



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
“JULIO DE MESQUITA FILHO”
FACULDADE DE ENGENHARIA
CÂMPUS DE ILHA SOLTEIRA

SERGIO PATRICIO ZAMBRANO ASANZA

**PLANEJAMENTO INTEGRADO DA EXPANSÃO DE SISTEMAS DE
DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA CONSIDERANDO PREVISÃO
ESPAÇO-TEMPORAL DA DEMANDA**

Ilha Solteira
2022

SERGIO PATRICIO ZAMBRANO ASANZA

**PLANEJAMENTO INTEGRADO DA EXPANSÃO DE SISTEMAS DE
DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA CONSIDERANDO PREVISÃO
ESPAÇO-TEMPORAL DA DEMANDA**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Faculdade de Engenharia do Câmpus de Ilha Solteira da UNESP, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Doutor em Engenharia Elétrica.

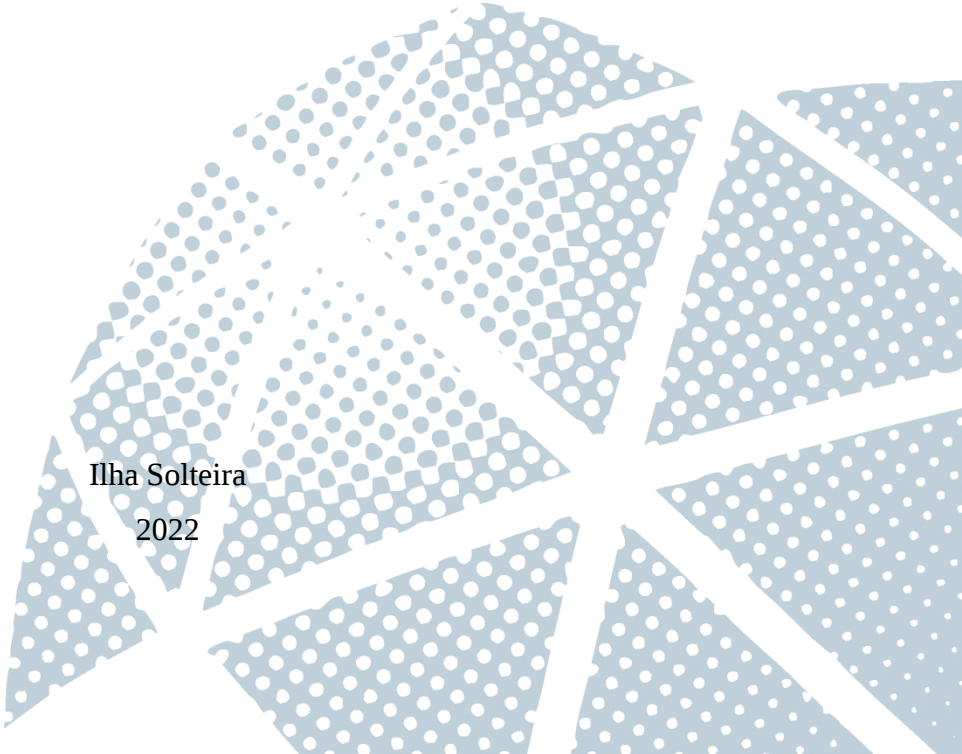
Área de Conhecimento: Automação.

Prof. Dr. John Fredy Franco Baquero

Orientador

Ilha Solteira

2022



FICHA CATALOGRÁFICA
Desenvolvido pelo Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação

Z24p Zambrano Asanza, Sergio Patricio.
Planejamento integrado da expansão de sistemas de distribuição de energia elétrica considerando previsão espaço-temporal da demanda / Sergio Patricio Zambrano Asanza. -- Ilha Solteira: [s.n.], 2022
143 f. : il.

Tese (doutorado) - Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira. Área de conhecimento: Automação, 2022

Orientador: John Fredy Franco Baquero
Inclui bibliografia

1. Análise de decisão multicritério. 2. Análise geoespacial. 3. Planejamento da expansão de subestações. 4. Previsão espacial da demanda. 5. Sistema de distribuição de energia.

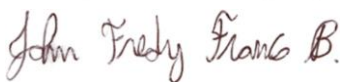
CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

TÍTULO DA TESE: Planejamento Integrado da Expansão de Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica considerando Previsão Espaço-temporal da Demanda

AUTOR: SERGIO PATRICIO ZAMBRANO ASANZA

ORIENTADOR: JOHN FREDY FRANCO BAQUERO

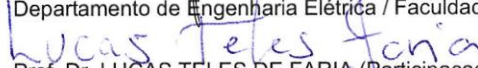
Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de Doutor em ENGENHARIA ELÉTRICA, área: Automação pela Comissão Examinadora:

A handwritten signature in brown ink, reading "John Fredy Franco B.", is positioned above the first examiner's name.

Prof. Dr. JOHN FREDY FRANCO BAQUERO (Participação Presencial)
Departamento de Engenharia Elétrica / Campus Experimental de Rosana - UNESP

A handwritten signature in black ink, reading "Jose Roberto Sanches Mantovani", is positioned above the second examiner's name.

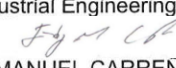
Prof. Dr. JOSE ROBERTO SANCHES MANTOVANI (Participação Presencial)
Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira - UNESP

A handwritten signature in blue ink, reading "Lucas Teles de Faria", is positioned above the third examiner's name.

Prof. Dr. LUCAS TELES DE FARIA (Participação Virtual)
Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia e Ciências de Rosana - UNESP

A handwritten signature in black ink, reading "Alejandra Tabares", is positioned above the fourth examiner's name.

Profa. Dra. ALEJANDRA TABARES POZOS (Participação Virtual)
Department of Industrial Engineering / Universidad de Los Andes

A handwritten signature in black ink, reading "Edgar Manuel Carreño Franco", is positioned above the fifth examiner's name.

Prof. Dr. EDGAR MANUEL CARREÑO FRANCO (Participação Virtual)
Departamento de Engenharia Elétrica / Universidade Estadual do Oeste do Paraná - UNIOESTE

Ilha Solteira, 05 de agosto de 2022

Dedico este trabalho a Deus, minha família, em especial aos meus pais Sergio e Gricelda, minha esposa Jessica e meus filhos Matias Ariel e Dylan Samuel.

AGRADECIMENTOS

Ao concluir mais uma etapa da minha vida, quero agradecer aos meus amigos e toda minha família, em especial aos meus pais, irmãos e sogros, pelo apoio, bênçãos, boas energias e boas vibrações quando morei no Brasil.

A todos meus amigos do Brasil, aos meus compatriotas Darlin, Wilson e Brian, aos meus colegas e professores do Laboratório de Planejamento de Sistemas de Energia Elétrica – LaPSEE da UNESP, pela amizade, apoio e pelo convívio. Sempre levarei cada um de vocês no meu coração.

Ao Prof. John Fredy Franco, pela dedicação, confiança e amizade durante a orientação deste trabalho.

Aos professores da banca, José Roberto Sanches Mantovani, Lucas Teles de Faria, Alejandra Tabares Pozos e Edgar Manuel Carreño Franco, que contribuíram na revisão e melhoria do trabalho.

Ao Prof. Antônio Padilha Feltrin e seu grupo de pesquisa, Joel e Mario, pela amizade, pela aproximação com o Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e pesquisa inicial.

Um agradecimento especial ao professor Rubén Augusto Romero e sua família, pela ajuda quando chegamos com minha família em Ilha Solteira, pela amizade e sugestões.

À equipe da UNESP, pelos serviços prestados.

Aos professores da unidade de ensino EMEI “O Pequeno Polegar” da Prefeitura de Ilha Solteira, pelo cuidado e educação do meu filho Matias Ariel.

Aos professores do Centro de Convivência Infantil CATATAU da UNESP, pelo cuidado e educação do meu filho Dylan Samuel.

Gostaria de agradecer à “*Empresa Eléctrica Regional Centro Sur C.A.*” do Equador, pela permissão concedida, pelas informações e pelo apoio colaborativo. Ressalta-se que a concessionária de distribuição mantém acordo de cooperação com a UNESP, sendo que o autor faz parte das duas instituições.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001 pelo suporte financeiro no desenvolvimento desta Tese. À Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP), processos 2015/21972-6 e 2017/02831-8.

RESUMO

O planejamento da expansão do Sistema de Distribuição de Energia Elétrica enfrenta novos desafios devido à necessidade de integração de fontes energéticas distribuídas, novas cargas com alto consumo e armazenamento de energia. Deve incluir uma compreensão do comportamento do consumidor e a necessidade de desenvolver alternativas estratégicas de expansão de longo prazo que atendam à demanda futura. O objetivo da Tese é desenvolver um modelo para o planejamento da expansão de subestações, isto é, área de serviço, tamanho, localização e data de operação, incluindo os resultados da previsão espaço-temporal da demanda, assim como a articulação com a rede de média tensão existente. Uma otimização multiestágio é proposta para identificar a alternativa ótima para a construção de novas subestações e/ou reforço de subestações existentes do sistema de subtransmissão. Foi desenvolvido um algoritmo robusto baseado na técnica meta-heurística Busca Tabu para resolver o problema de otimização das áreas de serviço de subestações. Um método de simulação do uso do solo é proposto para reconhecer e prever padrões de desenvolvimento usando dinâmica histórica, de forma a determinar o crescimento dos consumidores e da carga elétrica em pequenas áreas através de uma rede neural artificial integrada com um autômato celular. Além disso, uma análise de decisão multicritério baseada nos sistemas de informações geográficas também é proposta para identificação dos locais adequados para instalação de novas subestações considerando às preferências dos tomadores de decisão, critérios espaciais e as restrições físicas no uso do solo. O desempenho dos objetivos propostos foi avaliado através da utilização de um sistema de distribuição real e de grande porte. Esta abordagem de planejamento integrado da expansão de um sistema de distribuição constitui uma poderosa ferramenta de tomada de decisão que pode ser adotada pelas concessionárias de distribuição, pois utiliza informações da rede existente e suas restrições para representá-las nos métodos e algoritmos de otimização.

Palavras chave: análise de decisão multicritério; análise geoespacial; planejamento da expansão de subestações; previsão espacial da demanda; sistema de distribuição de energia.

ABSTRACT

The expansion planning of the electrical distribution system faces new challenges due to the need to integrate distributed energy resources, new loads with high consumption and energy storage. It should include an understanding of consumer behavior and the need to develop strategic alternatives for long-term expansion that meet future demand. The objective of the Thesis is to develop a model for substation expansion planning, that is, service area, size, location, and date of operation; which includes the results of the spatial-temporal load forecasting and considers the existing medium voltage network. A multi-stage optimization is proposed to identify the optimal alternative for the construction of new substations and/or the reinforcement of existing substations of the subtransmission network. A robust algorithm based on the metaheuristic Search Tabu technique was developed to solve the substation service-area optimization problem. A land use simulation method is proposed to recognize and predict patterns of development using historical dynamics and to determine the growth of consumers and the load in small areas through an artificial neural network integrated with a cellular automaton. A multicriteria decision analysis based on geographic information systems is also proposed to identify ideal locations for new substations, taking into account the preferences of decision makers, spatial criteria, and physical restrictions on land use. The performance of the proposed objectives was evaluated using real distribution systems. This integrated distribution planning approach for the network expansion constitutes a powerful decision-making tool that can be adopted by distribution utilities, as it uses information from the existing network and its restrictions to represent it in methods and optimization algorithms.

Keywords: electrical distribution system; geospatial analysis; multicriteria decision analysis; spatial load forecasting; substation expansion planning.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Planejamento integrado de distribuição	34
Figura 2. Estrutura de Planejamento de Distribuição Integrada em Fases: Elementos Principais de PID	35
Figura 3. Estudos e Subsistemas de Planejamento de Distribuição	39
Figura 4. Processo de planejamento típico de um sistema de distribuição	40
Figura 5. Estrutura geral de um método de simulação	45
Figura 6. Módulo de previsão espacial usando um modelo RNA-AC com SIG.....	47
Figura 7. Fluxograma do modelo RNA-AC	49
Figura 8. Determinação do aumento de clientes e demanda por convolução espacial..	53
Figura 9. Uma partição da árvore T.....	57
Figura 10. Estrutura proposta do SIG-ADMC para identificação dos locais para novas subestações	63
Figura 11. Pontuações de adequação para proximidade de rodovias	65
Figura 12. Estrutura proposta para o problema PES	73
Figura 13. Exemplo de alocação de cargas, distribuídas espacialmente, a subestações por meio de um fluxo de rede de transporte	74
Figura 14. Codificação do problema PES	77
Figura 15. Estrutura do algoritmo Busca Tabu para otimização da área de serviço	79
Figura 16. Integração das informações do estudo de caso e módulos desenvolvidos na Tese.....	80
Figura 17. Estudo de caso: CENTROSUR, Cuenca, Equador	81
Figura 18. Rede de subtransmissão na cidade de Cuenca	82
Figura 19. Esquema do sistema de subtransmissão de CENTROSUR	83
Figura 20. Curva de carga para o dia de pico de demanda do ano base, para toda a área de concessão	86
Figura 21. Previsão da demanda para a área de estudo sem considerar grandes consumidores, com três cenários de crescimento	87
Figura 22. Área de estudo da previsão espaço-temporal.....	89
Figura 23. Fatores espaciais de cada célula usada no modelo RNA, para classe residencial com resolução espacial de 200 m x 200 m e escala mín-máx.....	90
Figura 24. Mapa de preferências para classe residencial, comercial e industrial com estratificação D&H e resolução espacial de 400 m x 400 m	91
Figura 25. Cobertura de grandes áreas de subestações.....	92
Figura 26. Distribuição real e o resultado do método RNA-AC, para classe residencial com resolução espacial de 400 m x 400 m	93
Figura 27. Previsão espaço-temporal da demanda para o ano do horizonte com resolução espacial de 400 m x 400 m	96
Figura 28. Mapa de densidade de demanda da previsão espacial: (a) ano base 2021, (b) ano horizonte 2036	97
Figura 29. Mapa de pontos de carga da área de estudo	98
Figura 30. Grafos para a área de serviço e pontos de carga associados ao alimentador 0500030V01: (a) Triangulação de <i>Delaunay</i> , e (b) AGM	99

Figura 31. Mapa de agrupamentos e topologia atual do alimentador 0500030V01....	101
Figura 32. Mapa de agrupamentos de cargas de toda a área de estudo	101
Figura 33. Pesos de critérios determinados pelo AHP	103
Figura 34. Conjuntos de áreas de serviço de subestações existentes	104
Figura 35. Demanda acumulada associada ao conjunto de áreas de serviço de cada subestação em função dos intervalos δ	105
Figura 36. Mapa de adequação resultante do modelo CLP	107
Figura 37. Mapa de localizações para instalação de novas subestações	108
Figura 38. Subestação S/E 08, com capacidade atual de 24/32 MVA	110
Figura 39. Rede de média tensão existente com variantes de expansão para transferência de carga entre subestações existentes e candidatas.....	111
Figura 40. Custo total (investimento e operação) das alternativas factíveis para o cenário de crescimento médio da demanda.	113
Figura 41. Otimização da área de serviço de cada subestação com base na melhor alternativa do PES no ano de 2024.....	114
Figura 42. Otimização da área de serviço de cada subestação com base na melhor alternativa do PES no ano de 2036.....	115
Figura 43. Otimização da área de serviço das subestações S/E 05 e S/E 08, com base na melhor alternativa do PES no ano de 2036.....	117

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Resumo de algumas abordagens para previsão espacial da demanda	26
Tabela 2. Resumo das abordagens SIG-ADMC	30
Tabela 3. Resumo das características dos artigos para o PES	33
Tabela 4. Fatores espaciais na camada de entrada da RNA	47
Tabela 5. Matriz de confusão.....	55
Tabela 6. Escala fundamental de Saaty para comparação de pares (SAATY, 1980)....	64
Tabela 7. Energia e demanda de potência por subestação e grandes unidades consumidoras do sistema de subtransmissão	84
Tabela 8. Usinas de geração distribuída no sistema de subtransmissão	84
Tabela 9. Carregamento da subestação nas condições atuais (com base na capacidade nominal ONAN)	88
Tabela 10. Total de consumidores do ano base a ser atribuído a cada subestação	92
Tabela 11. Métricas de erro para a classe residencial para duas formas de normatização e diferentes resoluções espaciais	93
Tabela 12. Métricas de padrão de erro espacial para todas as classes de consumidores	94
Tabela 13. Número incremental de unidades consumidoras e potência por três estágios de tempo	95
Tabela 14. Agrupamentos de carga do alimentador 0500030V01	100
Tabela 15. Resumo do número de agrupamentos de cargas por alimentador	102
Tabela 16. Pesos relativos na matriz recíproca.....	103
Tabela 17. Peso dos critérios com as classes e pontuações correspondentes, conforme usado no modelo SIG-ADMC	106
Tabela 18. Previsão de demanda na área de estudo para cada cenário de crescimento e estágio temporal.....	109
Tabela 19. Propostas de ampliação e reforço de subestações na área de estudo	110
Tabela 20. Amostra das distâncias das cargas às subestações através de um fluxo de rede	112
Tabela 21. Melhor alternativa do PES com a data de operação das subestações candidatas, para um cenário de crescimento médio da demanda	114
Tabela 22. Alocação da demanda por subestação para um cenário de crescimento médio da demanda, pela melhor alternativa do PES	114
Tabela 23. Melhor alternativa do PES com a data de operação das subestações candidatas, para um cenário de crescimento alto da demanda	115
Tabela 24. Alocação da demanda por subestação, para um cenário de crescimento alto da demanda, pela melhor alternativa do PES	116
Tabela 25. Melhor alternativa do PES usando distância euclidiana em vez de um fluxo de rede, para um cenário de crescimento médio e alto da demanda.....	116
Tabela 26. Linhas do sistema de subtransmissão.	137
Tabela 27. Transformadores de três enrolamentos do sistema de subtransmissão.....	138
Tabela 28. Transformadores de dois enrolamentos do sistema de subtransmissão.....	138

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AC	Autômato Celular
ADMC	Análise de Decisão Multicritério
AGM	Árvore Geradora Mínima, também conhecida como árvore de extensão mínima “ <i>Minimum Spanning Tree</i> ”
AHP	Análise Hierárquica “ <i>Analytical Hierarchy Process</i> ”
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica do Brasil
BT	Busca Tabu
CLP	Combinação Linear Ponderada
CENTROSUR	“Empresa Eléctrica Regional Centro Sur C.A.”
PEC	Previsão Espacial da Carga
PES	Planejamento de Expansão de Subestações
PID	Planejamento Integrado de Distribuição
PLIM	Programação linear inteira mista
RED	Recursos Energéticos Distribuídos
RNA	Redes Neurais Artificiais
SDEE	Sistema de Distribuição de Energia Elétrica
S/E	Subestação
SIG	Sistemas de Informações Geográficas
UCAT	Unidade consumidora com fornecimento em Alta Tensão

LISTA DE SÍMBOLOS

Para facilitar o acompanhamento do documento, os principais símbolos são listados a seguir.

CAPÍTULO 2

Conjuntos e índices:

E	Conjunto de arestas do grafo
n	Conjunto de fatores espaciais: locais, proximidade e vizinhança
P_k	Conjunto formado por k subconjuntos ou particionamentos de V
V	Conjunto de vértices do grafo
Ω	Vizinhança de “Moore” para convolução espacial no AC
Ω'	Vizinhança de “Moore” para a determinação do aumento de clientes e demanda
c	Índice das classes de consumidores: (R) residencial, (C) comercial e (I) industrial
k	Índice de células ou quadrículas
t	Índice do tempo
x_k, y_k	Localização geográfica das células

Parâmetros:

W_{max}	Peso máximo dos vértices que compõem um cluster ou agrupamento de carga
α	parâmetro que controla a perturbação estocástica com um valor constante entre 1 e 10
γ	Número aleatório com um intervalo de 0 a 1
φ^t	Limite dado no tempo t para avaliar a probabilidade de desenvolvimento

Variáveis Contínuas:

$Accuracy$	Exatidão do modelo RNA-AC
C_i	Partes da partição de grafos ou agrupamentos
EQM	Função de perda do erro quadrático médio da RNA
$F1-score$	Fator de pontuação F1-score do modelo RNA-AC
FP	Falso Positivo da matriz de confusão

FN	Falso Negativo da matriz de confusão
G	Grafo
$kappa$	Índice kappa do modelo RNA-AC
$net_{j,k}^t$	Sinal recebido pelo neurônio j para a célula k no tempo t
p_a	Proporção observada de concordância
p_e	Proporção de concordância esperada ao acaso
$Precision$	Precisão do modelo RNA-AC
$p_k^{c,t+1}$	Probabilidade de desenvolvimento do uso do solo da célula k para a classe c no tempo $t + 1$
$PS_k^{c,t}$	Probabilidade de adequação de desenvolvimento da célula k para a classe c no tempo t
$P\Omega_k^{c,t}$	Efeito de vizinhança
$P\varepsilon_k$	Contribuição estocástica
T	Árvore geradora mínima
TN	Verdadeiro Negativo da matriz de confusão
TP	Verdadeiro Positivo da matriz de confusão
$w_{l,j}$	Peso entre as camadas do neurônio l para o neurônio j
$w(e)$	Peso de uma aresta do grafo
$w(v)$	Peso de um vértice do grafo
$x_{l,k}^t$	Fator espacial para a célula k no tempo t
y	Vetor de m elementos com os valores objetivos “ <i>targets</i> ” da RNA
$\hat{y}$	Vetor de m elementos com a previsão da rede neural
$\Delta L_j^{c,t}$	Número incremental de consumidores da célula imediatamente adjacente j (da vizinhança Ω') para a classe c no tempo t
$\widehat{\Delta L}_k^{c,t}$	Número médio incremental de consumidores da célula k para a classe c no tempo t
$\Delta P_j^{c,t}$	Demanda da célula imediatamente adjacente j (da vizinhança Ω') para a classe c no tempo t
$\widehat{\Delta P}_k^{c,t}$	Demanda média da célula k para a classe c no tempo t

Variáveis Binárias:

$P\chi_k$	Fatores de restrição (sendo 0 = restrito, 1 = adequado)
-----------	---

$s_j^{c,t}$	Estado da célula imediatamente adjacente j (da vizinhança Ω) para a classe c no tempo t
s_k^{t+1}	Estado de uma célula k no tempo $t + 1$ (em que 1 corresponde a desenvolvido e 0 representa não desenvolvido)

CAPÍTULO 3

Conjuntos e índices:

F	Conjunto de subestações
L	Conjunto de cargas
n	Conjunto de critérios de avaliação selecionados
w	Conjunto ou vetor de pesos dos critérios de avaliação
f	Índice das subestações
i	Índice da célula ou alternativa de adequação
k	Índice dos critérios
l	Índice das cargas ou pontos de demanda
x_i, y_i	Localização geográfica das células

Parâmetros:

RI	Índice de consistência de uma matriz de comparação gerada em diferentes tamanhos (para $n = 5; 6; 7$ e 8 ; $RI = 1,12; 1,25; 1,35$ e $1,40$ respectivamente)
δ	Distância máxima para estabelecer um conjunto de áreas de serviço nas subestações existentes

Variáveis Contínuas:

$a_{i,k}$	Nível do critério k
c_{kp}	Pesos relativos dos critérios com base na escala fundamental de Saaty
$C_{n \times n}$	Matriz recíproca para determinar os pesos dos critérios com AHP
CI	Índice de consistência do processo
CR	Razão de consistência
d_{lf}	distância mais curta através da rede do ponto de demanda l até a subestação f
$V(A_i)$	Valor total da alternativa i na localização geográfica (x_i, y_i)
$v(a_{i,k})$	Função de pontuação da alternativa i nesse critério k

w_k	Peso atribuído a um critério de avaliação k que indica sua importância em relação aos outros critérios
λ_{max}	Maior autovalor da matriz recíproca C

Variáveis Binárias:

r_i	Restrição de uso do solo ($r = 0$ para restrito e $r = 1$ para uso permitido)
x_{fl}	Variável de decisão binária que garante a atribuição de cada ponto de demanda l a exatamente uma subestação f

CAPÍTULO 4

Conjuntos e índices:

F	Conjunto de subestações candidatas
L	Conjunto de cargas
M	Conjunto de subestações existentes sim reforço
T	Conjunto de estágios
S	Conjunto de subestações (existentes e candidatas)
Ω_b	Conjunto de barras
Ω_{ls}	Conjunto de linhas de subtransmissão
Ω_{tp}	Conjunto de transformadores das subestações
f	Índice das subestações candidatas
l	Índice das cargas ou pontos de demanda
t	Índice dos estágios
s	Índice das subestações

Parâmetros:

C^{loss}	Custo médio de compra de energia da concessionária
$C_{f,t}^{fix}$	Custo fixo da subestação candidata f no estágio t
$C_{f,t}^{var}$	Custo variável da subestação candidata f no estágio t
h_t	Número de horas em cada estágio
$\bar{I}_i$	Limite térmico em cada linha de subtransmissão i
I_t	Custo de investimento da subestação no estágio t
O_t	Custo operacional da subestação no estágio t

$\overline{P}_i$	Potência máxima de operação do transformador i
$\underline{V}$	Limite de tensão inferior
$\overline{V}$	Limite de tensão superior
γ	Número de anos em cada estágio
ϑ	Fator de perdas
τ	Taxa interna de retorno

Variáveis Contínuas:

$d_{l,s}$	Distância através da rede de transporte da carga l à subestação s
$I_{i,t}$	Corrente que flui através da linha i no estágio t
$P_{i,t}$	Potência do transformador i no estágio t
$P_{l,t}$	Potência da carga l no estágio t
p_t^{loss}	Perdas de potência do sistema elétrico no estágio t
$V_{i,t}$	Tensão na barra i no estágio t

Variáveis Binárias:

$x_{f,t}^F$	Variável de decisão binária para uma subestação candidata f no estágio t
$x_{l,s,t}^L$	Variável de decisão binária para a carga l atribuída à subestação s no estágio t

Variáveis Inteiras:

$v_{f,t}$	Variável de decisão inteira $\{0,1,2\}$ que define o tipo de investimento da subestação candidata f , e se ela opera no estágio t
$w_{l,t}$	Variável de decisão inteira $\{1,2, \dots, s\}$ define que a carga l foi atribuída à subestação s no estágio t

SUMÁRIO

AGRADECIMENTOS	6
RESUMO	7
ABSTRACT	8
LISTA DE FIGURAS	9
LISTA DE TABELAS	11
LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS	12
LISTA DE SÍMBOLOS	13
SUMÁRIO	18
1 INTRODUÇÃO	21
1.1 REVISÃO DA LITERATURA	21
1.1.1 PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DE SDEE	21
1.1.2 PREVISÃO ESPACIAL DA DEMANDA	24
1.1.3 PLANEJAMENTO DA TOPOLOGIA DE SDEE	27
1.1.4 LOCAIS PARA SUBESTAÇÕES	29
1.1.5 PLANEJAMENTO DE SUBESTAÇÕES	30
1.1.6 PLANEJAMENTO INTEGRADO DE DISTRIBUIÇÃO	34
1.2 MOTIVAÇÃO	36
1.3 OBJETIVOS	37
1.4 ESCOPO DA PESQUISA	38
1.5 CONTRIBUIÇÕES	41
1.6 ORGANIZAÇÃO DO TEXTO	43
2 PREVISÃO ESPAÇO-TEMPORAL DA DEMANDA ELÉTRICA	44
2.1 INTRODUÇÃO	44
2.1.1 PREVISÃO DE CARGA DE CIMA PARA BAIXO	45
2.1.2 DESENVOLVIMENTO EM PEQUENAS ÁREAS	46
2.1.3 FATORES ESPACIAIS	47
2.2 MODELO DA PREVISÃO	48
2.2.1 O FLUXO DO PROCESSO RNA-AC	48
2.2.2 AUTÔMATO CELULAR	50
2.2.3 ADEQUAÇÃO DE DESENVOLVIMENTO	52
2.2.4 CÁLCULO DO VALOR INCREMENTAL DE CONSUMIDORES E DEMANDA	53
2.2.5 VALIDAÇÃO DO MODELO	54
2.3 AGRUPAMENTO DE CARGA	55
2.3.1 AGRUPAMENTO BASEADO EM PARTICIONAMENTO DE GRAFOS	56
2.3.2 DEFINIÇÕES DE GRAFOS	57
2.3.3 FORMULAÇÃO DE PARTICIONAMENTO DE GRAFOS	57
3 IDENTIFICAÇÃO DE LOCAIS PARA NOVAS SUBESTAÇÕES	59
3.1 INTRODUÇÃO	59
3.2 CRITÉRIOS PARA SELEÇÃO DE LOCAIS	60
3.2.1 MEIO AMBIENTE	60

3.2.2	OROGRAFIA E CARACTERÍSTICAS DO SOLO	60
3.2.3	LOCALIZAÇÃO	61
3.2.4	RISCO	61
3.2.5	SOCIAIS	61
3.2.6	TÉCNICOS	62
3.3	MÉTODO PROPOSTO	62
3.3.1	COMBINAÇÃO LINEAR PONDERADA	62
3.3.2	AValiação DO PESO DOS CRITÉRIOS	63
3.3.3	PROCEDIMENTO DE INTERVALO DE PONTUAÇÃO	65
3.3.4	RESTRIÇÃO COM SUBESTAÇÕES EXISTENTES	65
4	PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DE NOVAS SUBESTAÇÕES DE SUBTRANSMISSÃO: ÁREA DE SERVIÇO, TAMANHO, LOCALIZAÇÃO E DATA DE OPERAÇÃO	67
4.1	INTRODUÇÃO	67
4.2	DEFINIÇÃO DO PROBLEMA	67
4.2.1	PRINCIPAIS CARACTERÍSTICAS	68
4.2.2	FUNÇÃO OBJETIVO	70
4.2.3	RESTRIÇÕES DO PROBLEMA	71
4.3	MÉTODO PROPOSTO	72
4.3.1	OTIMIZAÇÃO DA ÁREA DE SERVIÇO	74
4.3.2	FASE DE SIMULAÇÃO	75
4.3.3	ALGORITMO DE SOLUÇÃO	76
5	TESTES E RESULTADOS	80
5.1	CASO DE ESTUDO	81
5.1.1	INFORMAÇÕES TÉCNICAS DO SISTEMA	81
5.1.2	CARACTERIZAÇÃO DA CARGA	85
5.1.3	PREVISÃO DA DEMANDA EM GRANDES ÁREAS.	86
5.2	RESULTADOS DA PREVISÃO	88
5.2.1	GEOPROCESSAMENTO DE FATORES	89
5.2.2	MAPA DE PREFERÊNCIA	90
5.2.3	CALIBRAÇÃO DO MODELO	91
5.2.4	DADOS DE ENTRADA PARA O MODELO	94
5.2.5	DEMANDA PARA O ANO DO HORIZONTE E DISCUSSÃO FINAL	95
5.3	RESULTADOS DO AGRUPAMENTO DE CARGA	97
5.3.1	CONSTRUÇÃO DE GRAFOS	98
5.3.2	AGRUPAMENTOS DA PARTIÇÃO DE GRAFOS	99
5.4	LOCAIS PARA NOVAS SUBESTAÇÕES	102
5.4.1	CRITÉRIOS E RESTRIÇÕES USADOS	102
5.4.2	ANÁLISE DE DEMANDA NAS ÁREAS DE SERVIÇO	103
5.4.3	MAPA DE LOCALIZAÇÕES MAIS ADEQUADAS PARA AS SUBESTAÇÕES	105
5.4.4	LOCAIS CANDIDATOS E DISCUSSÃO FINAL	107
5.5	EXPANSÃO E REFORÇO DE SUBESTAÇÕES	109
5.5.1	ESTRATÉGIAS DE EXPANSÃO	109
5.5.2	FLUXO DE REDE PARA A OTIMIZAÇÃO DA ÁREA DE SERVIÇO	111
5.5.3	RESULTADOS DO PES E ANÁLISE DE SENSIBILIDADE	112
5.5.4	DISCUSSÃO FINAL DO PES	116
6	CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	119
6.1	CONCLUSÕES	119

6.2	TRABALHOS FUTUROS.....	122
	REFERÊNCIAS	124
	APENDICE: PRODUÇÃO BIBLIOGRÁFICA	135
	ANEXOS	137
	ANEXO A: DADOS TÉCNICOS DO SISTEMA DE SUBTRANSMISSÃO DE CENTROSUR.....	137
	ANEXO B: DIAGRAMA ESQUEMÁTICO EM POWERFACTORY DO SISTEMA DE SUBTRANSMISSÃO	139

1 INTRODUÇÃO

O planejamento da expansão de um sistema de distribuição de energia elétrica (SDEE) tem como objetivo principal otimizar o desempenho da rede para fornecer o serviço de energia elétrica a cada uma das cargas distribuídas geograficamente (WILLIS, 2002, 2004). Essa otimização é definida em termos econômicos, incluindo o investimento inicial e os custos operacionais para um determinado horizonte temporal. De acordo com Gönen (2014) os planejadores do sistema de distribuição devem determinar o valor da carga e sua localização geográfica; posteriormente, as subestações de distribuição devem ser alocadas e dimensionadas de forma a atender a carga com a máxima eficiência de custo, minimizando as perdas do alimentador e os custos de construção, enquanto são garantidas as restrições de confiabilidade do serviço.

A resolução do problema da expansão de SDEE implica a localização das áreas de serviço de subestações de subtransmissão e centros de transformação de média/baixa tensão, assim como o tipo, comprimento e rotas ótimas de condutores de cada subsistema (alta, média e baixa tensão). O planejamento da expansão deve obedecer aos critérios e diretrizes estabelecidos pela lei e regulamentos, tais como limites de tensão, requisitos de qualidade do produto e do fornecimento de energia elétrica, assim como livre acesso aos sistemas de distribuição; também, devem ser atendidos limites técnicos de capacidade de carga e correntes permitidas em equipamentos e linhas, novos tipos de arquiteturas estabelecidas, entre outros (GÖNEN, 2014; WILLIS, 2004).

1.1 REVISÃO DA LITERATURA

Nesta seção, é realizada uma revisão da literatura com os trabalhos mais relevantes. No início são apresentadas as revisões sobre as publicações do planejamento geral da expansão de SDEE, depois o estado da arte será revisado em tópicos específicos como previsão espacial da demanda e planejamento do local e expansão de novas subestações.

1.1.1 Planejamento da expansão de SDEE

Diferentes publicações têm apresentado uma revisão exaustiva de modelos, métodos e tendências futuras no planejamento do SDEE (GEORGILAKIS; HATZIARGYRIOU, 2015; JORDEHI, 2015; RESENER *et al.*, 2018). A análise apresentada por Jordehi (2015) concluiu que é necessário considerar adequadamente as incertezas da demanda e da geração distribuída, assim como a conexão de novos tipos de carga. Além disso, esse trabalho enfatiza que a confiabilidade é primordial nos sistemas de distribuição e não está

sendo considerada como objetivo em boa parte dos artigos analisados. Também, os sistemas de distribuição são tipicamente de grande porte, enquanto a maioria das estratégias de otimização existentes foram testadas com sistemas de distribuição de tamanho reduzido. Assim, recomenda-se a validação de esquemas de otimização usando SDEE do mundo real. Em relação aos objetivos do problema de otimização, aspectos técnicos, econômicos e ambientais devem ser levados em consideração simultaneamente.

Finalmente, Jordehi (2015) destaca que embora diversas técnicas tenham sido aplicadas à otimização do sistema de distribuição, é necessário desenvolver algoritmos mais eficientes com a capacidade de fugir de ótimos locais e encontrar soluções quase globais. Em particular, o desenvolvimento de estratégias metas-heurísticas e sua aplicação ao problema de otimização do sistema de distribuição é altamente recomendado; no entanto, os parâmetros de controle desses algoritmos devem ser cuidadosamente ajustados.

A revisão de trabalhos apresentada por Georgilakis e Hatzargyriou (2015) destaca, principalmente, as tendências futuras tanto dos requerimentos como os métodos para o planejamento do SDEE. As principais conclusões dessa análise são:

- O planejamento deve ser coordenado, isto é, simultaneamente com a expansão ou atualização de subestações e alimentadores, devem-se planejar geradores distribuídos, armazenamento de energia e microrredes;
- Para levar em conta as incertezas do crescimento futuro de carga, veículos elétricos, geração eólica e solar são necessários métodos de solução como otimização estocástica, análise de risco ou algoritmos de otimização robusta;
- Os modelos devem quantificar os custos de confiabilidade, exigindo dados mais precisos do lado do usuário;
- Novas cargas e equipamentos de armazenamento de energia precisam ser cuidadosamente estudadas no contexto de um moderno planejamento. O planejamento simultâneo do sistema de distribuição e do carregamento de veículos elétricos pode reduzir os custos de investimento e operação e ainda contribuir na redução das emissões de CO₂;
- Os sistemas de distribuição do futuro enfrentarão uma enorme penetração de recursos energéticos distribuídos (RED) e o correspondente impacto deve ser devidamente estudado;

- O planejamento da distribuição precisa de métodos avançados de otimização que permitam resolver conjuntamente os problemas de localização e definição da topologia da rede;
- Devido ao tamanho de uma rede de distribuição típica, o problema de planejamento é de grande escala com uma abordagem multiestágio (dinâmico); dessa forma, métodos eficientes de decomposição devem ser aplicados segundo o tamanho da rede (decomposição espacial) ou o período de planejamento (decomposição temporal);
- A população inicial em alguns algoritmos heurísticos poderia ser produzida de forma inteligente a partir de regras práticas extraídas da experiência de engenheiros de planejamento das concessionárias de energia elétrica. Também os ajustes ótimos dos parâmetros dos métodos heurísticos, podem ser adaptados e sintonizados automaticamente para melhorar a eficiência dessas técnicas.

Resener *et al.* (2018) apresentaram uma revisão de 111 artigos, sobre modelos e métodos aplicados à solução dos problemas de planejamento do SDEE. Entre as perspectivas promissoras no desenvolvimento de modelos e técnicas de solução estão:

- Representação do comportamento do consumidor considerando a resposta à demanda e a geração distribuída;
- Incorporação de dados técnicos e comerciais reais nos modelos;
- Quantificação de custos associados à confiabilidade;
- Incorporação de informações de manutenção para avaliação da confiabilidade;
- Consideração de restrições orçamentárias, permitindo soluções com mínimas violações;
- Consideração do retorno do investimento à concessionária de acordo com o modelo regulatório;
- Obtenção de dados de previsão confiáveis para aplicação de modelos de longo prazo.

O grupo de trabalho C6.19 de CIGRE (C6-19, 2014) apresentou um relatório dos métodos para o planejamento e otimização de redes ativas de distribuição. A integração de fontes de recursos energéticos distribuídos (geração, novas cargas e armazenamento resulta em uma rede elétrica mais ativa onde o operador do sistema de distribuição tem a

possibilidade de gerenciar o fluxo de eletricidade usando uma topologia de rede flexível (ZAMBRANO-ASANZA *et al.*, 2019).

A necessidade de ferramentas mais avançadas em relação à atual abordagem determinista do planejamento fica clara após a análise do estado da arte. Devido às múltiplas incertezas relacionadas à adoção de novas tecnologias pelos consumidores finais (MEJIA *et al.*, 2020), é difícil tomar decisões de investimento, o que acontecerá se os casos de negócio são claros ou existem incentivos apropriados. Os sistemas de distribuição ativos oferecem múltiplos benefícios, mas também são intrinsecamente mais complexos. Assim, para manter ou melhorar os atuais níveis de confiabilidade é preciso que os planejadores do sistema tenham recursos adequados. Avanços nos métodos, modelos e ferramentas de avaliação de confiabilidade ainda são necessários e exigirão uma maior cooperação entre a indústria e os centros de pesquisas.

Na literatura especializada existem algumas propostas para resolver o problema de expansão de redes de média e baixa tensão por meio da otimização de grande porte (GHOLIZADEH-ROSHANAGH; NAJAFI-RAVADANEGH; HOSSEINIAN, 2018; GONZALEZ-SOTRES *et al.*, 2013; MATEO DOMINGO *et al.*, 2011; MOREIRA *et al.*, 2011, 2012; NAVARRO; RUDNICK, 2009a, 2009b). Em geral, algum método é usado para atribuir carga a transformadores de média/baixa tensão (MT/BT), por exemplo, usando diagramas de “Voronoi” ou aglomerados (clusters). Posteriormente, em uma segunda fase, a rede de média tensão é otimizada, muitas vezes com técnicas meta-heurísticas. Atualmente com a alta penetração de recursos energéticos distribuídos, estas propostas começam a incorporar essas técnicas (GHOLIZADEH-ROSHANAGH; NAJAFI-RAVADANEGH; HOSSEINIAN, 2018).

1.1.2 Previsão espacial da demanda

Os métodos de simulação projetam as localizações das futuras unidades consumidoras usando padrões de preferência de localização para prever onde os diferentes “usos do solo” serão desenvolvidos (MELO; CARRENO; PADILHA-FELTRIN, 2015; WILLIS, 2002). A localização dos consumidores em uma cidade depende de diferentes necessidades, valores e comportamentos; tais padrões podem ser previsíveis (WILLIS, 2002). Por exemplo, a técnica de mineração de dados, baseada em um procedimento de “descoberta de conhecimento em banco de dados”, determina automaticamente as pontuações preferenciais de mudanças no uso do solo (WU; LU, 2002).

Miranda e Monteiro (2000) desenvolveram um modelo de inferência difusa sobre um sistema de informação geográfica (SIG) para obter um mapa do potencial de desenvolvimento, a fim de capturar a influência dos fatores espaciais nos padrões de crescimento da carga. Cada tipo de consumidor no mapa está associado a uma curva de saturação (em forma de “S”), em função do tempo. Além disso, os autômatos celulares (AC) foram usados para estimar o número efetivo de crescimento dos consumidores com base no potencial de desenvolvimento e uma tendência geográfica global controlando o desenvolvimento.

He *et al.* (2015) determinaram a previsão de carga usando um modelo AC baseado em um SIG, analisando o risco de mudança no uso do solo e a densidade de carga, demonstrando a viabilidade do método para uma cidade específica. Uma análise dos fatores de risco que influenciam a carga urbana foi estudada; concluiu-se que os principais fatores são a mudança no uso do solo e a densidade de carga por unidade de área.

Um modelo de autômato celular para a alocação espaço-temporal de novas cargas foi apresentado por Carreño, Rocha e Padilha-Feltrin (2011). Uma heurística evolutiva calcula a probabilidade de desenvolvimento, definindo assim as preferências prováveis para cada célula com base na similaridade de sua localização com outras células semelhantes. Um sistema multiagente para a previsão da demanda foi proposto por Melo, Carreno e Padilha-Feltrin (2012) para simular as diferentes dinâmicas sociais envolvidas nas redes de distribuição. Dois algoritmos de propagação paralela diferentes são usados na simulação para considerar o crescimento natural da carga e o crescimento não natural da carga. Melo *et al.* (2016) determinaram a densidade de carga futura através de uma distribuição heterogênea usando uma distribuição “*power-law*” com expoente fractal. Há uma interação de informações entre dois módulos, um global e outro local, para caracterizar o crescimento da carga. O mapa de preferências foi estimado por regressão binária através de um modelo aditivo generalizado (MELO; CARRENO; PADILHA-FELTRIN, 2015).

Um método baseado em convolução espacial bidimensional foi proposto por Vieira *et al.* (2020) para simular a influência da vizinhança no crescimento da carga, que é controlada por uma previsão global. Como trabalhos futuros, sugere-se o uso da curva em forma de “S” e reconhecimento de padrões com técnicas de aprendizado de máquina.

Na Tabela 1 resumem-se as principais características dos artigos revisados; a última linha detalha a proposta desta Tese.

Tabela 1. Resumo de algumas abordagens para previsão espacial da demanda

Referência	Identificação de padrões	Método de simulação	Componentes do modelo	Erro	# Fatores / Tempo
(WU; LU, 2002)	“Data mining” / Takagi–Sugeno fuzzy	-	(1) Padrões de preferência	-	8 / 1 ano
(MIRANDA; MONTEIRO, 2000)	Modelo de inferência difusa	Autômato celular	(1) Padrões de preferência, (2) vizinhança, (3) fator de inovação como ruído aleatório	Erro espacial	6 / 1 ano
(HE <i>et al.</i> , 2015)	Análise de fatores de risco	Autômato celular	(1) Mudança do uso do solo, (2) vizinhança	-	5 / 1 ano
(CARRENO; ROCHA; PADILHA-FELTRIN, 2011)	Heurística evolutiva	Autômato celular	(1) Padrões de preferência, (2) vizinhança	-	10 / 1 ano
(MELO; CARRENO; PADILHA-FELTRIN, 2012)	Heurística evolutiva	Multiagente	(1) Padrões de preferência, (2) vizinhança e aleatório, (3) novas cargas não naturais	Erro espacial	10 / 1 ano
(MELO <i>et al.</i> , 2016)	Heurística evolutiva	Distribuição “power-law” com expoente fractal	(1) Padrões de preferência + fator estocástico, (2) vizinhança, (3) polos urbanos	Erro espacial	10 / 1 ano
(VIEIRA <i>et al.</i> , 2020)	-	Convolução espacial	(1) vizinhança	Erro espacial	-
Proposta da Tese	“Big Data” / redes neurais artificiais	Autômato celular	(1) Padrões de preferência, (2) vizinhança, (3) restrições, (4) fator estocástico	Padrão de erro espacial	11 fatores + 8 restrições / 10 anos

As colunas 2 e 3 descrevem os métodos utilizados tanto para a identificação de padrões espaciais quanto para a própria simulação. Praticamente todos os trabalhos possuem um controle global da carga a ser distribuída espacialmente pelo método de

simulação e utilizam uma análise multiclasse de consumidores. Os componentes no modelo de simulação, descrito na coluna 4, varia dependendo do método e do detalhe das informações de entrada. As duas últimas colunas mostram a validação do modelo e os detalhes dos fatores utilizados.

A integração de redes neurais artificiais e modelos de autômato celular (RNA-AC) com o SIG tem sido usada para simular a evolução no uso do solo em modelos de crescimento urbano (AARTHI; GNANAPPAZHAM, 2018; LI; YEH, 2002). A fim de considerar os diversos estágios de desenvolvimento nas células, Liu *et al.* (2018) propuseram a incorporação da teoria do desenvolvimento urbano expressa como uma curva em forma de “S”. Uma probabilidade de transformação é usada para atualizar o estado de cada célula, derivado do processo dinâmico histórico. Este problema é resolvido com um gradiente AC, mostrando maior precisão em termos de padrões espaciais e índices de avaliação quantitativos.

1.1.3 Planejamento da topologia de SDEE

Para planejar a expansão de um SDEE é essencial conhecer as informações sobre a localização e magnitude da carga. Os equipamentos elétricos, assim como as fontes de geração distribuída e microrredes ou *microgrids*, estão localizados de acordo com essas demandas locais. Algoritmos de agrupamento ou cluster para lidar com essas cargas espacialmente distribuídas têm sido amplamente utilizados para diferentes fins, como será apresentado a seguir.

Uma revisão e avaliação de algoritmos para agrupamentos foi realizada em Cheong (2018a), adotando categorias hierárquicas, particionadas e baseadas em densidade, a fim de planejar uma topologia de rede com sistemas com múltiplas microrredes desacopladas. O tamanho de uma microrrede é definido com o agrupamento de duas ou mais cargas interconectadas, associadas a uma localização geográfica e potência de pico. Os mesmos autores usaram algoritmos de agrupamento para localizar as *microgrids* e avaliar economicamente a melhor configuração de rede combinando alternativas de distribuição (CHEONG *et al.*, 2018b).

No planejamento de expansão de subestações de longo prazo o agrupamento de cargas em áreas irregulares denominadas “domínios elétricos” também tem sido utilizado (MAZHARI; MONSEF, 2013; MAZHARI; MONSEF; FALAGHI, 2014). Cada domínio está associado a um ponto de carga que representa a demanda dos consumidores naquele

domínio, enquanto o crescimento é baseado na previsão de carga de longo prazo. A alocação dessas áreas para subestações existentes que poderiam ser reforçadas, ou para novas subestações candidatas, define o tamanho, área de serviço e data de operação das subestações da rede de subtransmissão.

Em relação ao planejamento para o acesso universal à energia, algoritmos de agrupamento também têm sido aplicados usando modelos de otimização em larga escala com alta granularidade e uma variedade de escalas geográficas, como o modelo de eletrificação de referência apresentado por CILLER (2019). Com base no perfil de demanda de cada consumidor espacialmente distribuído, o modelo determina o plano de eletrificação de menor custo, comparando um grande número de alternativas de agrupamentos. Essas alternativas podem ser conectadas à rede existente ou fornecidas por tecnologias fora da rede, como “*minigrids*” ou sistemas autônomos. Dessa forma, existem dois processos de agrupamento em estrutura hierárquica e usando algoritmos gulosos ascendentes. O modelo de eletrificação usa um algoritmo de agrupamento aglomerativo baseado em triangulação de “*Delaunay*”, já aplicado em redes de distribuição (MATEO DOMINGO *et al.*, 2011). No entanto, uma abordagem de particionamento de rede de cima para baixo também pode ser usada para o modelo de eletrificação, como motivado no trabalho de Oladeji (2018) por políticas de planejamento de eletrificação rural e para considerar características topográficas e zonas proibidas.

A técnica de particionamento de grafos também tem sido usada para o planejamento de topologia de microrrede baseado em *loop*, para transformar a rede de distribuição elétrica e operá-la dentro da área de cobertura da microrrede (CHE *et al.*, 2017; CORTES; CONTRERAS; SHAHIDEHPOUR, 2018). Essas propostas demonstraram que o agrupamento baseado em particionamento de grafos é uma técnica promissora para decompor redes espaciais. Os dois objetivos principais do particionamento de gráfico são: (1) equilibrar o peso total do nó em cada partição; e, (2) minimizar o peso da borda em conjuntos de corte entre as partes adjacentes.

Seguindo a discussão anterior, pode-se ver que algoritmos de agrupamento e técnicas de particionamento de grafos foram usados para planejar a expansão e a topologia de rede dos sistemas de distribuição. Portanto, esta Tese aproveita os resultados de uma previsão espaço-temporal da demanda, que tem uma alta resolução espacial e granularidade temporal, para propor um método de agrupamento de cargas, como dado de entrada para o planejamento de expansão de subestações no longo prazo. A diferença para

um dos artigos citados, que tem objetivo semelhante (MAZHARI; MONSEF, 2013; MAZHARI; MONSEF; FALAGHI, 2014), é que a previsão de carga tem alta resolução espacial e granularidade temporal, assim como uma técnica de poda de grafos é usada com as informações da rede de média tensão de um sistema real.

1.1.4 Locais para subestações

A construção de uma nova subestação de distribuição ou planta de geração requer duas fases: exploração e desenvolvimento (MEEHAN; KANE, 2013). Esta Tese aborda apenas o primeiro ao propor uma análise de adequação utilizando SIGs. Com a disponibilidade de informações espaciais e as capacidades crescentes dos SIGs, é possível calcular uma pontuação de adequação para avaliar as potenciais localizações das instalações (BRUNO; GIANNIKOS, 2015). A integração de uma Análise de Decisão Multicritério (ADMC) com o SIG é conhecida como SIG-ADMC (MALCZEWSKI; RINNER, 2015). Esta abordagem transforma e combina dados geográficos e preferências do tomador de decisão em um mapa de adequação. Em resumo, um mapa de adequação torna-se uma ferramenta útil para entender a relação de critérios espaciais e para planejar adequadamente a localização de novas subestações.

A ADMC tem sido amplamente aplicada em gestão de energia, avaliação de impacto ambiental, avaliação de sustentabilidade (MARDANI *et al.*, 2016), energia renovável (KUMAR *et al.*, 2017), definição de políticas energéticas (KAYA; ÇOLAK; TERZI, 2018) e outras áreas de energia. SIG-ADMC é uma abordagem adequada para localizações de usinas fotovoltaicas (AL GARNI; AWASTHI, 2018; ZAMBRANO-ASANZA; QUIROS-TORTOS; FRANCO, 2021), parques eólicos, armazenamento de energia com usinas hidroelétrica de bombeamento, estações de carregamento de veículos e usinas de biomassa, conforme mostrado na Tabela 2. O método SIG-ADMC é amplamente usado em outros campos, principalmente para usinas de energia solar fotovoltaica; no entanto, até onde é conhecimento do autor desta Tese, esse método não foi aplicado para o problema da localização das subestações.

Entre as técnicas que se destacam na Tabela 2 estão Combinação Linear Ponderada (CLP), “*Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution*” (TOPSIS), “*Preference Ranking Organization Method for Enrichment of Evaluations*” (PROMETHEE), e “*Vlsekriterijuska Optimizacija I Komoromisno Resenje*” (VIKOR). A partir da Tabela 2, pode-se concluir que a Análise Hierárquica “*Analytical Hierarchy*

Process” (AHP) é um procedimento muito utilizado na literatura para determinar os pesos dos critérios (MALCZEWSKI; RINNER, 2015).

O planejamento de expansão de subestações (PES) inclui a determinação da área de serviço, dimensionamento, localização e data de operação. O PES é definido como um problema de otimização para determinar a construção de novas subestações e / ou reforço de subestações existentes (FRANCO; RIDER; ROMERO, 2016). Lin, Tsay e Wu (1997) dividiram o problema em duas etapas: a primeira encontra as localizações potenciais e a segunda realiza a otimização da área de serviço. Nesta Tese será realizada uma abordagem semelhante a este último trabalho.

Tabela 2. Resumo das abordagens SIG-ADMC

Referência	Método	Abordagem	Localização
(DOORGA; RUGHOOPTH; BOOJHAWON, 2019)	AHP-CLP	Locais de usinas solares	Ilhas Maurício
(YUSHCHENKO <i>et al.</i> , 2017)	AHP	Geração de energia solar fotovoltaica (SFV) e solar concentrada	Oeste de África
(ALAMI MERROUNI <i>et al.</i> , 2018)	AHP	Locais de SFV em grande escala	Marrocos Oriental
(AL GARNI; AWASTHI, 2017)	AHP-CLP	Seleção de locais para usinas SFV	Arábia Saudita
(VILLACRESES <i>et al.</i> , 2017)	AHP-CLP-VIKOR-TOPSIS	Localização de adequação para parques eólicos	Equador
(SÁNCHEZ-LOZANO; GARCÍA-CASCALES; LAMATA, 2016)	AHP-Fuzzy TOPSIS	Locais para parques eólicos	Murcia-Espanha
(GHORBANI; MAKIAN; BREYER, 2019)	TOPSIS	Locais para usinas hidroelétricas de bombeamento para armazenamento de energia	Irã
(ERBAŞ <i>et al.</i> , 2018)	AHP-Fuzzy TOPSIS	Localização ideal de estações de carregamento de veículos elétricos	Ankara-Turquia
(KAYA <i>et al.</i> , 2020)	AHP-Fuzzy VIKOR-PROMETHEE	Seleção de local para estações de carregamento de veículos elétricos	Istanbul-Turquia
(DAVTALAB; ALESHEIKH, 2018)	AHP-Fuzzy CLP	Locais para usinas de biomassa	Guilan- Irã

1.1.5 Planejamento de subestações

Na literatura especializada muitos trabalhos foram desenvolvidos sobre o PES e diferentes modelos e algoritmos de solução foram propostos. O PES pode ser realizado separadamente (FRANCO; RIDER; ROMERO, 2016), ou integrado ao planejamento de

transmissão ou distribuição (KIANI RAD; MORAVEJ, 2017); no entanto, deve haver sempre uma articulação dos subsistemas e um grau de compromisso entre as partes.

Um modelo matemático de programação linear inteira mista (PLIM) foi proposto por El-Fouly *et al.* (2008) adotando múltiplos estágios e uma linearização de restrições. Além disso, o problema foi reformulado com a adição da queda de tensão na função objetivo. Esse modelo considera um modelo de carga estática por setores, representando um alimentador como uma linha reta entre cada setor e a subestação. Um *solver* comercial foi usado para resolver o modelo (GAMS - OSL).

O problema de otimização para um sistema de distribuição real foi abordado por Najafi *et al.* (2009) considerando como entrada a localização da carga e sua densidade por blocos a partir de uma previsão de longo prazo. O problema foi resolvido considerando-se dois subproblemas de otimização, o primeiro para subestações de média tensão e o segundo para subestações de alta tensão com rotas ótimas de alimentadores em média tensão. Um algoritmo para construção de uma árvore de expansão mínima foi usado para gerar uma população inicial factível para o algoritmo genético que estima a localização ótima das subestações de alta tensão.

Um modelo de planejamento dinâmico para expansão de subestações de subtransmissão para uma rede de distribuição de grande porte foi apresentado por Mazhari e Monsef (2013). Foi proposto um agrupamento de carga em áreas irregulares chamadas “domínios elétricos”. Para resolver esse problema, foi usado um algoritmo de aprendizado automático. Os autores propuseram pesquisas futuras baseadas em confiabilidade considerando a restauração do sistema sob contingências. Os mesmos autores usaram uma matriz de associação difusa modificada, bem como um vetor de índice de custo para encontrar as áreas de serviço das subestações (MAZHARI; MONSEF; FALAGHI, 2014).

Uma abordagem pseudo-dinâmica para o problema de PES, inicialmente em média tensão, foi proposta por Ravadanegh e Roshanagh (2013) aplicando um algoritmo competitivo imperialista para uma grande rede de distribuição. Posteriormente, o problema do PES foi abordado em alta tensão, além da definição das rotas ótimas de alimentadores (RAVADANEGH; ROSHANAGH, 2014). Um algoritmo guloso foi usado para resolver o problema árvore de expansão mínima para construção de uma configuração radial da rede.

Um modelo de múltiplos estágios de programação não linear inteira mista (PNLIM) para o PES foi proposto por Jalali, Zare e Hagh (2014b), em que também é considerada a localização de geração distribuída (GD). Os mesmos autores, realizaram um planejamento dinâmico e linearizam as equações para uma PLIM (JALALI; ZARE; HAGH, 2014a) usando um *solver* comercial (GAMS - DICOPT/CPLEX). As incertezas da demanda e preços de energia foram consideradas como curvas de duração de carga e fatores de nível de preço, respectivamente. Sobre a proposta anterior, os autores propuseram dois métodos da integração de GD para o problema de PES (JALALI; ZARE; TARAFDARHAGH, 2016). No primeiro, a GD é uma opção para satisfazer apenas a demanda, já no segundo é otimizado o despacho da GD.

Um algoritmo híbrido heurístico e evolutivo para o PES foi apresentado por Mazhari, Monsef e Romero (2015). Ele é baseado em um algoritmo heurístico determinístico para encontrar áreas de serviço de subestações e uma estratégia de seleção de expertos, que aumenta a possibilidade de convergência para uma solução ótima global. Também considera interrupções no fornecimento de energia, sendo testado em um sistema de distribuição real de grande porte.

A grande maioria dos artigos considera subestações candidatas com base em um local específico, ou seja, o modelo não define esse local, que considera, por exemplo, o custo do solo (WILLIS, 2004), sua acessibilidade e uma simulação dinâmica da carga de longo prazo. Um modelo teórico e simples foi apresentado em Yu *et al.* (2018), baseado no uso de um sistema de informação geográfica.

No Laboratório de Planejamento de Sistemas de Energia Elétrica (LaPSEE) foram desenvolvidas relevantes pesquisas, uma delas focada ao PES que foi apresentada por Franco, Rider e Romero (2016). Essa proposta usa um planejamento robusto de múltiplos estágios, considerando a natureza estocástica da demanda. Um modelo de programação inteiro-misto cônico de segunda ordem (PIMCSO) foi apresentado e resolvido com um *solver* comercial (AMPL - CPLEX) usando técnicas clássicas de otimização.

Para avaliar a capacidade de alimentadores e subestações de alta tensão, Melo, Zambrano-Asanza e Padilha-Feltrin (2017) utilizaram os resultados da previsão espacial da demanda para realizar a alocação de carga às subestações. Um algoritmo de busca local e a um algoritmo Dijkstra foram usados para estabelecer uma função de custo mínimo, considerando principalmente a distância através da rede elétrica.

Na Tabela 3 resumem-se as principais características observadas em trabalhos da literatura especializada para o problema do PES. Alguns grupos de pesquisa são proeminentes, por exemplo, das Universidades do Irã, que vêm realizando um processo evolutivo e recentemente estão começando a incorporar elementos ativos na rede. Observa-se que esses estudos de caso são feitos com informações reais, embora simplificações ou adaptações sejam feitas.

Tabela 3. Resumo das características dos artigos para o PES

Referência	Subsistema de Distribuição			Previsão espacial		Planejamento		Sistema teste		Algoritmo
	AT/MT	MT	MT/BT	Sim	Outro	Expansão	Green-field	Real	Hipotético	
(FRANCO; RIDER; ROMERO, 2016)	✓	✓			✓		✓		✓	PIMCSO, AMPL-CPLEX
(KIANI RAD; MORAVEJ, 2017)	✓	✓			✓	✓		✓		Algoritmo Genético melhorado
(EL-FOULY <i>et al.</i> , 2008)	✓	✓			✓		✓		✓	PLIM, GAMS-OSL
(NAJAFI <i>et al.</i> , 2009)	✓	✓	✓	✓			✓	✓		Teoria dos grafos e Algoritmo Genético
(MAZHARI; MONSEF, 2013)	✓			✓			✓	✓		Algoritmo de aprendizado autômato
(MAZHARI; MONSEF; FALAGHI, 2014)	✓	✓		✓			✓	✓		Algoritmo de aprendizado autômato
(RAVADANEGH; ROSHANAGH, 2013)			✓	✓			✓	✓		Algoritmo Competitivo Imperialista
(RAVADANEGH; ROSHANAGH, 2014)	✓	✓	✓	✓			✓	✓		Algoritmo Competitivo Imperialista
(JALALI; ZARE; HAGH, 2014b)	✓	✓			✓		✓	✓		PNLIM, GAMS-BARON
(JALALI; ZARE; HAGH, 2014a)	✓	✓			✓		✓	✓		PNLIM, GAMS-DICOPT/CPLEX
(JALALI; ZARE; TARAFDARHAGH, 2016)	✓	✓			✓		✓	✓		PNLIM, GAMS-MIP-based solvers
(MAZHARI; MONSEF; ROMERO, 2015)	✓	✓		✓			✓	✓		Algoritmo híbrido heurístico e evolutivo

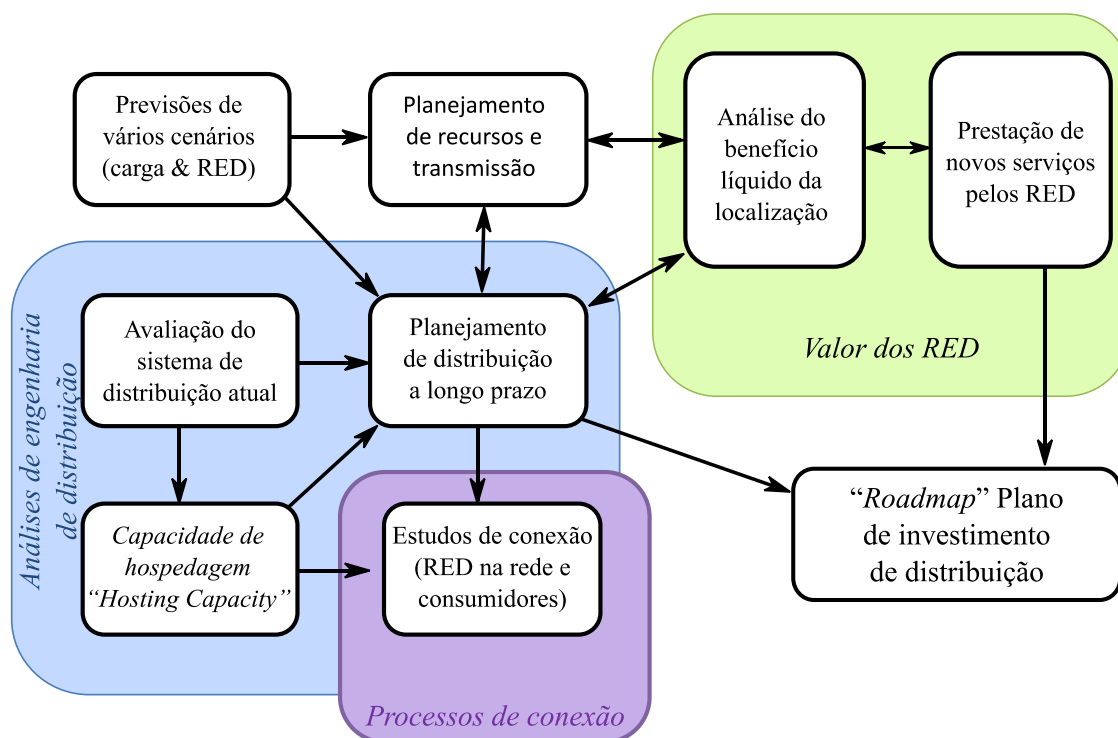
A grande maioria das publicações encontradas na literatura aborda este problema como um planejamento “*green-field*”. Entretanto, em problemas da vida real, para esses subsistemas, quase sempre haverá uma rede elétrica que precisa de expansão. Os sistemas

de distribuição são tipicamente de grande porte, enquanto a maioria das estratégias de otimização existentes foram testadas com sistemas de distribuição de tamanho reduzido.

1.1.6 Planejamento integrado de distribuição

O planejamento integrado de distribuição (PID) precisa avaliar as mudanças físicas e operacionais na rede elétrica necessárias para permitir um serviço seguro, confiável e acessível, que satisfaça as expectativas dos consumidores e a utilização dos RED (ICF INTERNATIONAL, 2016). No *framework* da Figura 1 considera-se um processo de PID com base em vários cenários de crescimento de carga líquida (incluindo RED); bem como a interdependência com os planos de transmissão.

Figura 1. Planejamento integrado de distribuição



Fonte: (ICF INTERNATIONAL, 2016)

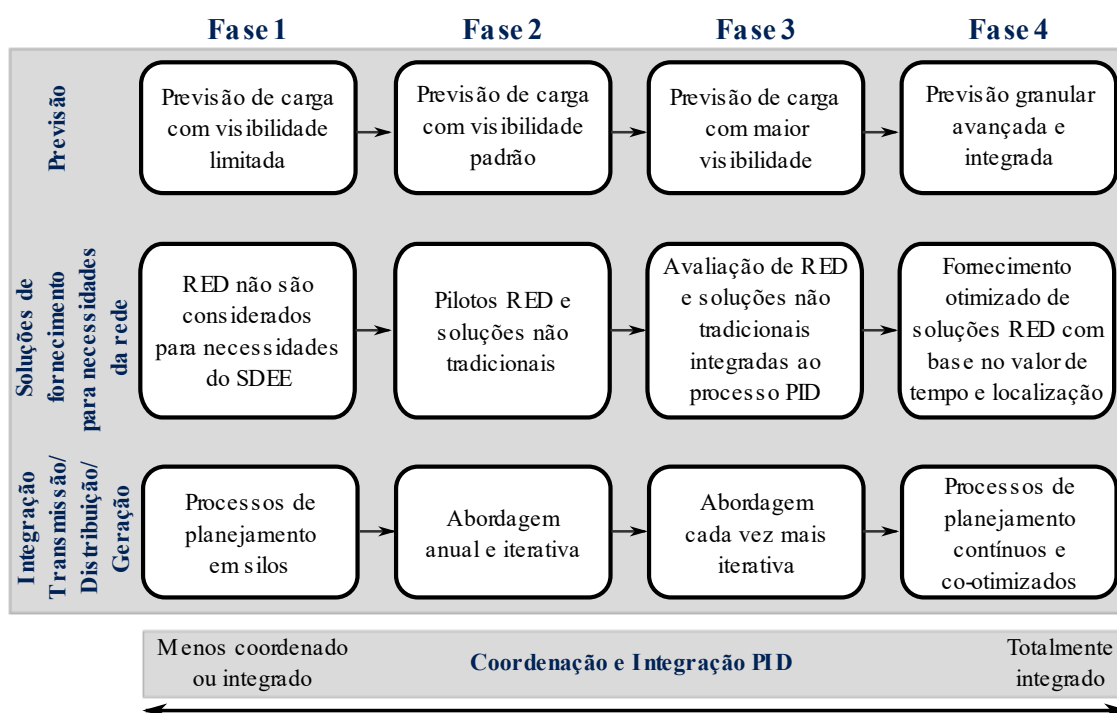
A sofisticação da implementação desse processo de PID e suas metodologias relacionadas aumentam sequencialmente conforme o ritmo de adoção dos RED. Assim, as concessionárias de distribuição devem atender aos processos de conexão dos RED e avaliar a capacidade de hospedagem em suas redes atuais, o que retroalimenta o processo de planejamento da expansão de longo prazo. No bloco da Figura 1 associado ao planejamento de distribuição de longo prazo, escopo desta Tese, a direção das setas orienta

o processo de integração do planejamento, até a obtenção do plano de investimento ou desenvolvimento da distribuição.

O valor e os benefícios dos RED agora fazem parte do PID, pois constituem novos atores que desempenham um papel mais ativo. Destaca-se a análise do benefício líquido da localização dos RED, que foi abordada em (ZAMBRANO-ASANZA; QUIROS-TORTOS; FRANCO, 2021), utilizando metodologias semelhantes às utilizadas na identificação de locais de infraestrutura elétrica nesta Tese.

O nível de coordenação e integração do PID atinge sua maturidade de acordo com uma sequência de fases e dimensões, conforme mostrado na Figura 2. Essa transição será específica para cada concessionária de distribuição, pois terá seu ponto de partida e aspiração de acordo com sua futura visão da rede, bem como a incorporação de processos, tecnologias e políticas (CHEW; CUTLER, 2020).

Figura 2. Estrutura de Planejamento de Distribuição Integrada em Fases: Elementos Principais de PID



Fonte: Adaptado de (CHEW; CUTLER, 2020)

Assim, para a previsão, o objetivo é ter total visibilidade da previsão de carga e integração com a previsão dos RED, que inclui mais informações de localização na análise. A Fase 4 mostrada na Figura 2 continua evoluindo e será influenciada pelos avanços tecnológicos e pela adoção dos consumidores, pois suas capacidades serão a previsão de

impactos no tempo e localização dessa adoção. Alcançar um processo de planejamento co-otimizado entre os planejadores de transmissão, distribuição e geração pode estar muito mais distante no horizonte e depende do desenvolvimento de novas ferramentas de planejamento integrado, bem como capacidades operacionais expandidas ao longo da rede.

1.2 MOTIVAÇÃO

Responder com sucesso aos desafios mencionados acima requer práticas modernas de planejamento que incluam critérios, procedimentos, novos esquemas de planejamento e novas habilidades de planejadores no tratamento de grandes volumes de dados e seu processamento analítico. Também, são importantes aspectos como a interoperabilidade com os sistemas de informação e sensores da rede, modelagem e simulação integrada dos subsistemas, gerenciamento de novas ferramentas para apoiar o planejamento, sistematização de processos, desenvolvimento de novos algoritmos, resolução de problemas de otimização real e planejamento multiobjetivo.

Por outro lado, existem requisitos regulatórios que devem ser atendidos no planejamento da Expansão do SDEE. Nesse contexto, a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) estabelece diretrizes, requisitos mínimos de informação e critérios para os agentes envolvidos no planejamento (AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA – ANEEL, 2016). Assim, subsídios como previsão da demanda, caracterização da carga, critérios e estudos de planejamento e o plano de desenvolvimento da distribuição devem ser desenvolvidos. A previsão da demanda deve ter caráter espacial; os estudos contemplam dois horizontes definidos anualmente: médio prazo (cinco anos) e longo prazo (dez anos). Além disso, critérios de segurança, carregamento, tensão de operação, qualidade, confiabilidade e viabilidade econômica-ambiental devem ser levados em conta. Para a seleção de alternativas, os estudos devem abranger definição dos casos, condições e configurações, estudos elétricos (fluxo de potência), formulação de alternativas, análise técnica, ambiental, econômica e financeira (custos dos investimentos, operação, manutenção, perdas, ambiental e valor residual). Também, a análise de desempenho do sistema em condições normais e de emergência deve ser incluída.

Os modelos de simulação para previsão de carga de longo prazo precisam incluir principalmente duas dimensões usando uma maior resolução geográfica no espaço e maior granularidade no tempo (EPRI, 2018). Podem ser aproveitadas ferramentas de análise de “*big data*” para calibrar e validar processos metodológicos “*frameworks*” integrais, que

vão desde aquisição, geoprocessamento, análise espacial até o desenvolvimento de modelos (STIMMEL, 2015). Assim, é necessário desenvolver ferramentas e modelos para previsão espaço-temporal da demanda que facilitem a extração de padrões úteis ou conhecimento de dados em grande escala, para que ações futuras possam ser previstas (ZOBAA; BIHL, 2018).

Na prática, não há modelo capaz de resolver ao mesmo tempo todo o problema da expansão de uma rede completa (WILLIS, 2004). Em consequência, o processo de planejamento é dividido considerando a interação e articulação entre os subsistemas de subtransmissão (alta tensão), distribuição primária (média tensão) e secundária (baixa tensão). Alcançar um processo de planejamento co-otimizado entre os planejadores de transmissão, distribuição e geração depende do desenvolvimento de novas ferramentas de planejamento integrado ou integrações entre os componentes do processo de planejamento (CHEW; CUTLER, 2020).

Grande parte das concessionárias de distribuição ainda usam processos heurísticos e regras empíricas por meio de julgamento de especialistas e análise prática para planejamento de distribuição (GEORGILAKIS; HATZIARGYRIOU, 2015). A colaboração entre pesquisadores e planejadores de concessionárias oferece grandes oportunidades para o desenvolvimento de modelos e métodos bem ajustados às necessidades das concessionárias e aplicados a problemas reais. Esta constitui uma motivação pessoal do autor da Tese, ao cumprir estes dois papéis ao mesmo tempo, procurando assim um equilíbrio entre as ferramentas que são desenvolvidas em ambiente acadêmico-científico e a sua prática na indústria elétrica utilizando um estudo de caso real de um sistema de distribuição.

Neste contexto, o presente trabalho propõe o desenvolvimento de uma abordagem integrada para o problema de planejamento da expansão de subestações, que permita obter um plano de expansão de longo prazo, abordando os problemas e necessidades atuais enfrentados pelas empresas de distribuição de eletricidade.

1.3 OBJETIVOS

O foco principal dessa Tese é desenvolver uma abordagem integrada para o problema de planejamento da expansão do sistema de distribuição, envolvendo: a

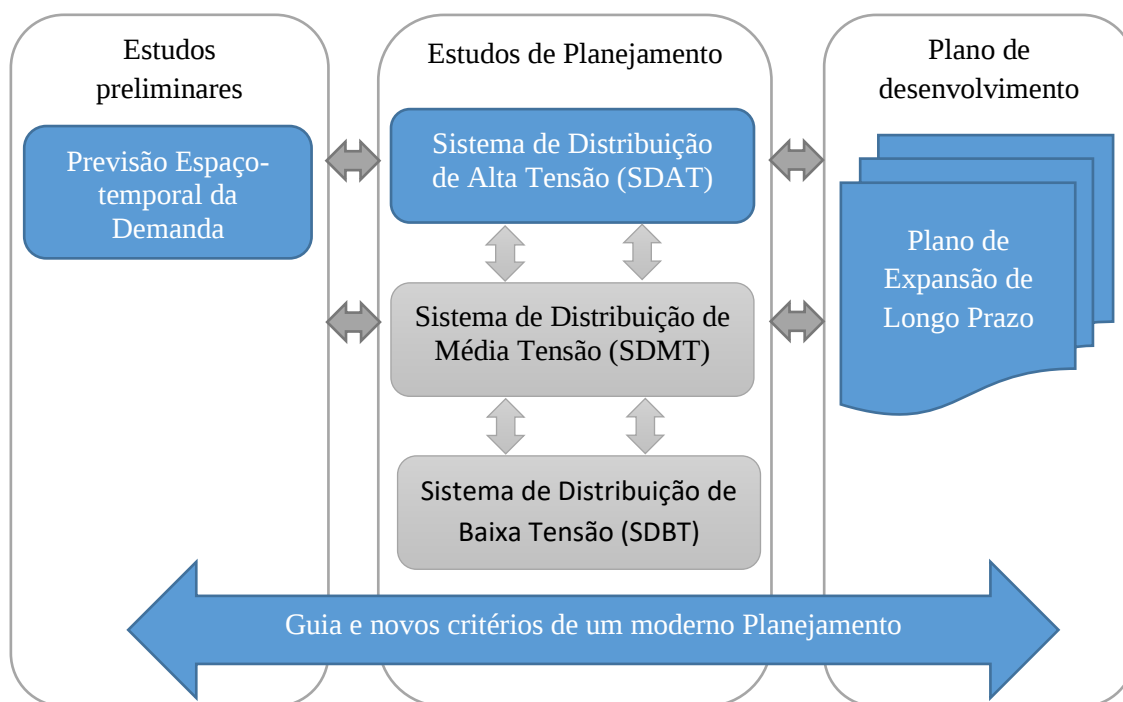
identificação dos problemas de capacidade devido ao futuro crescimento da demanda, a manutenção de um nível adequado de qualidade e a avaliação de alternativas de expansão em múltiplos estágios em um horizonte de planejamento de longo prazo, considerando o sistema de subtransmissão.

Os objetivos específicos dessa Tese são os seguintes:

1. Determinar o futuro crescimento da demanda de energia elétrica mediante uma previsão espaço-temporal que considere a conexão de novas cargas, para todo o horizonte de planejamento de expansão;
2. Determinar os locais adequados para a construção de novas subestações a partir de critérios espaciais e restrições físicas do uso do solo;
3. Propor um método para alocar os resultados da previsão espacial de demanda em conglomerados de menor resolução que consideram restrições espaciais e a rede elétrica existente;
4. Desenvolver um método de otimização baseado na meta-heurística Busca Tabu para resolver o problema de planejamento da expansão multiestágio do SDEE, que considere a alocação/reforço de subestações dentro de modernos esquemas de operação e planejamento, e principalmente a previsão espaço-temporal da demanda elétrica.

1.4 ESCOPO DA PESQUISA

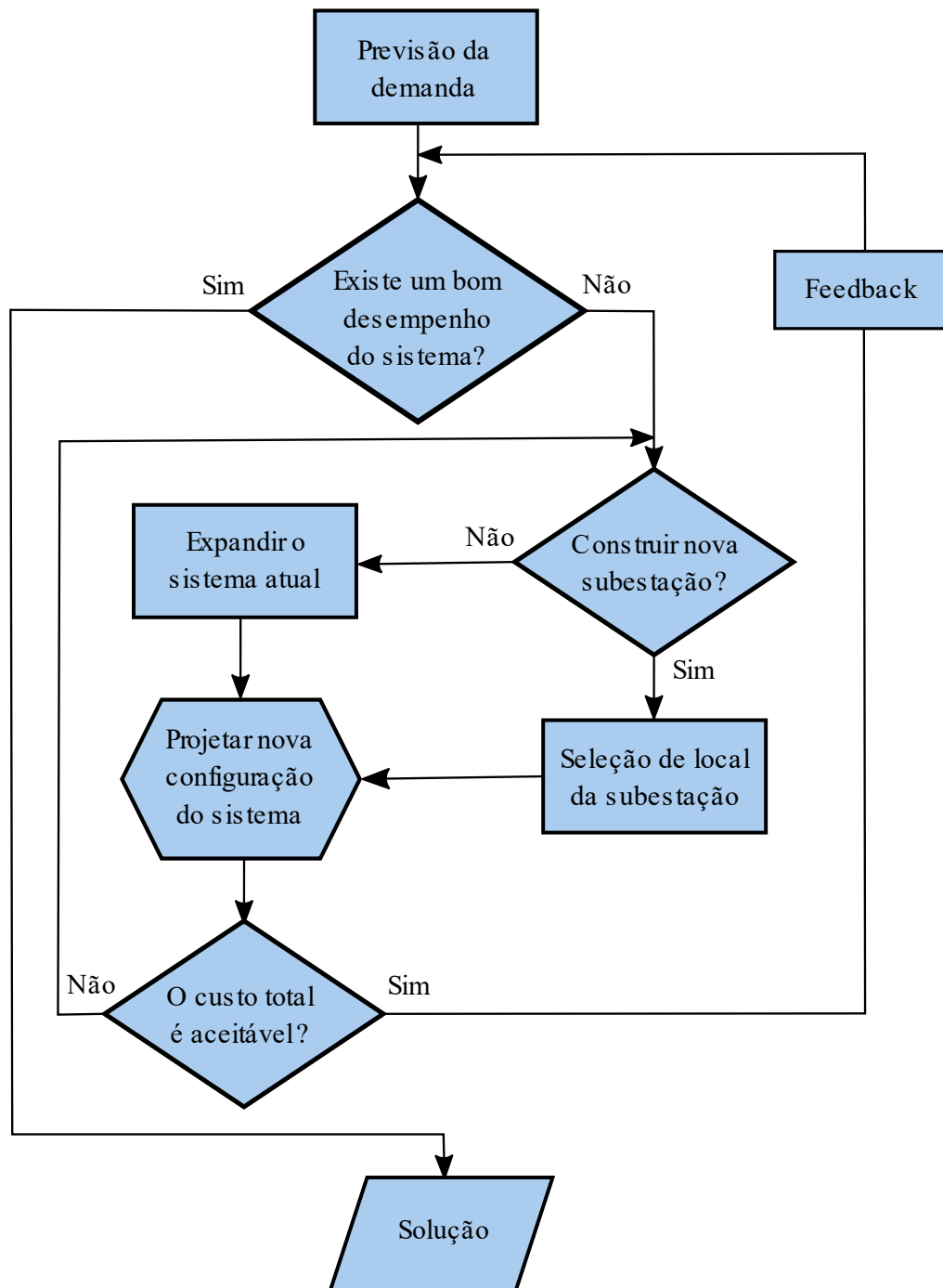
A abordagem que pretende ser desenvolvida na pesquisa consiste em tratar o problema da expansão do SDEE sob uma visão integrada, tanto dos problemas de planejamento, como da articulação dos subsistemas de distribuição e informação necessário, como ilustrado na Figura 3. Dessa forma, a partir de estudos preliminares de previsão espaço-temporal da demanda, são realizados estudos de planejamento e é feita a avaliação de alternativas de expansão em múltiplos estágios ao longo do horizonte de planejamento usando um modelo que representa o Sistema de Distribuição de Alta Tensão (SDAT) ou Subtransmissão, e considera a interação do Sistema de Distribuição de Média Tensão (SDMT) e do Sistema de Distribuição de Baixa Tensão (SDBT). A interação até baixa tensão se deve ao fato de que o estudo de previsão de demanda requer informações sobre conectividade elétrica no nível de unidades consumidoras.

Figura 3. Estudos e Subsistemas de Planejamento de Distribuição

Fonte: Elaborada pelo autor

Ao mesmo tempo, existem critérios técnicos, diretrizes e guias de planejamento, que devem ser considerados e constantemente atualizados segundo os novos desafios na evolução da rede. Exemplos desses critérios podem ser níveis de reserva para transferências de cargas, nova arquitetura ou arranjo com interligações e microrredes, e automação de equipamentos.

Para entender essa proposta integrada, o processo de planejamento típico de longo prazo (15–20 anos) que a maioria das concessionárias de distribuição realiza é analisado seguindo o processo da Figura 4 (GÖNEN, 2014). O planejamento tem quatro atividades principais: i) previsão da demanda; ii) configuração do sistema de distribuição; iii) expansão das subestações; e iv) seleção do local da subestação. Se não houver a capacidade suficiente para atender à demanda futura, “não fazer nada” não é uma boa opção e o sistema existente deverá ser expandido. Essa expansão pode incluir desde pequenas adições que requerem uma nova configuração ou a construção de uma nova subestação. Se a decisão for a última, um novo local para a subestação deve ser selecionado. O processo avaliará todas as alternativas propostas quantificando um custo total que deve ser aceitável para o planejador.

Figura 4. Processo de planejamento típico de um sistema de distribuição

Fonte: (GÖNEN, 2014)

Com isso, esta pesquisa visa resolver esses problemas, sob um horizonte de longo prazo destacados no diagrama da Figura 4: previsão espaço-temporal da demanda, seleção de locais adequados de novas subestações e o planejamento da expansão das subestações. Em suma, o termo integrado refere-se a um "processo" de planejamento integrado que considera vários cenários de crescimento da demanda. Por sua vez, esse processo é cíclico ao longo do tempo, geralmente entre 3 a 5 anos ou quando há um aumento significativo

da demanda. Os modelos serão propostos e as ferramentas computacionais de suporte ao trabalho de planejamento serão desenvolvidas.

1.5 CONTRIBUIÇÕES

As principais contribuições da Tese são:

- Um método de geo-simulação para obter a previsão espaço-temporal da demanda. A integração de uma rede neural artificial e um autômato celular, denominado modelo RNA-AC, determina o desenvolvimento dos consumidores e da carga elétrica em pequenas áreas, que é controlado por uma previsão global em grandes áreas. Esse desenvolvimento está associado às preferências de uso do solo, ao efeito dos estados de vizinhança, às restrições espaciais e a uma perturbação estocástica. O processo de simulação é multiestágio e também multiclasse (residencial, comercial e industrial);
- Um mapa de preferência do potencial de desenvolvimento é determinado, como parte das regras de transição do método AC na simulação espacial, por meio de aprendizado de máquina para o reconhecimento e previsão de padrões do uso do solo. Uma rede neural artificial é treinada usando critérios espaciais e considerando a temporalidade com base na dinâmica histórica;
- Um método de previsão espacial que adiciona temporalidade à simulação, tanto no desenvolvimento das preferências de localização, principalmente com as preferências de uso do solo e o efeito dos estados de vizinhança, quanto no uso de estágios de tempo para a alocação de consumidores em grandes áreas. Em relação ao primeiro aspecto, a probabilidade de desenvolvimento muda ao longo do tempo devido ao estado atual das pequenas áreas já desenvolvidas (crescimento rápido ou saturação pela curva em S) e ao desenvolvimento de áreas vagas. O segundo aspecto tem a flexibilidade de fornecer, em cada etapa, realimentação (*feedback*) ao processo como novas obras de infraestrutura, novas rodovias, entre outros;
- Medição do padrão espacial de erro para validar e ajustar o desempenho do modelo de previsão da demanda. Com base nas informações sobre o crescimento histórico das unidades consumidoras, foi possível validar o treinamento e calibração do modelo. A avaliação usa uma matriz de confusão para a tarefa de previsão binária e métricas de validação para calibrar o desempenho integral do modelo RNA-AC;

- Uso de estratégias de análise de “*big data*” para criar um *framework* multiuso e assim extrair a complexidade do gerenciamento de dados em formatos proprietários, aumentar a capacidade analítica e o desempenho dos algoritmos. O uso dessas ferramentas (e.g., pacotes em Python para análise espacial, aprendizado de máquina, visualização, análise e gerenciamento de dados) ajuda a sistematizar uma estrutura integral que inicia com a aquisição, geoprocessamento e análise espacial até o desenvolvimento e calibração de modelos. Assim, os métodos de previsão da demanda permitem obter conhecimento a partir de dados em grande escala, agregar temporalidade ao modelo, utilizar diferentes resoluções espaciais e avaliar a sensibilidade dos parâmetros em tempos bastante razoáveis;
- Um método para identificar locais ideais para novas subestações usando tomada de decisão multicritério com base em sistemas de informações geográficos, resolvendo uma análise de adequação que satisfaçam os critérios de densidade de carga, proximidade, orografia, risco e restrições espaciais. O resultado é traduzido em uma pontuação de adequação refletida em um mapa de calor, constituindo uma ferramenta útil para interpretar a relação espacial dos critérios e planejar adequadamente a expansão das subestações;
- Uma análise de densidade em função da previsão espaço-temporal da demanda de longo prazo, que considera requisitos mais realistas e utiliza uma alta resolução espacial, aspecto crucial na identificação de locais adequados para novas subestações;
- Uma análise das áreas de serviço nas subestações existentes que impõe uma restrição ao problema de adequação para identificar locais para novas subestações. Adotou-se um fluxo de rede utilizando a rede de média tensão existente e cargas distribuídas espacialmente;
- Adoção de uma técnica de particionamento de grafos para definir agrupamentos de cargas com base na previsão de demanda espaço-temporal de longo prazo, que considera uma caracterização realista e espacial da demanda atual e dos requisitos futuros, das relações de adjacência entre os pontos de carga e utiliza alta resolução espacial.
- Um método de otimização multiestágio para o planejamento de expansão de subestações que considera a previsão espaço-temporal da demanda, critérios e

restrições espaciais, bem como a rede existente, para definir locais adequados para novas subestações e otimização da área de serviço. Este método utiliza um acoplamento hierárquico de uma otimização global, que minimiza o custo de investimento de alternativas de expansão, juntamente com uma otimização das áreas de serviço da subestação e uma simulação do fluxo de potência para analisar o desempenho do sistema de subtransmissão.

1.6 ORGANIZAÇÃO DO TEXTO

O Capítulo 2 apresenta o método de simulação para obter a previsão espaço-temporal da demanda. O resultado desse método constitui a entrada de dados principal para a simulação dos modelos propostos nos Capítulos 3 e 4.

No Capítulo 3 é apresentado um método para identificar locais para novas subestações. Na maioria dos trabalhos de pesquisa sobre planejamento de expansão de subestações, a localização é uma entrada com base em subestações candidatas pré-estabelecidas. Portanto, nesta Tese, esses locais para novas subestações são informações essenciais para o modelo de otimização proposto no Capítulo 4.

O Capítulo 4 apresenta um método para o planejamento da expansão de subestações, que inclui uma otimização da área de serviço, tamanho e data de operação, usando a rede de média tensão existente de um SDEE, bem como os resultados da previsão espaço-temporal da demanda a longo prazo.

O caso de estudo é apresentado no Capítulo 5, onde são analisados os resultados obtidos após a aplicação dos métodos e modelos dos Capítulos 2, 3 e 4. Os resultados apresentados foram obtidos usando um sistema de distribuição real na área de serviço de uma concessionária de energia Equatoriana.

No Capítulo 6 são discutidas as conclusões da pesquisa e considerações finais para trabalhos futuros.

2 PREVISÃO ESPAÇO-TEMPORAL DA DEMANDA ELÉTRICA

O planejamento de distribuição de longo prazo deve incluir uma compreensão do comportamento do consumidor e a necessidade de desenvolver alternativas estratégicas de expansão que atendam à demanda futura. A magnitude do crescimento da carga junto com o lugar onde e quando será desenvolvido são determinados pela previsão espacial da demanda. Assim, este capítulo propõe um método de previsão espaço-temporal da demanda para reconhecer e prever padrões de desenvolvimento usando dinâmicas históricas para determinar o desenvolvimento de consumidores e da carga elétrica em pequenas áreas. Uma rede neural artificial é integrada a um método de autômato celular para estabelecer regras de transição, com base nas preferências de uso do solo, estados de vizinhança, restrições espaciais e uma perturbação estocástica. A principal característica é a incorporação da temporalidade, bem como o aproveitamento da análise de dados geo-espaço-temporais para calibrar e validar esse modelo. A validação consiste em medir o padrão de erro espacial durante a fase de treinamento e teste.

Na última parte deste capítulo, é proposto um método de agrupamento de cargas usando particionamento de grafos, baseado nos resultados da previsão espaço-temporal da demanda. Isso constitui um dado de entrada para a otimização das áreas de serviço das subestações no processo de planejamento de expansão de longo prazo.

2.1 INTRODUÇÃO

A previsão da demanda é um dado fundamental para o planejamento eficaz da expansão dos sistemas de distribuição de energia elétrica (SALLAM; MALIK, 2011). O crescimento futuro da demanda elétrica, junto com o local onde e quando será desenvolvida, é determinado pela previsão espacial da carga (PEC). O processo de planejamento e a PEC devem incorporar um conhecimento profundo do comportamento e necessidades do consumidor e precisa considerar o impacto no desempenho do fornecimento do sistema de energia elétrica (HEYMANN *et al.*, 2019; WILLIS, 2004). A eletrificação é a chave para um futuro de energia limpa, confiável e segura, onde novas tecnologias de uso final e cargas de alto consumo estão sendo implantadas nas redes de distribuição, mudando os perfis de carga sazonal de muitas concessionárias (JONES *et al.*, 2018).

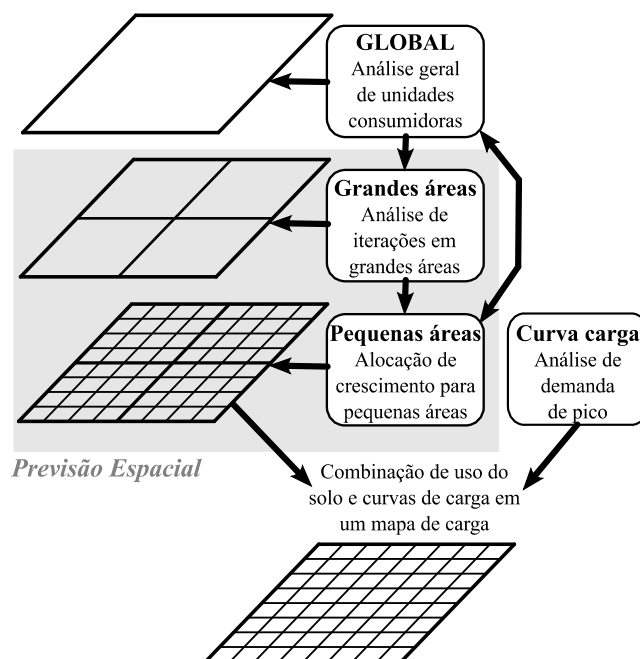
Os métodos PEC se enquadram em três categorias: tendências, simulação e híbridos (WILLIS, 2002). Este capítulo se concentra em métodos de simulação, também conhecidos como geo-simulação quando usados em ambientes geográficos. Por meio da simulação, o planejador tenta replicar o comportamento histórico para determinar o crescimento futuro da carga, o que inclui informações espaciais, temporais e de magnitude.

2.1.1 Previsão de carga de cima para baixo

Uma estrutura de cima para baixo “*top-down*” é, geralmente, adotada para métodos de simulação, conforme mostrado na

Figura 5 (WILLIS, 2002). No topo está a previsão global e, por meio de uma série de etapas, o crescimento do consumidor é atribuído a pequenas áreas, aumentando a resolução espacial. A previsão global em grandes áreas é bem conhecida pelas concessionárias de distribuição, onde regressões de séries temporais e análises de tendência são usadas (LEE; HONG, 2015). Essa previsão é feita por classes de consumidores, que são atribuídas de grandes áreas a pequenas áreas discretas usando algum tipo de análise no uso do solo (WILLIS, 2002). Além disso, uma abordagem ascendente “*bottom-up*” ajusta o crescimento da demanda para cada pequena área a uma previsão total previamente definida, usando o consumo *per capita* para cada classe de consumidor (residencial, comercial e industrial).

Figura 5. Estrutura geral de um método de simulação



Fonte: (WILLIS, 2002)

2.1.2 Desenvolvimento em pequenas áreas

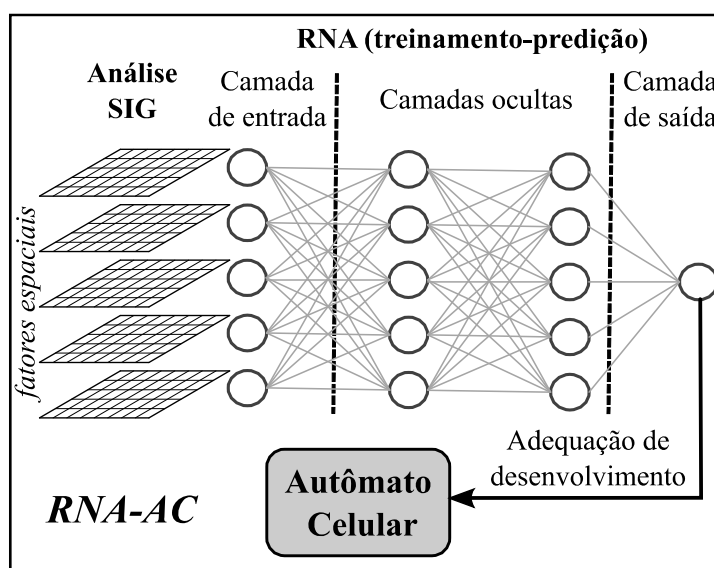
A maioria dos métodos de simulação usa dois módulos (WILLIS, 2002): 1) localização espacial do consumidor; e, 2) consumo *per capita* temporal. O primeiro módulo (Previsão Espacial na

Figura 5) é representado pela integração da RNA-AC usando o SIG, que é combinado com curvas de carga de uso final dos consumidores (segundo módulo), para obter a previsão de carga de pequena área. A alocação espacial das classes de consumidores no nível de pequenas áreas e o desenvolvimento do uso do solo dependem de uma preferência de localização.

Normalmente, existem duas abordagens para desenvolver um mapa de preferência de localização: preferências de uso do solo (MELO; CARRENO; PADILHA-FELTRIN, 2015; WILLIS, 2002) e similaridade com base em observações anteriores (WILLIS, 2002). Ambas as abordagens são utilizadas nesta proposta. A primeira foi denominada de **adequação de desenvolvimento**, obtida por meio do modelo RNA. Enquanto a segunda abordagem faz parte do modelo AC no sentido de utilizar os estados de desenvolvimento anteriores de pequenas áreas por meio da convolução espacial.

A adequação de desenvolvimento denota o interesse de um consumidor em encontrar um terreno que atenda às expectativas no uso do solo, obtidas a partir do processo de aprendizado de máquina dos fatores espaciais, conforme mostrado na Figura 6. O reconhecimento dos padrões de desenvolvimento do uso do solo é uma ferramenta poderosa para determinar o crescimento futuro da demanda elétrica (quanto, quando e onde) (WILLIS, 2002).

A RNA é organizada por unidades simples inter-relacionadas de forma extensa e paralela, o que permite modelar comportamentos e padrões complexos (GREKOUSIS, 2019). Na Figura 6 pode-se observar que a RNA consiste em uma *perceptron* multicamadas com três componentes principais: camada de entrada, camadas ocultas e camada de saída. Entre suas vantagens está a utilização de diferentes tipos e distribuições de dados, bem como a solução de problemas não lineares (LI; YEH, 2002); também reduz a subjetividade na definição de regras e calibração de modelos.

Figura 6. Módulo de previsão espacial usando um modelo RNA-AC com SIG

Fonte: Elaborada pelo autor

2.1.3 Fatores Espaciais

Cada classe de consumidor tem necessidades específicas de localização (MEJÍA ALZATE *et al.*, 2018) e cada classe do uso do solo possui atributos característicos, que são chamados de fatores ou critérios espaciais e são classificados como local, proximidade e entorno (WILLIS, 2002). Fatores locais estão relacionados à adequação do terreno e suas restrições. Com base em uma função de distância, os fatores de proximidade determinam o nível de influência. Além disso, os fatores de entorno medem as influências quantificando uma magnitude dentro de uma vizinhança. Os fatores espaciais detalhados na Tabela 4 foram escolhidos com base na disponibilidade e qualidade das informações, bem como na representatividade da área de estudo.

Tabela 4. Fatores espaciais na camada de entrada da RNA

Grupo	#	Fator Espacial
<i>Locais</i>	1	Restrições
<i>(fatores de pequena área)</i>	2	Inclinação do solo
<i>Proximidade para</i>	3	Rodovias
	4	Centros comerciais
	5	Espaços culturais
	6	Centros educativos
	7	Lugares recreativos
	8	Serviços de saúde
	9	Serviços de segurança
	10	Centros urbanos
	11	Indústrias
<i>Vizinhança</i>	12	Densidade de consumidores

As seguintes restrições espaciais foram utilizadas: terras protegidas, cursos de água, áreas de paisagem elevada, áreas com declives elevados, aeroportos, parques, áreas recreativas e zonas militares.

2.2 MODELO DA PREVISÃO

Existem dois métodos de geo-simulação bem conhecidos: AC e modelagem baseada em agentes (MALCZEWSKI; RINNER, 2015). Neste trabalho, um método AC é adotado para a simulação espacial. As regras de transição desempenham um papel fundamental na geração de dinâmica espacial em modelos de AC e muitos pesquisadores determinaram essas regras a partir de outros modelos (LIU, 2009). Para determinar as regras de transição, um modelo baseado em RNAs é proposto aqui devido à robustez demonstrada em outras áreas de pesquisa (LIU, 2009).

2.2.1 O fluxo do processo RNA-AC

O processo inicia-se com a preparação dos dados da Figura 7, que se referem à análise geo-espacial dos fatores, normalização e preparação dos formatos, segundo o Algoritmo 1. Essa entrada permite o treinamento supervisionado e teste do primeiro modelo de RNA com o Algoritmo 2, para posteriormente determinar a adequação de desenvolvimento do ano inicial. Com esse resultado e adicionando os outros termos da formulação (por exemplo, perturbação estocástica, fatores de restrição e o efeito de vizinhança como uma função dos estados iniciais), a probabilidade de desenvolvimento do uso do solo é calculada. O efeito de vizinhança leva em consideração os estados das células, que correspondem ao valor incremental dos consumidores ao longo do tempo.

A Figura 7 mostra um laço ou *loop* para atribuir consumidores a cada grande área. Essa iteração ocorre em etapas discretas de tempo em que as células são escolhidas para serem desenvolvidas com base nas regras de transição definidas com a probabilidade de desenvolvimento e o valor limite fornecido. Nesse processo, o aumento de consumidores é calculado para cada célula escolhida, o que depende de sua localização. A alocação de consumidores termina se o total esperado para cada grande área for alcançado. Se essa meta ainda não for alcançada, os estados de cada célula são atualizados para reaplicar a convolução de vizinhança e determinar uma nova probabilidade de desenvolvimento e então o processo é repetido.

Algoritmo 1. Análise Geo-espacial

```

1: Declarar variáveis globais
2: Ler geodatabase: formato vetorial
3: Definir procedimentos:
4:   Proc. análise de fatores espaciais
5:   para cada ano
6:     Calcular distância euclidiana,
       estatísticas focais, inclinação,
       rasterizar e convertê-los em
       uma matriz
7:   fim-para
8:   retorna matriz n-dimensional
9:   Proc. normalização
10:    mínimo-máximo / estratificação
11:   retorna matriz normalizada
12:   Proc. criar máscara
13:    com fatores de restrição
14:   retorna matriz de máscara
15: Execute a análise e procedimentos
16: Salvar as matrizes em um arquivo
    compactado

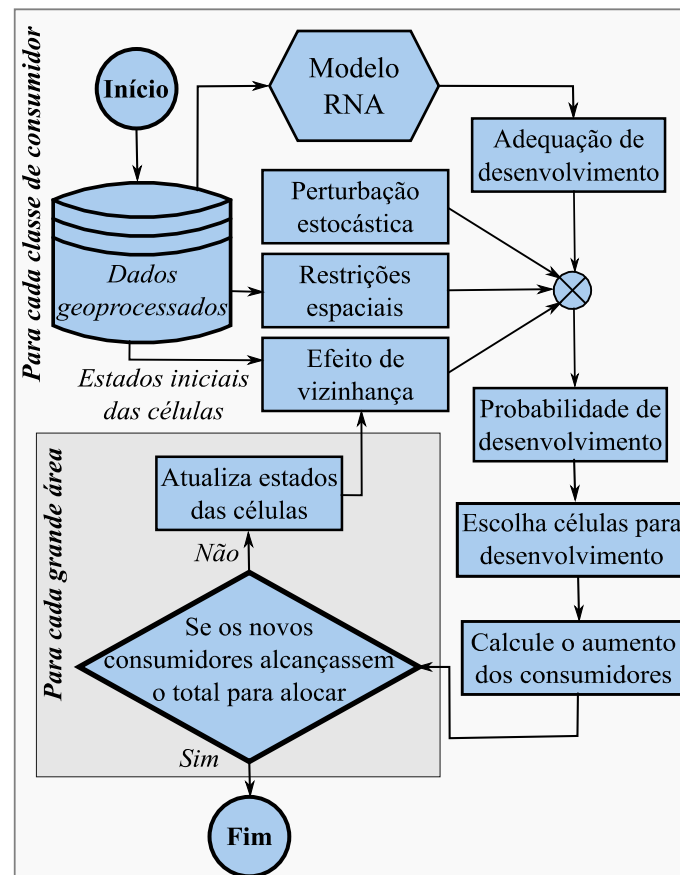
```

Algoritmo 2. Modelo RNA

```

1: Declarar variáveis globais
2: Ler matrizes n-dimensional
3: Definir conjuntos de dados para
   treinamento e teste
4: Definir modelo e parâmetros
5: para cada época em épocas-totais
6:   para cada lote em gerador de lotes
7:     etapa 1. limpar os gradientes
8:     etapa 2. calcule a saída (forward)
9:     etapa 3. calcule as perdas
10:    etapa 4. use perdas para produzir
        gradientes (backward)
11:    etapa 5. use o otimizador para
        obter gradiente
12:   fim-para
13: fim-para
14: Calcular métricas de erro
15: Salvar o modelo

```

Figura 7. Fluxograma do modelo RNA-AC

Fonte: Elaborada pelo autor

No processo da Figura 7, após escolher uma célula a desenvolver para uma classe de consumidores, é necessário atribuir um número incremental de consumidores com base

em sua localização. Em princípio, um novo consumidor seria atribuído por célula; entretanto, se houver um crescimento maior devido à influência da vizinhança, então esse valor será utilizado. O mapa de densidade de carga para o ano base é uma entrada para este processo e em geral para os métodos de PEC (WILLIS, 2002). Esse mapa representa a caracterização da demanda de pico, ao nível dos pontos de carga (classe de consumidores e iluminação pública) referenciados no SIG (MEJIA *et al.*, 2020; ZAMBRANO *et al.*, 2018). Com a atual implantação de infraestrutura de medição avançada, a caracterização de carga melhorou (QUILUMBA *et al.*, 2015; YE *et al.*, 2019); no entanto, estudos de pesquisa de carga ainda são essenciais para estabelecer o consumo *per capita* temporário e curvas de carga de uso final (PUCKETT *et al.*, 2020).

Este processo pode ser cíclico dependendo do número de estágios estabelecidos na previsão de carga de longo prazo, por exemplo, 3 estágios a cada 5 anos. Além disso, a cada etapa podem surgir novas pistas que retroalimentam o processo, como novas obras de infraestrutura, novas rodovias, entre outros. Desta forma, o modelo de RNA inicialmente calibrado pode ser armazenado e reutilizado ou, na falta disso, continuar aprendendo. Assim, o crescimento da carga é determinado para cada classe de consumidor: residencial, comercial e industrial.

2.2.2 Autômato Celular

AC é um método de simulação discreto que permite modelar processos dinâmicos ao longo do tempo (MALCZEWSKI; RINNER, 2015). Tem sido amplamente utilizado para encontrar padrões de expansão devido à sua capacidade de integrar dimensões espaciais e temporais (LIU *et al.*, 2018). O modelo AC proposto também é denominado AC restrito (LIU, 2009), por ser controlado por um modelo em macro escala. AC consiste nos seguintes componentes (LIU, 2009; MALCZEWSKI; RINNER, 2015): células ou quadrículas (SIG baseado em *raster*), estados, vizinhanças (células adjacentes à célula central), regras de transição (TR) e intervalos de tempo discretos. O estado da célula k no tempo $t+1$ é função do estado da célula no tempo t , de sua vizinhança em t , e das regras de transição (MALCZEWSKI; RINNER, 2015), de acordo com (1).

$$s_k^{t+1} = f(s_k^t, \Omega_k^t, TR) \quad (1)$$

onde s_k^{t+1} e s_k^t são os estados da célula em que 1 corresponde a desenvolvido e 0 representa não desenvolvido. Ω_k^t é o estado na vizinhança e a dinâmica espacial é representada por TR ; esta última constitui o componente central do modelo (LIU, 2009).

Para considerar a variedade e heterogeneidade no modelo de AC, é estabelecida uma probabilidade para representar o desenvolvimento de consumidores em uma determinada célula. O estado de uma célula k no tempo $t+1$ é definido em (2) de acordo com a probabilidade de desenvolvimento do uso do solo P_k^{t+1} .

$$s_k^{t+1} = \begin{cases} 1, se P_k^{t+1} > \varphi^t \\ 0, caso contrário \end{cases} \quad (2)$$

onde s_k^{t+1} é o estado da célula no tempo $t+1$ e φ^t é um limite dado no tempo t .

Para estender esta definição para uma simulação no uso do solo multiclasse, cada classe de consumidor, (R) residencial, (C) comercial e (I) industrial, é representada pelo índice c . A probabilidade de desenvolvimento em (3) é influenciada principalmente por quatro fatores (LIU *et al.*, 2018; YAO *et al.*, 2017): a adequação do desenvolvimento, o efeito de vizinhança, os fatores de restrição e uma perturbação estocástica.

$$P_k^{c,t+1} = P S_k^{c,t} \cdot P \Omega_k^{c,t} \cdot P \chi_k \cdot P \varepsilon_k \quad (3)$$

onde $P_k^{c,t+1}$ representa a probabilidade de desenvolvimento do uso do solo da célula k para a classe c no tempo $t+1$, $P S_k^{c,t}$ é a adequação geral de desenvolvimento, $P \Omega_k^{c,t}$ refere-se ao efeito de vizinhança, $P \chi_k$ representa os fatores de restrição (sendo 0 restrito e 1 adequado) e $P \varepsilon_k$ considera a contribuição estocástica típica do desenvolvimento do uso do solo.

O efeito da vizinhança define regras de transição locais com base no estado das células imediatamente adjacentes, o que impacta a célula central (LIU, 2009). Em (4), um tipo de vizinhança chamada de “*Moore*” é definido. É um dos dois tipos de vizinhança mais usados, sendo o outro a vizinhança de *von Neumann*.

$$P \Omega_k^{c,t} = \frac{1}{\Omega - 1} \sum_j^{\Omega} s_j^{c,t} \quad (4)$$

onde Ω é a dimensão da vizinhança (por exemplo, uma vizinhança retangular de 3x3 é formada pela célula central mais 8 que a rodeiam) e $s_j^{c,t}$ é o estado da célula imediatamente adjacente j para a classe c no tempo t .

Um termo estocástico é incorporado ao modelo para gerar resultados plausíveis com propriedades fractais (LI; YEH, 2002), comuns na simulação de AC. Isso pode ser definido por (5) e sua distribuição é altamente enviesada para valores próximos da unidade (WHITE; ENGELN, 1993).

$$P\varepsilon_k = 1 + (-\ln\gamma)^\alpha \quad (5)$$

onde γ é um número aleatório com um intervalo de 0 a 1 e α é um parâmetro que controla a perturbação estocástica com um valor constante entre 1 e 10 (LIU *et al.*, 2018; YAO *et al.*, 2017).

2.2.3 Adequação de Desenvolvimento

O primeiro termo do lado direito da igualdade em (3) é chamado de adequação de desenvolvimento e é determinado pelo treinamento de uma RNA *perceptron* multicamadas. A localização do crescimento futuro de consumidores está relacionada a fatores espaciais que impulsionam a adequação do desenvolvimento. O objetivo é definir e calibrar um modelo que interprete esses padrões de desenvolvimento do uso do solo com base na dinâmica histórica (MELO; CARRENO; PADILHA-FELTRIN, 2015; WILLIS, 2002). Assim, a adequação do desenvolvimento é representada em (6) em função de n fatores espaciais.

$$Ps_k^{c,t} = f(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (6)$$

onde x_n é o n -ésimo fator espacial da célula k para a classe c e $f(x)$ é a função de ajuste que descreve a probabilidade de adequação de desenvolvimento.

Cada fator espacial está associado a um neurônio na camada de entrada; a camada de saída tem um único neurônio que representa a adequação de desenvolvimento para cada classe de consumidor. É conveniente que os fatores espaciais sejam normalizados no intervalo $[0,1]$ para que tenham a mesma importância. O sinal recebido pelos neurônios nas camadas ocultas é calculado por (7) (LI; YEH, 2002).

$$net_{j,k}^t = \sum_l w_{l,j} x_{l,k}^t \quad (7)$$

onde $net_{j,k}^t$ é o sinal recebido pelo neurônio j para a célula k no tempo t , $w_{l,j}$ é o peso entre as camadas do neurônio l para o neurônio j , e $x_{l,k}^t$ é o n -ésimo fator espacial para a célula

k no tempo t . Esse último fator está associado a uma função de ativação em cada camada oculta.

Considerando uma função de saída do tipo sigmoide, e combinando (6) e (7), a probabilidade de adequação do desenvolvimento é representada em (8).

$$Ps_k^{c,t} = \sum_l w_{l,j} \frac{1}{1 + e^{-net_{j,k}^t}} \quad (8)$$

onde $Ps_k^{c,t}$ corresponde à probabilidade de adequação de desenvolvimento da célula k para a classe c no tempo t ; $w_{l,j}$ é o peso entre a última camada oculta e a camada de saída.

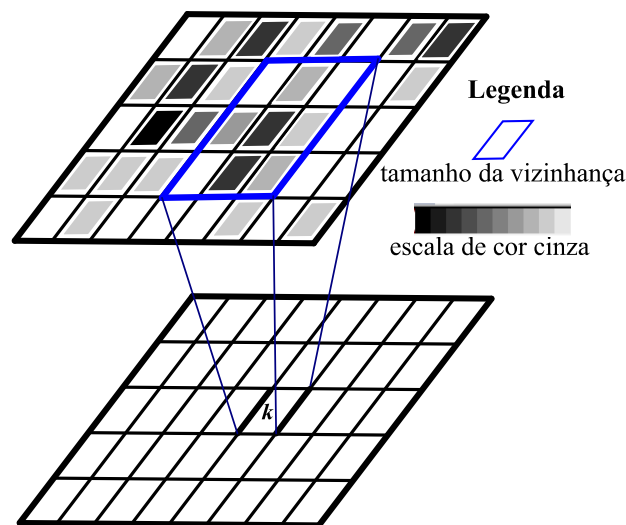
2.2.4 Cálculo do valor incremental de consumidores e demanda

A partir do número incremental de consumidores por célula no ano base e usando uma convolução espacial do tipo vizinhança de “Moore” (Figura 8), a média incremental é determinada em (9). A escala cor cinza no mapa superior da Figura 8 representa o número incremental por classe de consumidor, que faz parte dos dados geoprocessados.

$$\widehat{\Delta L}_k^{c,t} = \frac{1}{\Omega'} \sum_j^{\Omega'} \Delta L_j^{c,t} \quad (9)$$

onde $\widehat{\Delta L}_k^{c,t}$ é o número médio incremental de consumidores da célula k para a classe c no tempo t , Ω' é o tamanho da vizinhança, e $\Delta L_j^{c,t}$ é o número incremental de consumidores da célula imediatamente adjacente j para a classe c no tempo t .

Figura 8. Determinação do aumento de clientes e demanda por convolução espacial



Fonte: Elaborada pelo autor

Analogamente ao cálculo anterior, se o mapa superior da Figura 8 representa a densidade de carga por célula (escala de cinza), então a demanda média é determinada por (10) em função do efeito de vizinhança.

$$\widehat{\Delta P}_k^{c,t} = \frac{1}{\Omega'} \sum_j^{\Omega'} \Delta P_j^{c,t} \quad (10)$$

onde $\widehat{\Delta P}_k^{c,t}$ é a demanda média da célula k para a classe c no tempo t , Ω' é o tamanho da vizinhança, e $\Delta P_j^{c,t}$ é a demanda da célula imediatamente adjacente j para a classe c no tempo t .

2.2.5 Validação do modelo

A previsão global e sua distribuição em grandes áreas são assumidas como dados de entrada para a estrutura com uma abordagem de cima para baixo para a alocação de carga. Nesse nível, o erro de magnitude é importante; entretanto, na simulação espacial, deve ser ajustado ao valor de demanda total dessas áreas. Por esse motivo, será medido o padrão de erro espacial, que é o mais relevante no nível da microárea. O objetivo do cálculo de uma métrica de erro na previsão espacial é determinar se o erro contribui para o mal planejamento das necessidades de expansão da rede de distribuição (WILLIS, 2002).

Existem dois tipos de validação nesses modelos. A primeira durante o processo de aprendizado e treinamento da RNA; e a segunda ao final do processo de simulação para calibrar o desempenho abrangente do modelo (ABURAS; AHAMAD; OMAR, 2019). Uma primeira medida de controle está na calibração do modelo RNA, de acordo com o Algoritmo 2, no processo de retropropagação durante cada iteração (época). Na etapa de avanço “*forward*”, uma função de perda é calculada; no retrocesso “*backward*”, o gradiente da perda é usado para atualizar os parâmetros (RAO; MCMAHAN, 2019). Com base nos dados de teste, a função de perda do Erro Quadrático Médio (EQM) em (11) compara o quanto longe a previsão está do objetivo; quanto menor esse valor, melhor é o modelo.

$$EQM(y, \hat{y}) = \frac{1}{m} \sum_i (y - \hat{y})^2 \quad (11)$$

onde EQM calcula a média da diferença dos quadrados entre os valores previstos e objetivos, y é um vetor de m elementos com os valores objetivos e $\hat{y}$ é um vetor de m elementos com a previsão da rede neural.

Os modelos de previsão de crescimento urbano, os mais próximos do problema PEC, são geralmente avaliados com exatidão geral, “*Accuracy*”, e o índice *kappa* (ABURAS; AHAMAD; OMAR, 2019; GREKOUSIS, 2019). Uma vez que o modelo AC é uma previsão binária para cada classe de consumidor, a segunda medida de controle usa uma matriz de confusão com dimensão 2x2, mostrada na Tabela 5. Com base nisso, as métricas de exatidão “*Accuracy*” (12) e pontuação F1-score (13) serão calculadas; a última combina “*recall*” e “*Precision*” em um único número.

Tabela 5. Matriz de confusão

		Valor Previsto	
		Positivo	Negativo
Valor Real	Positivo	Verdadeiro Positivo (TP)	Falso Negativo (FN)
	Negativo	Falso Positivo (FP)	Verdadeiro Negativo (TN)

$$\text{Accuracy} = \frac{(TP + TN)}{(TP + FN + FP + TN)} \quad (12)$$

$$\text{F1-score} = \frac{2 * \text{Recall} * \text{Precision}}{(\text{Recall} + \text{Precision})} = \frac{2 TP}{2 TP + FP + FN} \quad (13)$$

Com base na mesma matriz de confusão da Tabela 5, outra métrica amplamente utilizada é o índice *kappa* em (14) para medir a confiabilidade entre duas proporções.

$$\text{kappa} = \frac{(p_a - p_e)}{(1 - p_e)} \quad (14)$$

onde p_a é a proporção observada de concordância (*accuracy*) e p_e é a proporção de concordância esperada ao acaso (SIM; WRIGHT, 2005).

2.3 AGRUPAMENTO DE CARGA

O método de PEC atribui carga em pequenas áreas ou quadrículas com alta resolução espacial, partindo de grandes áreas e considerando as preferências de uso do solo e as mudanças na vizinhança dessas pequenas áreas. Os centroides de cada quadrícula e suas cargas associadas, do mapa de densidade de carga final na

Figura 5, constituem a entrada para este agrupamento. Agora o objetivo é construir blocos de cargas maiores, com esses resultados da PEC, para que sejam os principais insumos para o PES de longo prazo. Esses agrupamentos formam a dinâmica de atribuição de carga em subestações existentes que precisam ser reforçadas ou para definir o investimento de novas subestações, estabelecendo assim as áreas de serviço de cada uma delas (MELO; ZAMBRANO-ASANZA; PADILHA-FELTRIN, 2017).

Os blocos de carga são construídos usando um método de agrupamento baseado no particionamento de grafos, que considera as relações de adjacência entre os pontos de carga (centros de quadriculas) (ZAMBRANO-ASANZA *et al.*, 2021a). As áreas de cada agrupamento são irregulares e o tamanho ou carga total estabelecida como limite é função da capacidade dos transformadores padrões das subestações (por exemplo, 0,5 ou 1 MW). Ou seja, a carga total do agrupamento deve ser um valor representativo para gerar as regras de transição ou vizinhança na otimização da área de serviço das subestações, a fim de melhorar o desempenho do algoritmo.

2.3.1 Agrupamento baseado em particionamento de grafos

Os principais métodos de agrupamento “*clustering*” são: hierárquicos, difuso, baseado em centro, baseado em pesquisa, particionamento (baseado em grafos), espectral, baseado em densidade, baseado em modelos, entre outros (GAN; MA; WU, 2007). Especificamente, no particionamento de grafos os seguintes algoritmos podem ser destacados: *Chameleon*, CACTUS “*Categorical Clustering Using Summaries*”, “*Dynamic System-based Approach*”, ROCK “*Robust Clustering using links*” (GAN; MA; WU, 2007), e Algoritmos de *Lukes* (LUKES, 1974).

Ferramentas comerciais como *ArcGIS* geram agrupamentos espacialmente restritos (ESRI, [s.d.]) nos quais um grafo de conectividade é construído primeiro e, em seguida, uma árvore geradora mínima (AGM) com arestas ponderadas é criada (ou “*Minimum Spanning Tree*” por sua sigla em inglês). O AGM é dividido iterativamente pela poda de arestas usando o método chamado SKATER (*Spatial ‘K’luster Analysis by Tree Edge Removal*) (ASSUNÇÃO *et al.*, 2006).

Em resumo, o agrupamento baseado no particionamento de grafos requer uma estrutura de dados em árvore antes de aplicar uma poda, com isso, nesta Tese, um grafo é inicialmente construído por meio de triangulação de *Delaunay* para posteriormente gerar uma AGM. Esse último grafo será particionado de acordo com a metodologia estabelecida,

a fim de determinar o número de *clusters* e área associada. Atualmente existem algoritmos muito eficientes para calcular a triangulação de *Delaunay*, onde todos os pontos são conectados entre si por meio de um bom conjunto de malhas de triângulos, sem que suas arestas se cruzem.

2.3.2 Definições de grafos

Um grafo G é formado por dois conjuntos (V, E) , onde V é um conjunto não vazio denominado vértices e E são as arestas do grafo. Se para cada aresta $(v_1, v_2) \in E$, houver uma aresta (v_2, v_1) , então o grafo não é direcionado (BICHOT; SIARRY, 2013).

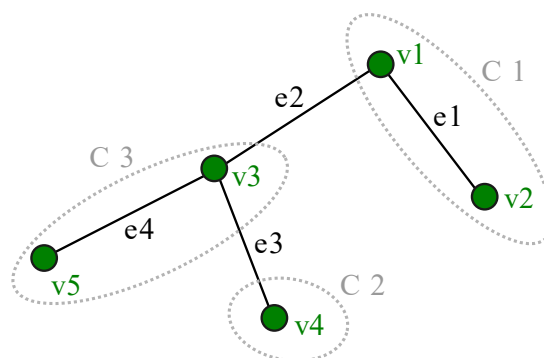
Um grafo é ponderado se houver um valor real $w(e)$ associado a cada aresta $e \in E$. Da mesma forma, um peso pode ser associado aos vértices $w(v)$ que, geralmente, é um número inteiro estritamente positivo para a partição dos grafos (BICHOT; SIARRY, 2013).

Uma árvore geradora T de um grafo não direcionado G é uma árvore contendo todos os n vértices V que estão conectados por um único caminho e o número de arestas em T é $n-1$ (ASSUNÇÃO *et al.*, 2006). Além disso, uma AGM é uma árvore abrangente com custo mínimo.

2.3.3 Formulação de particionamento de grafos

O particionamento de grafos refere-se, principalmente, à partição dos vértices de um grafo e é um problema de otimização combinatória (BICHOT; SIARRY, 2013). Seja o grafo T , definido por (15) e mostrado na Figura 9, formado pelos conjuntos de vértices (16) e arestas (17), em que P_k (18) é um conjunto formado por k subconjuntos de V .

Figura 9. Uma partição da árvore T



Fonte: Elaborada pelo autor

$$T = (V, E) \quad (15)$$

$$V = \{v1, v2, v3, v4\} \quad (16)$$

$$E = \{e1, e2, e3, e4\} \quad (17)$$

$$P_k = \{C1, C2, C3\} = \{\{v1, v2\}, \{v4\}, \{v3, v5\}\} \quad (18)$$

Então, P_k é uma partição de T se:

- Nenhum elemento de P_k é vazio.

$$\forall i \in \{1, 2, \dots, k\}, C_i \neq \emptyset \quad (19)$$

- Os elementos de P_k são disjuntos aos pares.

$$\forall (i, j) \in \{1, 2, \dots, k\}^2, i \neq j, C_i \cap C_j = \emptyset \quad (20)$$

- A união de todos os elementos de P_k é igual a V .

$$\bigcup_{i=1}^k C_i = V \quad (21)$$

onde C_i são as partes da partição ou agrupamentos e o número k é a cardinalidade da partição.

Uma restrição de peso é imposta em (22), de forma que a soma dos pesos dos vértices de cada cluster não ultrapasse o limite W_{max} .

$$\sum_{j \in C_j} w_j(v) \leq W_{max} \quad (22)$$

Uma aresta (i, j) de T é cortada por uma partição se os vértices i e j estiverem em agrupamentos diferentes. Por exemplo, as arestas $e2$ ($v1, v3$) e $e3$ ($v3, v4$) na Figura 9 são arestas de *intercluster*, ou seja, partições separadas na árvore T . Uma função objetivo simples usada no particionamento do grafo é o corte da partição, definido por (23), cujo objetivo é minimizar a soma dos pesos $w(e)$ dessas arestas do intercluster (BICHOT; SIARRY, 2013).

$$\min\{cut(P_k)\} = \min\left\{\sum_{i < j} cut(C_i, C_j)\right\} \quad (23)$$

3 IDENTIFICAÇÃO DE LOCAIS PARA NOVAS SUBESTAÇÕES

A localização de uma nova subestação é um fator chave na expansão dos sistemas de distribuição elétrica. Essa localização é estratégica do ponto de vista dos custos associados ao fornecimento de energia; portanto, um planejamento integral dos subsistemas de subtransmissão e distribuição primária requer o desenvolvimento de métodos de otimização adequados para apoiar o processo de decisão. Embora o crescimento futuro da carga elétrica seja um fator crítico para definir a capacidade e a localização de novas subestações, outros critérios técnicos, ambientais, características do solo, risco, sociais e administrativos também são cruciais. Uma análise de decisão multicritério baseada no SIG é proposta neste capítulo para combinar esses critérios levando em consideração as preferências dos tomadores de decisão e as restrições físicas ao uso do solo (ZAMBRANO-ASANZA *et al.*, 2020, 2021b). Um mapa de calor que facilita a interpretação visual das relações espaciais dos critérios é produzido com base em uma pontuação de adequação.

3.1 INTRODUÇÃO

A localização de uma nova subestação é essencial para determinar o sucesso de qualquer projeto futuro de construção e operação para sistemas de distribuição elétrica. Embora a determinação do local seja baseada em estudos de crescimento de carga, sua localização final pode depender da satisfação do público e da resolução de possíveis problemas de aceitação (MCDONALD, 2012). É um erro orientar o processo de localização da subestação apenas pelo custo do terreno (WILLIS, 2004). A escolha da localização de uma nova subestação é um compromisso entre fatores técnicos, econômicos, ambientais, sociais e administrativos (KRIEG; FINN, 2019; MEEHAN; KANE, 2013); a maioria desses fatores têm uma dimensão espacial.

A localização de uma nova subestação define o ponto final de entrega do sistema de subtransmissão, bem como os pontos de partida para os alimentadores de distribuição primária nas redes de média tensão. Uma localização inadequada pode aumentar significativamente os custos do sistema em toda a sua integralidade (WILLIS, 2004). Do ponto de vista dos custos associados à expansão do sistema de distribuição, existe uma localização ideal para uma subestação (WILLIS, 2004). Para identificá-la, o procedimento de triagem consiste em categorizar os locais na área de estudo em locais inadequados para o desenvolvimento, locais promissores e locais candidatos (GÖNEN, 2014).

3.2 CRITÉRIOS PARA SELEÇÃO DE LOCAIS

Uma tarefa importante para a seleção do local é identificar os fatores ou critérios determinantes (REDISKE *et al.*, 2019) que ajudam a escolher o melhor local dentro da tomada de decisão no planejamento da localização das subestações. A escolha final dependerá do objetivo do estudo e da acessibilidade à base de dados georreferenciada (AL GARNI; AWASTHI, 2018). Nesta seção apresenta-se uma classificação dos critérios, bem como uma breve definição com base nas referências adotadas (CIGRE, 2000; MCDONALD, 2012; WILLIS, 2004).

3.2.1 Meio Ambiente

Área de terreno: Para alojar os equipamentos e serviços da subestação, é necessário um terreno amplo e adequado. O local da subestação deve ser preferencialmente em terreno plano e não deve ser propenso às inundações.

Vegetação: A subestação deve estar localizada em áreas agrícolas de baixa produtividade ou terras não cultivadas, evitando-se bosques formados por espécies protegidas e de alto valor econômico ou ecológico.

Fauna: Na medida do possível, o local da subestação deve ser escolhido para evitar quaisquer áreas listadas como pontos naturais protegidos devido à importância das comunidades animais.

Água: A subestação deve ser instalada de forma a evitar possíveis danos à rede de drenagem natural, principalmente aos cursos de água permanentes.

Paisagem: A escolha do local da subestação deve levar em consideração o tamanho e a forma do campo visual afetado. Deve ser evitada uma paisagem notável.

3.2.2 Orografia e Características do Solo

Declive: A localização deve ser preferencialmente em terreno plano por razões de distribuição de espaço, facilidade de acesso e conexão de equipamentos, estruturas de construção padrão, entre outros. O trabalho de nivelamento aumenta a tarefa de construção, o que impacta os custos totais do projeto.

Geológico: A construção de estradas e fundações é necessária, por isso a existência de falhas geológicas é um bom motivo para rejeitar um local específico. É melhor evitar áreas de mineração devido à subsidência do solo.

Geotécnica: Locais com baixo valor de resistividade do solo facilitam o aterramento de todas as instalações, característica que deve ser medida antes da construção da subestação, evitando assim ações complementares.

Movimentos de massa: refere-se aos movimentos descendentes do solo e rochas sob o efeito da gravidade, geralmente intensificados pela ação da água.

3.2.3 Localização

Distância às áreas urbanas: É importante considerar o planejamento urbano para evitar centros urbanos e patrimoniais, áreas com arquitetura tombada e reservas de terra para desenvolvimento futuro.

Distância para rodovias: Locais com fácil acesso de/para o local da subestação são desejáveis. É necessário o transporte de grandes equipamentos (transformadores e reatores) e facilitar o acesso diário dos operadores e equipes de manutenção durante a vida útil da subestação.

Infraestruturas e outras instalações: A presença de outras infraestruturas pode impor limitações à localização da subestação e das linhas de subtransmissão de entrada. Pode ser considerada a proximidade com outras subestações, usinas geradoras, depósitos de combustível, instalações militares, aeroportos, estações de trem, estações de tratamento de esgoto, entre outras.

3.2.4 Risco

Poluição: O risco de falha, superdimensionamento (subestação isolada a gás e instalações de limpeza) e os custos de manutenção aumentam dependendo do nível de poluição. Por exemplo, pequenas partículas poluentes no isolamento, soluções salinas e alguns tipos de poluição industrial podem corroer as estruturas de suporte.

Interferência: Possível interferência com estações de rádio e televisão e outros meios de comunicação, como aeroportos e aeródromos.

3.2.5 Sociais

Aceitação pública: Envolvimento da comunidade no processo de aprovação. Subestações do tipo isolado a gás (*Gas-Insulated Switchgear*) podem mitigar o impacto estético, níveis de poluição, riscos de falhas, custos de manutenção, etc.

Patrimônio Cultural: As áreas pertencentes ao patrimônio cultural devem ser avaliadas para evitar danos diretos, como a destruição de vestígios arqueológicos, ou danos indiretos, como colocar a subestação perto de um monumento e afetar o cenário visual.

3.2.6 Técnicos

Demanda de eletricidade: A carga elétrica e sua taxa de crescimento estão entre os critérios mais importantes para o dimensionamento e localização da subestação. A localização ideal da subestação é sensível a desvios de densidade de carga.

Distância às linhas de energia: A subestação deve estar conectada à rede elétrica existente, sendo necessário o estudo da vegetação, dos corredores de linha (torres) no entorno da subestação e futuras extensões.

Confiabilidade: as metas de confiabilidade podem ser uma razão justificável para construir uma nova subestação, ao invés de apenas considerações de acréscimo de capacidade.

3.3 MÉTODO PROPOSTO

Uma análise de adequação é proposta para identificar os locais para novas subestações de distribuição usando a integração SIG-ADMC com a técnica de combinação linear ponderada (CLP). Os critérios usados nesta combinação são técnicos, proximidade ou localização geográfica, orografia, risco e restrições espaciais. Para obter os pesos de cada critério, é adotado um método AHP, juntamente com a avaliação do nível de consistência do processo. Uma abordagem relativa para avaliar essa adequação é implantada com base no procedimento de faixa de pontuação. Em seguida, uma restrição final é formulada nas subestações existentes por meio de uma análise da área de serviço. Ao final, os critérios (com pesos e pontuações) são combinados com a camada de restrição unificada para obter um mapa de adequação das localizações candidatas para novas subestações, conforme resumido na Figura 10.

3.3.1 Combinação linear ponderada

O modelo CLP, definido em (24), consiste na combinação de mapas gerados a partir dos n critérios selecionados. Se $a_{i,k}$ é o nível do critério k , então $v(a_{i,k})$ é uma função de pontuação da alternativa i nesse critério (MALCZEWSKI; RINNER, 2015). Um peso w_k é um valor atribuído a um critério de avaliação k que indica sua importância em relação aos outros critérios.

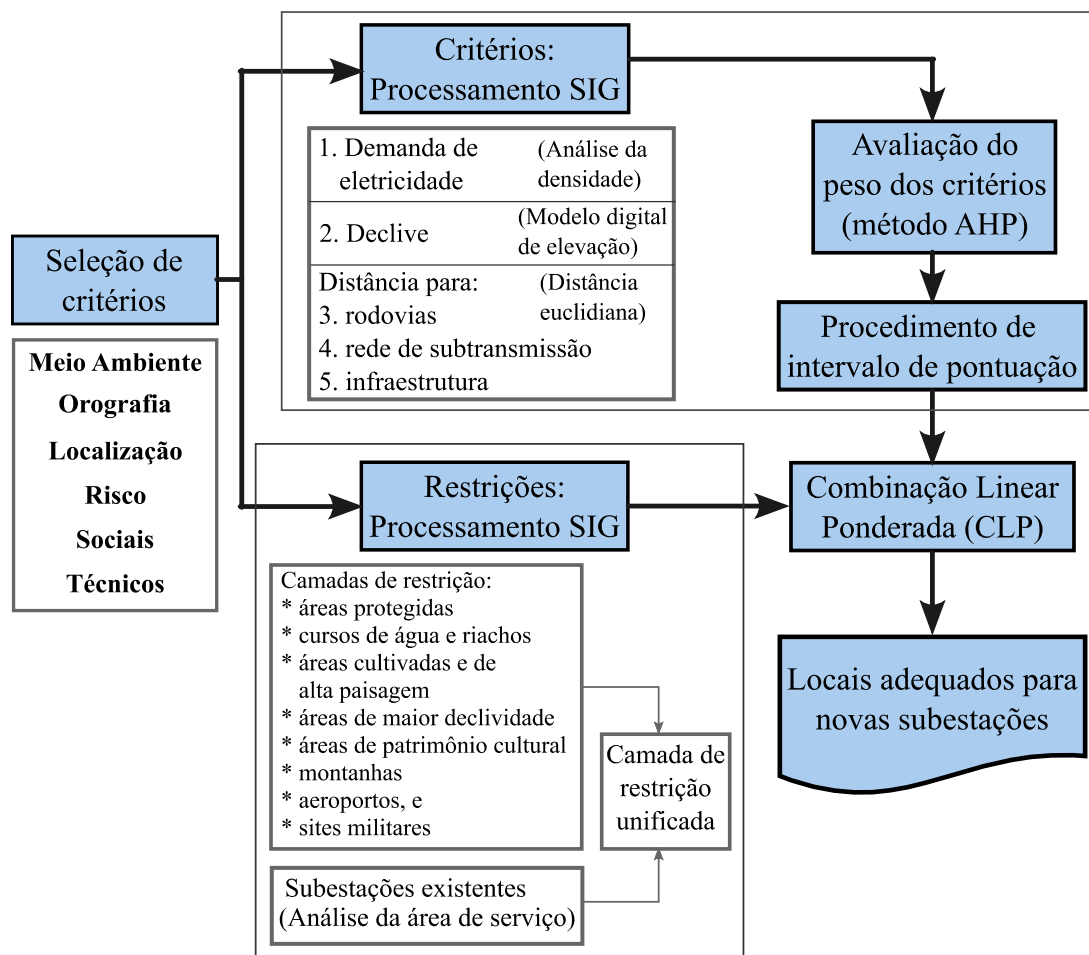
$$V(A_i) = \sum_{k=1}^n w_k v(a_{i,k}) \prod r_i \quad (24)$$

$V(A_i)$ é o valor total da alternativa i na localização geográfica (x_i, y_i) . O componente r_i é usado para representar a restrição do uso do solo ($r=0$ para restrito e $r=1$ para uso permitido). Os pesos dos critérios satisfazem (25) e (26).

$$\sum_{k=1}^n w_k = 1 \quad (25)$$

$$0 \leq w_k \leq 1 \quad (26)$$

Figura 10. Estrutura proposta do SIG-ADMC para identificação dos locais para novas subestações



Fonte: Elaborada pelo autor

3.3.2 Avaliação do peso dos critérios

A comparação pareada, desenvolvida por Saaty (1980) dentro do método AHP, é usada para determinar os pesos dos n critérios. As comparações são organizadas em uma

matriz recíproca $C_{n \times n}$, onde todos os elementos diagonais são 1, conforme mostrado em (27). Os pesos relativos c_{kp} ($1/c_{kp}$) são determinados em uma escala de 9 pontos, conforme a Tabela 6, também chamada de “Escala Fundamental de Saaty”. Os tomadores de decisão fornecem esta matriz de comparação e o vetor de ponderação dos critérios w pode ser calculado com base no procedimento estabelecido por Saaty.

$$C \cdot w = \begin{bmatrix} 1 & c_{12} & \cdots & c_{1n} \\ 1/c_{12} & 1 & \cdots & c_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1/c_{1n} & 1/c_{2n} & \cdots & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_n \end{bmatrix} = \lambda_{max} \quad (27)$$

onde λ_{max} é o maior autovalor da matriz C .

Tabela 6. Escala fundamental de Saaty para comparação de pares (SAATY, 1980)

Intensidade de importância	Definição	Explicação
1	Igual importância	Duas atividades contribuem igualmente para o objetivo
2	↓	
3	Importância moderada	A experiência e o julgamento favorecem levemente uma atividade em detrimento de outra
4	↓	
5	Forte importância	Experiência e julgamento favorecem fortemente uma atividade em detrimento de outra
6	↓	
7	Importância muito forte ou demonstrada	Uma atividade é favorecida fortemente contra outra; seu domínio demonstrado na prática
8	↓	
9	Extrema importância	A evidência que favorece uma atividade em detrimento de outra é de maior ordem possível de afirmação

O símbolo “↓” utilizado para os valores 2, 4, 6 e 8 na intensidade de importância expressa valores intermediários entre os dois julgamentos adjacentes.

O julgamento humano na comparação pareada pode violar os princípios da transitividade (MALCZEWSKI; RINNER, 2015), ou seja, gerar inconsistências ao formular preferências entre os critérios. Portanto, além de determinar os pesos, é necessário avaliar o nível de consistência.

Uma razão de consistência CR dos pesos é proposta em (28), dependendo do índice de consistência CI do processo, definido em (29). Sendo λ_{max} o maior autovalor da matriz recíproca C . O índice aleatório RI é o índice de consistência de uma matriz de comparação gerada em diferentes tamanhos e, segundo Saaty (1980), para $n = 5; 6; 7$ e 8 ; $RI = 1,12; 1,25; 1,35$ e $1,40$, respectivamente. Uma razão de consistência $CR < 0,10$ indica um nível aceitável de consistência; caso contrário, é inconsistente.

$$CR = \frac{CI}{RI} \quad (28)$$

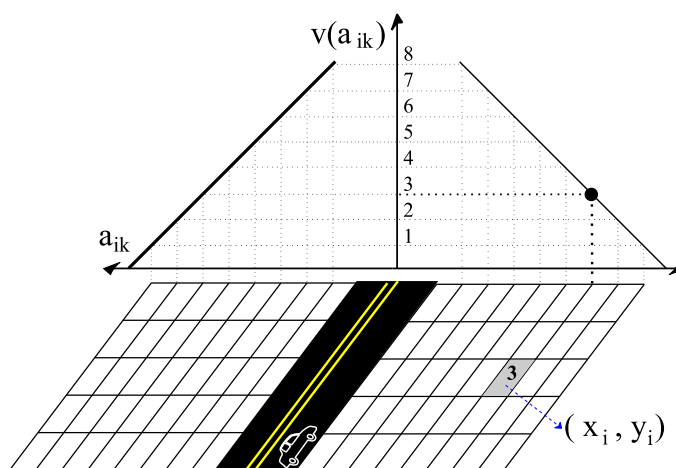
$$CI = \frac{(\lambda_{max} - n)}{(n - 1)} \quad (29)$$

3.3.3 Procedimento de intervalo de pontuação

A tomada de decisão feita com ADMC requer a conversão dos critérios de avaliação em unidades comparáveis por meio de métodos de normalização (MALCZEWSKI; RINNER, 2015). No ambiente do SIG, as alternativas de decisão para cada critério são, geralmente, baseadas em relações espaciais como conectividade, contiguidade, proximidade e sobreposição.

Uma adequação relativa é usada com pontuações classificadas em uma escala de 1 a 8 pontos (Figura 11), sendo 8 a pontuação de adequação mais alta. Uma estratificação por variância mínima (DALENIUS; HODGES JR., 1959) também é adotada para estabelecer os intervalos de classificação a_{ik} . Uma reversão total de classificação deve ser levada em consideração para os critérios cuja ordem na função de pontuação é completamente invertida. Um exemplo disso é mostrado na Figura 11, onde a proximidade de uma rodovia tem uma pontuação de adequação mais alta devido à facilidade de acesso.

Figura 11. Pontuações de adequação para proximidade de rodovias



Fonte: Elaborada pelo autor

3.3.4 Restrição com subestações existentes

O objetivo desta seção consiste em representar a interação entre duas subestações, para que haja uma cooperação para o fornecimento de energia elétrica e preservar o

investimento nas subestações existentes. Isso é representado como uma restrição no modelo de adequação, ou seja, não devem existir duas subestações (a nova e a existente) localizadas dentro de uma distância específica (BRUNO; GIANNIKOS, 2015). Certos autores dão o nome de "*cliques*" a este tipo de restrição, especialmente por problema de localização de anti-cobertura (CHURCH; MURRAY, 2018).

Para fazer isso, um fluxo em redes é usado considerando a rede de média tensão atual e a localização das subestações existentes F . A variável de decisão é definida como: $x_{fl} = 1$ se um ponto de demanda ou carga $l \in L$ é atribuído a uma instalação ou subestação existente $f \in F$, ou 0 em caso contrário. A formulação pode ser declarada da seguinte forma:

$$\min \delta \quad (30)$$

Sujeito a:

$$\sum_{f \in F} d_{lf} x_{fl} \leq \delta \quad \forall l \in L, f \in F \quad (31)$$

$$\sum_{f \in F} x_{fl} = 1 \quad \forall l \in L \quad (32)$$

$$x_{fl} \in \{0,1\} \quad \forall l \in L, f \in F \quad (33)$$

A função objetivo (30), em conjunto com (31), garantem que o valor objetivo corresponde à distância máxima δ entre os pontos de demanda e suas subestações. O parâmetro d_{lf} é o caminho mais curto através da rede, do ponto de demanda l até a subestação f ; é comumente calculado com o algoritmo de Dijkstra. A restrição (32) garante a atribuição de cada ponto de demanda a exatamente uma subestação por meio da variável de decisão binária x_{fl} (33).

O valor de δ varia dentro de um intervalo de números reais para encontrar um conjunto de áreas de cobertura ou serviço de cada subestação existente, resolvendo este problema várias vezes. Em seguida o tomador de decisão estabelecerá um valor específico de δ que define a área de serviço como uma restrição ao principal problema de adequação.

4 PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DE NOVAS SUBESTAÇÕES DE SUBTRANSMISSÃO: ÁREA DE SERVIÇO, TAMANHO, LOCALIZAÇÃO E DATA DE OPERAÇÃO

A decisão de quando construir a nova subestação ou reforçar uma já existente deve considerar uma análise completa de todos os fatores envolvidos, usando o valor do recurso financeiro ao longo do tempo durante o processo de tomada de decisão. O objetivo é desenvolver um modelo para o planejamento da expansão de novas subestações, isto é, área de serviço, tamanho, localização e data de operação; que inclua, os resultados da previsão espaço-temporal da demanda para o longo prazo, e considera a rede de média tensão existente de um SDEE.

4.1 INTRODUÇÃO

As subestações devem estar localizadas e dimensionadas para atender o crescimento de demanda, com máxima rentabilidade, minimizando os custos de construção, operação, manutenção e perdas do alimentador, considerando ao mesmo tempo restrições operacionais e qualidade de energia (GÖNEN, 2014). Dentre os fatores que afetam a expansão das subestações estão: indisponibilidade ou alto custo de terras, regulamentações, barreiras físicas, limitações de partidas em alimentadores, previsão espacial de demanda, existência de linhas de subtransmissão, proximidade a centros de carga, instalações e capacidades existentes, tensões de transmissão, capacidade de transferência, fatores econômicos, entre outros (GÖNEN, 2014).

Um dos principais requisitos para o problema de expansão de subestações é os dados da carga em termos de magnitude e localização geográfica (HOSSEIN; MOHAMMAD, 2011). Willis (2004), afirma que o planejamento da subestação é ação de planejamento mais importante, pois articula os dois sistemas: transmissão e distribuição, estabelecendo as restrições para o projeto, assim como as rotas ótimas dos circuitos, níveis de contingência, limites de capacidade e a localização, que podem afetar significativamente o custo e desempenho.

4.2 DEFINIÇÃO DO PROBLEMA

O PES é definido como um problema de otimização que determina a construção de novas subestações e/ou o reforço de subestações existentes para satisfazer o crescimento dinâmico das cargas espacialmente localizadas (HOSSEIN; MOHAMMAD, 2011). Para

minimizar as perdas e melhorar a regulação de tensão, a subestação deve estar localizada próxima ao centro de carga dentro de sua área de serviço, de forma que a distância entre a subestação e as novas cargas seja mínima (PABLA, 2011). A otimização busca equilibrar aspectos econômicos em relação ao uso de uma determinada capacidade de uma subestação com relação às capacidades e restrições de subestações vizinhas (WILLIS, 2004).

4.2.1 Principais características

O problema de PES é de alta complexidade (WILLIS, 2004) e suas principais características e restrições são:

- A natureza do crescimento da demanda, novos tipos de carga e novas fontes de energia distribuídas;
- Infraestrutura múltipla: tipos de subestações (nova, reforço ou substituição), módulos de transformadores, tipos de condutores (média e alta tensão);
- Horizonte de tempo: planejamento dinâmico ou múltiplos estágios;
- A função objetivo: simples ou múltiplos objetivos;
- Toda carga deve ser satisfatoriamente suprida, considerando restrições operacionais (queda de tensão, fator de potência) e níveis de qualidade de energia (penalidade por energia não servida);
- Limitações de capacidade em subestações (inclui níveis de reserva) e limites térmicos de condutores elétricos. Subestações existentes são usadas sempre que possível;
- Capacidade de contingência para suportar a perda de qualquer subestação;
- Hierarquia ou níveis de transformação: distribuição de carga em subestações média/baixa tensão e depois em subestações de alta/média tensão;
- Arquitetura das redes: sistemas radiais, automatização da distribuição, conexão de geração distribuída, microrredes, que inclui alta confiabilidade e resiliência ante imprevistos, etc.;
- Modelo de dados: sistemas hipotéticos ou reais de grande porte;

- Planejamento integral por subsistemas (por exemplo, incluindo rotas ótimas da rede em alta, média e baixa tensão);
- Planejamento para múltipla infraestrutura ou várias partes de interesse: por exemplo, cidades inteligentes, ou com o operador do sistema de distribuição envolvendo agentes de geração distribuída;
- Barreiras físicas (lagos, praças, cemitérios, etc.), restrições ambientais e organização urbana, entre outros.

Os modelos de otimização são usados para executar uma análise de expansão na qual o sistema é configurado para permanecer dentro das restrições e, ao mesmo tempo, atingir um custo mínimo (WILLIS, 2004). A partir disso, devem ser respondidas as seguintes questões:

- Quais subestações existentes devem ser expandidas e em quais capacidades?
- Quantas, onde e quais seriam as capacidades das novas subestações a serem construídas?
- Qual é o melhor nível de tensão primária para o sistema de alimentadores em uma nova subestação?
- Qual é o orçamento global estimado para a expansão de subestações?
- Onde aparecerão problemas futuros de cobertura devido que o sistema não possui capacidade ou alcance do alimentador?
- Quais áreas do sistema podem ser servidas, mas apenas a um custo acima da média?
- Quais áreas não podem ser atendidas de forma confiável, com base em uma estimativa de confiabilidade do sistema de alimentação simplificado?

A capacidade de avaliar muitos desses aspectos, para qualquer previsão espacial da demanda, constitui uma ferramenta poderosa como primeiro passo do planejamento de longo prazo. Tomando como referência o sistema atual (ano base) e o crescimento da carga futura, esse planejamento identifica onde os problemas estão localizados no sistema e porque existem tais problemas (restrições geográficas, custo, queda de tensão, confiabilidade, etc.) (WILLIS, 2004).

O horizonte do PES, de acordo com Willis (2004), é de 3 a 7 anos considerado de curto prazo, e de 5 a 20 anos de longo prazo. A ANEEL (AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA – ANEEL, 2016) define que os estudos do Sistema de Distribuição em Alta Tensão (SDAT) de curto e médio prazo devem ter um horizonte de 5 anos, enquanto seriam 10 anos para longo prazo. Esses tempos estão relacionados ao tempo de entrega de equipamentos e construção, chamado “*Lead Time*”, que define o limite entre curto e longo prazo; assim, para subestações seria de 6 anos e para alimentadores em média tensão seria de 3 anos (WILLIS, 2004). Isto significa que, com menos de 6 anos, já deve haver uma decisão tomada e um plano de obras para construir uma nova subestação; acima desse tempo, o resultado do PES é apenas uma estratégia de investimento.

4.2.2 Função Objetivo

A função objetivo considera a soma dos custos: operacionais e de investimento ao longo do horizonte de planejamento, com ajuste ao valor presente. O planejador deve selecionar a melhor alternativa que, geralmente, implica o menor custo. Os custos podem ser divididos em três componentes (HOSSEIN; MOHAMMAD, 2011):

1. Associados à subestação;
2. Associados à rede à jusante (distribuição em média e baixa tensão);
3. Associados à rede à montante (subtransmissão e transmissão).

Os primeiros envolvem o custo da terra, equipamentos e perdas, além de poderem ser divididos em custos fixos e variáveis. Nos segundos e terceiros componentes, o interesse é o custo operacional, principalmente as perdas de energia.

As equações (34) a (37) detalham a função objetivo proposta, que envolve o custo de investimento das subestações I_t (fixos $C_{f,t}^{fix}$ e variáveis $C_{f,t}^{var}$), bem como o custo das perdas de energia no sistema de subtransmissão O_t . Os custos variáveis referem-se aos módulos de transformação dentro de uma subestação, seja novo ou reforço. O custo das perdas está associado às perdas nas linhas e transformadores P_t^{loss} , sendo determinado por um fator de perda anual ϑ , o número de horas em cada estágio h_t e um custo médio de compra de energia C^{loss} .

$$\min: \sum_t (I_t + O_t)(1 + \tau)^{-(p-1)\gamma} \quad (34)$$

$$I_t = \sum_{f \in F} (C_{f,t}^{fix} + C_{f,t}^{var}) \cdot x_{f,t}^F \quad \forall t \in T \quad (35)$$

$$O_t = C^{loss} \cdot P_t^{loss} \cdot \vartheta \cdot h_t \quad \forall t \in T \quad (36)$$

$$x_{f,t}^F \in \{0,1\} \quad \forall f \in F, t \in T \quad (37)$$

4.2.3 Restrições do problema

Entre as principais restrições de natureza técnica que devem ser observadas durante o processo de otimização estão:

Capacidade da subestação: Dependendo do tamanho e da quantidade dos módulos de transformação de alta/média tensão, bem como da arquitetura ou arranjo, a subestação terá um valor máximo de carregamento admissível. Assim, a potência máxima de operação de cada transformador de potência é dada por $P_{i,t}$, segundo (38). Geralmente, seguindo critérios de confiabilidade, um nível de reserva é mantido associado à sua capacidade ONAN / ONAF (“Oil Natural Air Natural” / “Oil Natural Air Forced”).

$$P_{i,t} \leq \overline{P}_i \quad \forall i \in \Omega_{tp}, t \in T \quad (38)$$

Faixa de tensão: Devido as regulamentações de qualidade de energia, as empresas de distribuição são obrigadas a manter a tensão dentro de faixas admissíveis de operação, por exemplo $\pm 5\%$ da tensão nominal. A tensão em cada barra deve estar dentro de uma faixa de regulação conforme (39), onde $\underline{V}$ é o limite inferior e $\overline{V}$ é o limite superior.

$$\underline{V} \leq V_{i,t} \leq \overline{V} \quad \forall i \in \Omega_b, t \in T \quad (39)$$

Limites térmicos das linhas: As linhas do sistema de distribuição são limitadas por uma capacidade de condução térmica da corrente elétrica, definida pelo tipo e seção. Estados operacionais são estabelecidos (planejamento, normal ou de emergência), com base em uma porcentagem da capacidade máxima de carregamento. O limite térmico em cada linha de subtransmissão é dado por $\overline{I}_i$, conforme (40).

$$I_{i,t} \leq \overline{I}_i \quad \forall i \in \Omega_{ls}, t \in T \quad (40)$$

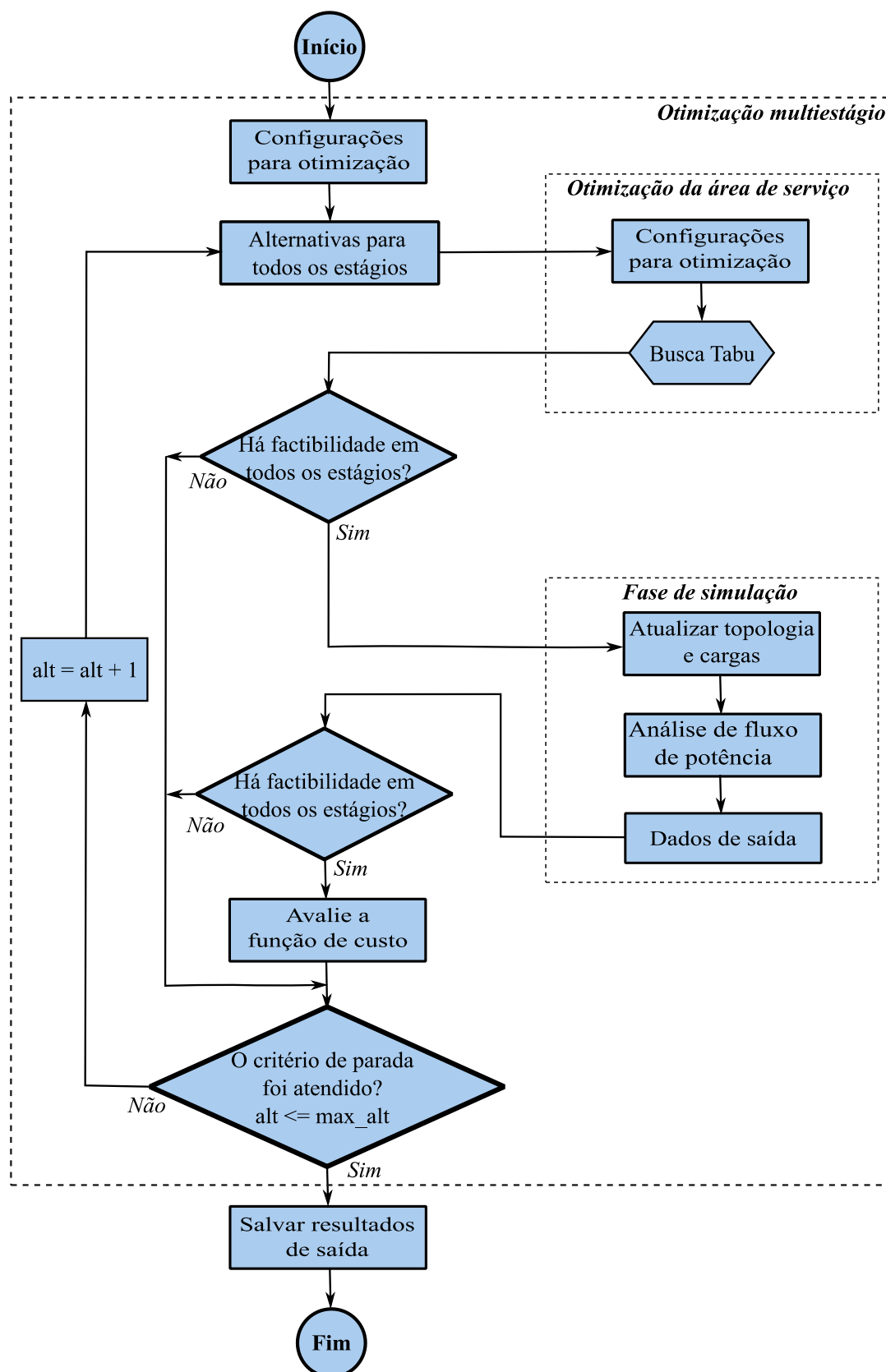
Radialidade: Os arranjos no sistema de distribuição de média tensão são radiais, assim, uma carga pode ser alimentada a partir de uma única estação de transformação de média/baixa tensão e subestação, respectivamente. Essa restrição é abordada posteriormente na otimização da área de serviço da subestação.

Fluxo de potência: No planejamento de longo prazo para um sistema de distribuição é fundamental avaliar o desempenho do sistema de subtransmissão, o que é feito com simulação de fluxo de potência. O sistema caracteriza-se por possuir múltiplas malhas e diversos pontos de alimentação ao sistema de transmissão, podendo ainda incluir geração distribuída. Com isso, é importante avaliar a convergência do fluxo de potência a partir de alternativas de expansão que envolva mudanças na topologia da rede, bem como avaliar as restrições operacionais.

4.3 MÉTODO PROPOSTO

O problema de PES é formulado como um modelo de otimização multiestágio que considera a minimização de um único objetivo, relacionado aos custos de investimento e operação e as restrições estabelecidas nas seções anteriores. Para isso, é proposta uma estrutura hierárquica de otimização baseada em simulação (RÖMER, 2021; ZAMBRANO-ASANZA *et al.*, 2022), conforme mostrado na Figura 12. Neste acoplamento hierárquico, uma otimização global multiestágio de alternativas de expansão controla a otimização da área de serviço de cada subestação (existentes e candidatas), bem como uma fase de simulação para avaliar o comportamento do sistema de subtransmissão.

Neste caso, devido a dimensão do estudo de caso, apresenta-se um processo iterativo de busca exaustiva por alternativas de expansão para as subestações. A otimização das áreas de serviço utiliza a meta-heurística Busca Tabu (MONTICELLI; ROMERO; ASADA, 2007) com agrupamentos de cargas obtidos com a previsão espaço-temporal de demanda; também se utiliza a rede de média tensão existente, com pequenas modificações, para configurar um modelo de fluxo de redes. Na fase de simulação é executado um fluxo de potência para obter as perdas e avaliar as restrições operacionais, com base na configuração da rede de subtransmissão e nos níveis de carga resultantes da otimização da área de serviço.

Figura 12. Estrutura proposta para o problema PES

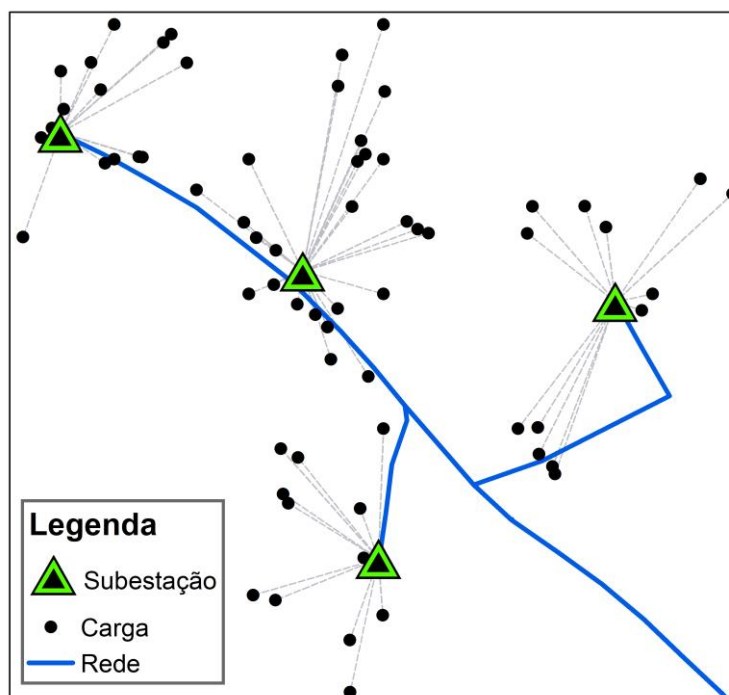
Fonte: Elaborada pelo autor

4.3.1 Otimização da área de serviço

Com os agrupamentos de carga (seção 2.3) para cada etapa, cada *cluster* será alocado para uma única subestação (existente ou candidata) para otimizar suas áreas de serviço. As publicações da Tabela 3 (MAZHARI; MONSEF, 2013; MAZHARI; MONSEF; FALAGHI, 2014; MAZHARI; MONSEF; ROMERO, 2015; NAJAFI *et al.*, 2009; RAVADANEGH; ROSHANAGH, 2013, 2014), que incorporaram o conceito espacial para sistemas de teste com informação real, determinam uma distância euclidiana dos pontos de carga até as subestações. Essa distância é usada para avaliar custos, perdas e queda de tensão, típica de um planejamento de nova construção "greenfield".

Nesta Tese, que possui uma abordagem de um planejamento da expansão de longo prazo, serão usadas todas as informações disponíveis existentes da rede elétrica de média tensão, que contém intrinsecamente restrições físicas, sociais e ambientais. O objetivo é construir um modelo e rede de transporte "*Trans-shipment model*", para estabelecer os custos através dessa rede, formada pela infraestrutura existente. No exemplo da Figura 13, cada linha tracejada em cinza expressa a alocação de cargas às subestações, o que gera uma área de serviço e cada subestação fica próxima ao centro de carga.

Figura 13. Exemplo de alocação de cargas, distribuídas espacialmente, a subestações por meio de um fluxo de rede de transporte



Fonte: Elaborada pelo autor

Para construir esse modelo de rede de transporte, a demanda é representada pelos agrupamentos de cargas, enquanto as instalações de abastecimento “*facilities*” constituem as subestações. A equação (41) apresenta a formulação matemática da otimização, baseada em um problema de localização–alocação (AZARMAND; NEISHABOURI, 2009). A função de custo minimiza a distância ponderada de cada ponto de carga para as subestações, onde $P_{l,t}$ é a carga, e $d_{l,s}$ é a distância através da rede de transporte. Dessa forma, a subestação estará próxima ao seu centro de carga, o que indiretamente significa minimizar as perdas e melhorar a regulação da tensão (PABLA, 2011). As equações (42) e (43) obrigam que cada ponto de carga esteja conectado a uma única subestação. Também, a restrição (38) é considerada para controlar a potência máxima de cada transformador de potência nas subestações.

$$\min: \sum_{s \in S} \sum_{l \in L} P_{l,t} \cdot d_{l,s} \cdot x_{l,s,t}^L \quad \forall t \in T \quad (41)$$

Sujeito a:

$$\sum_{s \in S} x_{l,s,t}^L = 1 \quad \forall l \in L, \forall t \in T \quad (42)$$

$$x_{l,s,t}^L \in \{0,1\} \quad \forall s \in S, l \in L, t \in T \quad (43)$$

4.3.2 Fase de simulação

No acoplamento hierárquico adotado nesta Tese, o método de otimização controla a simulação para avaliar o comportamento dinâmico do sistema de subtransmissão para todos os estágios. Essa dinâmica refere-se às mudanças na topologia da rede propostas pelas alternativas, ou seja: adição de novas subestações, troca de um transformador existente (reforço), inclusão de um novo transformador em uma subestação existente e atualização das cargas como resultado da otimização das áreas de serviço em cada subestação.

Alguns casos de aplicação dessa estrutura acoplada são a otimização da operação e despacho de sistema de distribuição ativo desequilibrado (ALVARADO-BARRIOS *et al.*, 2020), ajuste coordenado de controladores de amortecimento suplementares do sistema de potência (CEPEDA *et al.*, 2014), eventos climáticos severos que podem desencadear quedas de energia em cascata (XU; YAO; QIU, 2021), planejamento de expansão da rede

de transmissão (MORQUECHO; TORRES; CASTRO, 2021), desligamento ótimo de linhas de subtransmissão (ZAMBRANO-ASANZA *et al.*, 2022), entre outros.

Para a fase de simulação do método proposto foi escolhido o DIgSILENT PowerFactory (2021) que é um *software* comercial de análise de sistemas de potência que inclui simulação de fluxo de potência. A convergência do fluxo de potência nessa ferramenta constitui mais uma restrição ao problema. PowerFactory foi desenvolvido para analisar grandes sistemas de potência; entretanto, os desafios são a adequação das informações de entrada, bem como a reutilização de suas funções dentro de *frameworks* de otimização para agregar mais potencial à análise (ZAMBRANO-ASANZA *et al.*, 2022). Uma ferramenta versátil para estender a funcionalidade do PowerFactory é o Python, que permite a construção de aplicações cujos limites são a criatividade do usuário (LÓPEZ; RUEDA TORRES, 2018). No método proposto, o módulo Python dinâmico ("powerfactory.pyd") é usado para interagir com a API (*Application Programming Interface*) (STIFTER *et al.*, 2014) e executá-la externamente como uma caixa preta.

4.3.3 Algoritmo de solução

Um esquema de codificação semelhante ao desenvolvido por (MAZHARI; MONSEF; ROMERO, 2015), descrito na Figura 14, é proposto. Dessa forma, um vetor composto por duas partes é esquematizado, conforme segue:

- Parte I: tamanho e data de operação das subestações “V”. Como o foco principal é o planejamento de expansão de longo prazo considerando uma rede elétrica existente, portanto, são consideradas as subestações existentes, além das candidatas. As subestações existentes sem reforço permanecem conectadas o tempo todo ($v_{m,t} = 1$), mas fazem parte da otimização da área de serviço. O conjunto de subestações candidatas “F” é composto por subestações existentes com reforço e subestações novas, e o vetor é decodificado conforme (44). Por reforço, entende-se a troca de um transformador existente por um de maior capacidade, ou a instalação de um novo módulo de transformação em um espaço disponível de uma subestação existente. Dessa forma, é estabelecida a capacidade da subestação caso ela participe com sua potência nominal no estágio t , bem como a data de operação. Se a subestação é candidata a operar no estágio t , ela permanecerá nos estágios subsequentes até o final do horizonte, uma vez que o retorno do investimento é desejável para a concessionária de distribuição.

- Parte II: área de serviço das subestações “W”. Em cada estágio, uma carga é atribuída a uma única subestação s entre as M existentes e F as candidatas, que fazem parte do processo de otimização da área de serviço. O vetor $\mathbf{W}$ é decodificado com as equações (45) e (46), para então prosseguir com a otimização da área de serviço (41). O resultado da otimização é encontrar a carga total atribuída a cada subestação no respectivo estágio.

Figura 14. Codificação do problema PES

Estágio	Parte I: tamanho e data de operação						Parte II: área de serviço				
	v_l	$v_{..}$	v_m	v_l	$v_{..}$	v_f	w_1	w_2	$w_{..}$	$w_{..}$	w_l
l	1	1	1	0	...	0	1	3	...	...	s
...	1	1	1	1	...	2	1	5	...	...	s
t	1	1	1	1	...	2	2	5	...	...	s
subestações existentes						agrupamentos de carga					

Fonte: Elaborada pelo autor

$$v_{f,t} = \begin{cases} 0, x_{f,t}^F = 0, \text{subestação candidata é nova e} \\ \text{desligada ou é existente sem reforço;} & \forall f \in F \\ 1, x_{f,t}^F = 1, \text{subestação candidata é} & \forall t \in T \\ \text{existente com reforço;} \\ 2, x_{f,t}^F = 1, \text{subestação candidata é nova} \end{cases} \quad (44)$$

$$x_{l,s}^L = \begin{cases} 0 & \text{if } w_{l,t} \neq s \\ 1 & \text{if } w_{l,t} = s \end{cases} \quad \forall s \in S, l \in L, t \in T \quad (45)$$

$$S = M + F \quad (46)$$

O procedimento descrito deve ser executado dinamicamente para todos os estágios, onde são propostas as alternativas de expansão e alocação de cargas para cada subestação, ou seja, o vetor para cada estágio é completamente preenchido, durante cada uma das iterações do diagrama de fluxo da Figura 12.

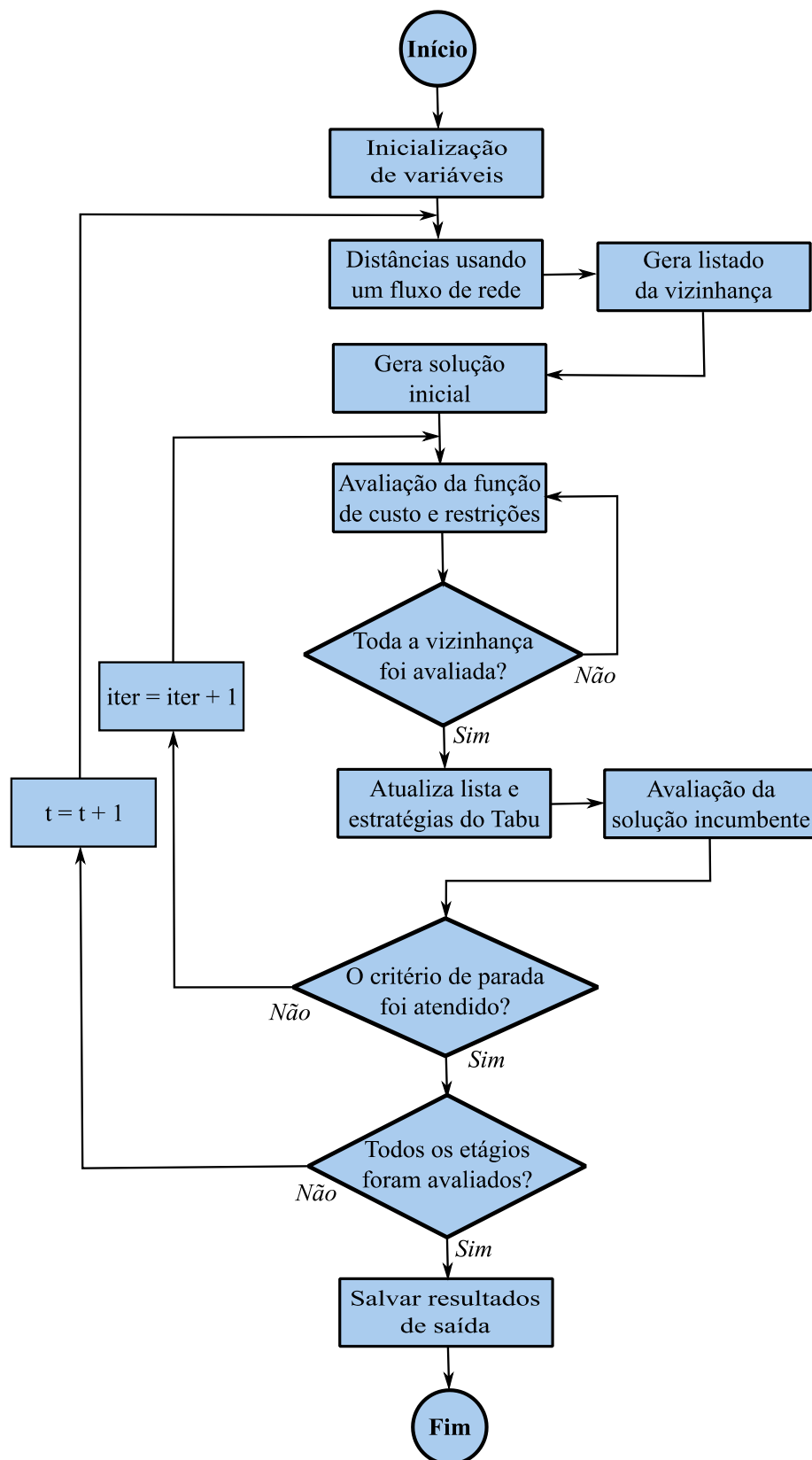
Para resolver o subproblema de otimização das áreas de serviço das subestações é aplicada uma técnica de otimização meta-heurística Busca Tabu (BT), permitindo obter a solução do problema para sistemas de distribuição de grande porte. A BT foi desenvolvida por Fred Glover nos anos 80 e 90 a partir de conceitos usados na inteligência artificial (MONTICELLI; ROMERO; ASADA, 2007). A meta-heurística BT realiza um conjunto de transições através do espaço de soluções do problema e, nesse processo de transições, deve-se passar pela solução ótima ou soluções quase ótimas de problemas complexos (MONTICELLI; ROMERO; ASADA, 2007). Diferentes trabalhos têm aplicado com

sucesso essa meta-heurística em problemas de otimização multiobjectivo de sistemas elétricos de potência, como por exemplo (GEORGILAKIS; HATZIARGYRIOU, 2015; LEE; EL-SHARKAWI, 2008; NAVARRO; RUDNICK, 2009b; PEREIRA JUNIOR *et al.*, 2014; RAMIREZ-ROSADO; DOMINGUEZ-NAVARRO, 2006).

Na Figura 15 apresenta-se a estrutura do BT que procura encontrar a melhor configuração da área de serviço de cada subestação para a alternativa em análise do PES. As principais características estão descritas a seguir:

- De cada carga é obtida uma distância até as subestações utilizando um fluxo de rede. No entanto, para avaliar a vizinhança, limita-se a um número finito de subestações mais próximas, por exemplo 3. Não faria sentido avaliar a conexão com subestações distantes quando há candidatas próximas, o que reduziria o desempenho da heurística.
- Para sistemas reais de grande porte, a vizinhança deve ser analisada cuidadosamente, a fim de ter um bom desempenho do algoritmo. Principalmente a vizinhança é criada com operadores de troca, inversão “2-opt” e inserção, para serem aplicados ao vetor **W** em cada estágio.
- Para gerar uma solução inicial de boa qualidade é usado o mesmo conceito de “cliques” discutido na seção 3.3.4. Em outras palavras, um parâmetro de distância fixa é utilizado, por exemplo 2 km, para estabelecer uma área de serviço reduzida com alta probabilidade de que as cargas sejam supridas a partir dessas subestações. Com distâncias maiores, as cargas são atribuídas aleatoriamente às subestações próximas, considerando a restrição de capacidade da subestação.
- Estratégias de intensificação e diversificação são usadas para sair de um ótimo local. Além disso, se a solução não melhorar, o valor Tabu é atualizado dinamicamente.
- Um número máximo de iterações é usado inicialmente como critério de parada; porém, se com as estratégias propostas não houver melhora durante um número significativo de iterações, o processo de busca é encerrado.

Figura 15. Estrutura do algoritmo Busca Tabu para otimização da área de serviço

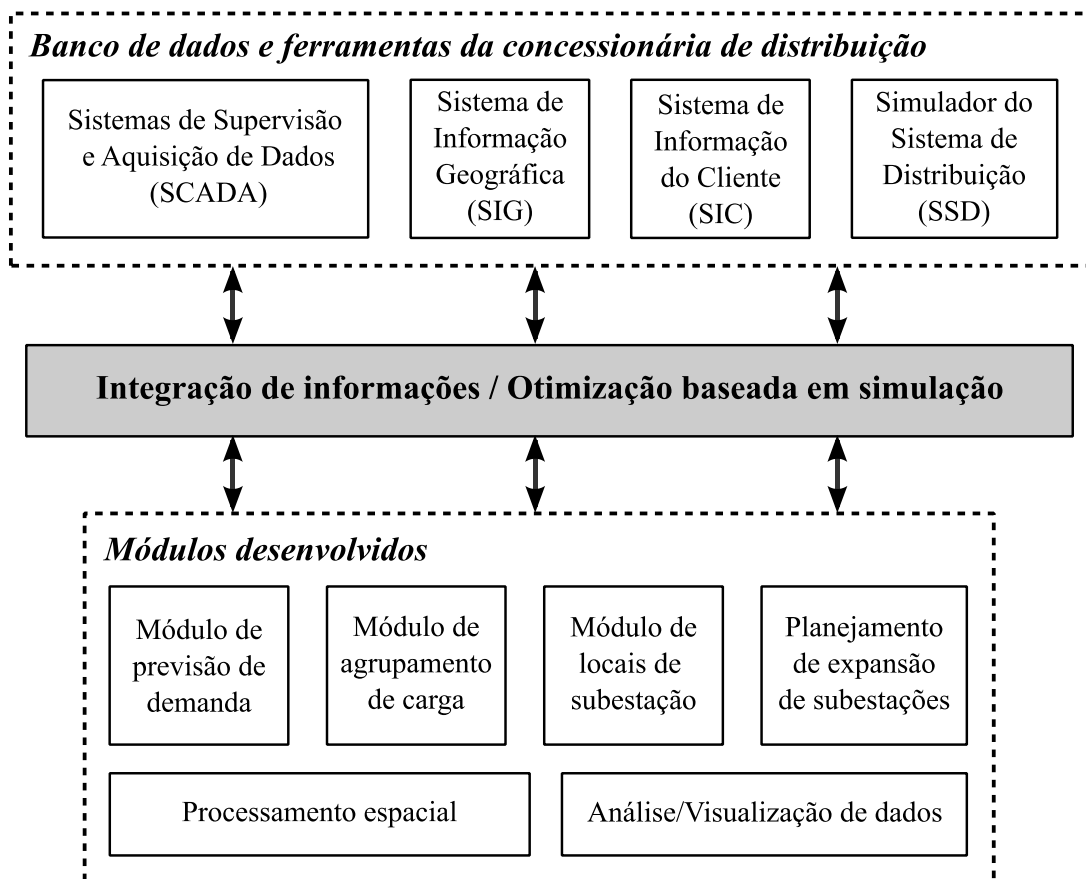


Fonte: Elaborada pelo autor

5 TESTES E RESULTADOS

Para avaliar as metodologias propostas neste trabalho, serão utilizadas informações de uma rede de distribuição real de uma concessionária de médio porte. Na Figura 16 mostram-se os principais sistemas e banco de dados da concessionária que hospedam as informações de base, bem como os módulos desenvolvidos nesta Tese em linguagem Python. Destacam-se informações georreferenciadas com conectividade elétrica ao consumidor no SIG, estatísticas de consumo de energia no sistema de informação do cliente (SIC), informações de sensores e medidores no SCADA, bem como modelos de rede e simulação no simulador do sistema de distribuição (SSD), principalmente do sistema de subtransmissão.

Figura 16. Integração das informações do estudo de caso e módulos desenvolvidos na Tese



Fonte: Elaborada pelo autor

Na primeira parte do capítulo, são detalhados o estudo de caso e os principais aspectos técnicos, para posteriormente abordar as discussões e resultados do trabalho. O ano de 2021 foi tomado como ano base, o que considera o efeito da pandemia na demanda

de energia do estudo de caso. Além disso, considera-se 15 anos como horizonte de planejamento de longo prazo a partir do ano base, de forma a definir estratégias de expansão nas subestações.

5.1 CASO DE ESTUDO

Os métodos desenvolvidos foram avaliados usando o sistema de distribuição elétrica da “Empresa Eléctrica Regional Centro Sur C.A.” (CENTROSUR), localizada em Cuenca, Equador, Figura 17. A CENTROSUR tem uma área de serviço de 30.234 km² (11,8% do território equatoriano). No ano de 2021 o consumo de energia foi de 1.097,65 GWh, com pico de demanda de 204,18 MW. O estudo contemplará principalmente a área de cobertura de seis subestações destacadas à direita da Figura 17 com a cor turmalina verde, onde se concentra a maior carga da concessionária e corresponde à área urbana e rural do município de Cuenca. Porém, é necessário consolidar todas as informações da concessionária; bem como o seu sistema elétrico que tem conectividade ao nível das unidades consumidoras e é referenciado no SIG.

Figura 17. Estudo de caso: CENTROSUR, Cuenca, Equador



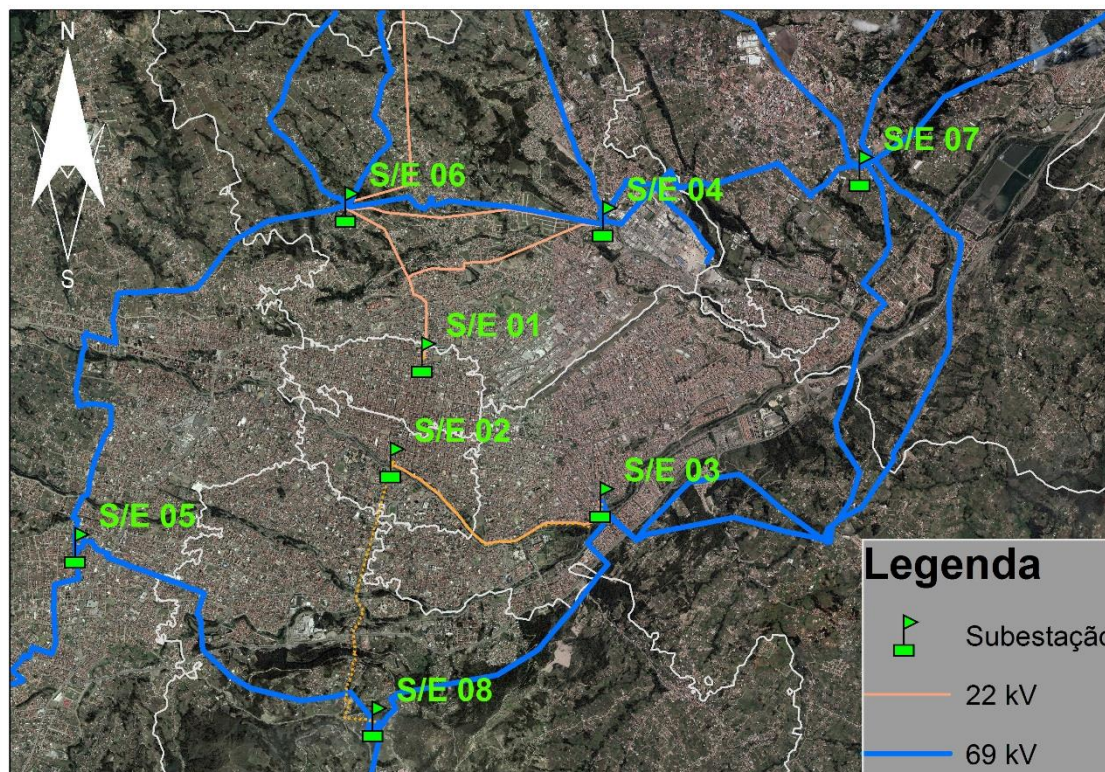
Fonte: Elaborada pelo autor

5.1.1 Informações técnicas do sistema

Na Figura 18 mostra-se parte da rede de subtransmissão no nível 69 kV (linha em azul), com 5 subestações (69/22 kV): S/E 03, 04, 05, 07 e 08. Atualmente, a subestação

S/E 06 fornece especificamente energia à subestação S/E 01. As subestações S/E 01 e S/E 02 (22/6,3 kV), com rede subterrânea que circunscreve o centro histórico da cidade de Cuenca (com 600.000 habitantes), são consideradas como uma carga fixa para as subestações S/E 06 e S/E 08, respectivamente. A capacidade nominal da área de estudo é 190,5 / 249 MVA (ONAN/ONAF “Oil–Natural Air–Natural / Oil–Natural Air–Forced”).

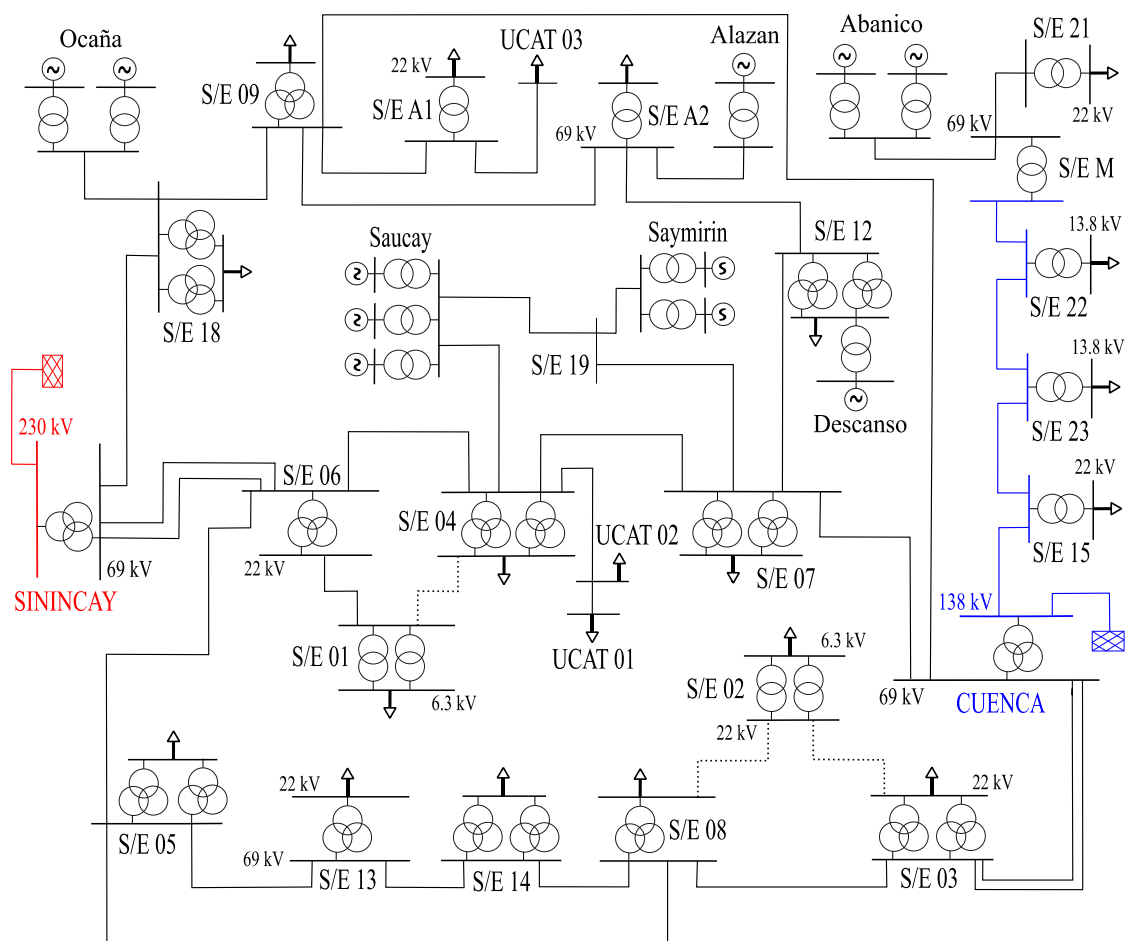
Figura 18. Rede de subtransmissão na cidade de Cuenca



Fonte: Elaborada pelo autor

Na Figura 19 apresenta-se o diagrama esquemático total do sistema de subtransmissão da concessionária, onde as considerações gerais são resumidas a seguir:

- Na área de estudo existem principalmente dois pontos de conexão ou alimentação com o sistema de transmissão: S/E Cuenca com 100 MVA (138/69 kV), e S/E Sinincay com 165 MVA (230/69 kV);
- O sistema possui vários laços para dar maior confiabilidade ao fornecimento de energia elétrica. Na Figura 18 foi destacado um laço central no nível de 69 kV, onde se concentra a maior carga do sistema;

Figura 19. Esquema do sistema de subtransmissão de CENTROSUR

Fonte: Elaborada pelo autor

- O consumo anual de energia real dos 419.420 clientes em 2019 foi de 1.179,94 GWh, cujas informações foram obtidas dos sistemas SCADA e SIG (Tabela 7);
- A carga é distribuída em 18 subestações (S/E) e 3 grandes unidades consumidoras com fornecimento em alta tensão (UCAT), conforme detalhado na Tabela 7;
- As cargas em cada subestação correspondem aos alimentadores de média tensão em 22 kV, simplificados como carga única na Figura 19, mantendo a capacidade nominal de 6 MVA como critério de planejamento;
- Duas das subestações (S/E A1 e S/E A2) e um grande consumidor (UCAT 03) fazem parte de outra concessionária de distribuição vizinha integrada ao sistema de subtransmissão;

- Há conexão de 6 usinas de geração com subestações no nível de subtransmissão, que cobrem entre 30% e 40% da demanda de pico, principalmente do tipo hidrelétrica, descritas na Tabela 8;
- A unidade de transformador modular padrão para subestações possui três enrolamentos de capacidade 24/32 MVA (69/22 kV).

Tabela 7. Energia e demanda de potência por subestação e grandes unidades consumidoras do sistema de subtransmissão

Subestação / Grande consumidor	Alimentadores	Pico de carga [MW]	Energia anual [GWh]	Consumidores
S/E 01	4	5,93	32,01	12.885
S/E 02	5	7,19	41,77	10.406
S/E 03	5	22,01	95,49	45.143
S/E 04	9	34,85	176,60	33.398
S/E 05	10	35,95	197,57	78.515
S/E 07	3	15,58	79,78	22.962
S/E 08	4	22,75	70,56	24.575
S/E 09	1	2,50	12,97	9.658
S/E 12	3	9,37	38,32	17.934
S/E 13	1	1,10	5,36	15
S/E 14	4	11,97	63,12	30.653
S/E 15	3	10,66	49,54	36.603
S/E 18	4	8,41	42,42	26.241
S/E 21	6	9,84	53,28	20.960
S/E 22	3	3,04	15,38	6.632
S/E 23	2	1,59	7,60	4.585
UCAT 01	-	6,44	30,36	1
UCAT 02	-	12,58	53,93	1
S/E A1	4	15,01	34,88	21.581
S/E A2	4	11,60	34,97	16.671
UCAT 03	-	8,15	44,04	1
Total	75	256,52	1.179,94	419.420

Tabela 8. Usinas de geração distribuída no sistema de subtransmissão

Usina de geração	Tipo	Unidades	Potência [MW]	Energia anual [GWh]
Descanso	Termoelétrica	4	15,92	3,41
Abanico	Hidrelétrica	5	37,65	266,40
Ocaña	Hidrelétrica	2	26,56	204,13
Saucay	Hidrelétrica	4	23,60	109,11
Saymirin	Hidrelétrica	4	15,76	93,64
Alazan	Hidrelétrica	1	4,52	26,99
Total		20	124,01	703,69

Os detalhes dos dados técnicos correspondentes às linhas e transformadores do sistema de subtransmissão são apresentados no Anexo A. A simulação de fluxo de carga

realizada pelo SSD (Anexo B) utiliza o modelo completo do sistema de subtransmissão descrito anteriormente; no entanto, a variabilidade de carga para as alternativas de expansão terá efeito apenas na área de estudo proposta.

5.1.2 Caracterização da carga

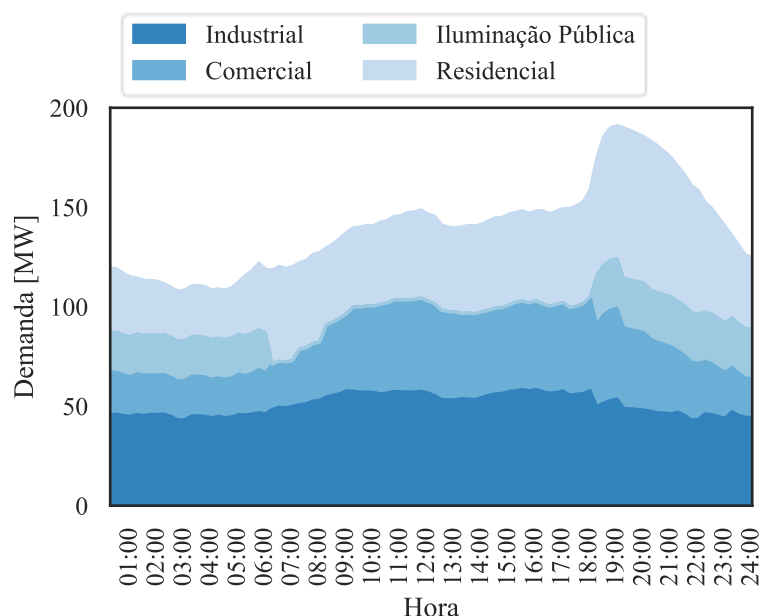
Uma das principais entradas para os métodos de PEC é o mapa de densidade de carga do ano base (WILLIS, 2002), que quantifica a quantidade de demanda em uma pequena área. O planejador foca principalmente no dia em que ocorreu o pico de demanda, já que a infraestrutura deve ser planejada para atender essa necessidade. Portanto, é fundamental caracterizar a carga das diferentes classes de consumidores e iluminação pública cadastradas no SIG (ZAMBRANO-ASANZA; MOLINA, 2016). Essa tarefa de processamento trabalhosa é parte do ciclo de baixo para cima nos métodos de PEC (WILLIS, 2002).

As informações medidas pelo sistema SCADA, bem como medidores inteligentes no nível do consumidor foram usadas, mas a concessionária não implantou totalmente essa infraestrutura de medição avançada, então estudos de pesquisa de carga ainda são importantes nessa tarefa de caracterização (PUCKETT *et al.*, 2020). Para o planejamento da expansão do SDEE, a ANEEL (AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA – ANEEL, 2016) define procedimentos para caracterização da carga por meio de informações vindas de campanhas de medição em cada revisão tarifária periódica, sendo que para cada dois processos de revisões tarifárias periódicas, deve ser feita a pesquisa de hábitos de consumo para as classes das unidades consumidoras. Dessa forma, para um grande volume de unidades consumidoras que não têm um registro medido do perfil de carga, o procedimento é usar fatores de carga e perfis unitários por dia típico para converter o consumo de energia (kWh·mês) em potência (kW) (ZAMBRANO-ASANZA; MOLINA, 2016).

Quatro classes de unidades consumidoras são utilizadas: residencial, comercial, industrial e iluminação pública. A estratificação dessas unidades foi feita aplicando o método bastante conhecido de “Dalenius-Hodges” (DALENIUS; HODGES JR., 1959). Uma amostragem aleatória por estratos foi empregada junto com a técnica de atribuição de Neyman, garantindo um valor 98/2 (% nível de confiança / % erro de estimação) (ZAMBRANO-ASANZA; MOLINA, 2016). Considerando as informações fornecidas pela concessionária de Energia Elétrica, na Figura 20 apresenta-se a curva de carga cuja

forma é característica do consumo residencial; a coincidência observada de pico de demanda ocorre às 19h00.

Figura 20. Curva de carga para o dia de pico de demanda do ano base, para toda a área de concessão



Fonte: Elaborada pelo autor

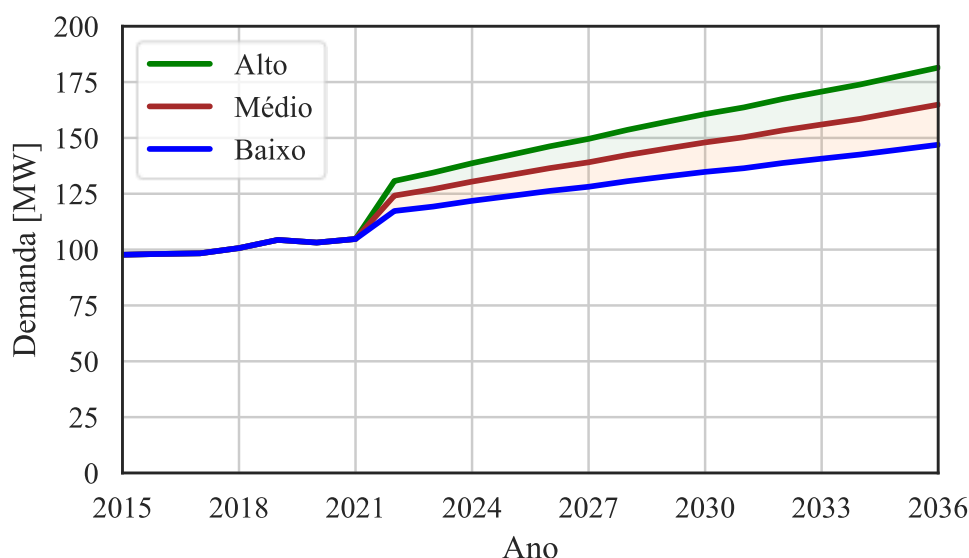
5.1.3 Previsão da demanda em grandes áreas.

A previsão global consiste no estudo das séries temporais mensais de consumo de energia e número de consumidores em três grandes zonas de cargas da concessionária “Azuay-Cañar”, “Morona Santiago” e “La Troncal” (ZAMBRANO *et al.*, 2018). A evolução do consumo *per capita* por unidade consumidora também é considerado na abordagem temporal. Ressalta-se que para o caso de grandes consumidores (indústrias) conectados ao nível de alta tensão (69 kV), essa série é analisada separadamente; no caso deste estudo existem três grandes consumidores. Ao final, uma previsão da série de demanda de potência anual é obtida para o horizonte de planejamento (15 anos).

A previsão de demanda global para a área de estudo, formada pelas 5 subestações S/E 03, 04, 05, 07 e 08, é apresentada na Figura 21, onde são destacados três cenários de crescimento até o ano 2036. Esta informação foi fornecida pela concessionária de distribuição. O cenário baixo corresponde ao crescimento vegetativo, obtido com um modelo de regressão de séries temporais (ZAMBRANO-ASANZA; FRANCO, 2018). Os dois cenários a seguir consideram incorporar novos projetos de infraestrutura a serem

executados nos próximos anos; assim como também novas cargas com alto consumo de energia (MEJIA *et al.*, 2020; MEJÍA *et al.*, 2017). Para determinar a magnitude e a localização desses futuros projetos, são utilizadas informações sobre requisitos de conexão, estudos de pré-viabilidade, cartas de intenções, informação do planejamento urbano, entre outros. Alguns exemplos desses projetos de infraestrutura são: projetos de mineração, fábricas, grandes edifícios, conjuntos habitacionais, etc. Nos últimos anos (2019, 2020 a 2021), a série de demanda apresenta redução, devido ao fato de um grande consumidor ter passado de ser um cliente regulado pela concessionária para virar um grande consumidor do mercado de energia elétrica; bem como o efeito da pandemia de Covid-19.

Figura 21. Previsão da demanda para a área de estudo sem considerar grandes consumidores, com três cenários de crescimento



Fonte: Elaborada pelo autor

A demanda nessas 5 subestações (Figura 18) para o ano 2021 é de 104,74 MW e, em um cenário de crescimento médio, aumentaria 60,15 MW até 2036 (57% maior em 15 anos). Na Tabela 9 mostra-se o carregamento da subestação durante o horizonte de planejamento, com base na capacidade nominal ONAN. Se fossem adicionados cenários de novos projetos de infraestrutura e a ligação de novos tipos de carga com alto consumo (MEJIA *et al.*, 2020; MEJÍA *et al.*, 2017), a carga das subestações seria maior.

Tabela 9. Carregamento da subestação nas condições atuais (com base na capacidade nominal ONAN)

Ano	S/E 03	S/E 04	S/E 05	S/E 07	S/E 08
2021	45%	67%	85%	69%	57%
2022	45%	67%	85%	70%	57%
2023	46%	68%	88%	73%	59%
2024	47%	70%	90%	75%	61%
2025	48%	71%	92%	77%	62%
2026	48%	72%	95%	80%	64%
2027	49%	73%	97%	82%	65%
2028	50%	74%	99%	84%	67%
2029	51%	75%	101%	87%	68%
2030	52%	76%	104%	89%	70%
2031	52%	77%	105%	91%	71%
2032	53%	78%	108%	93%	73%
2033	54%	79%	110%	96%	74%
2034	55%	80%	112%	98%	76%
2035	56%	81%	114%	100%	77%
2036	57%	83%	117%	103%	79%

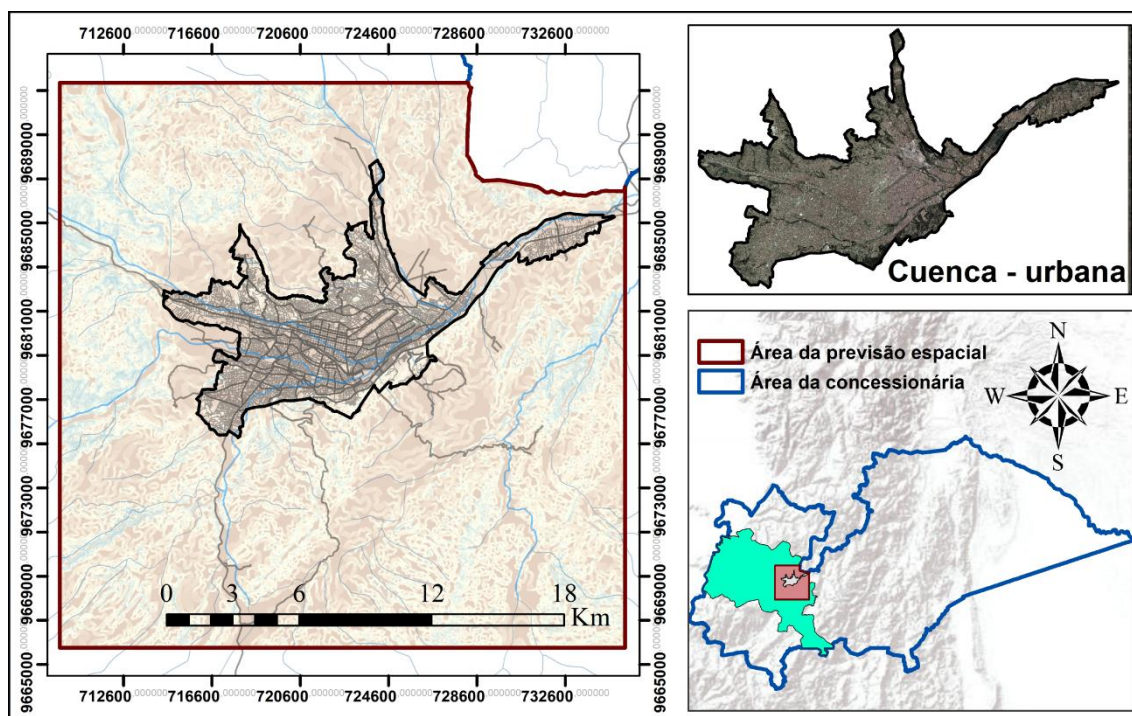
Fonte: Elaborada pelo autor

5.2 RESULTADOS DA PREVISÃO

Uma área menor será utilizada para melhor visualização do método de previsão espaço-temporal, principalmente porque uma alta resolução é necessária devido à maior concentração de carga. A área de estudo, colorida em âmbar escuro na Figura 22, representa cerca de 75% da demanda de energia da concessionária. Nessa área, há 207.545 consumidores no ano base. O corte superior direito da área corresponde à divisa com outra concessionária vizinha.

O *software* utilizado para realizar a análise SIG foi o ArcGIS 10.6 da ESRI (ESRI, 2019), e o geoprocessamento foi desenvolvido em Python com a biblioteca ArcPy (TOMS; O'BEIRNE, 2017). Três resoluções espaciais, ou tamanho de célula de dados *raster*, foram usadas: 200 m, 400 m e 800 m.

Figura 22. Área de estudo da previsão espaço-temporal



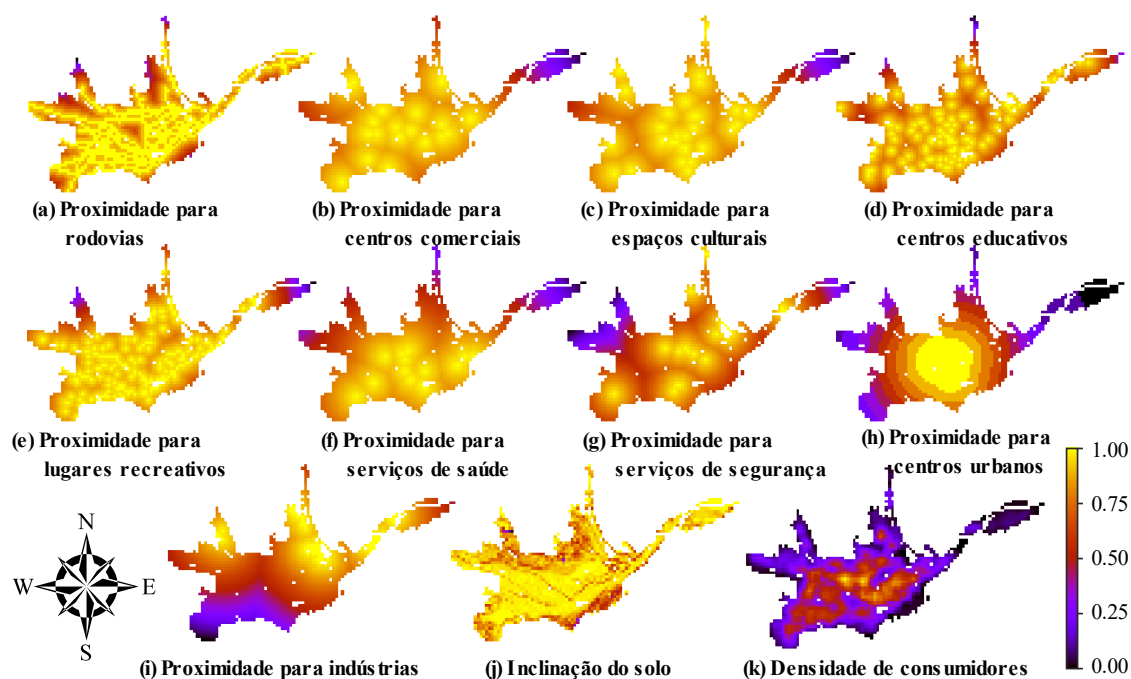
Fonte: Elaborada pelo autor

5.2.1 Geoprocessamento de fatores

O geoprocessamento espacial dos fatores é apresentado na Figura 23. Esses critérios devem ser compreensíveis e quantificáveis (ZAMBRANO *et al.*, 2018); assim, a proximidade é uma função de uma distância euclidiana para pequenas áreas, a inclinação do terreno é quantificada em função de graus e o critério de entorno é uma função de uma densidade ou estatística focal dentro de uma vizinhança (Algoritmo 1).

Para determinar o valor de adequação ou mapa de preferência (MELO; CARRENO; PADILHA-FELTRIN, 2015), é importante normalizar esses critérios. A escala mín-máx e a estratificação de Dalenius & Hodges (D&H) (DALENIUS; HODGES JR., 1959) foram usadas no Algoritmo 1 com um intervalo [0,1], onde 1 é a pontuação mais desejável, conforme observado nos mapas de calor na Figura 23. Para fins de uma melhor visualização, os fatores da Figura 23 são exibidos para a área urbana de Cuenca, mas as seções a seguir usam toda a área de estudo.

Figura 23. Fatores espaciais de cada célula usada no modelo RNA, para classe residencial com resolução espacial de 200 m x 200 m e escala mín-máx



Fonte: Elaborada pelo autor

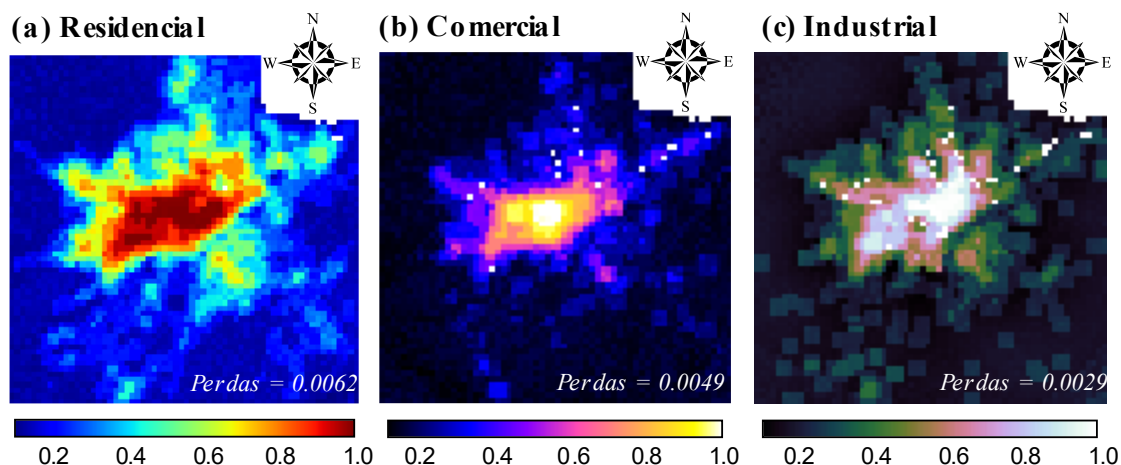
5.2.2 Mapa de preferência

O modelo espacial prevê onde ocorrem mudanças no uso do solo, como novos empreendimentos em áreas vazias, redesenvolvimento em áreas existentes e redução da densidade do uso do solo. Para este propósito, um mapa de preferência ou adequação de desenvolvimento é tipicamente usado para cada classe de consumidor em que uma pontuação é atribuída a cada pequena área para expressar uma probabilidade de mudança (WILLIS, 2002). Em seguida, uma quantidade de mudança é alocada com base na pontuação mais alta. O mapa de preferência é o resultado de um aprendizado supervisionado com o modelo RNA, onde as características são dadas pelos fatores espaciais e o objetivo pelo número de consumidores em cada célula.

Inicialmente, os dados normalizados de fatores e número de consumidores por classe são arranjados considerando vários anos para treinamento da RNA. Este conjunto de dados de validação foi dividido em 70% para treinamento e 30% para teste. Para formular um modelo de acordo com o estudo de caso, foram analisadas três resoluções espaciais, bem como duas técnicas de normatização dos fatores espaciais. Para ter uma referência de uma resolução espacial adequada para a área de estudo, foram obtidos 200 m para áreas urbanas e 600 m para áreas rurais, conforme sugerido por Melo *et al.* (2014).

Os mapas de preferência para as classes residencial, comercial e industrial são apresentados na Figura 24. O valor da perda com os dados do teste, após o treinamento da RNA, é razoavelmente bom para cada caso ($\text{Perdas} < 0,007$). Os mapas de calor descrevem adequadamente as áreas que foram desenvolvidas atualmente, destacando que este desenvolvimento ultrapassa os limites urbanos da cidade.

Figura 24. Mapa de preferências para classe residencial, comercial e industrial com estratificação D&H e resolução espacial de 400 m x 400 m

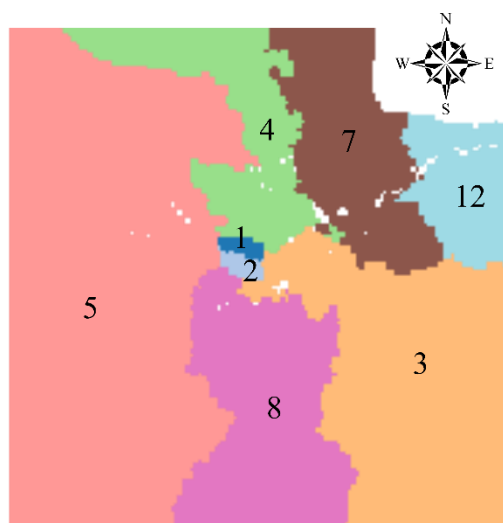


Fonte: Elaborada pelo autor

O tempo de processamento no treinamento do modelo de RNA usando PyTorch (RAO; MCMAHAN, 2019) depende da resolução e do número de épocas; no entanto, um valor de perda aceitável é alcançado com 4.000 iterações. Por exemplo, adotando uma resolução de 200 m (16.384 células na área de estudo) e 3 anos de histórico para os 11 fatores, o treinamento de RNA atinge perdas abaixo de 0,007 em 2 minutos.

5.2.3 Calibração do modelo

Para calibrar o modelo e analisar a sensibilidade de seus parâmetros, utiliza-se a informação conhecida do ano 2018. As grandes áreas correspondem à cobertura de oito subestações que estão dentro da área de estudo (Figura 25), obtidas pela conectividade elétrica das unidades consumidoras georreferenciadas no SIG. O número de novos consumidores por classe a serem atribuídos a cada uma dessas grandes áreas está detalhado na Tabela 10, com cerca de 5.900 consumidores no total. Define-se como objetivo a minimização do erro na seleção das células a serem desenvolvidas, com base no conhecimento das células que foram desenvolvidas no ano base.

Figura 25. Cobertura de grandes áreas de subestações

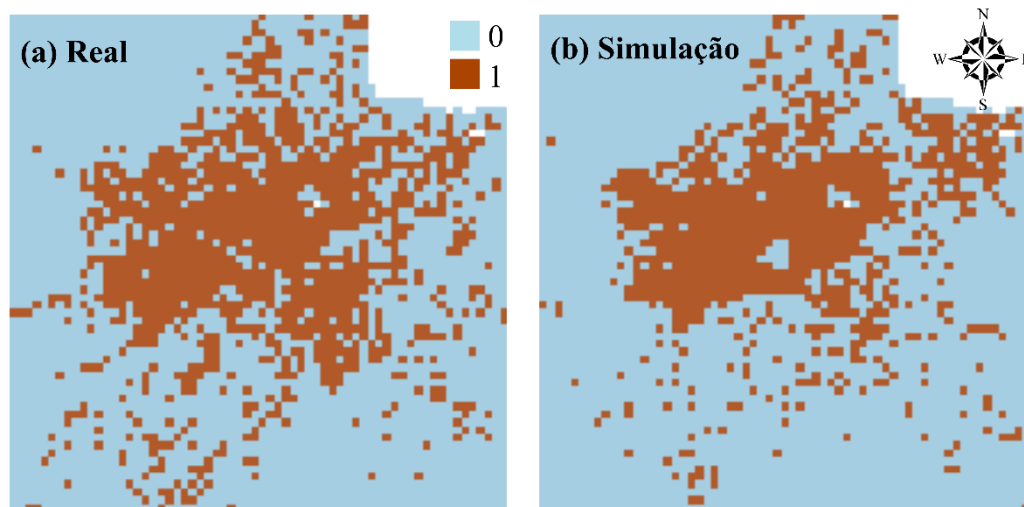
Fonte: Elaborada pelo autor

Tabela 10. Total de consumidores do ano base a ser atribuído a cada subestação

Subestação	Residencial	Comercial	Industrial	Total
1	77	60	1	138
2	54	66	1	121
3	725	178	3	906
4	763	135	11	909
5	1.814	372	15	2.201
7	612	132	4	748
8	562	108	1	671
12	150	54	1	205
Total	4.757	1.105	37	5.899

À medida que a resolução espacial aumenta a medição do erro é maior, portanto, uma comparação para diferentes resoluções não é apropriada. Embora o uso de alta resolução espacial no PEC acarrete mais erros, não é necessariamente uma previsão inútil (WILLIS, 2002). Para exemplificar a medição do padrão de erro espacial, a Figura 26 mostra a distribuição real da classe residencial para o ano base e o resultado da simulação. Os 4.757 consumidores estão distribuídos em 1.187 células (resolução de 400 m), enquanto o modelo selecionou 919 células. A segunda linha da Tabela 11 apresenta as métricas de erro espacial obtidas para este caso.

Figura 26. Distribuição real e o resultado do método RNA-AC, para classe residencial com resolução espacial de 400 m x 400 m



Fonte: Elaborada pelo autor

Um melhor tratamento de dados na tarefa de normalização pode melhorar o erro, conforme mostrado na Tabela 11. As três primeiras linhas usam uma estratificação D&H, enquanto as três últimas linhas adotam a escala min-max. Em geral, a primeira normalização obtém os melhores indicadores; além disso, uma resolução de 400 m é bastante aceitável nesta área de estudo.

Tabela 11. Métricas de erro para a classe residencial para duas formas de normalização e diferentes resoluções espaciais

Escala	Célula (m)	Accuracy	F1-score	kappa
D&H	200	0,845	0,456	0,366
	400	0,793	0,618	0,479
	800	0,698	0,659	0,409
min-max	200	0,870	0,441	0,370
	400	0,776	0,483	0,370
	800	0,596	0,424	0,228

A sensibilidade e o ajuste dos demais parâmetros definidos no modelo foram avaliados com base em faixas de variação para encontrar um parâmetro adequado em cada caso. Por exemplo, o parâmetro α em (5) que controla a perturbação estocástica e varia entre 1 a 10, foi definido como 3. Um valor limite $\varphi^t = 5$ foi definido em (2) para que uma célula com uma probabilidade de desenvolvimento mais alta seja escolhida. Além disso, uma vizinhança retangular com tamanho $\Omega = 3 \times 3$ foi estabelecida em (4) e verificou-se que uma temporalidade de 3 anos de histórico apresenta os melhores resultados.

Uma vez estabelecido que a estratificação D&H é a mais adequada, os resultados são obtidos para todas as classes de consumidores: residencial (R), comercial (C) e industrial (I). Na Tabela 12 resumem-se as métricas de desempenho do modelo, onde “Total” corresponde a uma ponderação multiclasse com base no número de consumidores a serem atribuídos. Se o número de consumidores a serem atribuídos for menor, o erro será maior, como pode ser visto com os consumidores industriais. Essa tabela também destaca que o planejador pode escolher a resolução da célula e os níveis de erros aceitos com base em suas necessidades e desempenho do método.

Tabela 12. Métricas de padrão de erro espacial para todas as classes de consumidores

Consumidor	Célula (m)	Accuracy	F1-score	kappa
R	200	0,845	0,456	0,366
C	200	0,932	0,312	0,286
I	200	0,998	0,000	0,000
Total	200	0,855	0,416	0,342
R	400	0,793	0,618	0,479
C	400	0,886	0,526	0,461
I	400	0,983	0,029	0,021
Total	400	0,825	0,581	0,465
R	800	0,698	0,659	0,409
C	800	0,832	0,632	0,526
I	800	0,938	0,118	0,086
Total	800	0,754	0,624	0,430

5.2.4 Dados de entrada para o modelo

Na área de estudo há 271.269 conexões elétricas, correspondentes a consumidores residenciais, comerciais, industriais e iluminação pública. O mapa de densidade de carga para o ano base é gerado para 19h usando uma análise de densidade de ponto, apresentada como um mapa de calor na Figura 27 (a). Como esperado, altas densidades de carga estão concentradas na área urbana da cidade de Cuenca; no entanto, existem certos aglomerados urbanos que estão fora desse limite.

A calibração do modelo foi executada com a cobertura de oito subestações existentes. Para a análise nessas grandes áreas (segundo bloco da

Figura 5), a concessionária realiza uma análise de tendência para alocar a previsão de carga global. Os resultados dessa análise, desagregados por classe de consumidor e por três estágios de tempo, são apresentados na Tabela 13. Essas informações constituem a principal entrada para o processo RNA-AC detalhado na seção 2.2.1.

Tabela 13. Número incremental de unidades consumidoras e potência por três estágios de tempo

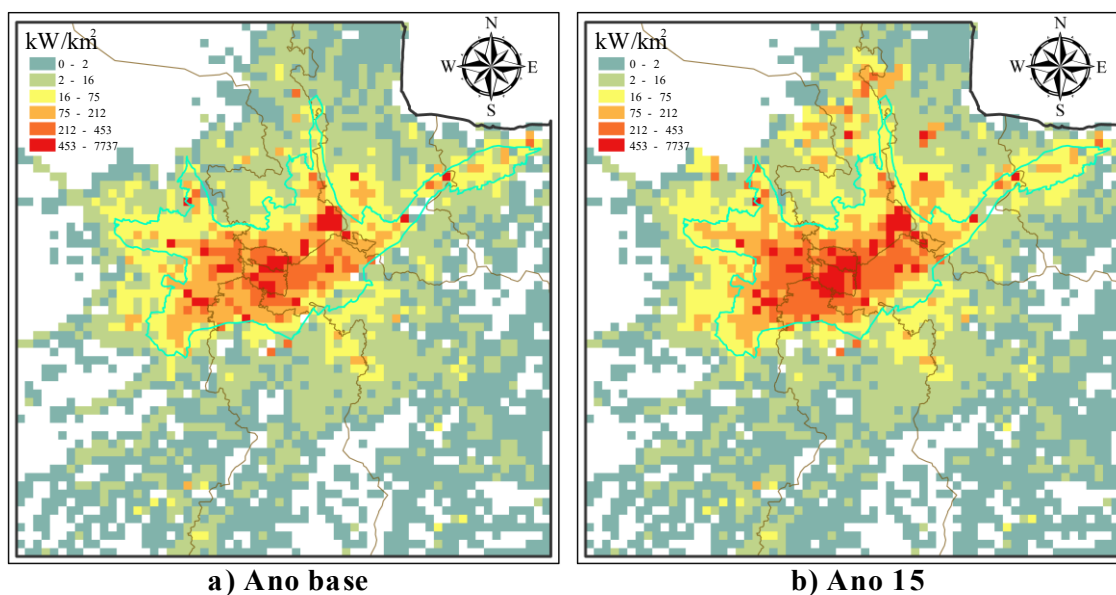
Subestação	Classe	Consumidores (U)			Potência (MW)		
		Ano 5	Ano 10	Ano 15	Ano 5	Ano 10	Ano 15
1	R	1.129	1.163	1.163	0,07	0,06	0,02
1	C	523	535	534	0,09	0,08	0,03
1	I	1	4	7	0,01	0,01	0,01
2	R	801	826	825	0,11	0,10	0,08
2	C	525	539	538	0,34	0,31	0,23
2	I	1	1	4	0,01	0,01	0,00
3	R	4.948	5.099	5.099	0,81	0,80	0,65
3	C	493	505	505	0,51	0,51	0,41
3	I	4	11	24	0,10	0,10	0,08
4	R	3.918	4.038	4.037	0,58	0,47	0,40
4	C	281	288	289	0,28	0,22	0,19
4	I	3	18	35	1,63	1,31	1,12
5	R	8.219	8.470	8.472	1,84	1,86	1,70
5	C	673	691	691	0,81	0,82	0,75
5	I	8	18	34	1,10	1,11	1,01
7	R	2.681	2.764	2.763	0,59	0,65	0,64
7	C	131	133	134	0,15	0,16	0,16
7	I	3	5	12	1,09	1,19	1,17
8	R	2.905	2.993	2.993	0,71	0,75	0,68
8	C	248	254	254	0,51	0,54	0,49
8	I	7	3	16	0,11	0,12	0,11
12	R	512	529	528	0,20	0,22	0,21
12	C	34	34	35	0,15	0,16	0,15
12	I	1	1	2	0,05	0,05	0,05
Total	R	25.113	25.882	25.880	4,91	4,90	4,38
Total	C	2.908	2.979	2.980	2,83	2,79	2,42
Total	I	28	61	134	4,08	3,88	3,55
		28.049	28.922	28.994	11,83	11,58	10,36

5.2.5 Demanda para o ano do horizonte e discussão final

O resultado do crescimento da demanda para o ano horizonte com base no crescimento horizontal e vertical dos consumidores é apresentado na Figura 27. Ao comparar a densidade de carga do horizonte ano 15 com relação ao ano base é possível observar o desenvolvimento em determinadas áreas pela variação de cores nos mapas de calor. Assim, ao oeste da cidade de Cuenca, dentro do limite urbano, o desenvolvimento deve-se principalmente à construção de grandes edifícios de apartamentos. Por outro lado, ao norte, fora do limite urbano, o crescimento deve-se à construção de grandes urbanizações. A maior demanda de acordo com a previsão é encontrada na área de serviço da subestação S/E 05; pois ela encontra-se no limite de capacidade e espaço físico;

portanto, é necessário planejar uma nova subestação. A demanda por iluminação pública representa cerca de 10% da demanda coincidente do estudo de caso e sua previsão foge ao escopo deste trabalho. No entanto, tem uma correlação com os resultados da previsão de consumidores residenciais e outros fatores, como vias públicas, densidade ou níveis de iluminação, etc.

Figura 27. Previsão espaço-temporal da demanda para o ano do horizonte com resolução espacial de 400 m x 400 m



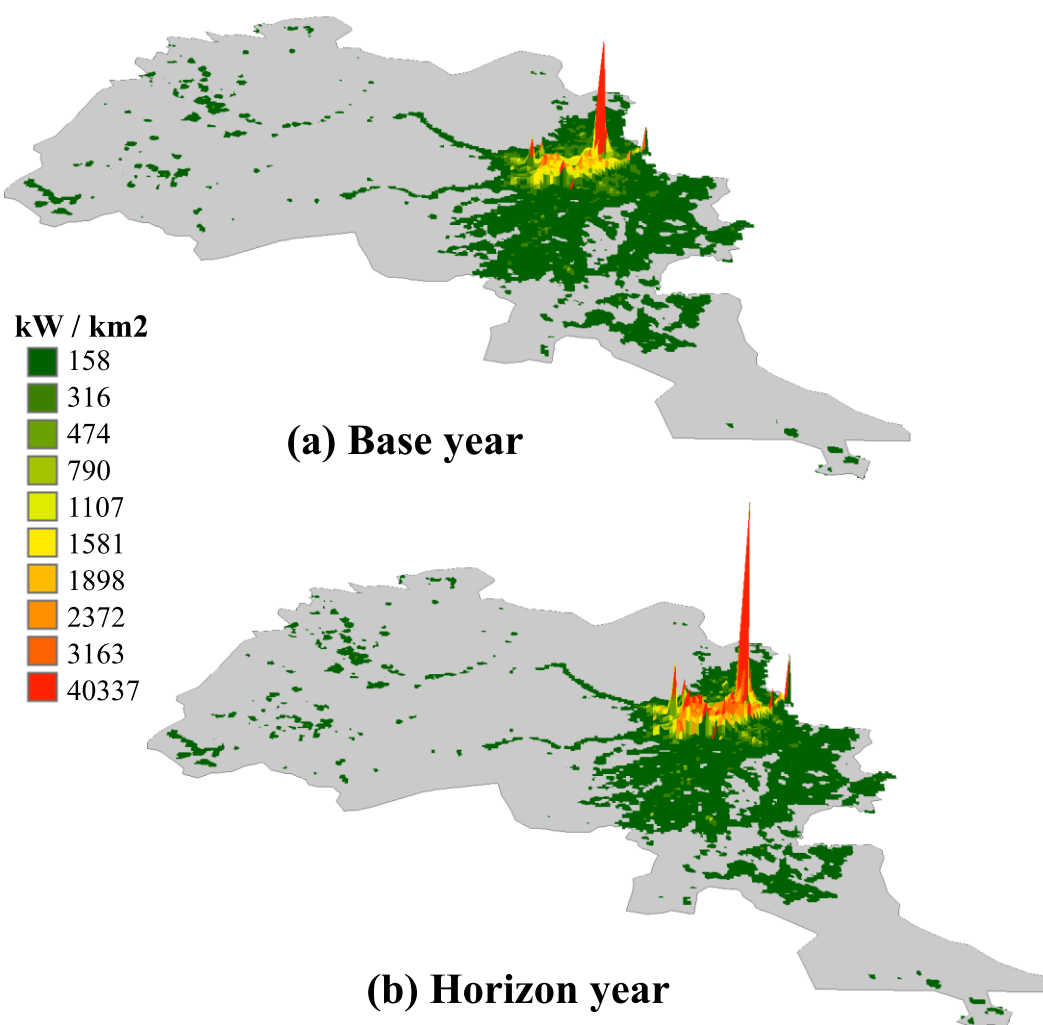
Fonte: Elaborada pelo autor

Os recursos renováveis de energia distribuída estão mudando a forma das cargas elétricas líquidas diárias em muitas regiões, apresentando a chamada “curva de pato” (EPRI, 2018). A penetração dessas fontes distribuídas e a participação ativa do cliente em programas de resposta à demanda são cada vez mais importantes; portanto, as concessionárias devem implementar modelos de previsão mais robustos e abrangentes. Nesse contexto, os modelos devem incorporar o comportamento e as preferências humanas de decisão (MEJIA *et al.*, 2020), o que requer levantamentos espaciais e socioeconômicos em pequena escala. No estudo de caso, foram observados alguns consumidores com microgeração solar fotovoltaica, embora ainda não significativos; no entanto, é crucial começar a caracterizar essa nova classe de consumidor, pois ela afetará significativamente o planejamento de decisões futuras.

A partir do cenário médio da previsão global da área de estudo na Figura 21, e aplicando o método de previsão espaço-temporal proposto, na Figura 28 apresenta-se a densidade de demanda para o ano base 2021 e a previsão para o horizonte 2036. Com essa

apresentação tridimensional pode-se perceber o crescimento horizontal e vertical da demanda, destacando o maior crescimento (cores quentes) na área urbana da cidade de Cuenca.

Figura 28. Mapa de densidade de demanda da previsão espacial: (a) ano base 2021, (b) ano horizonte 2036



Fonte: Elaborada pelo autor

5.3 RESULTADOS DO AGRUPAMENTO DE CARGA

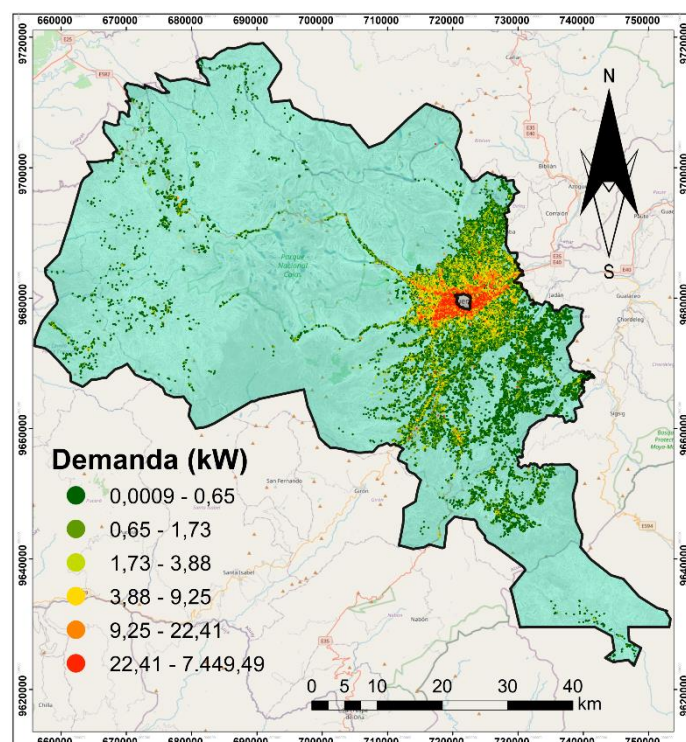
A área de estudo possui 29.514 pontos de carga distribuídos espacialmente, com uma escala de cores na Figura 29 que vai de frio a quente, expressando a magnitude da demanda a partir da previsão espacial. A resolução espacial da PEC (centroídes de células) é 100 m x 100 m. A maior concentração de demanda encontra-se na área urbana da cidade de Cuenca. A demanda atual nesta área é de 104,74 MW e são esperados 164,89 MW para um horizonte de 15 anos com um cenário de crescimento médio. A área circunscrita dentro do centro histórico (S/E 01 e S/E 02) não é considerada nesta análise pois a rede elétrica

dessa área possui outro nível de tensão (6,3 kV), ou seja, não fará parte do agrupamento de carga nem da otimização das áreas de serviço de subestações.

Partindo dos pontos de carga obtidos com a previsão espaço-temporal baseada em quadrículas, uma abordagem de cima para baixo é realizada para cada área de serviço dos alimentadores. Em seguida, uma triangulação de Delaunay é definida considerando os pontos de carga de cada alimentador para encontrar a AGM. Este último grafo será particionado de acordo com a metodologia estabelecida, para determinar o número de conglomerados e áreas associadas em cada alimentador.

O *software* ArcGIS (ESRI, 2019) foi usado para o gerenciamento e visualização de dados. A linguagem Python foi utilizada para a análise espacial e desenvolvimento do *framework* proposto, principalmente com a biblioteca NetworkX (NETWORKX, 2020).

Figura 29. Mapa de pontos de carga da área de estudo



Fonte: Elaborada pelo autor

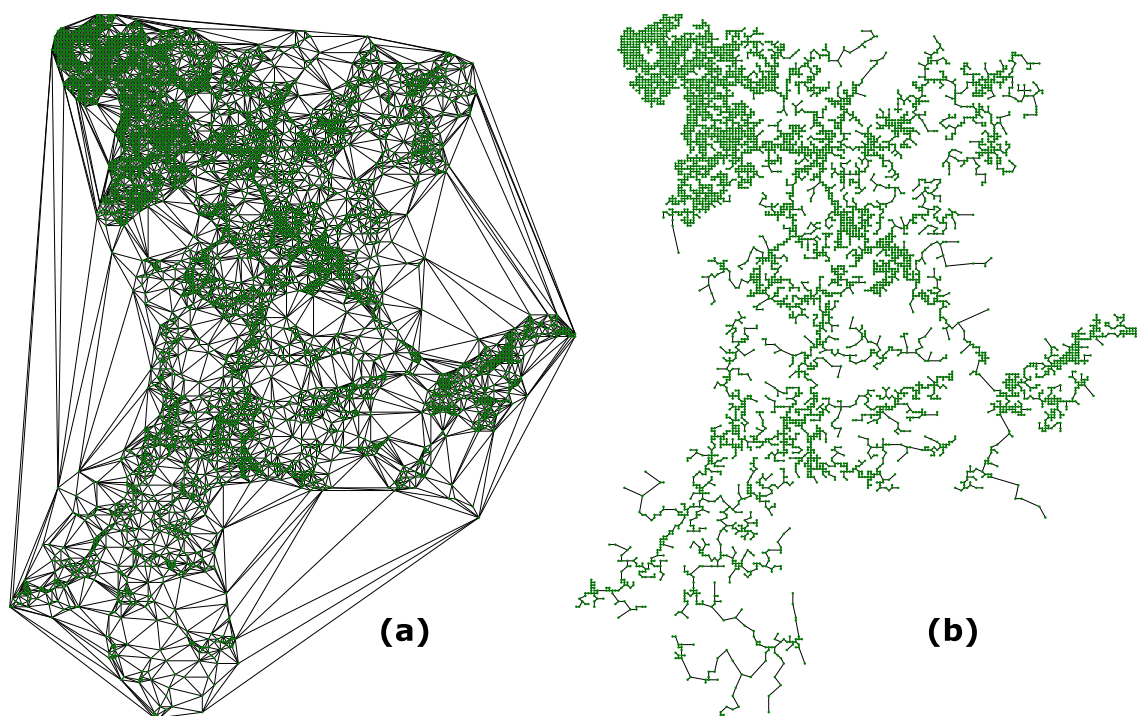
5.3.1 Construção de grafos

O maior alimentador da área de estudo “0500030V01” (com 6.006 pontos de carga) será utilizado para ilustrar a aplicação do método proposto. Os nós correspondem aos pontos de carga espacialmente distribuídos com seu valor de demanda sendo um atributo de peso. A triangulação de Delaunay é construída usando a biblioteca SciPy

(DEVELOPERS, 2021), obtendo 17.993 arestas. Além disso, a distância euclidiana é determinada para cada aresta, que é usada como um peso de aresta. O grafo final é apresentado na Figura 30 (a).

A partir desse grafo unidirecional, utilizando a biblioteca NetworX (NETWORKX, 2020), a AGM é obtida com base no conhecido algoritmo de Kruskal (publicado por Joseph Kruskal em 1956) e no peso previamente calculado das arestas. Esse grafo reduzido contém 6.005 arestas e é mostrado na Figura 30 (b). Vale a pena mencionar que o particionamento de grafos usando a AGM é um problema NP-difícil (ASSUNÇÃO *et al.*, 2006).

Figura 30. Grafos para a área de serviço e pontos de carga associados ao alimentador 0500030V01: (a) Triangulação de *Delaunay*, e (b) AGM



Fonte: Elaborada pelo autor

5.3.2 Agrupamentos da partição de grafos

Uma restrição de peso é estabelecida para os *clusters* definindo $W_{max} = 0,5 \text{ MW}$, de acordo com (22). Para resolver o problema de particionamento de grafos, o algoritmo de Lukes (LUKES, 1974), desenvolvido na biblioteca NetworkX (NETWORKX, 2020) é usado. Continuando com o alimentador 0500030V01, o particionamento ótimo do AGM ponderado é apresentado na Tabela 14 e na Figura 31, respectivamente. Foi encontrado um total 23 agrupamentos de cargas, destacados com cores diferentes da Figura 31 para indicar a área que cada um cobre. Adicionalmente, é apresentada a topologia atual do

alimentador (linha azul, com o tronco em negrito). Observa-se que os resultados apresentam uma relação de adjacência de acordo com a topologia real. Na Tabela 14 apresentam-se os agrupamentos de alimentadores com o valor de carga atual associado e a carga para um horizonte de 15 anos.

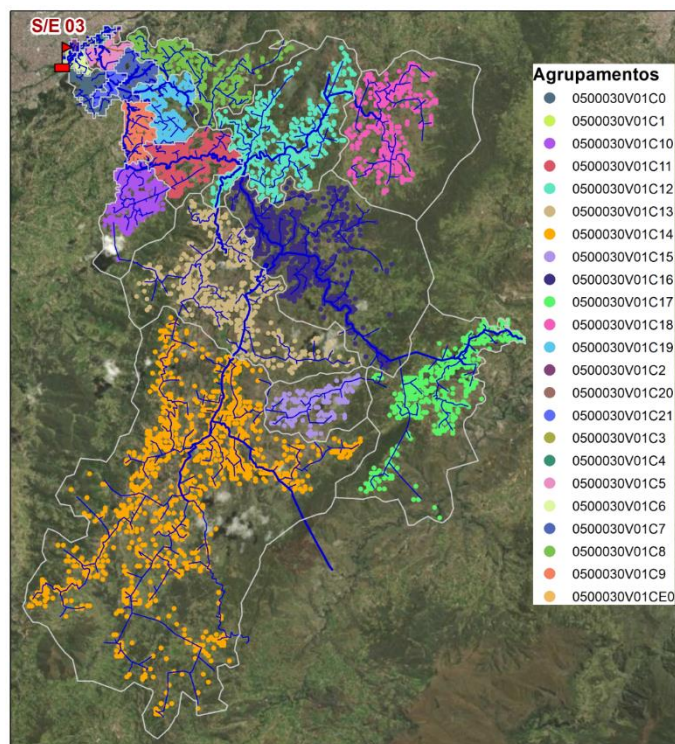
Tabela 14. Agrupamentos de carga do alimentador 0500030V01

Alimentador	Pontos de carga	Carga atual (MW)	Carga em 15 anos (MW)
0500030V01C0	138	0,29	0,42
0500030V01C1	22	0,29	0,42
0500030V01C10	288	0,30	0,43
0500030V01C11	329	0,30	0,43
0500030V01C12	583	0,32	0,45
0500030V01C13	593	0,22	0,32
0500030V01C14	1.231	0,36	0,52
0500030V01C15	153	0,04	0,06
0500030V01C16	652	0,31	0,44
0500030V01C17	452	0,20	0,29
0500030V01C18	325	0,10	0,15
0500030V01C19	271	0,30	0,42
0500030V01C2	18	0,29	0,41
0500030V01C20	11	0,28	0,40
0500030V01C21	68	0,15	0,21
0500030V01C3	17	0,29	0,42
0500030V01C4	27	0,27	0,39
0500030V01C5	106	0,28	0,41
0500030V01C6	36	0,24	0,35
0500030V01C7	152	0,29	0,42
0500030V01C8	347	0,30	0,43
0500030V01C9	186	0,29	0,41
0500030V01CE0	1	0,30	0,43
Total	6,006	6,01	8,63

Depois de aplicar este processo a toda a área de estudo, na Figura 32 e na Tabela 15 resumem-se os 401 agrupamentos de carga distribuídos por alimentador. O tempo de solução foi de aproximadamente 78 horas em um computador desktop (32 GB e RAM, Intel Xeon 3.60 GHz e 12 CPUs). Existe um alimentador (0500040V05) com apenas um agrupamento, correspondendo a um circuito dedicado a uma grande indústria. Também foram identificados dezenove pontos de carga, que (dentro da malha de 100 m) já apresentam um alto valor de demanda para serem considerados como *clusters*, correspondendo principalmente a indústrias e grandes centros comerciais. Na tabela destaca-se a carga atual e futura para o resultado do ano 15 do PEC; esse crescimento vai depender da localização de cada alimentador. Da mesma forma, na Figura 32 apresenta-se

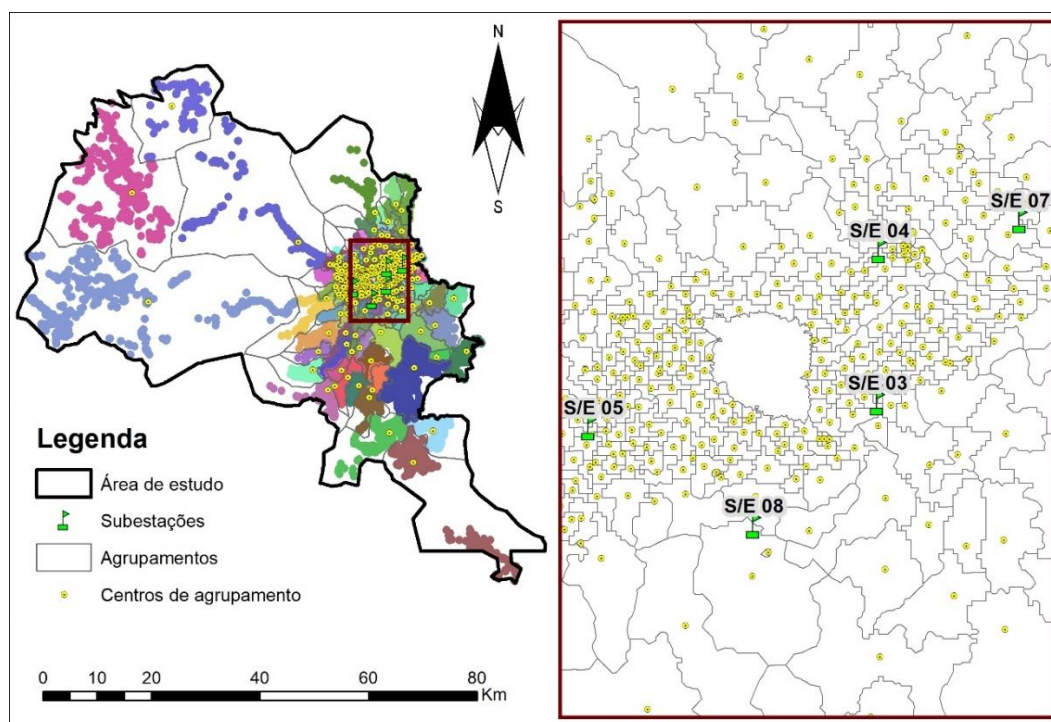
o centro de carga ponderado para cada agrupamento, que servirá para determinar a otimização da área de serviço das subestações existentes e candidatas.

Figura 31. Mapa de agrupamentos e topologia atual do alimentador 0500030V01



Fonte: Elaborada pelo autor

Figura 32. Mapa de agrupamentos de cargas de toda a área de estudo



Fonte: Elaborada pelo autor

Tabela 15. Resumo do número de agrupamentos de cargas por alimentador

Alimentador	Pontos de carga	Número de agrupamentos	Carga atual (MW)	Carga em 15 anos (MW)
0500030V01	6.006	23	6,01	8,63
0500030V02	189	11	2,94	4,22
0500030V03	195	12	2,93	4,20
0500030V04	171	13	3,22	4,63
0500030V05	239	15	3,82	5,49
0500040V01	37	9	2,74	3,65
0500040V02	197	9	2,89	3,85
0500040V03	990	15	4,97	6,63
0500040V04	147	10	3,10	4,13
0500040V05	1	1	5,57	7,43
0500040V06	27	5	6,14	8,18
0500040V07	1.549	14	4,35	5,80
0500050V01	4.790	25	4,44	7,52
0500050V02	183	16	2,95	4,99
0500050V03	1.219	21	4,49	7,61
0500050V04	357	15	3,54	6,01
0500050V05	1.897	22	4,37	7,40
0500050V06	365	17	3,25	5,51
0500050V07	1.928	14	2,73	4,63
0500050V09	896	15	4,06	6,88
0500050V10	217	17	3,20	5,42
0500070V01	606	15	2,51	5,58
0500070V02	1.384	21	4,33	9,63
0500070V03	2.416	17	3,56	7,91
0500080V01	472	21	5,11	7,65
0500080V02	273	13	3,86	5,78
0500080V03	1.530	7	1,79	2,68
0500080V04	1.233	8	1,91	2,85
Total	29.514	401	104,74	164,89

5.4 LOCAIS PARA NOVAS SUBESTAÇÕES

O *software* usado para implementar este método foi ArcGIS 10.6 (ESRI, 2019). O geoprocessamento é realizado com análise espacial e o pacote ArcPy em Python. O fluxo do processo foi desenvolvido com o *Model Builder*; a extensão *Network Analysis* foi configurada para resolver o problema de cobertura. Os mapas foram criados em formato *raster* com resolução espacial de 100m x 100m, consistente com os dados de entrada da previsão espacial de carga (ZAMBRANO *et al.*, 2018).

5.4.1 Critérios e restrições usados

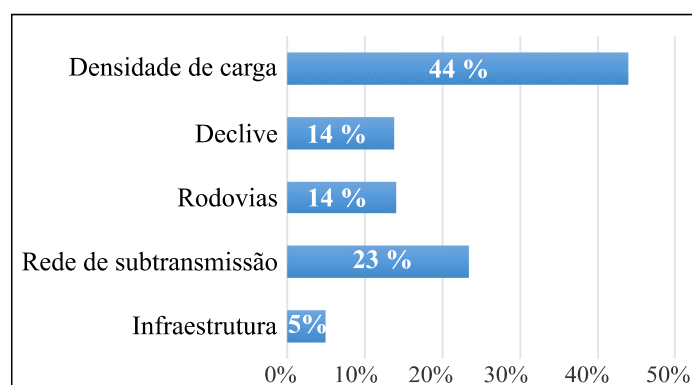
Com base na disponibilidade de fontes de dados geográficos e na análise de critérios mais representativos, na Tabela 16 detalham-se os cinco critérios utilizados e sua

intensidade de importância de acordo com o consenso dos planejadores. Os pesos para cada critério, calculados pelo AHP em (27), são apresentados na Figura 33. O critério com maior peso é a densidade de carga elétrica, conforme destacado na literatura. Um nível razoável de consistência $CR = 0,09$ foi obtido no processo.

Tabela 16. Pesos relativos na matriz recíproca

Critério	1	2	3	4	5
1: Densidade de carga	1	7	3	2	5
2: Declive	1/7	1	2	1/2	3
3: Rodovias	1/3	1/2	1	1	3
4: Rede de subtransmissão	1/2	2	1	1	8
5: Infraestrutura	1/5	1/3	1/3	1/8	1

Figura 33. Pesos de critérios determinados pelo AHP



Fonte: Elaborada pelo autor

Por outro lado, foram utilizadas as seguintes restrições espaciais: áreas protegidas, cursos de água e riachos, áreas cultivadas e de alta paisagem, áreas de maior declive, áreas de patrimônio cultural, montanhas, aeroportos e sítios militares. As áreas de serviço das subestações existentes também foram adotadas nos primeiros 2,5 km (Figura 34).

5.4.2 Análise de demanda nas áreas de serviço

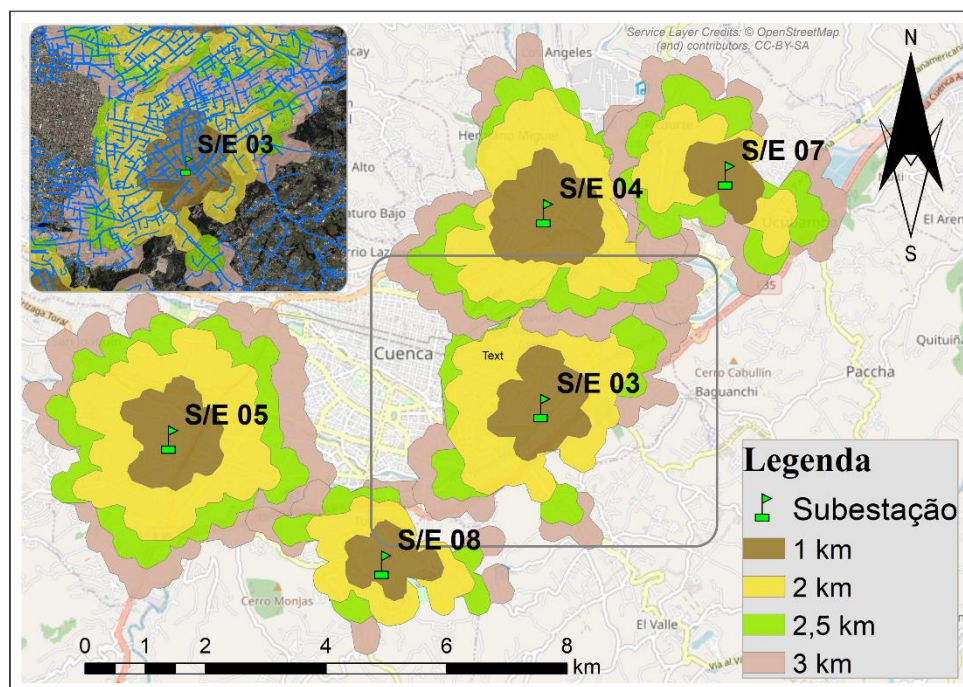
A análise de demanda das áreas de serviço é baseada em resultados da previsão de carga espaço-temporal para o sistema CENTROSUR, sendo uma entrada chave para o modelo. O valor de demanda utilizado corresponde ao ano de horizonte em um cenário de crescimento denominado “médio” (taxa de crescimento anual de 3,75% na área de estudo).

Para avaliar a concentração de carga em torno das subestações existentes e considerar a restrição de uma demanda de referência e área associada, foi adotada uma análise de cobertura usando um fluxo em redes. Para encontrar o conjunto de áreas de

serviço das subestações existentes, os pontos de carga são distribuídos espacialmente e correspondem a centros de pequenas células com resolução 100 m x 100 m. O conjunto de dados é configurado de acordo com a rede elétrica de média tensão atual (aérea e subterrânea), fechando todas as chaves de interconexão normalmente abertas.

Os pontos de carga não serão necessariamente conectados à rede; portanto, um buffer de 200 m é usado para ligá-los. Em seguida, usando a extensão “*Network Analysis*” do ArcGIS (ESRI, 2019), uma análise da área de serviço foi realizada para diferentes distâncias δ (quebras: 1, 2, 2,5 e 3 km) como um parâmetro fixo, discutido na seção 3.3.4, conforme mostrado na Figura 34.

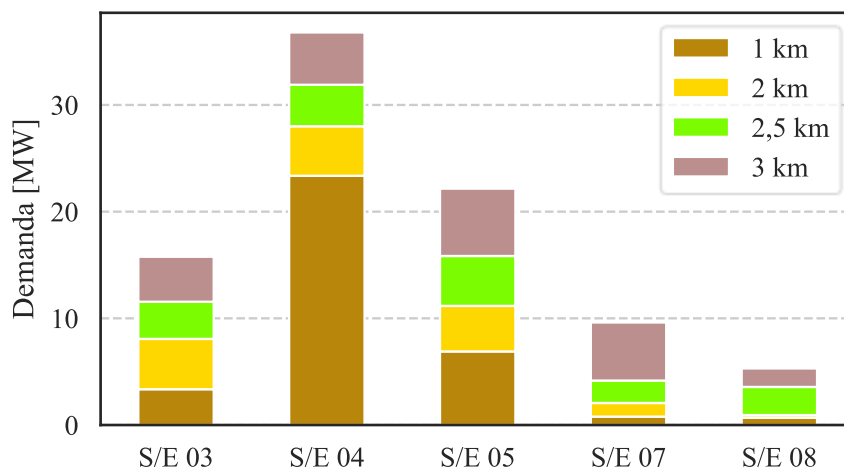
Figura 34. Conjuntos de áreas de serviço de subestações existentes



Fonte: Elaborada pelo autor

As demandas acumuladas associadas a cada subestação e área de serviço, respectivamente, são mostradas na Figura 35. O esquema de cores do conjunto de áreas de cobertura de cada subestação na Figura 34 corresponde ao mesmo esquema estabelecido na Figura 35 para cada distância δ , respectivamente. A subestação S/E 04 fornece energia para uma área industrial, portanto, a demanda é maior em comparação com outras subestações (onde predomina o consumo residencial). Com base nessa análise, uma distância δ de 2,5 km é estabelecida como restrição; dessa forma, um novo local da subestação está fora desta área.

Figura 35. Demanda acumulada associada ao conjunto de áreas de serviço de cada subestação em função dos intervalos δ



Fonte: Elaborada pelo autor

5.4.3 Mapa de localizações mais adequadas para as subestações

A densidade de carga elétrica é determinada com base na análise de densidade de ponto (SILVERMAN, 1986). Esses pontos correspondem ao resultado da previsão de carga espacial para um cenário de crescimento definido (centroídes de células quadradas com resolução 100 m x 100 m) (ZAMBRANO *et al.*, 2018). Dependendo do valor da demanda em cada ponto e considerando um raio de 2 km para uma vizinhança circular, um mapa *raster* de densidade de carga é obtido. O mapa de declividade para o segundo critério foi derivado de um modelo digital de elevação usando as ferramentas de análise espacial disponíveis no *software* ArcGIS (ESRI, 2019).

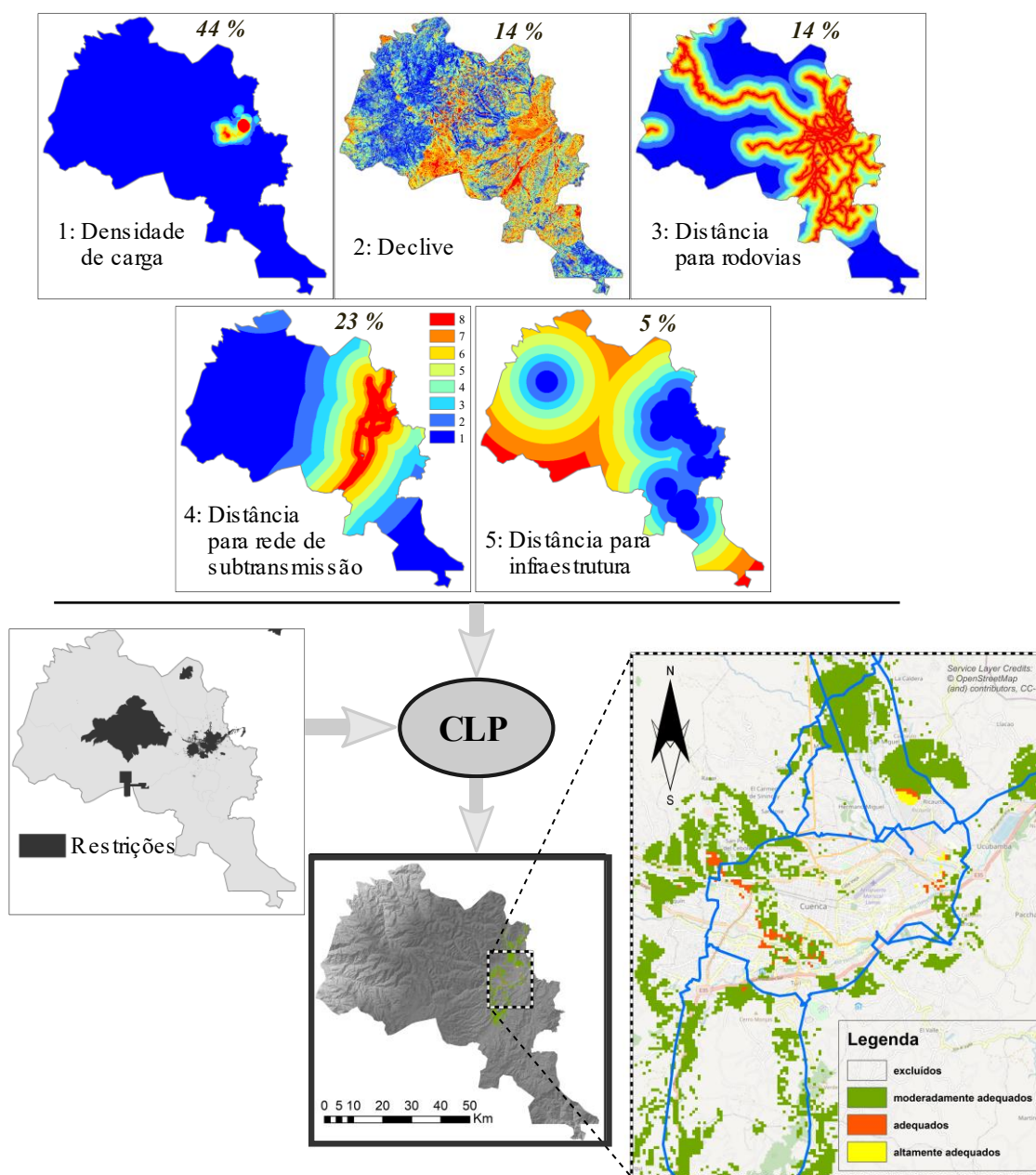
Os três critérios de proximidade quantificados com uma distância euclidiana são distância às rodovias, distância à rede de subtransmissão e distância à infraestrutura. No caso de instalações que causem interferência, poluição ou algum perigo, quanto mais distante o local, mais favorável será para uma nova subestação. Ou seja, o efeito da infraestrutura é negativo ou “indesejável” na área envolvente (BRUNO; GIANNIKOS, 2015), enquanto para os outros dois critérios de proximidade a relação é inversa, ou seja, desejável.

Após completar esse geoprocessamento inicial e converter o formato de dados espaciais vetoriais em *raster*, é necessário realizar o procedimento de intervalo de pontuação. Na Tabela 17 detalham-se as classes de cada critério obtido com estratificação de variância mínima (DALENIUS; HODGES JR., 1959) e sua respectiva pontuação de

adequação. O lado superior da Figura 36 mostra os mapas *raster* de cada critério como resultado do processo de reclassificação.

Tabela 17. Peso dos critérios com as classes e pontuações correspondentes, conforme usado no modelo SIG-ADMC

Critério	Unidade	Peso	Classes	Pontuação
Densidade de carga	kW/m ²	44%	0 – 277,3	1
			277,3 – 554,6	2
			554,6 – 831,9	3
			831,9 – 1.109,2	4
			1.109,2 – 1.386,5	5
			1.386,5 – 1.663,8	6
			1.663,8 – 1.941,1	7
			1.941,1 – >	8
Declive	grau	14%	0	8
			1 – 7	7
			7 – 13	6
			13 – 18	5
			18 – 23	4
			23 – 28	3
			28 – 30	2
			30 – >	1
Distância para rodovias	km	14%	0 – 0,3	8
			0,3 – 0,9	7
			0,9 – 1,6	6
			1,6 – 2,1	5
			2,1 – 3,5	4
			3,5 – 4	3
			4 – 6	2
			6 – >	1
Distância para rede de subtransmissão	km	23%	0 – 1	8
			1 – 2	7
			2 – 5,5	6
			5,5 – 8	5
			8 – 11,2	4
			11,2 – 15,6	3
			16,6 – 22	2
			22 – >	1
Distância para infraestrutura	km	5%	0 – 8,8	1
			8,8 – 15,6	2
			15,6 – 22	3
			22 – 27,6	4
			27,6 – 34,5	5
			34,05 – 41,4	6
			41,4 – 48	7
			48 – >	8

Figura 36. Mapa de adequação resultante do modelo CLP

Fonte: Elaborada pelo autor

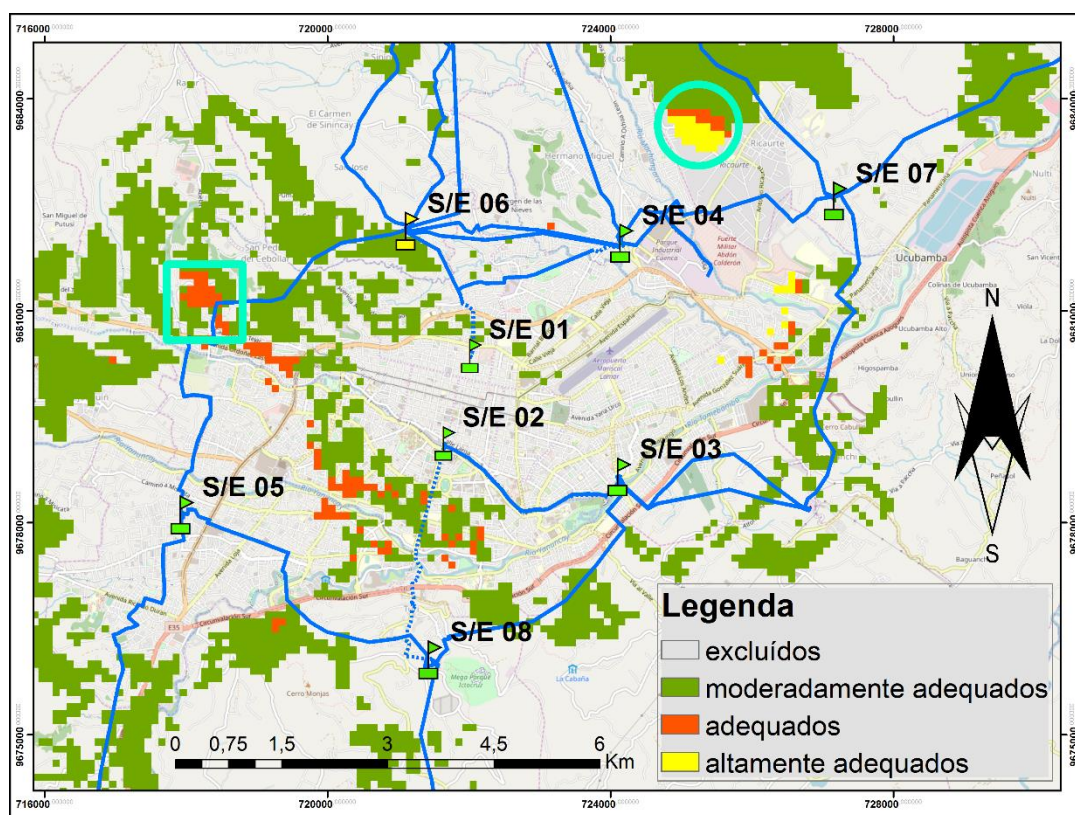
Usando o modelo CLP estabelecido, o mapa *raster* de adequação final é obtido e mostrado na Figura 36. Este mapa de adequação é reduzido a uma escala de quatro níveis (imagem ampliada): excluídos, moderadamente adequado, adequado e altamente adequado.

5.4.4 Locais candidatos e discussão final

Localizações altamente adequadas são observadas ao norte na Figura 37 (círculo destacado com uma cor turmalina verde). Esses lugares irão competir durante a otimização

do PES se houver um aumento significativo na demanda nas subestações existentes S/E 04 e S/E 07, respectivamente. Locais adequados na região oeste da cidade de Cuenca, próximos à rede de subtransmissão e entre as subestações S/E 05 e S/E 06, são alternativas recomendadas para avaliação em PES (praça turmalina verde na Figura 37). Nesse caso, a subestação S/E 05 já estaria no limite de espaço físico e capacidade (Tabela 9). Esta alternativa, doravante referida como “S/E 17”, competirá na otimização do PES caso a subestação existente S/E 06 comece a receber demanda (atualmente atende expressamente a demanda de S/E 01).

Figura 37. Mapa de localizações para instalação de novas subestações



Fonte: Elaborada pelo autor

Da discussão anterior vale ressaltar que a decisão final para definir os locais adequados cabe ao planejador e outros critérios e restrições além dos espaciais podem ser considerados. O mapa de adequação constitui uma ferramenta importante para esse fim; no entanto, esses locais candidatos precisam fazer parte do processo de otimização do PES subsequente.

Os locais previamente analisados (círculo e quadrado em turmalina verde na Figura 37) fazem parte das áreas altamente adequadas com dois métodos alternativos: TOPSIS e

VIKOR (ZAMBRANO-ASANZA *et al.*, 2021b). Ambos apresentam mapas de adequação semelhantes, porém o método proposto fornece maior seletividade de locais para subestações. Isso provavelmente se deve a um melhor tratamento dos fatores espaciais na normalização e definição das pontuações de adequação. A comparação com outros métodos SIG-ADMC permite apoiar a decisão dos locais identificados na área de estudo. Muitos trabalhos adotam essa estratégia de validação para identificar se o modelo é adequado e os resultados são satisfatórios (SHAO *et al.*, 2020). Em suma, não se poderia dizer que um método seja notadamente superior ao outro, pois os mapas obtidos são instrumentos válidos para a tomada de decisão e a decisão final depende do planejador.

5.5 EXPANSÃO E REFORÇO DE SUBESTAÇÕES

A partir do ano base 2021, são estabelecidos 5 estágios de 3 anos para atingir o horizonte de planejamento de 15 anos. Na Tabela 18 apresentam-se os valores de demanda dos três cenários apresentados na Figura 21, nos respectivos anos das etapas. Desses, inicialmente será tomado o cenário médio para análise dos resultados do método, deixando os outros dois para uma posterior análise de sensibilidade.

Tabela 18. Previsão de demanda na área de estudo para cada cenário de crescimento e estágio temporal

Cenário	Demanda (MW)				
	2024	2027	2030	2033	2036
<i>Baixo</i>	121,83	128,13	134,79	140,70	146,93
<i>Médio</i>	130,44	139,08	147,99	156,00	164,89
<i>Alto</i>	138,67	149,57	160,67	170,73	181,48

5.5.1 Estratégias de expansão

Na Tabela 19 resumem-se as propostas de expansão para o estudo de caso, que consistem no reforço de três subestações existentes e na construção de uma nova subestação no local previamente escolhido. Devido ao espaço físico limitado na subestação S/E 06, a proposta é mudar para uma subestação GIS isolada a gás, que obviamente corresponde ao maior investimento. Na Figura 38 mostra-se um exemplo da subestação S/E 08 isolada a ar, padronizada pela concessionária, com um módulo de transformação de 24/32 MVA na parte central. À esquerda está o pátio de 69 kV, enquanto à direita estão as saídas dos alimentadores de média tensão a 22 kV. Para este último caso, propõe-se adicionar um novo módulo de transformação no espaço central disponível, com a mesma capacidade do existente para uma operação em paralelo.

Tabela 19. Propostas de ampliação e reforço de subestações na área de estudo

Subestação	Tipo	Descrição da proposta de expansão	Potência inicial (MVA)	Potência final (MVA)	Investimento (USD)
S/E 06	Existente	Mudar para uma subestação isolada a gás (<i>Gas Insulated Switchgear – GIS</i>) de capacidade 24/32 MVA	10	24	7.102.629
S/E 07	Existente	Substituição de um transformador de 12,5 MVA existente por um novo de 24/32 MVA	22,5	34	613.903
S/E 08	Existente	Incremento de um novo módulo de transformação 24/32 MVA	24	48	900.000
S/E 17	Nova	Construção de uma nova subestação isolada a ar (<i>Air Insulated Switchgear - AIS</i>) 1 x 24/32 MVA	-	24	4.084.214

Figura 38. Subestação S/E 08, com capacidade atual de 24/32 MVA

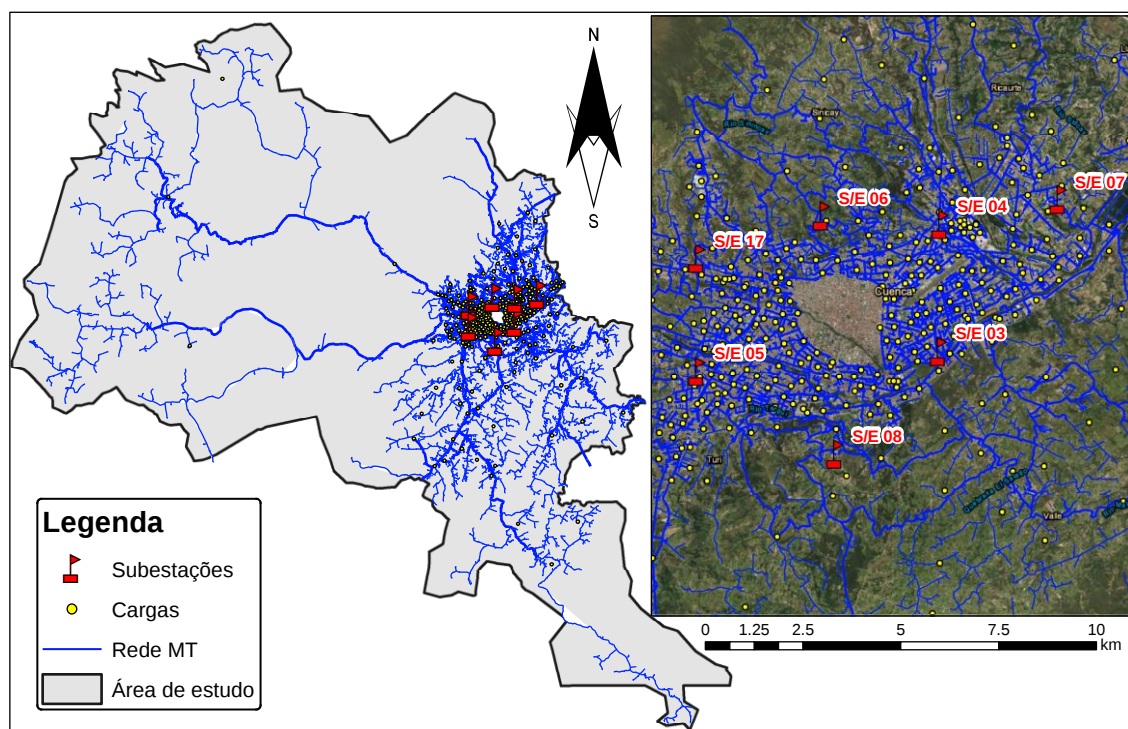
Fonte: Repositório fotográfico de CENTROSUR

Essas estratégias de expansão totalizam 73,5 MVA adicionais, que somados à atual reserva existente, fornece a capacidade suficiente para atender o crescimento de carga até o horizonte de planejamento de 15 anos. A partir dessas 4 estratégias de expansão, são geradas todas as alternativas, a fim de realizar uma busca exaustiva na otimização global multiestágio.

5.5.2 Fluxo de rede para a otimização da área de serviço

Na Figura 39 mostra-se a área de estudo com as 7 subestações (sendo a S/E 17 candidata à construção), a rede de média tensão em azul e os pontos amarelos correspondem aos 401 agrupamentos de carga. Para configurar a rede de transporte, da mesma forma que na seção 5.4.2, é utilizada essa rede elétrica atual de média tensão (aérea e subterrânea), fechando todas as chaves de interconexão normalmente abertas. Além disso, foi necessário criar novos circuitos principais em média tensão (tronco) para as saídas dos alimentadores da nova subestação candidata. Um desenho de engenharia simplificado poderia ser realizado no SIG, a fim de estender a rede existente e gerar mais corredores de rede, recriando o crescimento a longo prazo. Em resumo, a rede de transporte foi construída com 28 alimentadores de média tensão, totalizando 37.171 trechos.

Figura 39. Rede de média tensão existente com variantes de expansão para transferência de carga entre subestações existentes e candidatas



Fonte: Elaborada pelo autor

Os pontos de carga não serão necessariamente conectados à rede; portanto, um buffer de 200 m é usado para ligá-los. Em seguida, utilizando a extensão “*Network Analysis*” do ArcGIS (ESRI, 2019), foi realizada uma análise da matriz de custos com base no algoritmo *Dijkstra* para obter as distâncias das cargas às subestações. Na Tabela 20 apresenta-se uma pequena amostra dos agrupamentos de cargas previamente

estabelecidos. Essa distância é utilizada na função objetivo da otimização da área de serviço das subestações, mas por sua vez serve para gerar um *ranking* das três subestações mais próximas e assim gerar a vizinhança do algoritmo BT.

Tabela 20. Amostra das distâncias das cargas às subestações através de um fluxo de rede

Carga	Distância para subestações (km)							Vizinhança		
	S/E 03	S/E 04	S/E 05	S/E 06	S/E 07	S/E 08	S/E 17	Vz1	Vz2	Vz3
0500030V01C18	22.21	26.23	27.62	29.17	28.21	24.34	29.68	3	8	4
0500030V01C19	6.21	8.51	13.01	12.35	10.49	9.72	14.38	3	4	8
0500030V01C20	2.63	3.98	9.78	8.77	5.68	8.10	10.81	3	4	7
0500050V01C23	18.03	18.63	11.00	18.59	23.25	15.35	15.31	5	17	8
0500050V01CE0	9.48	10.09	2.46	10.05	14.70	6.93	6.77	5	17	8
0500050V02C0	8.53	7.31	4.14	7.27	11.92	8.70	3.99	17	5	6
0500040V02C6	4.30	2.54	10.63	7.42	4.46	9.88	9.62	4	3	7
0500040V02C7	3.61	1.98	7.87	4.82	6.06	8.83	6.85	4	3	6
0500040V02C8	3.77	2.07	8.18	5.13	6.15	8.99	7.17	4	3	6
0500040V03C0	8.55	6.48	8.43	1.60	11.25	13.11	6.64	6	4	17
0500040V03C1	8.21	5.28	10.43	2.97	10.05	13.43	9.01	6	4	3
0500040V03C2	6.71	2.74	8.93	3.84	7.52	11.93	7.92	4	6	3

5.5.3 Resultados do PES e análise de sensibilidade

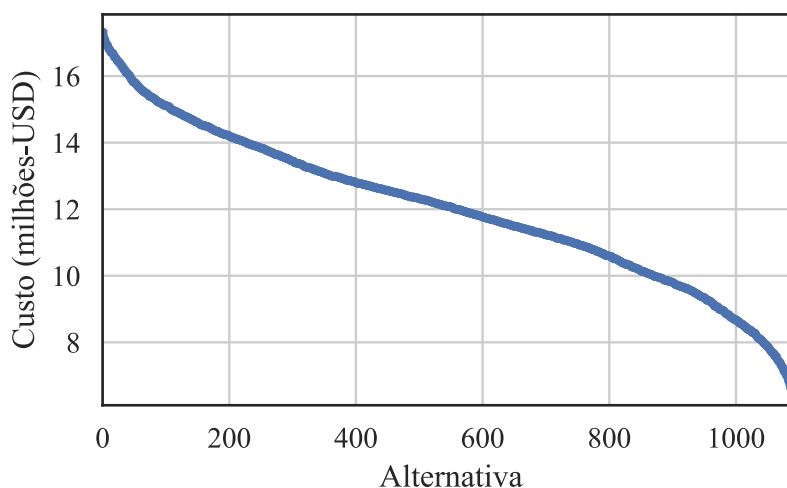
Com as 4 subestações candidatas, são criadas 1.296 possíveis alternativas de expansão, que são utilizadas para a busca exaustiva da otimização dinâmica multiestágio, considerando os seguintes critérios e parâmetros:

- O PowerFactory é configurado para simular um fluxo de potência CA balanceado usando o algoritmo *Newton–Raphson*, tanto para avaliação de perdas quanto para restrições operacionais;
- Uma faixa de magnitude de tensão entre 0,95 e 1,05 é estabelecida para as barras do sistema de subtransmissão;
- A carga máxima dos transformadores de potência é estabelecida com base em 100% de sua capacidade ONAN;
- Para linhas de subtransmissão é estabelecido um nível de alerta de 95% do seu limite térmico;
- O número máximo de iterações na BT foi definido como 300;
- Conforme destacado na Tabela 20, é estabelecido um número máximo de 3 subestações vizinhas para aplicar os operadores da vizinhança para BT;

- Na avaliação econômica é utilizada uma taxa interna de retorno de 8%, bem como um custo médio anual de compra de energia de 24,2 USD/MWh para quantificar as perdas. Essa taxa é estabelecida pela Agência de Regulação e Controle de Energia do Equador.

Com base nessas condições, foi encontrado um total de 1.086 alternativas factíveis, apresentadas na Figura 40 em ordem decrescente de custo total. A alternativa de menor custo é de 6,64 milhões-USD, cujo custo de perdas representa 76,67%. O maior tempo é consumido pela otimização das áreas de serviço, e foi de aproximadamente 6 horas, enquanto o processo de otimização global com simulação do fluxo de potência leva 3,63 minutos.

Figura 40. Custo total (investimento e operação) das alternativas factíveis para o cenário de crescimento médio da demanda.



Fonte: Elaborada pelo autor

Na Tabela 21 apresenta-se a cronologia das estratégias de expansão selecionadas em cada estágio do tempo para essa melhor alternativa, correspondente ao cenário de crescimento médio da demanda. Por outro lado, na Tabela 22 apresenta-se a demanda total por subestação, produto da otimização das áreas de serviço e aplicação da melhor alternativa de expansão do PES. Observa-se que até o terceiro estágio (ano 2030) não é necessário nenhum investimento adicional, mas que apenas com uma otimização das áreas de serviço das subestações é possível deslocar o investimento. Pode-se verificar na Tabela 22 o crescimento da alocação de carga para a S/E 08 nas primeiras etapas, antes da entrada da primeira estratégia de investimento. O reforço da S/E 07 foi requerido no estágio 4 (ano 2033); esse aumento de capacidade mantém-se até o seguinte estágio. O maior investimento com S/E 17 ocorre no final do ano horizonte 2036 do último estágio.

Tabela 21. Melhor alternativa do PES com a data de operação das subestações candidatas, para um cenário de crescimento médio da demanda

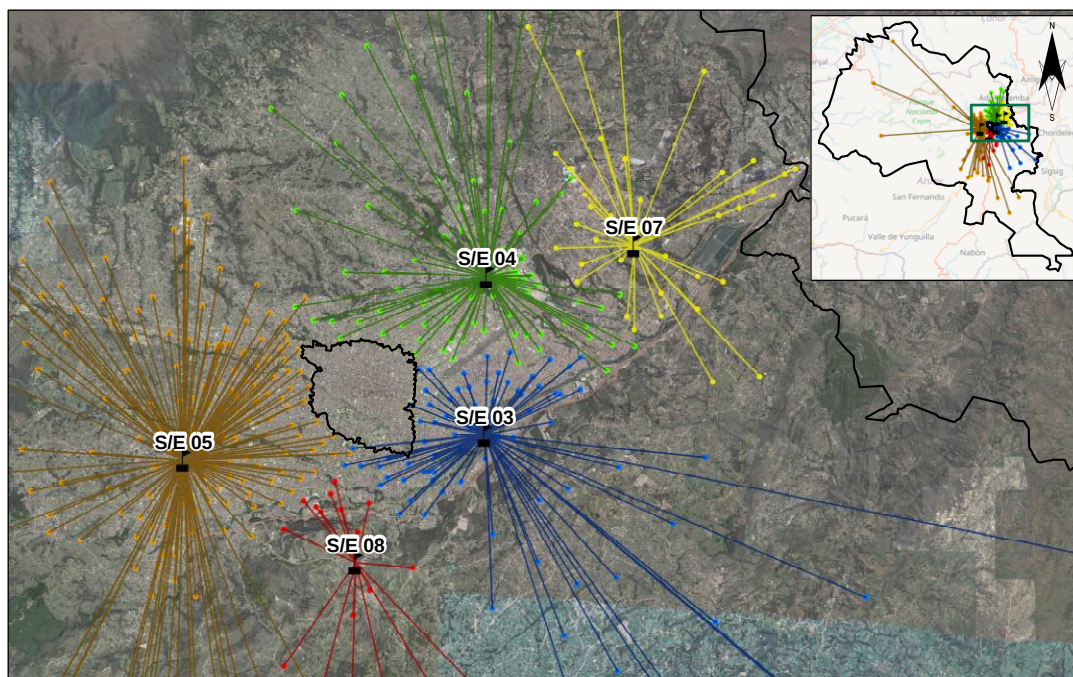
Estágio	S/E 06	S/E 07	S/E 08	S/E 17
2024	-	-	-	-
2027	-	-	-	-
2030	-	-	-	-
2033	-	✓	-	-
2036	-	✓	-	✓

Tabela 22. Alocação da demanda por subestação para um cenário de crescimento médio da demanda, pela melhor alternativa do PES

Estágio	Demanda (MW)							Total
	S/E 03	S/E 04	S/E 05	S/E 06	S/E 07	S/E 08	S/E 17	
2024	24,56	40,07	47,86	-	12,13	5,82	-	130,44
2027	26,24	42,97	48,00	-	13,22	8,65	-	139,08
2030	29,35	47,68	47,98	-	14,37	8,61	-	147,99
2033	31,81	47,99	48,00	-	16,34	11,86	-	156,00
2036	30,08	47,32	40,47	-	16,62	7,40	23,00	164,89

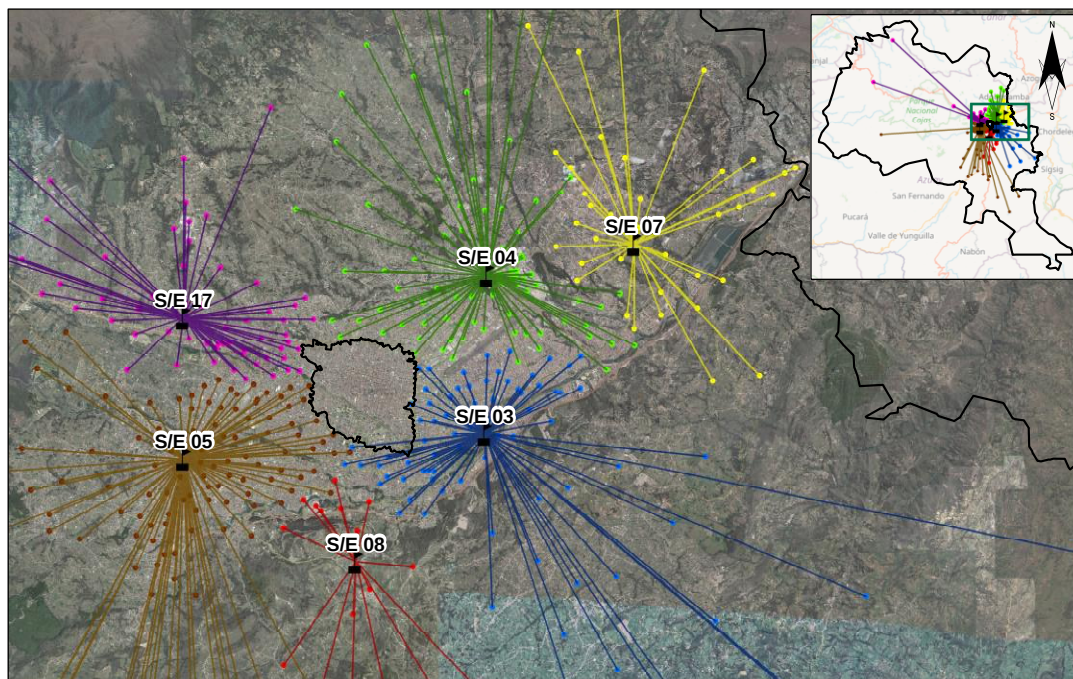
O resultado da otimização da área de serviço para cada subestação é mostrado na Figura 41 para o primeiro estágio e na Figura 42 para o último estágio. Cada subestação aparece com uma cor diferente; as linhas que ligam as cargas à subestação são apenas ilustrativas para dar uma visualização da respectiva área e centro de carga.

Figura 41. Otimização da área de serviço de cada subestação com base na melhor alternativa do PES no ano de 2024



Fonte: Elaborada pelo autor

Figura 42. Otimização da área de serviço de cada subestação com base na melhor alternativa do PES no ano de 2036



Fonte: Elaborada pelo autor

Conforme destacado anteriormente, a área central do centro urbano da cidade, que se encontra em outro nível de tensão, constitui uma carga fixa para as duas subestações. No estágio final (ano 2036 da Figura 42), pode-se notar que a subestação S/E 17 recebe carga principalmente da S/E 05 e também uma parte da S/E 04.

Foi feita uma análise de sensibilidade para os outros dois cenários de demanda. No cenário baixo não há necessidade de investimento, enquanto para o cenário alto na Tabela 23 detalha-se a melhor alternativa, e na Tabela 24 indica-se a demanda em cada estágio e subestação. Nesse último cenário, a alternativa de menor custo é de 10,98 milhões-USD, cujo custo de perdas representa 49,21%. Pode-se destacar que o investimento da subestação S/E 17 está à frente do segundo estágio, em relação aos resultados anteriores, sendo necessário um aumento de capacidade com as duas subestações S/E 06 e S/E 08 para o último estágio.

Tabela 23. Melhor alternativa do PES com a data de operação das subestações candidatas, para um cenário de crescimento alto da demanda

Estágio	S/E 06	S/E 07	S/E 08	S/E 17
2024	-	-	-	-
2027	-	-	-	✓
2030	-	-	-	✓
2033	-	-	-	✓
2036	✓	-	✓	✓

Tabela 24. Alocação da demanda por subestação, para um cenário de crescimento alto da demanda, pela melhor alternativa do PES

Estágio	Demanda (MW)							Total
	S/E 03	S/E 04	S/E 05	S/E 06	S/E 07	S/E 08	S/E 17	
2024	26,60	43,02	48,00	-	12,92	8,14	-	138,67
2027	28,03	43,96	36,16	-	14,24	6,60	20,57	149,57
2030	29,87	46,66	39,12	-	15,63	7,16	22,23	160,67
2033	32,71	47,83	41,81	-	16,96	7,66	23,75	170,73
2036	33,27	46,54	44,67	7,31	18,32	8,19	23,17	181,48

5.5.4 Discussão final do PES

Na revisão da literatura (Tabela 3), quase todos os artigos focam no planejamento *greenfield* para a otimização de áreas de serviço, exceto um deles que considera a rede existente, mas utiliza o mesmo conceito de distância euclidiana da subestação às cargas.

Foi realizada uma simulação do estudo de caso, para o cenário de crescimento médio da demanda, considerando uma distância euclidiana em vez de fluxo de rede. O resultado obtido foi que o segundo módulo de transformação da subestação S/E 08 entraria no último estágio (lado esquerdo da Tabela 25). Já com o cenário de crescimento alto da demanda, persiste o resultado de que o investimento do S/E 08 deve ser antecipado no estágio 3, deixando S/E 17 e S/E 06 para o estágio final (lado direito da Tabela 25). Pode-se observar que esse resultado é inverso, com relação ao fluxo da rede, com as duas subestações S/E 08 e S/E 17.

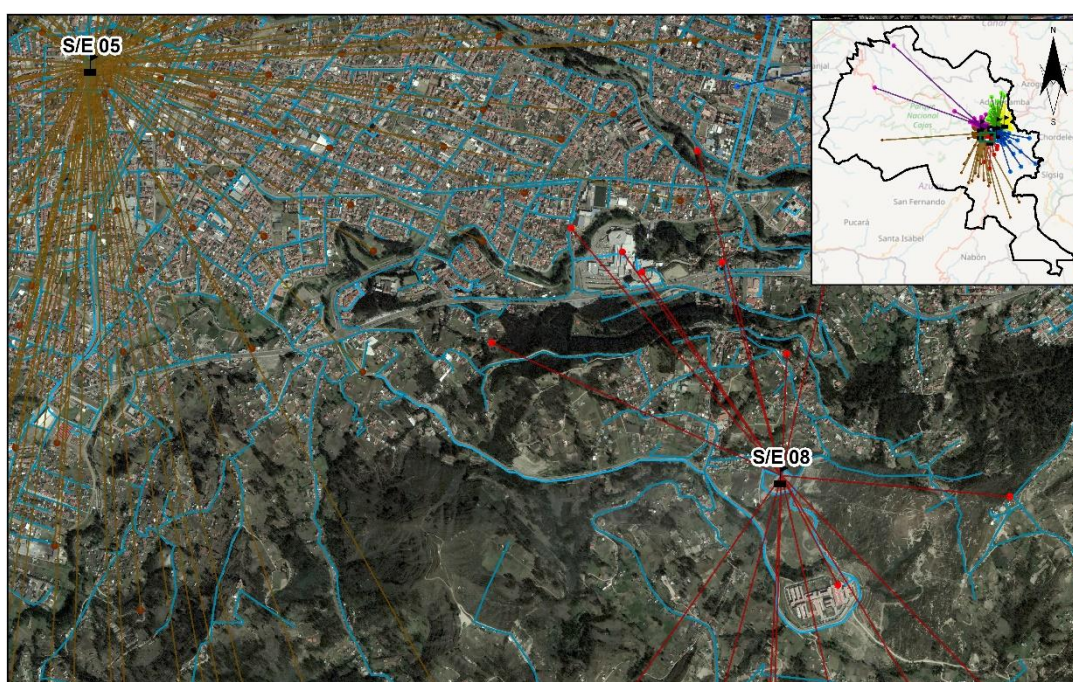
Tabela 25. Melhor alternativa do PES usando distância euclidiana em vez de um fluxo de rede, para um cenário de crescimento médio e alto da demanda

Estágio	Cenário médio				Cenário alto			
	S/E 06	S/E 07	S/E 08	S/E 17	S/E 06	S/E 07	S/E 08	S/E 17
2024	-	-	-	-	-	-	-	-
2027	-	-	-	-	-	-	-	-
2030	-	-	-	-	-	-	✓	-
2033	-	-	-	-	-	-	✓	-
2036	-	-	✓	-	✓	-	✓	✓

Se não houvesse informações detalhadas da rede existente e as limitações do estudo de caso, bem como se não fosse feito um planejamento integrado para entender o crescimento espaço-temporal da demanda e a seleção do local candidato da S/E 17, provavelmente a decisão seria fazer o investimento na S/E 08. Essa decisão não estaria de acordo com a realidade, por razões que podem ser explicadas a partir da Figura 43. Em azul se apresenta a rede de média tensão existente; além disso, das subestações até as

cargas é traçada a distância euclidiana, diferenciada pelas cores do resultado da otimização da área de serviço. À esquerda da S/E 08 existe uma zona montanhosa com declives significativos, existem áreas com vegetação densa, bem como falhas geológicas ao longo da estrada principal (no centro da Figura 43). Por esse motivo a subestação S/E 08 não poderia absorver mais carga da S/E 05. Esse conhecimento da realidade está intrinsecamente capturado na rede elétrica de média tensão existente, que serviu para configurar o fluxo da rede, como pode ser visto nas rotas da Figura 43, que faz fronteira com esse tipo de restrição.

Figura 43. Otimização da área de serviço das subestações S/E 05 e S/E 08, com base na melhor alternativa do PES no ano de 2036



Fonte: Elaborada pelo autor

Outro ponto a ser observado é que os artigos da literatura não utilizaram a rede de subtransmissão para avaliar o desempenho do SDAT através de um fluxo de potência. Assim, por exemplo, a ANEEL estabelece como diretrizes de planejamento de longo prazo o **diagnóstico do SDAT existente** (rede de subtransmissão) com estudos elétricos como fluxo de potência e curto-circuito. O planejamento de curto, médio e longo prazo do SDAT deve considerar o sistema de subtransmissão existente, a fim de formular um plano de desenvolvimento da distribuição que caracterize alternativas de expansão das redes elétricas e renovação de ativos.

O caso de estudo possui uma rede de subtransmissão com múltiplas malhas, geração distribuída e dois pontos de alimentação ao sistema de transmissão. Isso gera um impacto no sistema externo, ou seja, um gradiente angular entre os dois pontos de alimentação do sistema de transmissão que deve ser avaliado através do fluxo de potência (ZAMBRANO-ASANZA *et al.*, 2022). Com isso, não se trata apenas de formular equações analíticas de um fluxo de carga na modelagem do problema, mas de avaliar detalhadamente o comportamento do fluxo de potência no sistema de subtransmissão, cujo resultado reflete a realidade.

6 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Neste capítulo são apresentadas as conclusões do trabalho, assim como considerações finais para trabalhos futuros, decorrentes da pesquisa apresentada nesta Tese.

6.1 CONCLUSÕES

- Um novo método de geo-simulação para obter a previsão de carga espaço-temporal é proposto. A integração de uma rede neural artificial *perceptron* multicamadas e um autômato celular denominado modelo RNA-AC, determina o desenvolvimento dos consumidores e da carga elétrica em pequenas áreas, que é controlado por uma previsão global em grandes áreas. Esse desenvolvimento está associado às preferências de uso do solo, ao efeito dos estados de vizinhança, às restrições espaciais e a uma perturbação estocástica. O processo de simulação é multiperifódico dependendo da quantidade de estados até o horizonte de planejamento, e também multiclasse, pois é avaliado para cada classe de consumidores: Residencial, Comercial e Industrial;
- Um mapa de preferência por classe de consumidor foi determinado por meio do treinamento e ajuste de uma rede neural artificial *perceptron* multicamadas usando critérios espaciais e considerando a temporalidade baseada na dinâmica histórica. A previsão de padrões do uso do solo com aprendizado de máquina faz parte das regras de transição do método de simulação AC. Nesse processo de aprendizado supervisionado, melhores características temporais dos fatores podem ser obtidas por meio de uma arquitetura de rede neural convolucional, que faz parte de pesquisas futuras;
- Nesta proposta do PEC, a dimensão temporal foi destacada em dois aspectos: i) no desenvolvimento das preferências de localização, principalmente com as preferências de uso do solo e o efeito dos estados das vizinhanças; e, ii) no uso de estágios de tempo para a alocação de consumidores em grandes áreas. Em relação ao primeiro aspecto, a probabilidade de desenvolvimento muda ao longo do tempo devido ao estado atual das pequenas áreas já desenvolvidas (crescimento rápido ou saturação pela curva em forma de S) e ao desenvolvimento de áreas vagas. O segundo aspecto tem a flexibilidade de fornecer, em cada etapa, *feedback* ao processo, como novas obras de infraestrutura, novas rodovias, entre outras mudanças aos fatores;

- Uma medida do padrão de erro espacial foi proposta para validar e ajustar o desempenho do método de previsão de carga, o que não foi observado em publicações anteriores. Na primeira parte, o valor de perda obtido para treinamento e calibração do modelo de RNA é bastante aceitável (Perda $<0,007$). Assim, é possível prever as preferências de uso do solo por classe de consumo em pequenas áreas, onde os fatores espaciais mudaram ao longo do tempo, ou onde há indícios de mudanças importantes. A segunda parte da avaliação do erro permitiu a calibração do desempenho integral do modelo, indicadores que não superestimam a precisão do modelo, como F1-score, kappa e FoM, foram usados. No estudo de caso, verificou-se que um tratamento adequado na normalização e temporalidade para os fatores, um tamanho de vizinhança, entre outros, levam a métricas aceitáveis (F1-score = 0,581, kappa = 0,465, FoM = 0,413) utilizando resolução espacial de 400 m;
- As concessionárias estão começando a usar estratégias de análise de “*big data*” para agregar maior valor e precisão a seus processos, incluindo previsão de demanda. O uso dessas ferramentas (e.g., bibliotecas em Python para análise espacial, aprendizado de máquina, visualização, análise e gerenciamento de dados) ajuda a sistematizar uma estrutura integral que vai da aquisição, geoprocessamento e análise espacial ao desenvolvimento e calibração de modelos. Isso possibilitou obter conhecimento a partir de dados em larga escala, agregar temporalidade ao modelo, utilizar diferentes resoluções espaciais e avaliar a sensibilidade dos parâmetros em tempos computacionais bastante razoáveis;
- Um novo método para identificar locais adequados para instalação de novas subestações usando tomada de decisão multicritério com base em SIG foi apresentado. O resultado é representado por uma pontuação de adequação refletida em um mapa de calor, constituindo uma ferramenta útil para interpretar a relação espacial dos critérios e para planejar adequadamente a expansão das subestações. O método proposto pode ser aplicado com relativa facilidade ajustando os critérios de acordo com cada estudo de caso;
- As técnicas empregadas no ambiente SIG-ADMC estão disponíveis ou podem ser desenvolvidas nas ferramentas atuais. A disponibilidade e a qualidade das informações espaciais são uma entrada importante. A inclusão de outros critérios

como confiabilidade e resiliência, podem ser considerados para agregar mais precisão à análise;

- A aplicação em um Estudo de Caso da Concessionária de Energia Elétrica de Cuenca, Equador, permitiu obter o mapa de adequação de localizações potenciais para novas subestações, o que ajuda a identificar as melhores alternativas para o planejamento da expansão da rede;
- O critério da densidade da carga elétrica é fundamental para identificar locais adequados para instalar novas subestações. A inserção de novos tipos de carga de alto consumo (MEJÍA *et al.*, 2017) e a penetração de recursos energéticos renováveis distribuídos (EPRI, 2018) estão mudando a forma da curva de carga diária e principalmente o pico de demanda. Como trabalho de pesquisa futuro, uma análise de sensibilidade poderia ser realizada, com base em cenários de penetração, para avaliar a localização apropriada para novas subestações;
- Um modelo de otimização multiestágio foi apresentado neste trabalho para resolver o PES e determinar a localização, tamanho e data de operação de reforços e subestações futuras. A formulação proposta minimiza o custo total durante todas as etapas de tempo até o horizonte de planejamento. Foi construído um *framework* de otimização global que acopla hierarquicamente tanto a otimização da área de serviço da subestação, quanto a simulação do fluxo de potência do sistema de subtransmissão. Na otimização das áreas de atendimento foi utilizada a técnica meta-heurística Busca Tabu, que utiliza informações valiosas de uma previsão espaço-temporal da demanda. O desempenho desse modelo foi testado em um sistema de distribuição real de grande porte, que utiliza uma rede elétrica existente de subtransmissão e de média tensão;
- O planejamento "*greenfield*" representa apenas uma minoria das necessidades de planejamento, sendo muito comum a melhoria de um sistema de distribuição já em funcionamento (WILLIS, 2004). O planejamento da expansão/reforço de um sistema existente fica limitado por condições físicas, práticas, operacionais, estéticas, ambientais ou de relações com a comunidade; que não podem ser generalizadas, pois dependem de cada caso e localidade. Essas restrições devem ser bem representadas tanto nos dados de entrada quanto no algoritmo de otimização. Assim, o principal desafio para o planejador é representar o sistema existente junto com essas restrições, com precisão e com pouco esforço computacional (WILLIS, 2004). Nesse sentido,

esta Tese apresenta um método eficaz para a otimização da área de serviço das subestações, para que o planejador tenha um plano de desenvolvimento para a tomada de futuras decisões de investimento. Uma vez decidido investir na ampliação ou reforço de uma determinada subestação, de acordo com o ciclo de planejamento, é necessário realizar uma otimização ou análise de engenharia detalhada. Trata-se de uma próxima etapa onde são estabelecidas novas saídas da subestação, ampliação/reforço de troncos de alimentadores, reconfigurações, etc., com o detalhamento das informações de campo (restrições e georreferenciamento), a fim de obter as obras que devem ser executadas no curto prazo.

6.2 TRABALHOS FUTUROS

- Conforme destacado na revisão da literatura, o PID, além da previsão de carga, requer a integração da previsão dos RED. É necessário desenvolver ferramentas para prever a adoção e penetração de geração distribuída, veículos elétricos e armazenamento. Por exemplo, uma nova classe de consumidor pode ser adicionada ao modelo proposto, que consiste em unidades consumidoras com autoconsumo, como a geração solar fotovoltaica nos telhados de suas casas. Então é necessário um mapa de adoção ou preferências, que nesse caso depende de critérios humanos ou variáveis socioeconômicas. Se o nível de penetração dessas novas tecnologias for baixo, ou seja, não houver histórico para identificar padrões espaço-temporais, uma correlação pode ser feita com a adoção de outra tecnologia de uso final, como exemplo para o estudo de caso dos fogões de indução (MEJIA *et al.*, 2020);
- A previsão de padrões do uso do solo com aprendizado de máquina faz parte das regras de transição do método de simulação AC. Nesse processo de aprendizado supervisionado, melhores características de temporalidade dos fatores podem ser obtidas por meio de aprendizado profundo, como uma arquitetura de rede neural convolucional, que faria parte de pesquisas futuras;
- As metodologias propostas para identificar novos locais de subestações, ou seja, análise de decisão multicritério baseada em SIG, podem ser usadas para identificar geração distribuída como parte do PID (ZAMBRANO-ASANZA; QUIROS-TORTOS; FRANCO, 2021), estações de carregamento de veículos elétricos (KAYA *et al.*, 2020), bem como para construir mapas de risco da infraestrutura elétrica;

- As concessionárias precisam fazer a transição do planejamento de capacidade para planejamento integrado de capacidade e confiabilidade. Uma primeira extensão ao modelo do PES, proposta nesta Tese, é considerar a avaliação da confiabilidade no modelo, apenas da rede de subtransmissão. Uma próxima fase pode considerar de forma abrangente o requisito de quantidade (demanda) e qualidade (confiabilidade) "dois Qs" (WILLIS, 2004), com essa mesma abordagem espacial da PEC. Isso requer dados precisos históricos de confiabilidade, assim como o uso de modelos preditivos da confiabilidade (BROWN, 2002).

REFERÊNCIAS

- AARTHI, A. D.; GNANAPPAZHAM, L. Urban growth prediction using neural network coupled agents-based Cellular Automata model for Sriperumbudur Taluk, Tamil Nadu, India. **Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science**, Giza, v. 21, n. 3, p. 353–362, dez. 2018.
- ABURAS, M. M.; AHAMAD, M. S. S.; OMAR, N. Q. Spatio-temporal simulation and prediction of land-use change using conventional and machine learning models: a review. **Environmental Monitoring and Assessment**, Dordrecht, v. 191, n. 4, p. 1–28, abr. 2019.
- AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA – ANEEL. PRODIST – Planejamento da Expansão do Sistema de Distribuição. **Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional – PRODIST**, Brazil, 2016. p. 28. Disponível em: <http://www.aneel.gov.br/modulo-2>. Acesso em: 15 abr. 2018.
- AL GARNI, H. Z.; AWASTHI, A. Solar PV power plant site selection using a GIS-AHP based approach with application in Saudi Arabia. **Applied Energy**, Oxford, v. 206, p. 1225–1240, nov. 2017.
- AL GARNI, H. Z.; AWASTHI, A. Solar PV power plants site selection: a review. In: **Advances in Renewable Energies and Power Technologies**. London: Elsevier, 2018. v. 1, p. 57–75.
- ALAMI MERROUNI, A.; ELWALI ELALAOUI, F.; MEZRHAB, A.; MEZRHAB, A.; GHENNIQUI, A. Large scale PV sites selection by combining GIS and Analytical Hierarchy Process. Case study: Eastern Morocco. **Renewable Energy**, Tokyo, v. 119, p. 863–873, abr. 2018.
- ALVARADO-BARRIOS, L.; ÁLVAREZ-ARROYO, C.; ESCAÑO, J. M.; GONZALEZ-LONGATT, F. M.; MARTINEZ-RAMOS, J. L. Two-level optimisation and control strategy for unbalanced active distribution systems management. **IEEE Access**, Piscataway, v. 8, p. 197992–198009, 2020.
- ASSUNÇÃO, R. M.; NEVES, M. C.; CÂMARA, G.; DA COSTA FREITAS, C. Efficient regionalization techniques for socio-economic geographical units using minimum spanning trees. **International Journal of Geographical Information Science**, Abingdon, v. 20, n. 7, p. 797–811, ago. 2006.
- AZARMAND, Z.; NEISHABOURI, E. Location Allocation Problem. In: ZANJIRANI FARAHANI, R.; HEKMATFAR, M. (ed.). **Facility location: concepts, models, algorithms and case studies**. New York: Springer, 2009. p. 93–109.
- BICHOT, C. E.; SIARRY, P. **Graph Partitioning**. Hoboken: John Wiley & Sons, Inc., fev. 2013. Disponível em: <http://doi.wiley.com/10.1002/9781118601181>. Acesso em: 12 abr. 2021.
- BROWN, R. E. **Electric Power Distribution Reliability**. 2. ed. Boca Raton: CRC, 2002.
- BRUNO, G.; GIANNIKOS, I. Location and GIS. In: **Location science**. Cham: Springer International Publishing, 2015. p. 509–536.

C6-19, C. W. G. Planning and Optimization Methods for Active Distribution Systems. **CIGRE C6 Study Committee (Distribution Systems and Dispersed Generation)**, [s. l.], n. August, p. 1–184, 2014.

CARRENO, E. M.; ROCHA, R. M.; PADILHA-FELTRIN, A. A cellular automaton approach to spatial electric load forecasting. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 26, n. 2, p. 532–540, mai. 2011.

CEPEDA, J. C.; RUEDA, J. L.; ERLICH, I.; KORAI, A. W.; GONZALEZ-LONGATT, F. M. Mean–variance mapping optimization algorithm for power system applications in DigSILENT PowerFactory. In: **PowerFactory Applications for Power System Analysis**. New York: Springer, Cham, 2014. p. 267–295.

CHE, L.; ZHANG, X.; SHAHIDEHPOUR, M.; ALABDULWAHAB, A.; AL-TURKI, Y. Optimal Planning of Loop-Based Microgrid Topology. **IEEE Transactions on Smart Grid**, Piscataway, v. 8, n. 4, p. 1771–1781, jul. 2017.

CHEONG, D. M. L. K.; FERNANDO, T.; IU, H. C.; REYNOLDS, M.; FLETCHER, J. Review of clustering algorithms for microgrid formation. In: 2017 IEEE INNOVATIVE SMART GRID TECHNOLOGIES - ASIA: SMART GRID FOR SMART COMMUNITY, ISGT-ASIA 2017 2018a, **Anais [...]**: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2018a.

CHEONG, D. M. L. K.; FERNANDO, T.; IU, H.; REYNOLDS, M.; FLETCHER, J. Investigation of Alternative Power Distribution and Optimal Configuration through the Implementation of Clustering Algorithms-Based Microgrids for a Case Study. **Journal of Clean Energy Technologies**, Singapore, v. 6, n. 3, p. 258–262, mai. 2018b.

CHEW, B.; CUTLER, H. Integrated Distribution Planning : A Framework for the Future. **Smart Electric Power Alliance**, [s. l.], n. September, p. 46, 2020.

CHURCH, R. L.; MURRAY, A. (ed). **Location covering models**. Cham: Springer International Publishing, 2018. Disponível em: <http://link.springer.com/10.1007/978-3-319-99846-6>. Acesso em: 7 out. 2020.

CIGRE. **General guidelines for the design of outdoor AC substations**. 2nd ed. [S. l.]: Working Group, 2000. 50 p.

CILLER, P.; ELLMAN, D.; VERGARA, C.; GONZALEZ-GARCIA, A.; LEE, S. J.; DROUIN, C.; BRUSNAHAN, M.; BOROFKY, Y.; MATEO, C.; AMATYA, R.; PALACIOS, R.; STONER, R.; DE CUADRA, F.; PEREZ-ARRIAGA, I. Optimal Electrification Planning Incorporating On- And Off-Grid Technologies- And Reference Electrification Model (REM). **Proceedings of the IEEE**, New York, v. 107, n. 9, p. 1872–1905, set. 2019.

CORTES, C. A.; CONTRERAS, S. F.; SHAHIDEHPOUR, M. Microgrid topology planning for enhancing the reliability of active distribution networks. **IEEE Transactions on Smart Grid**, Piscataway, v. 9, n. 6, p. 6369–6377, nov. 2018.

DALENIUS, T.; HODGES JR., J. L. Minimum Variance Stratification. **Journal of the American Statistical Association**, Alexandria, v. 54, n. 54, p. 88–101, mar. 1959.

DAVTALAB, M.; ALESHEIKH, A. A. Spatial optimization of biomass power plant site using fuzzy analytic network process. **Clean Technologies and Environmental Policy**, Heidelberg, v. 20, n. 5, p. 1033–1046, jul. 2018.

- DEVELOPERS, S. **Numpy and Scipy Documentation**: spatial data structures and algorithms. [S. l.], 2021. Disponível em: <https://docs.scipy.org/doc/>. Acesso em: 9 abr. 2021.
- DIGSILENT. **DigSILENT PowerFactory 2021**. [S. l.], 2021. Disponível em: <https://www.digsilent.de/en/>. Acesso em: 8 mai. 2021.
- DOORGA, J. R. S.; RUGHOPUTH, S. D. D. V.; BOOJHAWON, R. Multi-criteria GIS-based modelling technique for identifying potential solar farm sites: A case study in Mauritius. **Renewable Energy**, Tokyo, v. 133, p. 1201–1219, abr. 2019.
- EL-FOULY, T. H. M.; ZEINELDIN, H. H.; EL-SAADANY, E. F.; SALAMA, M. M. A. A new optimization model for distribution substation siting, sizing, and timing. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, London, v. 30, n. 5, p. 308–315, 2008.
- EPRI. **Developing a Framework for Integrated Energy Network Planning (IEN-P)**. Palo Alto, 2019. Disponível em: <https://www.epri.com/#/pages/product/3002010821/?lang=en-US>. Acesso em: 18 fev. 2019.
- ERBAŞ, M.; KABAK, M.; ÖZCEYLAN, E.; ÇETINKAYA, C. Optimal siting of electric vehicle charging stations: A GIS-based fuzzy Multi-Criteria Decision Analysis. **Energy**, London, v. 163, p. 1017–1031, nov. 2018.
- ESRI. **Spatially Constrained Multivariate Clustering (Spatial Statistics)—ArcGIS Pro | Documentation**. [s.d.]. Disponível em: <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/latest/tool-reference/spatial-statistics/spatially-constrained-multivariate-clustering.htm>. Acesso em: 3 abr. 2021.
- ESRI. **ArcGIS: The mapping and analytics platform**. 2019. Disponível em: <https://www.esri.com/en-us/home>. Acesso em: 24 abr. 2019.
- 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, mai. 2016.
- GAN, G.; MA, C.; WU, J. **Data Clustering: Theory, Algorithms, and Applications**. [s. l.]: Society for Industrial and Applied Mathematics, 2007. Disponível em: <https://epubs.siam.org/page/terms>. Acesso em: 3 abr. 2021.
- 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, abr. 2015.
- GHOLIZADEH-ROSHANAGH, R.; NAJAFI-RAVADANEGH, S.; HOSSEINIAN, S. H. A framework for optimal coordinated primary-secondary planning of distribution systems considering MV distributed generation. **IEEE Transactions on Smart Grid**, Piscataway, v. 9, n. 2, p. 1408–1415, mar. 2018.
- GHORBANI, N.; MAKIAN, H.; BREYER, C. A GIS-based method to identify potential sites for pumped hydro energy storage - Case of Iran. **Energy**, London, v. 169, p. 854–867, fev. 2019.

GÖNEN, T. **Electric power distribution engineering**. 3. ed. Boca Raton: CRC Press, 2014. Disponível em: <https://www.crcpress.com/Electric-Power-Distribution-Engineering-Third-Edition/Gonen/p/book/9781482207002>. Acesso em: 12 abr. 2018.

GONZALEZ-SOTRES, L.; MATEO DOMINGO, C.; SANCHEZ-MIRALLES, A.; ALVAR MIRO, M. Large-scale mv/lv transformer substation planning considering network costs and flexible area decomposition. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Piscataway, v. 28, n. 4, p. 2245–2253, out. 2013.

GREKOUSIS, G. **Artificial neural networks and deep learning in urban geography: A systematic review and meta-analysis**. London: Elsevier, 2019.

HE, Y. X.; ZHANG, J. X.; XU, Y.; GAO, Y.; XIA, T.; HE, H. Y. Forecasting the urban power load in China based on the risk analysis of land-use change and load density. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, [s. l.], v. 73, p. 71–79, dez. 2015.

HEYMANN, F.; SILVA, J.; MIRANDA, V.; MELO, J.; SOARES, F. J.; PADILHA-FELTRIN, A. Distribution network planning considering technology diffusion dynamics and spatial net-load behavior. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, London, v. 106, p. 254–265, mar. 2019.

HOSSEIN, S.; MOHAMMAD, S. S. **Electric Power System Planning**. London: Springer, 2011.

ICF INTERNATIONAL. Integrated distribution planning. **Minnesota Public Utilities Commission**, [s. l.], n. Minnesota Staff Report on Grid Modernization, p. 1–29, 2016.

JALALI, M.; ZARE, K.; HAGH, M. T. Dynamic expansion planning of sub-transmission substations and defining the associated service area. **Electric Power Systems Research**, [s. l.], v. 116, p. 218–230, nov. 2014a.

JALALI, M.; ZARE, K.; HAGH, M. T. A multi-stage MINLP-based model for sub-transmission system expansion planning considering the placement of DG units. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, Amsterdam, v. 63, p. 8–16, dez. 2014b.

JALALI, M.; ZARE, K.; TARAFDARHAGH, M. Timing, Siting, and Sizing of Sub-transmission Substations and Distributed Generation Units Along Planning Horizon. **Electric Power Components and Systems**, New York, v. 44, n. 10, p. 1111–1125, jun. 2016.

JONES, R.; HALEY, B.; KWOK, G.; HARGREAVES, J.; WILLIAMS, J. Electrification and the future of electricity markets: Transitioning to a low-carbon energy system. **IEEE Power and Energy Magazine**, Piscataway, v. 16, n. 4, p. 79–89, jul. 2018.

JORDEHI, A. R. Optimisation of electric distribution systems: a review. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, Oxford, v. 51, p. 1088–1100, 2015.

KAYA, İ.; ÇOLAK, M.; TERZI, F. **Use of MCDM techniques for energy policy and decision-making problems: a review**. London: John Wiley & Sons, 2018. Disponível em: <http://doi.wiley.com/10.1002/er.4016>. Acesso em: 4 mar. 2019.

- KAYA, Ö.; TORTUM, A.; ALEMDAR, K. D.; ÇODUR, M. Y. Site selection for EVCS in Istanbul by GIS and multi-criteria decision-making. **Transportation Research Part D: Transport and Environment**, [s. l.], v. 80, p. 102271, mar. 2020.
- KIANI RAD, H.; MORAVEJ, Z. An approach for simultaneous distribution, sub-transmission, and transmission networks expansion planning. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, Oxford, v. 91, p. 166–182, out. 2017.
- KRIEG, T.; FINN, J. **Substations**. London: Springer International, 2019.
- KUMAR, A.; SAH, B.; SINGH, A. R.; DENG, Y.; HE, X.; KUMAR, P.; BANSAL, R. C. **A review of multi criteria decision making (MCDM) towards sustainable renewable energy development**, Pergamon, 2017. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032116309479>. Acesso em: 4 mar. 2019.
- LEE, K. Y.; EL-SHARKAWI, M. A. **Modern heuristic optimization techniques : theory and applications to power systems**. [S. l.] : Wiley, 2008.
- LEE, W. J.; HONG, J. A hybrid dynamic and fuzzy time series model for mid-term power load forecasting. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, London, v. 64, p. 1057–1062, jan. 2015.
- LI, X.; YEH, A. G. O. Neural-network-based cellular automata for simulating multiple land use changes using GIS. **International Journal of Geographical Information Science**, Abingdon, v. 16, n. 4, p. 323–343, 2002.
- LIN, W. M.; TSAY, M. T.; WU, S. W. Application of geographic information system technology to substation and service area planning. **Journal of the Chinese Institute of Engineers, Transactions of the Chinese Institute of Engineers, Series A/Chung-kuo Kung Ch'eng Hsueh K'an**, Abingdon, v. 20, n. 5, p. 573–578, 1997.
- LIU, X.; HU, G.; AI, B.; LI, X.; TIAN, G.; CHEN, Y.; LI, S. Simulating urban dynamics in China using a gradient cellular automata model based on S-shaped curve evolution characteristics. **International Journal of Geographical Information Science**, Abingdon, v. 32, n. 1, p. 73–101, jan. 2018.
- LIU, Y. **Modelling Urban Development with Geographical Information Systems and Cellular Automata**. London: CRC Press, 2009.
- LÓPEZ, C. D.; RUEDA TORRES, J. L. Python scripting for DIgSILENT PowerFactory: Leveraging the python API for scenario manipulation and analysis of large datasets. In: **Advanced Smart Grid Functionalities Based on PowerFactory**. London: Springer Verlag, 2018. v. 0p. 19–48.
- LUKES, J. A. Efficient Algorithm for the Partitioning of Trees. **IBM Journal of Research and Development**, Piscataway, v. 18, n. 3, p. 217–224, 1974.
- MALCZEWSKI, J.; RINNER, C. **Multicriteria Decision Analysis in Geographic Information Science**. Berlin: Springer, 2015. Disponível em: <http://link.springer.com/10.1007/978-3-540-74757-4>. Acesso em: 11 set. 2018.
- MARDANI, A.; ZAVADSKAS, E. K.; KHALIFAH, Z.; ZAKUAN, N.; JUSOH, A.; NOR, K. M.; KHOSHNOUDI, M. A review of multi-criteria decision-making applications to solve energy management problems: Two decades from 1995 to 2015. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, Oxford, v. 71, p. 216–256, 2016.

MATEO DOMINGO, C.; GÓMEZ SAN ROMÁN, T.; SÁNCHEZ-MIRALLES, Á.; PECO GONZÁLEZ, J. P.; CANDELA MARTÍNEZ, A. A reference network model for large-scale distribution planning with automatic street map generation. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 26, n. 1, p. 190–197, 2011.

MAZHARI, S. M.; MONSEF, H. Dynamic sub-transmission substation expansion planning using learning automata. **Electric Power Systems Research**, Amsterdam, v. 96, p. 255–266, mar. 2013.

MAZHARI, S. M.; MONSEF, H.; FALAGHI, H. A hybrid heuristic and learning automata-based algorithm for distribution substations siting, sizing and defining the associated service areas. **International Transactions on Electrical Energy Systems**, Oxford, v. 24, n. 3, p. 433–456, mar. 2014.

MAZHARI, S. M.; MONSEF, H.; ROMERO, R. A Hybrid Heuristic and Evolutionary Algorithm for Distribution Substation Planning. **IEEE Systems Journal**, Piscataway, v. 9, n. 4, p. 1396–1408, dez. 2015.

MCDONALD, J. D. **The Electric Power Engineering Handbook. Electric Power Substations Engineering**. 3. ed. Boca Raton: CRC Press, 2012.

MEEHAN, B.; KANE, V. **GIS for enhanced electric utility performance**. Norwood, United States: Artech House, 2013.

MEJÍA ALZATE, M. A.; ZAMBRANO-ASANZA, S.; MELO TRUJILLO, J. D.; PADILHA-FELTRIN, A. Estimac o Espac o Temporal do Surgimento de Novos Consumidores Residenciais de Energia El trica em Zonas Urbanas. **Congresso Brasileiro de Autom tica - CBA**, Campinas, v. 1, n. 1, 2018.

MEJIA, M. A.; MELO, J. D.; ZAMBRANO-ASANZA, S.; PADILHA-FELTRIN, A. Spatial-temporal growth model to estimate the adoption of new end-use electric technologies encouraged by energy-efficiency programs. **Energy**, London, v. 191, p. 116531, jan. 2020.

MEJ A, M. A.; PADILHA-FELTRIN, A.; MELO, J. D.; ZAMBRANO-ASANZA, S. Spatial-Temporal model for demand estimation due to appliances with high energy consumption. **2017 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference - Latin America, ISGT Latin America 2017**, [s. l.], v. 2017- Janua, p. 1–6, 2017.

MELO, J. D.; CARRENO, E. M.; CALVI O, A.; PADILHA-FELTRIN, A. Determining spatial resolution in spatial load forecasting using a grid-based model. **Electric Power Systems Research**, Amsterdam, v. 111, p. 177–184, jun. 2014.

MELO, J. D.; CARRENO, E. M.; PADILHA-FELTRIN, A. Multi-agent simulation of urban social dynamics for spatial load forecasting. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 27, n. 4, p. 1870–1878, 2012.

MELO, J. D.; CARRENO, E. M.; PADILHA-FELTRIN, A. Estimation of a preference map of new consumers for spatial load forecasting simulation methods using a spatial analysis of points. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, London, v. 67, p. 299–305, mai. 2015.

- MELO, J. D.; CARRENO, E. M.; PADILHA-FELTRIN, A.; MINUSSI, C. R. Grid-based simulation method for spatial electric load forecasting using power-law distribution with fractal exponent. **International Transactions on Electrical Energy Systems**, London, v. 26, n. 6, p. 1339–1357, jun. 2016.
- MELO, J. D.; ZAMBRANO-ASANZA, S.; PADILHA-FELTRIN, A. A local search algorithm to allocate loads predicted by spatial load forecasting studies. **Electric Power Systems Research**, Oxford, v. 146, p. 206–217, 2017.
- MIRANDA, V.; MONTEIRO, C. Fuzzy inference in spatial load forecasting. **2000 IEEE Power Engineering Society, Conference Proceedings**, Piscataway, v. 2, n. c, p. 1063–1068, 2000.
- MONTICELLI, A. J.; ROMERO, R.; ASADA, E. N. Fundamentals of Tabu Search. In: **Modern heuristic optimization techniques: theory and applications to power systems**. Hoboken: John Wiley & Sons, 2007. p. 101–122.
- MOREIRA, J. C.; MIGUEZ, E.; VILACHA, C.; OTERO, A. F. Large-Scale Network Layout Optimization for Radial Distribution Networks by Parallel Computing. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Piscataway, v. 26, n. 3, p. 1946–1951, 2011.
- MOREIRA, J. C.; MIGUEZ, E.; VILACHA, C.; OTERO, A. F. Large-Scale Network Layout Optimization for Radial Distribution Networks by Parallel Computing: Implementation and Numerical Results. **IEEE Transactions on Power Delivery**, Piscataway, v. 27, n. 3, p. 1468–1476, 2012.
- MORQUECHO, E. G.; TORRES, S. P.; CASTRO, C. A. An efficient hybrid metaheuristics optimization technique applied to the AC electric transmission network expansion planning. **Swarm and Evolutionary Computation**, Amsterdam, v. 61, p. 100830, mar. 2021.
- NAJAFI, S.; HOSSEINIAN, S. H.; ABEDI, M.; VAHIDNIA, A.; ABACHEZADEH, S. A framework for optimal planning in large distribution networks. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 24, n. 2, p. 1019–1028, mai. 2009.
- NAVARRO, A.; RUDNICK, H. Large-scale distribution planning - Part I: Simultaneous network and transformer optimization. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 24, n. 2, p. 744–751, 2009. a.
- NAVARRO, A.; RUDNICK, H. Large-scale distribution planning - Part II: Macro-optimization with voronoi's diagram and tabu search. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 24, n. 2, p. 752–758, 2009. b.
- NETWORKX. **NetworkX: Network Analysis in Python**. 2020. Disponível em: <https://networkx.org/>. Acesso em: 7 abr. 2021.
- OLADEJI, O. **Network partitioning algorithms for electricity consumer clustering**. 2018. Master's thesis, Massachusetts Institute of Technology - MIT, [s. l.], 2018. Disponível em: <https://dspace.mit.edu/handle/1721.1/122917>. Acesso em: 13 fev. 2021.
- PABLA, A. S. **Electrical power distribution**. 6. ed. [s.l.] : McGraw-Hill Education, 2011. Disponível em: <https://www.accessengineeringlibrary.com/browse/electric-power-distribution-sixth-edition#fullDetails>. Acesso em: 8 nov. 2018.

- PEREIRA JUNIOR, B. R.; COSSI, A. M.; CONTRERAS, J.; MANTOVANI, J. R. S. Multiobjective multistage distribution system planning using tabu search. **IET Generation, Transmission & Distribution**, Stevenage, v. 8, n. 1, p. 35–45, 2014.
- PUCKETT, C.; WILLIAMSON, C.; GODIN, C.; GIFFORD, W.; FARLAND, J.; LAING, T.; HONG, T. Utility Load Research: The Future of Load Research Is Now. **IEEE Power and Energy Magazine**, Piscataway, v. 18, n. 3, p. 61–70, mai. 2020.
- QUILUMBA, F. L.; LEE, W. J.; HUANG, H.; WANG, D. Y.; SZABADOS, R. L. Using smart meter data to improve the accuracy of intraday load forecasting considering customer behavior similarities. **IEEE Transactions on Smart Grid**, Piscataway, v. 6, n. 2, p. 911–918, mar. 2015.
- RAMIREZ-ROSADO, I. J.; DOMINGUEZ-NAVARRO, J. A. New Multiobjective Tabu Search Algorithm for Fuzzy Optimal Planning of Power Distribution Systems. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 21, n. 1, p. 224–233, 2006.
- RAO, D.; MCMAHAN, B. **Natural Language Processing with PyTorch**. [S. l.] : O'Reilly Media, 2019. Disponível em: <https://www.oreilly.com/library/view/natural-language-processing/9781491978221/>. Acesso em: 18 jul. 2020.
- RAVADANEGH, S. N.; ROSHANAGH, R. G. A heuristic algorithm for optimal multistage sizing, siting and timing of MV distribution substations. **Electric Power Systems Research**, Oxford, v. 105, p. 134–141, dez. 2013.
- RAVADANEGH, S. N.; ROSHANAGH, R. G. On optimal multistage electric power distribution networks expansion planning. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, London, v. 54, p. 487–497, jan. 2014.
- REDISKE, G.; SILUK, J. C. M.; GASTALDO, N. G.; RIGO, P. D.; ROSA, C. B. Determinant factors in site selection for photovoltaic projects: A systematic review. **International Journal of Energy Research**, Oxford, v. 43, n. 5, p. 1689–1701, abr. 2019.
- RESENER, M.; HAFFNER, S.; PEREIRA, L. A.; PARDALOS, P. M. Optimization techniques applied to planning of electric power distribution systems: a bibliographic survey. **Energy Systems**, Heidelberg, 2018.
- RÖMER, A. C. Simulation-Based Optimization. In: **Simulation-based Optimization of Energy Efficiency in Production**. London: Springer Gabler, Wiesbaden, 2021. p. 9–38.
- SAATY, T. L. **The analytic hierarchy process: planning, priority setting, resource allocation**. New York: McGraw-Hill, 1980.
- SALLAM, A. A.; MALIK, O. P. **Electric Distribution Systems**. Hoboken: John Wiley & Sons, 2011. Disponível em: <http://doi.wiley.com/10.1002/9780470943854>. Acesso em: 7 ago. 2018.
- SÁNCHEZ-LOZANO, J. M.; GARCÍA-CASCALES, M. S.; LAMATA, M. T. GIS-based onshore wind farm site selection using Fuzzy Multi-Criteria Decision Making methods. Evaluating the case of Southeastern Spain. **Applied Energy**, Oxford, v. 171, p. 86–102, jun. 2016.

SHAO, M.; HAN, Z.; SUN, J.; XIAO, C.; ZHANG, S.; ZHAO, Y. **A review of multi-criteria decision making applications for renewable energy site selection**, London: Elsevier, 2020.

SILVERMAN, B. W. **Density estimation for statistics and data analysis**. [S. l.] : Chapman and Hall, 1986.

SIM, J.; WRIGHT, C. C. **The kappa statistic in reliability studies: use, interpretation, and sample size requirements**. [S. l.]: American Physical Therapy Association, 2005.

STIFTER, M.; ANDRÉN, F.; SCHWALBE, R.; TREMMEL, W. Interfacing PowerFactory: Co-simulation, real-time simulation and controller hardware-in-the-loop applications. *In: PowerFactory Applications for Power System Analysis*. [S. l.]: Springer, Cham, 2014. p. 343–366.

STIMMEL, C. L. **Big Data Analytics Strategies for the Smart Grid**. Boca Raton: CRC Press, 2015. Disponível em: <https://www.routledge.com/Big-Data-Analytics-Strategies-for-the-Smart-Grid/Stimmel/p/book/9781482218282>. Acesso em: 14 ago. 2020.

TOMS, S.; O'BEIRNE, D. **ArcPy and ArcGIS - Automating ArcGIS for Desktop and ArcGIS Online with Python**. 2. ed. Birmingham: Packt, 2017. Disponível em: https://books.google.com.ec/books/about/ArcPy_and_ArcGIS.html?id=6Hc5DwAAQB-AJ&source=kp_cover&redir_esc=y. Acesso em: 25 ago. 2020.

VIEIRA, D. A. G.; SILVA, B. E.; MENEZES, T. V.; LISBOA, A. C. Large scale spatial electric load forecasting framework based on spatial convolution. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, London, v. 117, maio 2020.

VILLACRESES, G.; GAONA, G.; MARTÍNEZ-GÓMEZ, J.; JIJÓN, D. J. Wind farms suitability location using geographical information system (GIS), based on multi-criteria decision making (MCDM) methods: The case of continental Ecuador. **Renewable Energy**, Tokyo, v. 109, p. 275–286, ago. 2017.

WHITE, R.; ENGELEN, G. Cellular Automata and Fractal Urban Form: A Cellular Modelling Approach to the Evolution of Urban Land-Use Patterns. **Environment and Planning A: Economy and Space**, London, v. 25, n. 8, p. 1175–1199, ago. 1993.

WILLIS, H. L. **Spatial electric load forecasting**. 2. ed. [S. l.]: Marcel Dekker, 2002.

WILLIS, H. L. **Power distribution planning reference book**. 2. ed. [s.l.] : Marcel Dekker, 2004.

WU, H.-C.; LU, C.-N. A data mining approach for spatial modeling in small area load forecast. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 17, n. 2, p. 516–521, 2002.

XU, J.; YAO, R.; QIU, F. Mitigating cascading outages in severe weather using simulation-based optimization. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, v. 36, n. 1, p. 204–213, jan. 2021.

YAO, Y.; LIU, X.; LI, X.; LIU, P.; HONG, Y.; ZHANG, Y.; MAI, K. Simulating urban land-use changes at a large scale by integrating dynamic land parcel subdivision and vector-based cellular automata. **International Journal of Geographical Information Science**, Abingdon, v. 31, n. 12, p. 2452–2479, dez. 2017.

YE, C. J.; DING, Y.; WANG, P.; LIN, Z. Z. A Data Driven Bottom-up Approach for Spatial and Temporal Electric Load Forecasting. **IEEE Transactions on Power Systems**, Piscataway, p. 1–1, 2019.

YU, L.; SHI, D.; GUO, X.; XU, G.; JIANG, Z.; JIAN, G.; LEI, J.; JING, C. GIS-based optimal siting and sizing of substation using semi-supervised learning. In: 2017 IEEE GREEN ENERGY AND SMART SYSTEMS CONFERENCE, IGESSC 2017 2018, **Anais [...]**: IEEE, 2018. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/document/8283451/>. Acesso em: 29 out. 2018.

YUSHCHENKO, A.; DE BONO, A.; CHATENOUX, B.; KUMAR PATEL, M.; RAY, N. GIS-based assessment of photovoltaic (PV) and concentrated solar power (CSP) generation potential in West Africa. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, Oxford, v. 81, p. 2088–2103, jan. 2017.

ZAMBRANO-ASANZA, S.; CANDO, D. J.; CHUQUI, F. H.; SANANGO, J.; FRANCO, J. F. Graph Partitioning-Based Clustering for the Planning of Distribution Network Topology using Spatial- Temporal Load Forecasting. **2021 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference - Latin America (ISGT Latin America)**, [s. l.], p. 1–5, set. 2021. a.

ZAMBRANO-ASANZA, S.; CHUMBI, W. E.; FRANCO, J. F.; PADILHA-FELTRIN, A. Análise de Decisão Multicritério em Sistemas de Informações Geográficas para Identificação de Locais Ideais de Novas Subestações. **VIII Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos SBSE-2020**, [s. l.], p. 1–6, 2020.

ZAMBRANO-ASANZA, S.; CHUMBI, W. E.; FRANCO, J. F.; PADILHA-FELTRIN, A. Multicriteria Decision Analysis in Geographic Information Systems for Identifying Ideal Locations for New Substations. **Journal of Control, Automation and Electrical Systems**, Heidelberg, v. 32, n. 5, p. 1305–1316, mai. 2021. b.

ZAMBRANO-ASANZA, S.; FRANCO, J. F. Modelo Hierárquico Tendência-Simulação para Previsão Espacial da Demanda de Energia Elétrica. **Estudo Especial I, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica (PPGEE) UNESP**, [s. l.], p. 22, 2018.

ZAMBRANO-ASANZA, S.; MOLINA, M. **Research and Characterization of the Load: Random Sampling by Strata**. Planning Department Report - CENTROSUR C.A., Cuenca, Ecuador.

ZAMBRANO-ASANZA, S.; PROANO BARROS, T.; BANEGAS DUTAN, S.; LEMA GUAMAN, E.; FRANCO, J. F. Optimal subtransmission switching using a reliability simulation-based multi-objective optimization model. **Electric Power Systems Research**, Amsterdam, v. 210, p. 108068, set. 2022.

ZAMBRANO-ASANZA, S.; QUIROS-TORTOS, J.; FRANCO, J. F. Optimal site selection for photovoltaic power plants using a GIS-based multi-criteria decision making and spatial overlay with electric load. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, Oxford, v. 143, p. 110853, jun. 2021.

ZAMBRANO-ASANZA, S.; ZALAMEA-LEÓN, E. F.; BARRAGÁN-ESCANDÓN, E. A.; PARRA-GONZÁLEZ, A. Urban photovoltaic potential estimation based on architectural conditions, production-demand matching, storage and the incorporation of new eco-efficient loads. **Renewable Energy**, Tokyo, v. 142, p. 224–238, nov. 2019.

ZAMBRANO, S.; MOLINA, M.; CHUMBI, W.; PATIÑO, C. Modelo de Simulación Jerárquico para la Proyección Espacio Temporal de la Demanda Eléctrica: caso de estudio en CENTROSUR. **Revista Técnica Energía**, Quito, n. 14, p. 7–16, jan. 2018.

ZOBAA, A. F.; BIHL, T. J. **Big Data Analytics in Future Power Systems**. 1. ed. [s.l.] : CRC Press, 2018. Disponível em: <https://www.routledge.com/Big-Data-Analytics-in-Future-Power-Systems/Zobaa-Bihl/p/book/9781138095885>. Acesso em: 14 ago. 2020.

APENDICE: Produção Bibliográfica

A produção bibliográfica é resultado da formulação, implementação e documentação dos objetivos da Tese, bem como parcerias e complementos ao âmbito geral da pesquisa. Primeiro são apresentados os artigos publicados em revistas, incluindo os que estão sendo revisados. Em seguida são apresentados os artigos em congressos nacionais e internacionais.

• ARTIGOS EM REVISTAS

1. **ZAMBRANO-ASANZA, S.; MORALES, R. E.; MONTALVAN, JOEL A.; FRANCO, J.F.** Integrating artificial neural networks and cellular automata model for spatial-temporal load forecasting. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**. Em revisão.
2. **ZAMBRANO-ASANZA, S.; PROANO BARROS, T.; BANEGAS DUTAN, S.; LEMA GUAMAN, E.; FRANCO, J. F.** Optimal subtransmission switching using a reliability simulation-based multi-objective optimization model. **Electric Power Systems Research**. v. 210, sep. 2022, 108068.
3. **ZAMBRANO-ASANZA, S.; QUIROS-TORTOS, J.; FRANCO, J. F.** Optimal site selection for photovoltaic power plants using a GIS-based multi-criteria decision making and spatial overlay with electric load. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 143, p. 110853, jun. 2021.
4. **ZAMBRANO-ASANZA, S.; CHUMBI, W. E.; FRANCO, J. F.; PADILHA-FELTRIN, A.** Multicriteria Decision Analysis in Geographic Information Systems for Identifying Ideal Locations for New Substations. **Journal of Control, Automation and Electrical Systems** 2021 32:5, v. 32, n. 5, p. 1305–1316, may. 2021.
5. **MEJIA, M. A.; MELO, J. D.; ZAMBRANO-ASANZA, S.; PADILHA-FELTRIN, A.** Spatial-temporal growth model to estimate the adoption of new end-use electric technologies encouraged by energy-efficiency programs. **Energy**, v. 191, p. 116531, jan. 2020.
6. **ZAMBRANO-ASANZA, S.; ZALAMEA-LEÓN, E. F.; BARRAGÁN-ESCANDÓN, E. A.; PARRA-GONZÁLEZ, A.** Urban photovoltaic potential estimation based on architectural conditions, production-demand matching,

storage and the incorporation of new eco-efficient loads. **Renewable Energy**, v. 142, p. 224–238, nov. 2019.

- **ARTIGOS EM CONGRESSOS**

1. TENESACA-CALDAS, M.; AGUDO, MILTON P.; **ZAMBRANO-ASANZA, S.**; JARAMILLO-LEON, B.; B. LEITE, JONATAS; FRANCO, J. F. Construção de modelos de redes de distribuição a partir de sistemas de informação geográfica utilizando grafos. **IX Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos SBSE-2022.**
2. JARAMILLO-LEON, B.; JARAMILLO-LEON, E.; CHUMBI, W. E.; **ZAMBRANO-ASANZA, S.**; FRANCO, J. F.; B. LEITE, JONATAS. Desempenho das funções de controle de inversores inteligentes de sistemas fotovoltaicos na regulação de tensão do sistema de distribuição. **IX Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos SBSE-2022.**
3. **ZAMBRANO-ASANZA, S.**; CANDO NAULA, D.; CHUQUI CAJAMARCA, F.; SANANGO FERNÁNDEZ, J.; FRANCO, J. F. Graph Partitioning-Based Clustering for the Planning of Distribution Network Topology using Spatial-Temporal Load Forecasting. **IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference - Latin America, ISGT-LA 2021.**
4. **ZAMBRANO-ASANZA, S.**; CHUMBI, W. E.; FRANCO, J. F.; PADILHA-FELTRIN, A. Análise de Decisão Multicritério em Sistemas de Informações Geográficas para Identificação de Locais Ideais de Novas Subestações. **VIII Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos SBSE-2020, (Melhor trabalho dos apresentados na Sessão: SBSE 4,4 - Distribuição de Energia Elétrica).**
5. MEJÍA ALZATE, M. A.; **ZAMBRANO-ASANZA, S.**; MELO TRUJILLO, J. D.; PADILHA-FELTRIN, A. Estimação Espaço Temporal do Surgimento de Novos Consumidores Residenciais de Energia Elétrica em Zonas Urbanas. **Congresso Brasileiro de Automática – CBA-2018.**

ANEXOS

Anexo A: Dados técnicos do sistema de subtransmissão de CENTROSUR

Tabela 26. Linhas do sistema de subtransmissão.

Linha	A partir de	Até	Comprimento [km]	Tensão [kV]	Resistência [ohm]	Reatância [ohm]
1	SININCAY	S/E 06	8,0	69	0,90	3,25
2	SININCAY	S/E 06	8,2	69	0,92	3,31
3	SININCAY	S/E 18	31,7	69	3,56	12,85
4	CUENCA	S/E 03	3,4	69	0,43	1,42
5	CUENCA	S/E 03	3,0	69	0,42	1,38
6	CUENCA	S/E 07	5,3	69	0,75	2,22
7	CUENCA	S/E 09	23,8	69	3,34	10,49
8	S/E 05	S/E 13	11,1	69	2,76	5,25
9	S/E 05	S/E 08	5,1	69	0,72	2,28
10	S/E 03	S/E 02	1,5	22	0,16	0,17
11	S/E 03	S/E 08	4,5	69	0,63	2,01
12	S/E 18	Ocaña	42,0	69	5,19	19,47
13	S/E 04	LC 02	1,9	69	0,47	0,81
14	LC 02	LC 01	0,2	69	0,05	0,09
15	S/E 04	S/E 07	3,8	69	0,43	1,55
16	S/E 04	Saucay	14,1	69	1,98	6,27
17	S/E 04	S/E 01	2,7	22	0,62	1,17
18	S/E 07	S/E 12	10,2	69	2,55	4,71
19	S/E 13	S/E 14	36,5	69	9,10	17,33
20	S/E 09	S/E 18	24,1	69	6,03	11,56
21	S/E 09	S/E A1	0,9	69	0,12	0,38
22	S/E A1	LC 03	2,5	69	0,35	1,13
23	S/E 09	S/E A2	1,7	69	0,24	0,76
24	S/E A2	Alazan	34,7	69	4,16	12,40
25	S/E 12	S/E A2	10,3	69	1,44	4,52
26	S/E 07	S/E 19	9,9	69	1,38	4,41
27	S/E 19	Saymirin	1,3	69	0,19	0,61
28	S/E 19	Saucay	4,9	69	0,69	2,17
29	S/E 08	S/E 14	45,6	69	5,14	18,52
30	S/E 08	S/E 02	4,0	22	0,40	0,45
31	S/E 06	S/E 05	7,2	69	0,81	2,92
32	S/E 06	S/E 04	3,2	69	0,36	1,31
33	S/E 06	S/E 01	1,4	22	0,32	0,60
34	CUENCA	S/E 15	21,0	138	5,28	10,80
35	S/E 15	S/E 23	45,5	138	11,96	24,40
36	S/E 23	S/E 22	33,0	138	8,20	16,13
37	S/E 22	S/E M	51,7	138	12,75	24,56
38	S/E M	S/E 21	0,1	69	0,03	0,05
39	S/E M	Abanico	11,5	69	1,60	4,44

Tabela 27. Transformadores de três enrolamentos do sistema de subtransmissão.

Subestação	Nome	Potência nominal [MVA]			Tensão nominal [kV]			Grupo Vector			Reatância X [pu]		
		HV	MV	LV	HV	MV	LV	HV	MV	LV	HV- MV	MV- LV	LV- HV
CUENCA	CUE	100	100	27	138	69	13.8	YN	YN	D	0.069	0.068	0.093
S/E 03	T034	24	24	8	69	22	13.8	YN	YN	D	0.081	0.010	0.044
S/E 03	T035	24	24	8	69	22	13.8	YN	YN	D	0.081	0.010	0.044
S/E 04	T041	24	24	8	69	22	13.8	YN	YN	D	0.081	0.010	0.044
S/E 04	T042	24	24	8	69	22	13.8	YN	YN	D	0.081	0.010	0.044
S/E 05	T051	24	24	8	69	22	13.8	YN	YN	D	0.085	0.010	0.045
S/E 05	T052	24	24	8	69	22	13.8	YN	YN	D	0.081	0.010	0.044
S/E 06	T061	10	10	3.33	69	22	4.2	YN	YN	D	0.087	0.013	0.039
S/E 07	T071	10	10	3.33	69	22	2.39	YN	YN	D	0.090	0.013	0.044
S/E 07	T072	12.5	12.5	4	69	22	6.3	YN	YN	D	0.094	0.010	0.044
S/E 08	T081	24	24	8	69	22	2.39	YN	YN	D	0.089	0.010	0.045
S/E 09	T091	10	10	3.33	69	22	2.39	YN	YN	D	0.090	0.010	0.044
S/E 12	T122	10	10	3.33	69	22	2.39	YN	YN	D	0.090	0.010	0.044
S/E 12	T123	10	10	3.33	69	22	2.39	YN	YN	D	0.090	0.014	0.039
S/E 13	T131	10	10	3.33	69	22	4.2	YN	YN	D	0.087	0.013	0.039
S/E 14	T141	10	10	3.33	69	22	4.28	YN	YN	D	0.090	0.014	0.039
S/E 14	T142	24	24	8	69	22	13.8	YN	YN	D	0.081	0.010	0.044
S/E 18	T181	10	10	3.33	69	22	4.28	YN	YN	D	0.090	0.014	0.039
S/E 18	T182	24	24	8	69	22	13.8	YN	YN	D	0.081	0.010	0.044

Tabela 28. Transformadores de dois enrolamentos do sistema de subtransmissão.

Subestação	Nome	Potência [MVA]	Tensão nominal [kV]		Grupo Vector		X [pu]	R [pu]
			HV	LV	HV	LV		
Abanico	T Abanico 1	18	69	4.16	YN	D	0.102	0.006
Abanico	T Abanico 2	27	69	4.16	D	YN	0.120	0.004
Ocaña	T Ocaña 1	15	69	13.8	YN	D	0.085	0.003
Ocaña	T Ocaña 2	15	69	13.8	YN	D	0.085	0.003
S/E 01	T011	5	22	6.3	D	YN	0.059	0.004
S/E 01	T012	10	22	6.3	D	YN	0.056	0.006
S/E 02	T021	5	22	6.3	D	YN	0.059	0.004
S/E 02	T022	10	22	6.3	D	YN	0.056	0.006
Saymirin	T111	10	69	2.4	YN	D	0.090	0.009
Saymirin	T112	10	69	6.3	YN	D	0.077	0.005
Descanso	T121	20	22	6.3	YN	D	0.120	0.006
Saucay	T201	10	69	4.16	YN	D	0.090	0.009
Saucay	T202	10	69	4.16	YN	D	0.090	0.009
Saucay	T203	10	69	4.16	YN	D	0.090	0.009
S/E 15	T151	16	138	22	D	YN	0.070	0.003
S/E 21	T213	10	69	22	D	YN	0.090	0.006
S/E 21	T214	24	69	22	D	YN	0.081	0.005
S/E 22	T221	6,67	138	13.8	D	YN	0.069	0.008
S/E 23	T231	6,67	138	13.8	D	YN	0.069	0.008
Alazan	TAlazán	10	69	6.6	YN	D	0.075	0.001
S/E A1	TEEAz1	10	69	22	D	YN	0.074	0.003
S/E A2	TEEAz2	10	69	22	D	YN	0.074	0.003
S/E M	THA 138	48	138	69	YN	D	0.067	0.001

Anexo B: Diagrama esquemático em PowerFactory do sistema de subtransmissão

