV/PV/WT}$ Emission rate of GT/PV/WT units (ton/MWh).
 Q_t^E Emission rate of energy supplied by substations (ton/MWh).
 λ Number of years per period.
 π_ω Probability of the scenario ω .
 r Interest rate (%).
 Γ Number of discretization blocks.
 C_c^{EV} Investment cost for EV chargers type c (USD).
 C_c^{EV} Maximum number of EV chargers type c .
 C^{INST} Installation cost for the EVCS (USD).
 C_f^{GT} Investment cost for GT unit at node f (USD).
 C_u^{PV}/C_u^{WT} Investment cost for PV/WT unit investment at node u/k (USD).
 C_{op}^{GT} Operational cost for GT units (USD/kWh).
 $C_{op}^{PV/WT}$ Operational cost for PV/WT units (USD/kWh).
 C_{op}^{sub} Operational cost for substations (USD/kWh).
 d_ω Number of hours in scenario ω .
 f_ω^D Demand factor of scenario ω .
 $f_\omega^{PV}/f_\omega^{WT}$ PV/WT generation factor of scenario ω .
 I_{ij} Current limit of circuit ij .
 l_{ij} Length of circuit ij (km).
 P/Q_{ij}^D Active/Reactive power demand at node i and period p (kW/kVA).
 μ_c^{EV} Capacity of EV charger type c (kW).
 μ_k^{WT} Active power capacity of WT/PV units at node k/u (kW).
 $R^L/X^L/Z^L$ Resistance/reactance/impedance of conductor (Ω /km).
 S_{ij}^D Apparent power demand at node i at period p .
 \bar{V}/\underline{V} Upper and lower voltage limits (kV).

C. Continuous variables:

$D_{i,j,p}^{EVCS}$ EV charging demand in EVCS at node r , scenario ω , period p .
 $I_{ij,p}^{EV}$ Square of the current through circuit ij in scenario, period p .
 IC_p/OC_p Investment/operational costs at period p .
 $P/Q_{i,j,p}$ Active/inactive power flow through circuit ij in scenario ω , period p (kW/kVA).
 $P/Q_{i,p}^{GT}$ Active/inactive power injected by the GT units at node f , scenario ω , period p (kW/kVA).
 $P/Q_{i,p}^{PV}$ Active/inactive power injected by the PV units at node u , scenario ω , period p (kW/kVA).
 $P/Q_{i,p}^{sub}$ Active/inactive power supplied by the substation at node s , scenario ω , period p (kW/kVA).
 $P/Q_{i,p}^{WT}$ Active/inactive power injected by the WT units at node k , scenario ω , period p (kW/kVA).
 $S_{i,p}^{sub}$ Square of the apparent power supplied by substation at node i , scenario ω , period p (kVA).
 SV_ϵ Slack variable related to the augmented ϵ -constraint.
 $V_{i,p}^{WT}$ Square of the voltage at node i , scenario ω , period p (kV).

D. Integer variables:

μ_i^{PV} Investment variable for allocating a PV unit at node i , period p .
 $N_{i,c,p}^{EV}$ Number of EV chargers at node r , type c , period p .
 $x_{i,p}^{EVCS}$ Investment variable for allocating an EVCS at node i , period p .
 $x_{i,p}^{GT}/x_{i,p}^{WT}$ Investment variable for allocation of GT/WT unit at node i , period p .

978-1-6654-1211-7/22/531.00 ©2022 IEEE

Authorized licensed use limited to: UNIV ESTADUAL PAULISTA JULIO DE MESQUITA FILHO. Downloaded on May 05, 2023 at 14:36:22 UTC from IEEE Xplore. Restrictions apply.

<https://ieeexplore.ieee.org/document/9810639>

Optimal Allocation of EV Charging Stations with PV units and Energy Storage Systems in Distribution Systems for a Low-carbon Development Strategy

Tayenne Dias de Lima, John F. Franco, João Soares, and Fernando Lezama

Abstract— Representatives of governments, companies, and other organizations pledged at COP26 to accelerate the transition to zero-emission vehicles to achieve the goals of the Paris Agreement. Investment in electric vehicle (EV) charging stations is vital to achieving these goals. Thus, a mixed-integer second-order cone programming model is proposed in this paper for the allocation of EV charging stations equipped with photovoltaic units and energy storage systems in electric distribution systems. Such technologies are scaled using the proposed model, considering uncertainties related to EV demand and the output power of PV units. A zone constraint has been adopted to distribute EV charging stations over the system. Furthermore, environmental constraints are included in the model aiming at a low-carbon development strategy. Finally, results for the application of the optimization model in the IEEE 33-node system demonstrate the applicability of the proposed model.

Index Terms— Electric vehicles, EV charging stations, photovoltaic units, energy storage systems, low-carbon development.

NOMENCLATURA

Índices

b, u Índice de barras candidatas para alocação de geradores fotovoltaicos
 c Índice de alternativas para carregadores de VEs.
 i/j Índice de barras/circuitos.
 p Índice de períodos de planejamento.
 r Índice de nós candidatas para alocação de ECVEs.
 s Índice de cenários.
 z Índice de zonas.

T. D. de Lima e J. F. Franco estão com o Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Estadual Paulista, (UNESP), Ilha Solteira, SP 13385-000 Brasil (e-mail: tayenne.lima@unesp.br, j.f.franco@unesp.org).
 J. Soares e Fernando Lezama estão com o Intelligent Systems Associate Laboratory (IAS), GECAD, Instituto Superior de Engenharia do Porto (ISEP), Porto 4200-072, Portugal (e-mail: jsoa@isep.ipp.pt, flz@isep.ipp.pt).
 O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) no âmbito do Programa CAPES-Print, processo número 88887.310463/2018-00, Mobilidade número 88887.370741/2020-00. Além disso, o trabalho foi apoiado por outras instituições brasileiras, o Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) – Bolsa n° 313047/2017-0 e a Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP) – bolsas 2015/21972-6, 2017/02831-8, 2018/23617-7, 2018/20990-9 e 2018/08008-4. Os autores agradecem também as instituições portuguesas pelas instalações e equipamentos de trabalho fornecidos pelo centro de pesquisa GECAD (UIDB/00760/2020) a equipe do projeto e CEECIND/02814/2017 (João Soares grant).

Parâmetros

ζ_i^f Taxa de emissões da energia fornecida pela rede.
 $\eta^{SA-/+}$ Eficiência do SAAE nos processos de carga e descarga.
 λ Número de anos por período.
 π_s Probabilidade do cenário s .
 τ Taxa de juro.
 I Número de blocos de discretização.
 C_c^{EC} Custo de investimento para carregadores de EV tipo c .
 C_c^{EC} Número máximo de carregadores de EV tipo c .
 C^{INST} Custo de instalação para o EVCS.
 $C_{u,p}^{GF}$ Custo de investimento do gerador fotovoltaico na barra u .
 $C_{u,p}^{NS}$ Custo da energia não suprida.
 $C_{b,p}^{SA}$ Custo de investimento do SAAE na barra b .
 C_b^s Custo operacional das subestações.
 $C_{b,p}^{OP,GF}$ Custo da operação e manutenção dos geradores fotovoltaicos.
 $C_{b,p}^{OP,SA+}$ Custo da operação e manutenção do processo de descarga do SAAE.
 $C_{b,p}^{OP,SA-}$ Custo da operação e manutenção do processo de carga do SAAE.
 d_s Número de horas no cenário s .
 EM Limite máximo permitido de emissões de CO₂.
 N_u^{GF} Número máximo de geradores fotovoltaicos que podem ser instalados em todo o sistema.
 N_b^{SA} Número máximo de SAAE que podem ser instalados em todo o sistema.

Variáveis contínuas

$D_{r,p}^{EC}$ Demanda de carregamento de VEs em ECVEs na barra r , cenário s , período p .
 $I_{i,j,p}^{IEP}$ Quadrado da corrente através do circuito ij no cenário, período p .
 $N_{u,p}^{GF}$ Variável inteira que define a quantidade de geradores fotovoltaicos instalados.
 $N_{b,p}^{SA}$ Variável inteira que define a quantidade de SAAE de energia instalados.
 $P/Q_{i,j,p}$ Fluxo de potência ativa/reactiva através do circuito ij no cenário s , período p .
 $P/Q_{u,p}^{GF}$ Potência ativa/reactiva injetada pelas unidades fotovoltaicas na barra u , cenário s , período p .
 $P/Q_{i,p}$ Potência ativa/reactiva fornecida pela subestação na barra i , cenário s , período p .
 $P/Q_{i,p}^{NS}$ Potência ativa/reactiva não fornecida na barra i , cenário s , período p .
 $P_{b,p}^{SA-}$ Potência ativa de carga do SAAE da barra b no cenário s e período p .

Optimal Allocation of Protection and Control Devices in Distribution Networks with Microgrids

Cleberton Reiz, Tayenne Dias de Lima, Jonatas Boas Leite
 Department of Electrical Engineering
 Sao Paulo State University
 Ilha Solteira, Brazil
cleberton.reiz@unesp.br, tayenne.lima@unesp.br,
jb.leite@unesp.br

Mohammad Sadegh Javadi, Clara Sofia Gouveia
 Institute for Systems and Computer Engineering, Technology
 and Science
 Faculty of Engineering of U Porto
 Porto, Portugal
mohammad.javadi@inesctec.pt, clara.s.gouveia@inesctec.pt

Abstract— Protection and control systems represent an essential part of distribution networks, ensuring the physical integrity of components and improving system reliability. Protection devices isolate a portion of the network affected by a fault, while control devices reduce the number of de-energized loads by transferring loads to neighboring feeders. The integration of distributed generation has the potential to improve the continuity of energy services through islanding operation during outage conditions. In this context, this paper presents a multi-objective optimization approach for the size and allocation of protection and control devices in distribution networks with microgrids supplied by renewable energy sources. Reclosers, fuses, remote-controlled switches, and directional relays are considered in the formulation. The demand and generation uncertainties define the islanding operation and the load transfer possibilities. A genetic algorithm is presented to solve the allocation problem. The compromise programming is performed to choose the best solution from the Pareto front. Results show interesting setups for the protection system and viability of islanding operation.

Keywords—Protection system planning, Distribution systems, microgrids, genetic algorithm, compromise programming

I. INTRODUCTION

The traditional fault isolation and load restoration methods are essential for planning a distribution network to reach good reliability indices. Insolation methods include reclosers and fuses action, while restoration methods comprise manual and automatic switches operation.

About 80% of faults occur in the distribution network, where approximately 75–90% are temporary in nature [1]. For this reason, reclosers play the important role of mitigating temporary failures in fast trip mode. If the fault becomes permanent, the recloser changes its operation mode, allowing fuses closer to the fault blow first, minimizing the impact on the system. Permanent faults, although less frequent, have a greater impact on the interruption of customer service, drastically increasing the amount of energy not supplied (ENS). During permanent faults, automatic switches (AS) available in the network could change their status by the system's operator and transfer part of the loads not supplied to neighbor feeders.

The integration of distributed generation (DG) brings several benefits and new challenges to distribution companies. A potential advantage is to allow the islanding operation of DG units with part of the distribution network loads, operating

This paper was possible thanks to the scholarship granted from the Brazilian Federal Agency for Support and Evaluation of Graduate Education (CAPES), in the scope of the Program *CAPES-Prim*, process number 8887 310463/2018-00, Mobility number 8887.569912/2020-00, and the São Paulo Research Foundation (FAPESP) - grants 2015/21972-6, and 2019/07436-5.

as a microgrid [2]. However, the microgrid must have an adequate control system to guarantee the quality of energy supply to consumers, in addition to safety when reconnecting with the distribution system. This strategy enables a substantial reduction in customer service interruptions during fault conditions. Therefore, the emergence of distribution systems with distributed generators and advanced autonomous systems offers a valuable opportunity to improve reliability through the islanding operation of microgrids [3], [4].

Several works considered the optimal allocation of protective and control devices without DG to improve the system reliability [5]–[12]. In the last decade, the integration of DG units in distribution systems grew exponentially, bringing several publications solving the optimal allocation problem of protective devices considering distribution networks with DG units [13]–[19]. However, a few works consider the technical differences between dispatchable and renewable DG units [17]–[19].

Some works consider the islanding operation [15]–[19], while a few publications consider the demand and generation uncertainties to allow the operation of microgrids [18], [19]. Most countries do not allow the DG islanding operation, despite the benefits that this technique can provide. The most common technical barriers comprise dual modes of operation, quality and control of energy, and problems of protection systems [2]. However, some papers in the literature have shown promising results in these segments [4], [15]–[19]. Therefore, the islanding operation can be an attractive alternative to maximize the DG benefits and improve the reliability of the distribution system.

A summary of main features from the bibliographic review is shown in Table I. Numbers 1 to 4 represent the following protective devices: recloser, fuse, AS and island interconnection device (IID). DG units are categorized as dispatchable (D) and renewable (R), where the second one depends on the power output uncertainties. The reliability indices considered in literature review includes the cost of energy not supplied (CENS), system average interruption duration index (SAIDI), system average interruption frequency index (SAIFI), momentary average interruption frequency index (MAIFI), and the average system interruption duration index (ASIDI).

This paper proposes an optimal allocation method of protection and control devices in distribution networks, considering the islanding operation and load transference possibility in a multi-objective approach. Unlike [5]–[16], this work includes DG units from different technologies. Dispatchable DG units can easily operate in islanded mode, while renewable DG units, like photovoltaic (PV) and wind

A Stochastic Programming Model for the Planning of Distribution Systems Considering Renewable Distributed Generation and CO₂ Emissions

Tayenne Dias de Lima
Dep. of Electrical Engineering
São Paulo State University
Ilha Solteira, Brazil
tayenneimal19@gmail.com

Alejandra Tabares
Dep. of Electrical Engineering
São Paulo State University
Ilha Solteira, Brazil
tabares.1989@gmail.com

Nataly Bañol Arias
Dep. of Energy Systems
State University of Campinas
Campinas, Brazil
natycanta@gmail.com

John F. Franco
School of Energy Engineering
São Paulo State University
Rosana, Brazil
j.f.franco@ieee.org

Abstract—The presence of renewable distributed generation (DG) in electrical distribution systems (EDSs) has been increased in recent years, bringing technical, economical, and environmental benefits. However, the stochastic nature of renewable DG units increases the complexity of the planning and operation of EDSs. Hence, advanced planning models that take into account the uncertain nature of the renewable DG units, as well as their benefits in reducing emissions, are required. This work proposes a two-stage stochastic programming model for the expansion planning of EDSs that considers the uncertainties associated with the renewable DG units, the demand, and the energy price. The objective function minimizes the net present value of investments and operation costs, as well as the cost of CO₂ emissions. The proposed model was implemented in the AMPL modeling language and solved via the commercial solver CPLEX. Tests with a 24-node system illustrate the efficiency of the proposed model.

Index Terms—Electrical distribution systems, expansion planning, renewable distributed generation, stochastic programming, uncertainties.

NOMENCLATURE

A. Indices and Sets:

Ω_b^t, ω Set and index of scenarios at block time b
 $\Omega_{a, \alpha}$ Set and index of conductor types
 Ω_{ij} Set and index of circuits
 $\Omega_{n, i}$ Set and index of nodes
 $\Omega_{pv, u}$ Set and index of candidate nodes for installation of photovoltaic generators
 $\Omega_{n, s}$ Set and index of substation nodes
 $\Omega_{wd, k}$ Set and index of candidate nodes for installation of wind generators

B. Parameters:

β_u^{pv} Limit of PV units to be installed in node u
 ζ^e Emission rate of energy imported by substation s
 ζ^{pv}/ζ^{wt} Emission rate of PV/WT units
 λ Years of the planning horizon
 π_ω Probability of the scenario ω
 r Interest rate
 Γ Number of discretization blocks
 $\varphi^{pv}/\varphi^{wt}$ Power factor limits for PV/WT generators
 C_ω^e Energy cost in scenario ω
 C^{pv}/C^{wt} PV/WT operational and maintenance cost
 C^{em} Emission cost
 C^s Substation installation cost at node s
 $C_{ij, \alpha}^c$ Construction cost of circuit ij using conductor α
 C_k^{pv}/C_k^{wt} PV/WT unit investment cost

d_b^h Number of hours in time block b in scenario ω
 $f(r, \lambda)$ Function for the calculation of present value
 $f_{\omega, \alpha}^D$ Demand factor in scenario ω
 $f_{\omega, \alpha}^{pv}$ PV generation factor in scenario ω
 $f_{\omega, \alpha}^{wt}$ WT generation factor in scenario ω
 T_α Maximum current flow magnitude of conductor type α
 l_{ij} Length of circuit ij
 N^{pv} Maximum number of PV units to be installed
 N^{wt} Maximum number of WT units to be installed
 P^p/Q^p Active/reactive power demand at node i
 $\overline{P}_k^a/\overline{P}_k^{wt}$ Maximum active power of PV/WT units
 $Q_k^{wt}/\overline{Q}_k^{wt}$ Minimum/maximum reactive power of WT units
 Q_k^{wt}, P_k^{wt} k -th point of the capability curve of WT unit k
 $R_{\alpha, X_{\alpha, Z_\alpha}}$ Resistance, reactance and impedance of conductor α
 Sg_α^e Capacity of existent substation at node s
 Sg_α^i Capacity for installation/resizing of substation at node s
 S_i^p Apparent power demand at node i
 V_i^e Estimated voltage at node i in scenario ω
 V, \underline{V} Upper and lower voltage limits

C. Variables:

$\alpha_{ij, \alpha}$ Binary variable for the use of conductor α in circuit ij
 β_u^{pv} Integer variable that define the PV modules installed in at node u
 σ_s Binary variable for installation of a substation at node s
 \overline{b} Upper bound for the variable $b_{ij, \omega}$
 $b_{ij, \omega}$ Variable used in the calculation of the voltage magnitude drop of circuit ij at scenario ω
 EC_ω Cost related to CO₂ emissions
 IC^s Investment costs in substations
 IC^c Investment costs in circuits
 IC^{RDG} Investment costs renewable DG units
 $i_{ij, \alpha, \omega}^{2qr}$ Square of the current through circuit ij for conductor α in scenario ω
 $i_{ij, \omega}^{2qr}$ Square of the current flow magnitude through circuit ij in scenario ω
 OC_ω^s Operational costs of the energy imported by the substation
 OMC_ω^{RDG} Operational and the maintenance cost of renewable DG
 $P_{i, \omega}^e$ Active power imported by the substation at node i in scenario ω
 $P_{ij, \alpha, \omega}$ Active power through circuit ij associated with conductor α in scenario ω
 $P_{ij, \omega}$ Active power flow through circuit ij at scenario ω
 $P_{i, \omega}^{pv}/P_{i, \omega}^{wt}$ Active power injected by the PV/WT units at node i in scenario ω
 $Q_{i, \omega}^e$ Reactive power imported by the substation at node i in scenario ω
 $Q_{ij, \alpha, \omega}$ Reactive power flow through circuit ij associated with conductor α in scenario ω

This work was supported by the Brazilian institutions Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Finance Code 001, CNPq (process 313047/2017-0) and São Paulo Research Foundation (FAPESP), grants 2015/21972-6, 2017/02831-8, 2018/23617-7.

978-1-5386-8218-0/19/\$31.00 ©2019 IEEE

Authorized licensed use limited to: UNIV ESTADUAL PAULISTA JULIO DE MESQUITA FILHO. Downloaded on May 06, 2023 at 14:55:49 UTC from IEEE Xplore. Restrictions apply.

<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9694584>

ANEXO A – DADOS DO SISTEMA DE 24 BARRAS

Tabela 13 – Dados das barras do sistema de 24 barras.

Barra	Período 1	Período 2
	S (kVA)	S (kVA)
1	2800	7281
2	350	1000
3	1932	2590
4	324	1104
5	310	1088
6	602	1190
7	1484	2905
8	621	777
9	1170	1463
10	887	1984
11	1234	1543
12	568	1410
13	595	1444
14	1393	1741
15	714	892
16	0	1372
17	1058	2023
18	0	1857
19	0	997
20	0	1388
21	0	0
22	0	0
23	0	0
24	0	0

Tabela 14 – Dados das linhas do sistema de 24 barras.

Linha	Barra <i>i</i>	Barra <i>j</i>	l_{ij} (km)	Linha	Barra <i>i</i>	Barra <i>j</i>	l_{ij} (km)
1	1	9	2,1	11	7	19	2,8
2	1	21	3,85	12	7	23	1,575
3	2	12	1,925	13	8	22	3,5
4	2	21	2,975	14	10	16	1,4
5	3	16	2,1	15	11	23	2,8
6	3	23	2,1	16	14	18	1,75
7	4	9	2,1	17	15	19	2,8
8	5	24	1,225	18	17	22	2,625
9	6	13	2,1	19	18	24	2,625
10	6	22	4,55	20	20	24	1,575

ANEXO B – DADOS DO SISTEMA DE 54 BARRAS

Tabela 15 – Dados das barras do sistema de 54 nós

Barra	P (kW)	Q(kVAr)	Barra	P (kW)	Q(kVAr)	Barra	P (kW)	Q(kVAr)
1	5780	2830	19	1260	610	37	1890	915
2	2350	753	20	720	348	38	990	479
3	630	305	21	1620	784	39	900	435
4	990	479	22	990	479	40	1260	610
5	2340	1133	23	900	435	41	910	492
6	630	305	24	450	217	42	1380	823
7	900	435	25	810	392	43	1170	566
8	1710	828	26	1080	523	44	1260	610
9	1080	523	27	1350	653	45	920	548
10	3610	2264	28	630	305	46	1620	784
11	270	130	29	1260	610	47	900	435
12	1620	784	30	4340	2133	48	920	348
13	990	479	31	630	305	49	950	717
14	900	435	32	1530	741	50	720	348
15	1260	610	33	2610	1264	51	0.00	0.00
16	1710	828	34	1080	523	52	0.00	0.00
17	630	305	35	810	392	53	0.00	0.00
18	1080	523	36	770	430	54	0.00	0.00

ANEXO C – DADOS DA GERAÇÃO DISTRIBUÍDA

Tabela 16 – Dados do gerador a gás.

\overline{P}_f^{gt} (kW)	2000	\overline{Q}_f^{gt} (kVAr)	1781
$P_{f,1}^{gt}$ (kW)	1807	$Q_{f,1}^{gt}$ (kVAr)	-857
$P_{f,2}^{gt}$ (kW)	2000	$Q_{f,2}^{gt}$ (kVAr)	0
$P_{f,3}^{gt}$ (kW)	1807	$Q_{f,3}^{gt}$ (kVAr)	857
$P_{f,4}^{gt}$ (kW)	1400	$Q_{f,4}^{gt}$ (kVAr)	1428
\underline{Q}_f^{gt} (kVA)	-1176	ζ^{gt} (ton/MWh)	0,5600
\underline{C}_f^{gt} (USD/kW)	600	c^{owt} (USD/kWh)	0,008

Tabela 17 – Dados do gerador eólico.

\overline{P}_k^{wt} (kW)	2000	\overline{Q}_k^{wt} (kVAr)	1510
$P_{k,1}^{wt}$ (kW)	1194	$Q_{k,1}^{wt}$ (kVAr)	-1605
$P_{k,2}^{wt}$ (kW)	1915	$Q_{k,2}^{wt}$ (kVAr)	-575
$P_{k,3}^{wt}$ (kW)	1877	$Q_{k,3}^{wt}$ (kVAr)	0
$P_{k,4}^{wt}$ (kW)	1205	$Q_{k,4}^{wt}$ (kVAr)	1085
\underline{Q}_k^{wt} (kVA)	-2000	ζ^{wt} (ton/MWh)	0,0276
\underline{C}_k^{wt} (USD/kW)	900	c^{owt} (USD/kWh)	0,001

Tabela 18 – Dados do gerador fotovoltaico.

\overline{P}_u^{pv} (kW)	100	NOCT (°C)	45
ζ^{pv}	0.0584	δ	-0.004
\underline{C}_u^{pv} (USD/kW)	600	c^{opv} (USD/kWh)	0.0004

ANEXO D – CENÁRIOS DE OPERAÇÃO

Tabela 19 – Cenários de operação.

Cenário	Bloco de tempo	Sub-bloco	Fator de demanda (p.u.)	Velocidade do vento (m/s)	Irradiação solar (W/m ²)	Demanda VEs (kW)	Horas
1	1	1	0.6836	9.5274	221.7	1713.17	244
2	1	1	0.8549	7.7004	818.9	431.57	298
3	1	1	0.9564	4.8924	634.4	3744.47	100
4	1	1	0.7318	11.5722	281.4	2016.61	274
5	1	1	0.5785	10.3122	688.9	3185.46	93
6	1	1	0.9164	8.2080	355.6	149.76	214
7	1	1	0.8195	8.8146	553.8	842.14	260
8	1	1	0.7756	7.20	937.5	2750.5	215
9	1	1	0.6340	6.6726	165.3	1383.98	214
10	1	1	0.8849	5.9436	443.9	2353.46	272
11	1	2	0.8275	7.9452	0.000	521.46	249
12	1	2	0.7045	9.6804	0.000	3454.97	299
13	1	2	0.6394	5.3154	0.000	1498.47	235
14	1	2	0.8934	8.991	0.000	3015.74	83
15	1	2	0.7732	11.6856	0.000	3938.15	217
16	1	2	0.6723	7.4088	0.000	1065.05	267
17	1	2	0.7381	8.4618	0.000	173.53	249
18	1	2	0.8027	10.5156	0.000	2167.71	258
19	1	2	0.8559	6.228	0.000	1805.86	205
20	1	2	0.5991	6.8976	0.000	2591.46	122
21	2	1	0.8245	6.0876	4.400	2121.61	338
22	2	1	0.5200	13.158	345.00	273.82	79
23	2	1	0.7240	4.8222	705.3	3660.95	152
24	2	1	0.6904	7.749	115	2495.8	210
25	2	1	0.8673	8.4366	846.4	3122.19	150
26	2	1	0.7928	11.5902	770	1114.8	397
27	2	1	0.5813	6.9894	271.2	1674.42	190
28	2	1	0.7643	9.153	543	4055.58	303
29	2	1	0.6599	9.9342	626.1	2853.36	212
30	2	1	0.6186	10.7262	463.4	3382.5	165
31	2	2	0.7836	9.4644	0.000	2986.21	220
32	2	2	0.5990	7.2216	0.000	207.7	303
33	2	2	0.5346	8.7012	0.000	3345.06	134
34	2	2	0.7026	5.049	0.000	643.25	186
35	2	2	0.6290	6.7014	0.000	1359.48	262
36	2	2	0.8446	8.145	0.000	3825.01	162
37	2	2	0.6635	5.9274	0.000	2423.44	180
38	2	2	0.7441	11.3796	0.000	2724.79	200
39	2	2	0.8150	10.3968	0.000	1767.68	276
40	2	2	0.5728	7.695	0.000	2129.22	273