Universidade de São Paulo Escola Politécnica

Rennan de Melo Nogueira

Análise espaço-temporal do carregamento de veículos elétricos como recurso para o planejamento de concessionárias de energia

> São Paulo 2024

Universidade de São Paulo Escola Politécnica

Rennan de Melo Nogueira

Análise espaço-temporal do carregamento de veículos elétricos como recurso para o planejamento de concessionárias de energia

Versão Corrigida

Dissertação apresentada à Escola Politécnica da Universidade de São Paulo para obtenção do título de Mestre em Ciências.

Área de concentração: Sistemas de Potência.

Orientador: Giovanni Manassero Junior

São Paulo, 01 de fevereiro de 2024 Assinatura do autor: Assinatura do orientador:	Este exemplar foi revisado responsabilidade única do	o e corrigido em relação à versão original, sob o autor e com a anuência de seu orientador.
Assinatura do autor:	São Paulo, <u>01</u> de fe	evereiro de 2024
<u> </u>	Assinatura do autor:	Juriann Manauro /

Catalogação-na-publicação

Nogueira, Rennan de Melo Análise espaço-temporal do carregamento de veículos elétricos como recurso para o planejamento de concessionárias de energia / R. M. Nogueira -- versão corr. -- São Paulo, 2024. 84 p. Dissertação (Mestrado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia de Energia e Automação Elétricas. 1.veículos elétricos 2.eletricidade 3.redes de distribuição de energia elétrica 4.planejamento energético 5.simulação de sistemas I.Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia de Energia e Automação Elétricas II.t.

Aos meus pais Pedro e Maria do Carmo, pelo carinho, afeto, dedicação e cuidado que me deram durante toda a minha existência e que, desde as ladeiras do Sacré-Coeur, fizeram o possível e o impossível para que este sonho fosse realizado.

"O estudo, a busca da verdade e da beleza são domínios em que nos é consentido sermos crianças por toda a vida." Albert Einstein

Agradecimentos

Agradeço à Deus pelo dom da vida, pela luz e sabedoria que me acompanham diariamente e me guiaram desde o início do meu período escolar até o dia de hoje.

Agradeço aos meus pais, Pedro e Maria do Carmo, pelo carinho, amor, paciência, ensinamentos, por depositarem toda a confiança em mim e por não medirem esforços para que eu pudesse ter a oportunidade de estudar, sempre com muito amor e zelo no decorrer de toda minha trajetória estudantil e em toda minha vida.

À minha amada esposa, Natália, por todo amor, apoio e incentivo a mim dedicados, pela compreensão nos momentos de ausência e por ser minha inspiração diária.

Ao meu irmão, Rodrigo, por todo incentivo e apoio e a todos meus amigos, que de forma direta ou indireta contribuíram para a realização de mais esse sonho.

Ao Prof. Dr. Giovanni Manassero Junior, pela forma brilhante com que conduziu a orientação dos trabalhos de pesquisa e também pelos ensinamentos, conselhos e sugestões que em muito contribuíram em minha formação pessoal, profissional e acadêmica.

Ao Prof. Dr. André Luiz Veiga Gimenes e ao Prof. Dr. Carlos Frederico Meschini Almeida, pelos notórios comentários e sugestões realizados no exame de qualificação.

Ao Prof. Dr. Lucas Frizera Encarnação e ao Prof. Dr. Claudio Luiz Marte, pela honrosa participação como membros da comissão julgadora durante a defesa desta dissertação e pelo comprometimento e excelência demonstrados, que elevaram a qualidade deste trabalho.

À Universidade de São Paulo e a todos os professores do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, por proporcionarem toda a estrutura e a passagem do conhecimento que possibilitaram a elaboração dessa dissertação.

Resumo

NOGUEIRA, R. M. Análise espaço-temporal do carregamento de veículos elétricos como recurso para o planejamento de concessionárias de energia. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, 2024.

Este estudo propõe uma ferramenta de software com uma nova abordagem para a avaliação dos potenciais impactos e das possíveis restrições para recargas de veículos elétricos (EVs) na rede elétrica de áreas urbanas. A abordagem se concentra em uma análise espaço-temporal detalhada, utilizando modelos representativos de larga escala para avaliação de aspectos como o aumento das perdas de energia, a alteração do fator de potência, e a elevação da demanda e do consumo de energia. A metodologia utiliza o OpenDSS para executar estudos de casos baseados em uma rede de média tensão real, usando um banco de dados de uma subestação elétrica extraído do Geographic Information System (GIS), com um sistema de distribuição que atende cerca de 54.000 unidades consumidoras na cidade de São Paulo. As simulações consideram um caso base, sem recargas de EVs, e outros quatro cenários futuros com diferentes níveis de penetração de mercado, diferentes níveis de demanda e diferentes padrões de recarga, que incluem recargas residenciais, comerciais e em estações de recarga pelo período de vinte anos. Nas simulações realizadas, o pior cenário é previsto para os dias próximos aos feriados e projeta um aumento de 246,7% nas perdas de energia, 100,7% no pico de demanda e violação de potência de 73% dos transformadores no intervalo de tempo considerado. Além disso, o alimentador mais carregado apresentou, após dez anos, quedas de tensão abaixo de 0.9 p.u., em todos os cenários simulados, chegando a 0,72 p.u. ao final das simulações. Ao final, os dados apresentados nesse trabalho podem contribuir para o planejamento das redes de distribuição, indicando as necessidades reais e evitando superestimativas, além de confirmarem a importância da análise do modelo espaço-temporal.

Palavras-chave – veículos elétricos, eletricidade, redes de distribuição de energia elétrica, planejamento energético, simulação de sistemas.

Abstract

NOGUEIRA, R. M. **Space-time analysis of electric vehicle charging as a resource for electricity utilities' planning**. Dissertation (Master's in Electrical Engineering) – Polytechnic School, University of São Paulo, 2024.

This study proposes a software tool to structure a novel approach to evaluate the potential impacts of EVs on urban areas' electricity grid, the constraints on the system's capacity to supply electricity for EVs recharging, and the options for managing those potential impacts and constraints. The approach focuses on a detailed spatio-temporal analysis, using large-scale representative models to evaluate aspects such as increased energy losses, power factor changes, increased demand, and energy consumption. The methodology involves the OpenDSS to run case studies based on a real medium voltage network using an electrical substation database extracted from the GIS, with a distribution system that serves around 54,000 consumers' units in São Paulo. The simulations consider a base case without EVs' recharges and four other future scenarios with different levels of market penetration, different levels of demand, and different recharge patterns, including residential, commercial, and station recharge over a period of twenty years. In the simulations, the worst-case scenario is expected to be the days around holidays, and it projects an increase of 246.7% in power losses, 100.7% in peak demand, and power violation in 73% of the transformers. Furthermore, the most loaded feeder showed voltage drops below 0.9 p.u. after ten years in all simulated scenarios, reaching 0.72 p.u. at the end of the simulations. In conclusion, the data presented in this work can contribute to the planning of distribution networks, indicating the real needs and avoiding overestimations, and confirming the importance of analyzing the space-time model.

Keywords – electric vehicles, electricity, electric distribution networks, energy planning, system simulation.

Lista de Figuras

1.1	Evolução do custo das baterias de EVs
2.1	Representação dos modos de recarga de EVs
2.2	Agregação de cargas nos transformadores de distribuição
2.3	Fluxograma da ferramenta
2.4	Exemplo de alimentador de distribuição
2.5	Curvas típicas de recarga residencial
2.6	Curvas típicas de recarga comercial
2.7	Curvas de carga residenciais de dois dias simulados
3.1	Diagrama de blocos da ferramenta proposta
4.1	Alimentadores da subestação
4.2	Diagrama elétrico da subestação
4.3	Curvas típicas de demanda residencial
4.4	Curvas típicas de carga comercial
4.5	Área do estudo de caso em São Paulo/SP
5.1	Composição de frota
6.1	Comportamento de tensão e potência – cenário-base e cenário dois 62
6.2	Comportamento de tensão e potência – cenário-base e cenário três 63
6.3	Comportamento de tensão e potência – cenário-base e cenário quatro63
6.4	Comportamento de tensão e potência – cenário-base e cenário cinco 64
6.5	Comportamento de tensão e perdas – piores cenários (alimentador 108) 65
6.6	Comportamento de tensão e perdas – piores cenários (alimentador 106) 65
7.1	Detalhamento da rede elétrica do estudo de caso
7.2	Representação do circuito original e do tronco principal do alimentador 107 70
7.3	Comportamento das perdas nas simulações de recondutoramento

Lista de Tabelas

Síntese das características de estudos similares	6
Detalhamento dos alimentadores da subestação selecionada 5 Dados da rede de distribuição do estudo de caso	0 0 3
Síntese dos parâmetros de cada um dos cenários simulados 5	6
Resultados de demanda de pico, consumo de energia, perdas e violações de potência dos transformadores no alimentador 106 6	6
Probabilidades [%] de que, em cada cenário, o perfil de tensão e as perdas em um dado alimentador seja pior do que o respectivo pior caso do caso base (cenário 1), no horizonte de 20 anos	8
	Síntese das características de estudos similares

Sumário

R	esumo	V
A	bstract	vi
Li	ista de Figuras	vii
Li	ista de Tabelas	viii
1	Introdução	11
	1.1 Estudos anteriores e lacuna de conhecimento	14
	1.2 Contribuições	16
	1.3 Estrutura	17
2	Metodologia	19
	2.1 Modos de recarga	20
	2.2 Modelagem das cargas e método proposto	22
	2.3 Dados de entrada	23
	2.3.1 Dados técnicos	23
	2.3.2 Dados estatísticos	25
	2.3.3 Prognósticos	30
	2.4 Processamento	31
	2.4.1 Seleção da área de interesse	31
	2.4.2 Geração dos arquivos no formato OpenDSS	31
	2.4.3 Definição da carga inicial dos transformadores	31
	2.4.4 Simulações	32
	2.4.5 Resultados	32
3	Detalhamento da ferramenta	34
-	3.1 Start	35
	3.2 Converter	36
	3.3 Main	38
	3.4 DivideCargas	40
	3.5 DemandaEstacionariaSemana	40
	3.6 RecargasVeículosSemana	42
	3.7 DemandaEstacionariaSabado	45
	3.8 RecargasVeiculosSabado	45
	3.9 DemandaEstacionariaDomingo	45
	3.10 RecargasVeiculosDomingo	45
	3.11 RotinaOpenDSS	45
	3.12 Arquivos de saída do OpenDSS	46
	3.13 Resultados	47

4	Estudo de caso	48
	4.1 Dados de entrada	49
	4.1.1 Dados técnicos - subestação	49
	4.1.2 Dados estatísticos	51
	4.1.3 Prognósticos	53
5	Cenários	55
	5.1 Cenário 1 — caso base	56
	5.2 Cenário 2 — experiência norueguesa	56
	5.3 Cenário 3 — experiência <i>flex</i> no Brasil	57
	5.4 Cenário 4 — sensibilidade de distribuição das recargas	58
	5.5 Cenário 5 — sensibilidade da demanda	59
6	Resultados e discussões	60
	6.1 Experiência norueguesa	61
	6.2 Experiência <i>flex</i>	62
	6.3 Sensibilidade da distribuição dos carregamentos	62
	6.4 Sensibilidade de demanda	63
	6.5 Cenários dos piores casos	64
7	Discussões	67
-	7.1 Planejamento da rede	68
	7.2 Recargas e redes inteligentes	71
	7.3 Resposta a demanda e geração distribuída	72
8	Conclusão	74
Re	eferências Bibliográficas	76
		00
Α	Arquivo de simulação do OpenDSS	82
В	Arquivo de saída do OpenDSS	83

Introdução

A mitigação das mudanças climáticas representa um dos desafios mais significativos que enfrentamos na atualidade (RAMANATHAN; FENG, 2008), especialmente em razão do comportamento humano, que alterou a proporcionalidade e concentração de gases de efeito estufa, ou greenhouse gases (GHGs), na atmosfera (MIKHAYLOV et al., 2020).

Apesar dos esforços mundiais para reduzir o uso de combustíveis fósseis, reconhecidos como a principal fonte de GHGs (WOO; CHOI; AHN, 2017), suas emissões continuam aumentando sem sinais de queda (United Nations, 2019). Portanto, são necessárias ações urgentes para conter essa causa do aquecimento global (United Nations, 2020), especialmente no setor de transporte, que é um dos principais responsáveis pelo consumo de combustíveis fósseis e das emissões de GHGs.

Diante dessa situação, os veículos elétricos (EVs) são considerados como a solução energética mais eficiente para os problemas ambientais associados aos veículos com motores de combustão interna, ou *internal combustion engine vehicles* (ICEVs). Tal solução é especialmente relevante em países que têm em sua matriz energética altas taxas de energia nuclear e energia renovável (WOO; CHOI; AHN, 2017), como é o caso do Brasil, onde as energias renováveis constituem 83,9% da matriz elétrica nacional e o crescimento de geração fotovoltaica foi o maior do mundo em 2022. Além disso, o custo extra de fabricação de EVs à bateria, que é uma barreira essencial para as vendas de EVs, está caindo ano após ano, devendo desaparecer completamente até 2024 (JOLLY, 2021).

Assim como o alcance da paridade de custos com ICEVs, as políticas governamentais são vistas como o fator crucial na transição global dos combustíveis fósseis. Nesse contexto, até meados de 2020, dezessete países, incluindo China, Japão, Alemanha, Reino Unido, França, Canadá e Coreia do Sul já haviam aprovado restrições à venda de ICEVs. A maioria desses países tem como meta 100% de vendas de veículos de emissão zero (International Energy Agency, 2020) a partir de 2030.

No cenário brasileiro, destaca-se o pioneirismo dos estados de São Paulo e Minas Gerais, que aderiram à campanha mundial Race to Zero¹, estabelecendo metas de redução de GHGs para 2030 e 2040 e se comprometendo com o fim dessas emissões até 2050 (Governo do Estado de São Paulo, 2021; Governo do Estado de Minas Gerais, 2021).

Enquanto isso, a Noruega assumiu, indiscutivelmente, um papel de liderança global na introdução de carros elétricos plug-in, atingindo 87,7% da participação de mercado em agosto de 2021 (The Road Traffic Information Council – Norway, 2021). Tal posição é fruto de uma política de incentivo à população para utilização de EVs que se iniciou nos anos 90, culminando com a aprovação do parlamento, em 2017, de que todos os carros novos vendidos a partir de 2025 devem ser de emissão zero (elétrica ou hidrogênio) ou baixa emissão (híbridos *plug-in*) (Norwegian Ministry of Transport and Communications, 2018).

Nesse cenário de eletrificação de frota, projeta-se que EVs serão responsáveis por cerca de 30% dos quilômetros rodados por veículos de quatro rodas nas estradas em 2035 e entre 70-80% em 2050 (British Petroleum, 2020). Por conseguinte, à medida que

¹O Race to Zero é uma campanha global para reunir lideranças com objetivo de alcançar emissões líquidas zero de gases de efeito estufa até 2050, representando 11.309 intervenientes não estatais, incluindo 8.307 empresas, 595 instituições financeiras, 1.136 cidades, 52 estados e regiões, 1.125 instituições de ensino e 65 instituições de saúde (em setembro de 2022).



Figura 1.1: Evolução do custo das baterias de EVs

os custos das baterias diminuem em escala exponencial, como verificado na figura 1.1, e os governos estabelecem novas políticas, aumenta a importância dos estudos do impacto do carregamento de EVs na rede com base nas demandas de recarga da frota, para apoiar a expansão do mercado.

No âmbito técnico, é possível afirmar que, diante dessa conjuntura de fatores, os EVs serão realidade em um futuro próximo, e a alta penetração de mercado desses veículos representará um desafio significativo para as concessionárias de energia elétrica, pois, além de constituírem uma carga adicional para a rede de distribuição, essas cargas são diferentes das outras, por serem móveis.

Assim sendo, a ampla integração dos EVs às redes elétricas existentes pode afetar o seu perfil de carga, a sua capacidade de distribuição e a sua estabilidade (DAS et al., 2020). Ademais, essa integração pode produzir desequilíbrios de tensão e de frequência, aumentar as perdas de energia e as demandas de pico, e injetar conteúdos harmônicos excessivos, além de promover o aumento de preços, em decorrência do aumento de demanda sem a respectiva ampliação da oferta (HADLEY; TSVETKOVA, 2009).

Por outro lado, os EVs, como um ativo de rede inteligente, podem oferecer vários serviços valiosos como: fornecer serviços de regulação aos operadores do sistema, apoiar

os fornecedores de energia no balanço do fornecimento proveniente de fontes renováveis, especialmente as estocásticas, modificar as curvas de demanda para adiar os custos de expansão da rede e fornecer a possibilidade de redução no pico de demanda (ALAM; MUTTAQI; SUTANTO, 2014; HU et al., 2013).

Isso significa que, além de cumprir sua função básica de transporte, eles também podem auxiliar o setor elétrico, devido à quantidade de capacidade de armazenamento de energia das baterias, impactando positivamente o meio-ambiente com forte importância ambiental. Portanto, entender as implicações dessa nova carga é fundamental para o gerenciamento e planejamento dos sistemas de geração, transmissão e distribuição de energia nas próximas décadas (MULLAN et al., 2011).

1.1. Estudos anteriores e lacuna de conhecimento

Desde o final dos anos 2000, pesquisadores propuseram modelos para quantificar os potenciais ou prováveis impactos de recargas dos EVs em redes locais, em muitos países. O número de artigos publicados sobre esses impactos apresentou um crescimento constante desde 2006 (SHAREEF; ISLAM; MOHAMED, 2016), refletindo o interesse da comunidade de pesquisa.

Durante a execução deste trabalho, foi feita uma extensa pesquisa bibliográfica e verificou-se que poucos estudos realizaram uma análise detalhada de fluxo de potência de longo prazo em sistemas de distribuição, envolvendo dados precisos de recargas de EVs, considerando recargas lentas, rápidas e ultrarrápidas, e em vários cenários.

Como exemplo, em (GENNARO et al., 2014) os autores exploraram a aplicação de um conjunto de dados armazenados pelo sistema de informações geográficas, ou *geographic information system* (GIS), para referenciar geograficamente a demanda de energia elétrica resultante da implantação de EVs em grandes áreas. No entanto, este estudo não apresenta o impacto dos tipos de recarga combinados e não explora o impacto nas redes existentes.

A referência (MU et al., 2014) avalia o impacto da implantação em larga escala de EVs

em redes de distribuição urbanas, usando um modelo espaço-temporal. No entanto, os autores não usam dados reais sobre recargas de EVs e atribuem aleatoriamente as recargas às barras, usando o método de Monte Carlo. Além disso, não há horizonte de tempo para a penetração dos EVs e não há avaliação de múltiplos cenários.

Em (XYDAS et al., 2016) apresentam o desenvolvimento de um modelo para caracterizar a demanda das recargas de EVs em uma área geográfica, usando um modelo baseado em lógica *fuzzy* para estimar o nível do potencial risco relativo que as recargas de EVs apresentam em diferentes áreas geográficas. No entanto, as análises não levam redes de distribuição reais em consideração.

Em (FISCHER et al., 2019) é apresentado um modelo estocástico para avaliar os impactos dos EVs nos perfis de demanda em diferentes locais de estacionamento, bem como seu potencial para estratégias de gerenciamento de carga e em (SALAH et al., 2015) os autores apresentam um estudo do impacto das recargas de EVs em subestações de distribuição suíças, sob diferentes níveis de penetração e regimes de preços. No entanto, nenhum dos dois estudos apresenta os impactos das recargas na rede de distribuição.

A referência (CROZIER; MORSTYN; MCCULLOCH, 2020) analisa os efeitos que o carregamento de uma frota de veículos elétricos de grande porte teria na rede elétrica, porém apenas as recargas residenciais são consideradas, desprezando o impacto das recargas comerciais e das estações. Já a referência (DOLUWEERA et al., 2020) foca no consumo de energia dos EVs e sua contribuição para o impacto ambiental, enquanto as referências (HEUBERGER; BAINS; DOWELL, 2020; MANRÍQUEZ et al., 2020) focam nos impactos de geração e transmissão de energia elétrica.

A tabela 1.1 sintetiza as características dos estudos existentes que mais se assemelham à presente dissertação, ressaltando que nenhum desses trabalhos apresentam modelos que consideram dados geoespaciais para prever o impacto da demanda de recarga de EVs em redes de distribuição existentes em áreas urbanas, com análises de modelos espaço-temporais

Assim, o método proposto neste trabalho pretende contribuir para os estudos acadêmi-

Referências	Modelo espaço -temporal	Dados reais de recargas segmentadas	Aplicação em reais de distribuição	Análise do fluxo de potência	Projeções temporais em múltiplos cenários
(XYDAS et al., 2016)	1	1	×	×	X
(GENNARO et al., 2014)	1	×	×	×	1
(SALAH et al., 2015)	×	×	×	×	✓
(MU et al., 2014)	1	1	×	×	1
(CROZIER et al., 2020)	1	×	1	1	1

Tabela 1.1: Síntese das características de estudos similares

cos sobre o tema, destacando a utilização de modelos espaço-temporais; a aplicação da metodologia em redes de distribuição existente; o emprego de recargas lentas, rápidas e ultrarrápidas; a simulação de vários cenários de eletrificação da frota e de preferências de recargas; a utilização de dados reais dos consumidores e de recargas; a análise do fluxo de potência em longo prazo.

Ao adotar esta abordagem, é importante mencionar que os modelos que caracterizam as recargas EVs devem ser desenvolvidos de forma espaço-temporal para que a demanda de energia solicitada por esses carregamentos possa ser prevista com mais precisão e confiabilidade (ARIAS; KIM; BAE, 2017). Principalmente porque, em termos de distribuição geográfica e densidade, não se espera que a adoção de EVs seja distribuída uniformemente em todas as redes de distribuição (COIGNARD et al., 2019). Em termos de tempo, devido à mobilidade dos EVs, a demanda de carregamento é variável no tempo e depende de vários fatores, como o comportamento individual de motoristas de EVs, condições de tráfego local, potência de carregamento e capacidade total de armazenamento da bateria, bem como seu status de carga (WANG et al., 2013).

1.2. Contribuições

Este trabalho expande a pesquisa desenvolvida em (VIANA; MANASSERO; UDAETA, 2018). Naquele momento, os programas de resposta à demanda, baseados em preço e geração distribuída fotovoltaica estavam crescendo, e o estudo foi focado em determinar seus impactos nas receitas das distribuidoras. Os resultados apresentados naquele estudo indicaram uma redução no pico de demanda dos cenários simulados. No entanto, a eletrificação das frotas de transporte pode ser um fator significativo para o aumento do pico de demanda e de energia, desproporcionalmente maior do que a diminuição do consumo de energia como resultado dos programas de resposta à demanda e geração distribuída (VI-ANA; MANASSERO; UDAETA, 2018; PUDJIANTO et al., 2013).

Assim sendo, o modelo espaço-temporal proposto neste trabalho e implementado em ferramenta própria pode contribuir para planos de investimento e operação das infraestruturas de carregamento de EVs com recursos renováveis e armazenamento de energia, a partir da demanda por carregamentos de EVs em áreas urbanas.

Portanto, as contribuições desta dissertação são:

- Nova metodologia: a proposta de uma nova abordagem espaço-temporal de longo prazo para modelagem do problema de recargas de EVs na rede de distribuição. Essa abordagem se concentra na avaliação detalhada do consumo de energia elétrica e no consumo de recarga de veículos elétricos, utilizando modelos representativos de larga escala;
- Ferramenta: a proposta de uma ferramenta para estruturar a abordagem supracitada, possibilitando a análise detalhada do fluxo de potência do sistema de distribuição, incluindo perdas de potência, fator de potência, demanda com projeções temporais em múltiplos cenários, apresentando as restrições na capacidade do sistema de fornecer energia para recarga de EVs;
- Estudo de caso: a aplicação da metodologia e da ferramenta para a elaboração de estudos de casos usando dados reais da rede de distribuição de uma região central de São Paulo, dados atualizados de frota, dados reais da carga elétrica e dados precisos das recargas elétricas. Ademais, são discutidas as opções para gerenciar esses possíveis impactos e restrições.

1.3. Estrutura

O restante deste trabalho está organizado da seguinte forma:

- Capítulo 2: descreve a metodologia para a modelagem dos diferentes tipos de carga elétrica;
- Capítulo 3: detalha o algoritmo construído para aplicação da metodologia;
- Capítulo 4: caracteriza o estudo de caso dos impactos das recargas de EVs na rede de distribuição, desenvolvido para uma região dos bairros de Pinheiros, Vila Madalena e City Butantã, em São Paulo/SP;
- Capítulo 5: caracteriza os detalhes de cada um dos cinco cenários que foram simulados para o estudo de caso;
- Capítulo 6: apresenta os resultados obtidos em cada um dos cenários simulados;
- Capítulo 7: discute alternativas de mitigação dos efeitos das recargas de EVs; e
- Capítulo 8: apresenta as conclusões do trabalho;
- Apêndices: exibe os códigos utilizados na construção da ferramenta proposta.

2

Metodologia

A metodologia proposta neste trabalho se baseia na análise da demanda de uma determinada região, utilizando o Open Distribution System Simulator (OpenDSS), que é um *software* de código aberto para simulação de fluxo de potência de sistemas de distribuição no domínio da frequência (DUGAN, 2016), e é o *software* padrão para os cálculos de perda regulatória de distribuidoras de energia em sistemas de distribuição de baixa e média tensão no Brasil (ANEEL, 2014).

Nesta metodologia, cada um dos transformadores de distribuição dos alimentadores da região definida atende a demandas residenciais, comerciais e industriais agregadas, bem como recargas de veículos elétricos (recargas residenciais, comerciais e de estações). Contudo, para a perfeita compreensão da metodologia apresentada, é fundamental o conhecimento dos quatro modos de recargas para EVs. Desta forma, a seção a seguir apresenta o detalhamento dos modos de recarga e, na sequência, a metodologia proposta é detalhada.

2.1. Modos de recarga

A figura 2.1 ilustra os modos de recarga de EVs, conforme definidos na IEC 61851-1 (International Electrotechnical Commission, 2010), salientando algumas das principais diferenças entre eles.



Figura 2.1: Representação dos modos de recarga de EVs

O modo um é o modo mais simples, pois é um método de conexão de um EV a uma tomada padrão, em uma rede de alimentação CA, usando um cabo e plugue padrão, sem nenhum equipamento adicional. Neste modo, a corrente elétrica máxima não deve exceder 16 A.

Dentre todos os modos de recarga, esse é o único que não apresenta nenhum dispositivo de controle e comunicação entre o veículo e o carregador, o que agrega diversos riscos ao processo de carregamento, especialmente de sobreaquecimento. Por esse motivo, este modo é proibido em diversos países, como os Estados Unidos e a Inglaterra, e praticamente não é utilizado (ABNT, 2021).

O modo dois de carregamento é um método de ligação de um EV a uma tomada padrão CA, com uma caixa de controle EVSE (*electric vehicle supply equipment*) e um sistema de proteção contra choques elétricos, integrado no cabo de ligação. A comunicação que é estabelecida entre o veículo e a estação de carregamento, para os carregamentos nos modos dois e três, é efetuada por modulação da largura de pulso de um sinal, ou *Pulse Width Modulation* (PWM) (PINTO, 2014). No modo dois, esse controle se dá por meio do cabo de conexão entre veículo e rede, enquanto no modo três, o controle fica acoplado ao equipamento de recarga. O sistema de controle possui as seguintes funções:

- Ligar e desligar o carregamento;
- Regular a demanda de potência elétrica do EV;
- Verificar se a ligação está correta;
- Determinar as necessidades de ventilação na área de carregamento;
- Comunicar a máxima intensidade de corrente de carregamento;

Assim como o modo um, o modo dois é denominado de recarga lenta e está limitado a instalações elétricas domésticas. Contudo, para o modo dois, a corrente elétrica máxima permitida é de até 32 A. Com isso, a potência típica de carregamento desse modo varia entre 3,6 e 7,2 kW, podendo chegar a 22 kW. A modelagem deste trabalho inclui a utilização de carregadores do modo dois, de 3,6 kW, para as recargas residenciais, detalhadas na seção 2.3.2.2.1, e inclui a utilização de carregadores do modo três, de 7,2 kW, para as recargas comerciais, detalhadas na seção 2.3.2.2.2.

No modo três, denominado de recarga rápida, os veículos elétricos são carregados por um equipamento específico, permanentemente ligado a uma rede de alimentação CA dedicada e integrando funções de proteção e controle. Neste modo, tipicamente utilizado para recargas em locais públicos, a corrente máxima permitida é de 63 A. Com isso, a potência típica de carregamento varia entre 7,2 kW e 22 kW, podendo chegar a 44 kW.

Por fim, o modo quatro, denominado de recarga ultrarrápida, apresenta as recargas em corrente contínua, utilizadas em estações de recarga. O tempo de recarga das baterias neste modo é consideravelmente inferior aos demais modos, já que a potência de carregamento pode chegar até a 800 kW. Neste modo, a comunicação digital entre o veículo elétrico e os equipamentos de alimentação deve atender aos requisitos descritos na norma específica sobre o assunto, a IEC 61851-24. Este trabalho inclui a utilização de carregadores do modo quatro, de 350 kW, para a modelagem das recargas em postos de recarga, detalhadas na seção 2.3.2.3.

2.2. Modelagem das cargas e método proposto

A Figura 2.2 ilustra a modelagem das cargas e sua integração com a rede de distribuição. A figura mostra um transformador de distribuição que abastece cargas residenciais, comerciais e industriais, além de cargas de recarga de veículos elétricos residenciais e comerciais (as recargas de estações não estão representadas). A soma das contribuições de cada tipo de carga resulta em uma carga total para um determinado transformador. Além disso, os percentuais de participação de cada tipo de carga nos transformadores dependem da região urbana e da localização do transformador.



Figura 2.2: Agregação de cargas nos transformadores de distribuição

Ressalta-se que a metodologia permite ao usuário definir o quanto que um determinado tipo de carga contribui para a carga total fornecida por cada transformador. Se necessário, um determinado tipo de carga pode ter um fator de contribuição zero (por exemplo, uma carga industrial em um bairro residencial).

A referida metodologia está representada na figura 2.3. Ela apresenta seu fluxograma, considerando os dados de entrada principais e as etapas de processamento, bem como as subetapas associadas a cada uma delas.



Figura 2.3: Fluxograma da ferramenta

Nas seções seguintes, são apresentadas a modelagem de cada parte do método proposto. Ademais, o detalhamento da construção e da aplicação da ferramenta é apresentado no capítulo seguinte e nos apêndices.

2.3. Dados de entrada

A metodologia proposta divide os dados de entrada em dados técnicos, estatísticos e prognósticos. Na sequência, discorre-se sobre cada um dessas informações.

2.3.1. Dados técnicos

Estes são os dados elétricos da rede de distribuição da região sob análise, disponíveis no GIS, utilizado pela concessionária de distribuição. Esse sistema de informações geográficas armazena informações sobre a topologia dos alimentadores e seus parâmetros elétricos e é atualizado periodicamente a partir do banco de dados corporativo da empresa. Os parâmetros extraídos do GIS da distribuidora de energia são, então, incluídos no OpenDSS. Os dados extraídos do GIS e que são necessários para a modelagem da rede são:

- Topologias dos alimentadores: descritas em termos das coordenadas do sistema universal transverso de Mercator (UTM);
- Dados dos condutores, tipos de cabos, tipo de instalação e geometria: usados para calcular as impedâncias da linha; e
- Dados dos transformadores de distribuição: potência nominal, posição na rede e seus tipos de ligação.

Com esses dados, o alimentador de distribuição é modelado como mostrado na figura 2.4.



Figura 2.4: Exemplo de alimentador de distribuição

Neste modelo, há um ramal principal denominado tronco, que conecta as barras 10, 20, ..., k, ..., k + n. Do tronco partem diversos ramais laterais, geograficamente distribuídos pela região atendida pelo alimentador dos pontos: { x_{10} , y_{10} }, { x_{20} , y_{20} }, ..., { x_{k+n} , y_{k+n} }, etc. Cada ramal é caracterizado por sua impedância série, por exemplo, $\bar{Z}_{10,20}$. Os transformadores de distribuição instalados no tronco e nos ramais laterais alimentam as redes de baixa tensão conectadas aos consumidores. Por fim, cada transformador possui uma carga agregada variável, por exemplo, \bar{S}_k , composta por cargas residenciais, comerciais e industriais adicionadas das recargas de veículos elétricos.

2.3.2. Dados estatísticos

Essas são as curvas diárias de demanda para as cargas residenciais, comerciais e industriais, bem como as curvas diárias de recarga lenta, rápida e ultrarrápida para EVs. As curvas de carga média e desvio padrão dependem de campanhas de medição pública na cidade em estudo para representar consumidores de energia estacionária. Por sua vez, as curvas de recarga lenta e rápida de EVs dependem dos padrões de recarga dos consumidores. Por fim, as curvas de recarga ultrarrápida de EVs são inseridas na metodologia proposta por meio de distribuições de probabilidade ao longo do tempo.

Normalmente, as simulações plurianual usam o OpenDSS no modo *yearly* e utilizam curvas diárias típicas como entradas para essas simulações. No entanto, essa abordagem pode limitar a investigação, uma vez que as simulações apenas repetem os padrões de consumo representados nas curvas diárias, ao longo do intervalo de tempo de interesse.

Portanto, neste trabalho é utilizada uma abordagem diferente, que usa o OpenDSS no modo diário e se baseia em padrões estatísticos de consumo baseados em curvas médias diárias, com diferentes valores de média e desvio padrão para cada instante do dia. Como resultado, as simulações plurianuais apresentam diferentes padrões de consumo diário, que representam mais adequadamente os comportamentos dos consumidores ao longo do período selecionado.

Além de usar diferentes curvas diárias para cada dia nas simulações, é importante considerar diferentes padrões de consumo para consumidores residenciais, comerciais e industriais (JONES et al., 2021). Então, para se obter a curva de demanda de cada transformador, é necessário agregar as diferentes curvas, de forma semelhante à abordagem descrita em (JARDINI et al., 2000).

Definindo a demanda como a potência média da carga por um intervalo de tempo, a equação para descrever uma curva de carga, em valores p.u., é

$$d_{carga.pu}(t_i) = \frac{\overline{P}_{carga}(t_i)}{P_{base.carga}}$$
(2.1)

onde $d_{carga.pu}(t_i)$ é a demanda de carga em p.u. para o intervalo de tempo t_i (i = 0, 1, ..., n), $\overline{P}_{carga}(t_i)$ é a potência média de carga para o intervalo de tempo t_i , e $P_{base.carga}$ é a potência de base de carga que pode ser especificada como a potência máxima de carga em um conjunto de medições. Então, o consumo da carga associada é dado por

$$E_{carga}(t_n) = P_{(base.carga)} \sum_{i=0}^{n} d_{carga.pu}(t_i) \Delta(t_i)$$
(2.2)

onde Δ ti é a duração do intervalo de tempo t_i .

2.3.2.1. Modelagem de curvas de carga de consumidores estacionários

Considerou-se o método proposto em (JARDINI et al., 2000) para a obtenção das curvas típicas de demanda diária, com média e desvio padrão em p.u., em dias úteis, sábados e domingos para consumidores residenciais e comerciais com determinadas faixas de consumo. Critérios de sazonalidade podem ser adicionados à metodologia para simulações em cidades onde há grandes variações de demanda ao longo do ano, contudo, neste trabalho, não foram considerados.

Uma resolução temporal fixa Δt_i para as curvas de carga típica, com a mesma resolução utilizada para curvas de recarga, definidas na seção 2.3.2.2, permite uma série de soluções de fluxo de potência para o intervalo de tempo Δt_i . A resolução temporal padrão utilizada neste trabalho é de 15 minutos.

2.3.2.2. Modelagem de curvas de carga de recarga de frota (lenta e rápida)

A referência (JONES et al., 2021) mostra a importância de considerar diferentes padrões de perfil para recargas residenciais e comerciais. Além disso, a referência (QUIROS-TORTOS; OCHOA; BUTLER, 2018) mostra que a variação no comportamento das recargas em diferentes estações é limitada, ou seja, há pouca ou nenhuma sazonalidade. Isso permite agrupar todos os eventos de recargas em três categorias: dias da semana, sábados e domingos. Além disso, diferentes tipos de recargas são considerados, uma vez que o modo dois ou o modo três de carregamento são normalmente usados para carregar EVs em seus locais de parada (LEEMPUT et al., 2015).

Seguindo essas premissas, o autor modelou as curvas de recarga divididas por padrões, considerando recargas residenciais e comerciais; categorias, com curvas diferenciadas para dias de semana, sábados e domingos; e tipos, considerando dois modos de recarga. Os modos de recarga estão detalhados na seção 2.1, enquanto as curvas de carga estão detalhadas nas seções 2.3.2.2.1 e 2.3.2.2.2.

É importante salientar que as curvas de recarga da frota são definidas diariamente para cada consumidor e agregadas pelo mesmo processo descrito na seção 2.3.2.1. Essas curvas são associadas a cada transformador de forma proporcional à sua potência e seguindo uma distribuição normal padrão. Decidiu-se usar a distribuição normal padrão, pois não há dados que indiquem o desvio padrão real.

Por fim, faz-se necessário mencionar que a estratégia mais utilizada para recarga EVs é o *plug & charge*, ou seja, o processo de recarga da bateria inicia imediatamente quando o usuário chega ao ponto de recarga e conecta o veículo na parede (TORRES-SANZ et al., 2018). Estratégias de recarga inteligentes e eficientes, como por exemplo não são consideradas neste trabalho.

2.3.2.2.1 Recargas residenciais Para definir curvas de carga de recarga residenciais típicas, utilizou-se dados de mais de 85.000 eventos de carregamento lento (3,6 kW) de 221 EVs monitorados ao longo de dois anos como parte do maior teste de EVs no Reino Unido e na Europa, o *My Electric Avenue* (EA Technology, 2015). Em seguida, o autor estabeleceu o comportamento das curvas diárias dos EVs (resolução de 15 minutos), usando a análise estatística apresentada em (QUIROS-TORTOS; OCHOA; BUTLER, 2018) para obter a média diária típica das curvas de carga de recarga dos dias da semana. Além disso, o autor utilizou os resultados apresentados em (SØRENSEN et al., 2021) para obter as curvas de sábados e domingos.

Em seguida, as curvas de desvio padrão foram geradas utilizando a mesma proporção entre a média e o desvio padrão observado nas curvas dos consumidores residenciais. Como resultado, a figura 2.5 representa as curvas de carga típicas de recarga residencial, com média e desvio padrão para os dias de semana, sábados e domingos.



Figura 2.5: Curvas típicas de recarga residencial

2.3.2.2. Recargas comerciais Para definir curvas de carga típicas de recargas comerciais, utilizou-se dados do *Western Australian Electric Vehicle Trial*(MADER, 2012), que monitorou eventos de recarga que foram realizados em locais comerciais, como trabalho mas não em estações de recarga. Em seguida, estabeleceu-se o comportamento das curvas diárias dos EVs (resolução de 15 minutos), usando a análise estatística apresentada em (SPEIDEL; BRÄUNL, 2014), para que fosse obtida a média diária típica das curvas de recarga para os dias da semana.

Além disso, a mesma proporção observada nas curvas comerciais foram utilizadas para obter as curvas de sábados e domingos. Em seguida, as curvas de desvio padrão são geradas utilizando a mesma proporção entre a média e o desvio padrão observado nas curvas dos consumidores comerciais. Como resultado, a figura 2.6 ilustra as curvas de carga típicas de recarga comercial, com média e desvio padrão em dias de semana, sábados e domingos.

2.3.2.3. Modelagem de estações de recarga

Finalmente, a metodologia proposta considera as estações de carregamento de EVs, uma vez que afetam significativamente a demanda de energia nos alimentadores, especialmente com o início do carregamento ultrarrápido com níveis de potência de até 350 kW por carregador (GILLERAN et al., 2021).



Figura 2.6: Curvas típicas de recarga comercial

Utilizou-se o método apresentado em (BRYDEN et al., 2018) para estimar quantas recargas ultrarrápidas serão necessárias para um determinado número de EVs e em que hora do dia essas recargas são mais prováveis de ocorrer. Os autores implementaram o número de recargas ultrarrápidas por milhão de veículos, por dia da semana, e estabeleceram a probabilidade de carga ultrarrápida para intervalos horários. Além disso, essa referência sugere que são necessários 1400 pontos de carregamento rápido por milhão de EVs e os postos de recarga da metodologia foram incluídos nessa proporção.

Assim como o número de estações, as localizações desses pontos de recarga são cruciais para as simulações. A referência (AWASTHI et al., 2017) sugere um método para otimizar a colocação de pontos de carregamento ultrarrápido, com base na rede de distribuição de energia existente e nos custos de instalação das estações de carregamento. A referência (DAVIDOV; PANTOŠ, 2017) propõe um método de discretizar a rede rodoviária e gerar rotas de tráfego EVs para posicionar os pontos de carregamento ultrarrápido de forma otimizada. As técnicas apresentadas nesses trabalhos de pesquisa podem ser utilizadas para estudos futuros semelhantes, buscando as melhores localizações para as estações de carregamento ultrarrápido.

2.3.3. Prognósticos

Os prognósticos são estimativas que podem se basear em informações obtidas de múltiplas fontes, tais como estudos de distribuidoras e concessionárias, estudos de comportamento de agências governamentais, trabalhos acadêmicos, referências, etc. A inserção desses dados de entrada permite a etapa de processamento da metodologia.

2.3.3.1. Frota de veículos, composição geográfica e padrões de recarga

São inseridos nessa etapa os dados frota de carros, a composição geográfica, dividida entre áreas residenciais, comerciais e industriais e a proporção esperada entre os carregamentos lentos (residenciais), rápidos (comerciais) e ultrarrápidos (estações), para os veículos da região.

2.3.3.2. Comportamento de crescimento de demanda estacionária

Em razão da metodologia apresentar projeções de longo prazo, faz-se necessária a inserção de um parâmetro que reflita a expectativa de crescimento da demanda estacionária da região da cidade em estudo. Nessa metodologia, é considerado um crescimento linear na demanda estacionária ao longo dos anos.

2.3.3.3. Comportamento de crescimento da frota de veículos

Pela mesma razão descrita acima, faz-se necessária, também, a inserção de um parâmetro que reflita a expectativa de crescimento natural de toda a frota de veículos (ICEVs + EVs) da região em estudo. Do mesmo modo, é considerado um crescimento linear da frota total de veículos ao longo dos anos. Cabe ressaltar que a quantidade de EVs nas simulações é calculada sempre como uma porcentagem da frota total e seu crescimento é realizado com base na função de transição de frota definida pelo usuário.

2.4. Processamento

Depois que todos os dados de entrada são apropriadamente inseridos, a etapa de processamento é iniciada. O detalhamento da parte ligada à programação para o funcionamento da ferramenta está amplamente documentado no capítulo a seguir, que ocorre conforme as etapas descritas a seguir.

2.4.1. Seleção da área de interesse

O usuário delimita a área de interesse da cidade em análise para aplicar a metodologia. Essa área pode variar desde um pequeno bairro residencial até uma zona industrial, ou até mesmo abranger toda a cidade, uma vez que os dados de GIS da empresa de distribuição geralmente abrangem toda a área de concessão.

2.4.2. Geração dos arquivos no formato OpenDSS

A ferramenta converte adequadamente os dados registrados e gera todos os arquivos para a infraestrutura existente nessa região, no modelo OpenDSS.

2.4.3. Definição da carga inicial dos transformadores

Neste passo, é possível definir a carga inicial de cada transformador de distribuição na região de interesse em termos da porcentagem de sua potência nominal, por exemplo, 60%. Assim, as demandas diversificadas máximas¹ dos transformadores no primeiro dia do horizonte de estudo são estabelecidas pelo método, agregando as demandas dos consumidores residenciais, comerciais e industriais; e as demandas dos veículos elétricos. Assim sendo,

 as curvas de carga diária, que possuem valores de média e desvio padrão baseados nos valores de carga medidos, representam as demandas dos consumidores residen-

¹Maior valor da soma de todas as demandas horárias conectadas a cada transformador.

ciais, comerciais e industriais, conforme detalhado na seção 2.3.2.1;

- as curvas de recarga diária, que possuem valores de média e desvio padrão baseados em características típicas de veículos elétricos, representam as demandas dos comportamentos de recarga (lenta e rápida), conforme detalhado na seção 2.3.2.2; e
- as distribuições de probabilidade representam as demandas de recarga ultrarrápidas, conforme detalhado na seção 2.3.2.3.

2.4.4. Simulações

Neste passo, as simulações são iniciadas. Em cada etapa de tempo previamente definida, o OpenDSS seleciona os valores de demanda estacionária e de recarga de EVs de acordo com as curvas de média e desvio padrão, levando em consideração as previsões de crescimento tanto da frota de EVs quanto da carga estacionária. Em seguida, o sistema resolve o fluxo de potência. Este procedimento é realizado repetidamente para todos os dias do intervalo de tempo de interesse. Ou seja, para cada dia de simulação há uma nova curva de carga para cada um dos transformadores.

Para ilustrar essa abordagem, que expande consideravelmente o nível de detalhamento dessa metodologia, apresentamos na figura 2.7 as curvas que foram utilizadas no estudo de caso, para os transformadores TR106-1000 e TR106-1100, nos dois primeiros dias, do primeiro cenário simulado. O mesmo processo é realizado para as curvas de carga comerciais, para as curvas de recarga residenciais e para as curvas de recarga comerciais, em cada um dos transformadores da rede.

2.4.5. Resultados

Após o término das simulações, a ferramenta fornece uma análise de longo prazo, em média tensão, combinando o impacto da carga existente e seu crescimento natural; da carga de recarga residencial, comercial e industrial, em cenários distintos de eletrificação



Figura 2.7: Curvas de carga residenciais de dois dias simulados

da frota; das recargas de estações, com diferentes projeções para níveis de uso. Todos os parâmetros utilizados na ferramenta podem ser editados para a realização de novas avaliações.

Posteriormente, a ferramenta apresenta os resultados da simulação ao longo dos anos, trazendo tabelas e gráficos com dados diários de:

- perdas de energia, expressas em porcentagem da energia total distribuída por cada alimentador;
- fator de potência, considerando o pior caso observado em qualquer trecho do circuito durante o dia;
- tensão mínima, expressa em p.u., e considerando o menor nível de tensão observado em qualquer trecho do circuito durante o dia; e
- tensão máxima, expressa em p.u. e considerando o maior nível de tensão observado em qualquer trecho do circuito durante o dia.

Por fim, a ferramenta identifica as linhas e transformadores mais críticos, comparando os resultados com seus limites nominais, o que contribui com os engenheiros de planejamento para tomar decisões sobre reforços e modernizações que são consideradas necessárias, bem como a data de implementação desses projetos na rede de distribuição.

3

Detalhamento da Ferramenta

A metodologia descrita no capitulo dois foi implementada para simulação no OpenDSS como um servidor em processo *component object model* (COM) implementado a partir de uma *dynamic link library* (DLL), conduzida por uma rotina do *software* Matlab. O Matlab é uma ferramenta de *software* que fornece uma biblioteca muito extensa de funções predefinidas para tornar as tarefas de programação técnica mais acessíveis e eficientes (CHAP-MAN, 2015).

A rotina em Matlab que sustenta a ferramenta é composta por doze scripts no formato <.m> que geram quatro arquivos a serem utilizados pelo OpenDSS. O algoritmo é apresentado no formato de diagrama de blocos, ilustrado na figura 3.1.

Nas seções subsequentes é descrito o funcionamento de cada uma dessas etapas. Para melhor compreensão, é apresentado, apenas a título de exemplo, dados utilizados em um dos alimentadores do estudo de caso (circuito de número 108), descrito e amplamente detalhado no capítulo quatro.


Figura 3.1: Diagrama de blocos da ferramenta proposta

3.1. Start

Essa é função de início da rotina. Nela, são realizadas as seguintes definições iniciais:

- Nome do circuito, no formato que será exportado ao final das simulações: <Circuito108_EXP_Summary.csv>;
- 2. Total de semanas a serem simuladas: 1044 (20 anos);
- 3. Total de cenários a serem simulados: 5;
- 4. Carregamento atual dos transformadores da região: 0,59 (p.u.);
- 5. Composição geográfica de residências: 0,823 (82,3%);

- Composição geográfica do comércio (a participação comercial é calculada como a diferença entre a totalidade e a composição geográfica de residências): 0,177 (17,7%);
- 7. Taxa de crescimento anual da demanda elétrica na região, em %: 3,7;
- 8. Taxa de crescimento anual de veículos na região, em %: 2,83; e
- 9. Número de carros na região do alimentador: 4089.

Na sequência, são chamadas a função Converter e a função Main.

3.2. Converter

A função Converter é indispensável para o funcionamento do *software*, pois o formato em que os dados são exportados pelo GIS é incompatível com o formato utilizado pelo OpenDSS. A partir do arquivo principal, obtido através do GIS, são realizadas, inicialmente, as leituras e conversões das seguintes informações:

- 1. Identificador de cada um dos trechos do circuito (no circuito 108 são 444 trechos);
- 2. Identificador do início e do final de cada um dos trechos;
- 3. Coordenada UTM do início e do final de cada um dos trechos;
- 4. Código do cabo existente no trecho;
- 5. Fases existentes no trecho;
- 6. Código do transformador conectado no início do trecho; e
- 7. Código da compensação reativa conectada no início do trecho.

Após isso, em um outro arquivo, são lidos os valores das compensações reativas, os dados de potência e as informações de conexão dos transformadores. Os dados lidos nesse momento são associados aos códigos anteriormente lidos do arquivo principal.

Em seguida, são realizados os cálculos para conversão dos parâmetros dos cabos, expressos em termos do raio médio geométrico (RMG) do condutor (mm), do diâmetro externo (mm) e da resistência própria (Ω /km); para os parâmetros de resistência e reatância de sequência positiva e de sequência zero (r0, x0, r1, x1) por quilômetro. Além disso, é feita uma redução de Kron, de modo a eliminar o condutor neutro para reduzir o tempo de simulação no OpenDSS.

Por fim, após todas as conversões, a função cria os arquivos no formato <.dss> e <.dat>. Os arquivos são:

 <Cargas.dss> - contém todos os transformadores, considerados como cargas e com fator de potência de 0,92 indutivo, por ser a referência mínima da legislação brasileira. Como exemplo, o transformador conectado no nó 77 do alimentador 108, que é um transformador trifásico de 200 KVA, foi representado dessa forma:

New Load.EletricaTrafoTR108_2800 Bus1=0077.1.2.3 Conn=Delta Model=5 Phases=3 KV=13.8 KW=184 KVAR=78.3 Daily=loadeletrica17

Como nesse circuito, existem 162 transformadores, as 162 primeiras linhas do arquivo são semelhantes à descrita acima. Já as 162 linhas seguintes (163-324) são as representações das recargas de veículos, efetuadas em residências e comércios, que serão demandadas nesses transformadores.

Essas recargas são descritas pelo modelo de corrente constante, com potência ativa unitária e de fator de potência 0,90 indutivo, que é o fator de potência encontrado na grande parte dos carregadores de veículos. Vale ressaltar que essa potência ativa unitária não é a carga final que será demandada do transformador, pois na sequência do programa ela será multiplicada pelo valor realmente demandado.

Como exemplo, a carga proveniente das recargas, que foi inserida no mesmo transformador exemplificado acima foi descrita como:

New Load.VeiculoTrafoTR108_2800 Bus1=0077.1.2.3 Conn=Delta Model=5 Phases=3 KV=13.8 KW=1 KVAR=0.33 Daily=loadvehicle179

As últimas linhas do arquivo caracterizam os postos de recarga da região. Essa carga também foi descrita pelo modelo de corrente constante, com potência ativa de 350 kW, conforme mencionado na seção 2.1 e de fator de potência 0,90 indutivo, que é o fator de potência da maioria dos carregadores de alta potência. Como exemplo,

foi simulado, no nó 177 desse alimentador, um posto de recarga que está descrito como:

New Load.PostoTrafoTR108_6200 Bus1=0177.2 Conn=Delta Model=5 Phases=3 KV=13.8 KW=350 KVAR=149 Daily=loadposto3;

 2. <Linecodes.dss> - contém os parâmetros de todos os modelos de linhas utilizados no alimentador. Uma das linhas desse arquivo é descrita abaixo:

New Linecode.336A3P0A nphases=3 basefreq=60 units=km r0=0.51357 x0=1.3294 r1=0.1882 x1=0.35789;

 <Lines.dss> - contém todas as linhas do alimentador, com os parâmetros do número de fases, nós que estão conectados, tamanho e modelo de linha. Por exemplo, uma das linhas do circuito é descrita como:

```
New Line.Lin12 Phases=3 Bus1=0011.1.2.3 Bus2=0013.1.2.3 Length=0.024 Line-
code=336A3P0A; e
```

 4. <Coordenadas.dat> - contém as coordenadas UTM de todos os nós do alimentador, como:

0001 325195 7394005

3.3. Main

Após as definições iniciais e as conversões de formato, a função Main estabelece, de fato, o ponto de partida para a execução do programa. Ela controla a execução geral do algoritmo, direcionando as chamadas para outras funções no programa. As operações realizadas por essa função são as seguintes:

- 1. Chamada da função <DivideCargas>;
- Chamada do comando de abertura do OpenDSS, criação do objeto DSS e criação das variáveis de *interface* com o simulador;
- 3. Através da estrutura condicional *switch*, ocorre a avaliação de qual o cenário que será simulado. Cada uma das cláusulas *case* contém as definições dos cenários a

serem simulados;

- No interior de um laço, que é repetido pelo total de semanas a serem simuladas, ocorrem as chamadas das funções:
 - DemandaEstacionariaSemana, que estabelece as demandas de consumidores estacionários em dias de semana¹;
 - RecargasVeículosSemana, que estabelece as demandas de recargas de veículos em dias de semana¹;
 - RotinaOpenDSS, que executa o comando de compilação e resolução do fluxo de potência no OpenDSS¹;
 - DemandaEstacionariaSabado, que estabelece as demandas de consumidores estacionários em sábados;
 - RecargasVeículosSabado, que estabelece as demandas de recargas de veículos em sábados;
 - RotinaOpenDSS, que executa o comando de compilação e resolução do fluxo de potência no OpenDSS;
 - DemandaEstacionariaDomingo que estabelece as demandas de consumidores estacionários em domingos;
 - RecargasVeículosDomingo, que estabelece as demandas de recargas de veículos em domingos; e
 - RotinaOpenDSS, que executa o comando de compilação e resolução do fluxo de potência no OpenDSS.

Após a sinalização do término da simulação do cenário presente, a ferramenta verifica se há outros cenários a serem simulados. Em caso positivo, as funções do laço são repetidas com os novos parâmetros. Em caso negativo, a função Resultados é chamada.

¹As funções DemandaEstacionariaSemana, RecargasVeículosSemana e RotinaOpenDSS são repetidas por cinco vezes para simular os cinco dias úteis da semana.

3.4. DivideCargas

Esta função realiza a divisão, ponderada pela potência dos transformadores do alimentador e a partir de uma distribuição normal, de quantos EVs serão recarregados em cada um dos transformadores. Ou seja, a função divide, dentre os 4089 carros que usarão a infraestrutura elétrica do alimentador exemplo, quantos usarão cada um dos 162 transformadores (os dados são armazenados em um vetor chamado Divisao).

3.5. DemandaEstacionariaSemana

Determinação da carga diária dos consumidores estacionários em dias de semana é repetida em intervalos consecutivos, definidos previamente pelo usuário, por exemplo em intervalos de quinze minutos, que resultam em noventa e seis repetições. A função consiste na execução dos passos definidos a seguir.

 Verificação da semana que está sendo simulada e cálculo do incremento em razão do crescimento vegetativo da demanda elétrica, conforme equação:

$$c_{veg} = (1 + (t_{veg}/100))^{((s-1)/52)}, \tag{3.1}$$

onde c_{veg} é o crescimento vegetativo da demanda elétrica; t_{veg} é a taxa anual de crescimento vegetativo da demanda elétrica em porcentagem; *s* é a n-ésima semana que está sendo simulada;

- Leitura do arquivo que contém a curva de demanda residencial. Os 96 dados de média e os 96 dados de desvio padrão são armazenados;
- Leitura do arquivo que contém a curva de demanda comercial. Os 96 dados de média e os 96 dados de desvio padrão são armazenados;
- 4. Geração de uma matriz de números reais aleatórios, que respeitam a distribuição normal padrão. Essa matriz, denominada Nrandomicos, é necessária para os cálculos de demanda residencial e comercial. Desta forma, seu número de linhas deve

respeitar a discretização originalmente definida pelo usuário e o número de colunas deve ser dois, sendo a primeira utilizada para o cálculo da demanda residencial e a segunda para o cálculo da demanda comercial;

5. Definição da carga diária estacionária de consumidores residenciais, que é armazenada em um vetor de 96 posições, calculada pela função:

$$D_{residencial} = \{M_{residencial} + S_{residencial} \times (N_{randomicos})_1\} \times C_{transformador}, \quad (3.2)$$

onde $D_{residencial}$ é o vetor que armazena a demanda residencial calculada para os consumidores estacionários; $M_{residencial}$ é o vetor que contém os dados de média da curva de carga estacionária das residências; $S_{residencial}$ é o vetor que contém os dados de desvio padrão da curva de carga estacionária das residências; $N_{randomicos}$ é o vetor de números reais aleatórios, que respeita a distribuição normal padrão e $c_{transformador}$ é o carregamento dos transformadores da região em estudo;

 Definição da carga diária estacionária de consumidores comerciais, que é armazenada em um vetor de 96 posições, calculada como em

$$D_{comercial} = \{M_{comercial} + S_{comercial} \times (N_{randomicos})_2\} \times C_{transformador}, \quad (3.3)$$

onde $D_{comercial}$ é o vetor que armazena a demanda comercial calculada para os consumidores estacionários; $M_{comercial}$ é o vetor que contém os dados de média da curva de carga estacionária dos comércios e $S_{comercial}$ é o vetor que contém os dados de desvio padrão da curva de carga estacionária dos comércios.

Em ambos os cálculos de demanda, deve-se verificar se o resultado das equações 3.2 e 3.3 não são números negativos de potência. Caso isso ocorra, o algoritmo torna nulos esses valores;

 Agregação da carga total de consumidores estacionários, de forma ponderada pela ocupação geográfica, entre as duas cargas calculadas acima. Ela é armazenada em um vetor de 96 posições, calculada pela função:

$$D_{agregada} = (D_{residencial} \times C_{residencial} + D_{comercial} \times C_{comercial}) \times C_{veg}, \quad (3.4)$$

onde *D_{agregada}* é o vetor de 96 posições que armazena a demanda agregada dos consumidores estacionários; e

 Exportação dos dados de demanda agregada no formato <.csv>, com o nome de <Loadshape> e a identificação da carga. No exemplo, são exportados 162 arquivos (<Loadshape1>, <Loadshape2>, ... , <Loadshape162>).

3.6. RecargasVeículosSemana

A função que determina a demanda oriunda da recarga de veículos em dias de semana também é repetida por 96 vezes. O passo a passo é descrito abaixo:

 Verificação da semana que está sendo simulada e cálculo do incremento em razão do crescimento vegetativo da frota de veículos, conforme equação:

$$C_{FrotaVeg} = (1 + (t_{FrotaVeg}/100))^{((s-1)/52)},$$
 (3.5)

onde $c_{FrotaVeg}$ é o crescimento vegetativo da frota de veículos da área de estudo e $t_{FrotaVeg}$ é a taxa anual de crescimento vegetativo da frota de veículos, em porcentagem;

- Verificação da semana e do cenário que está sendo simulado e cálculo, a partir da função de crescimento do respectivo cenário, qual será o percentual de EVs esperado para aquele momento;
- Leitura do arquivo que contém a curva de recargas em ambientes residenciais. Os
 96 dados de média e os 96 dados de desvio padrão são armazenados;
- Leitura do arquivo que contém a curva de recargas em ambientes comerciais. Os 96 dados de média e os 96 dados de desvio padrão são armazenados;

- 5. Geração de uma matriz de números reais aleatórios, que respeitam a distribuição normal padrão. Essa matriz, sobrescrita na variável Nrandomicos, é necessária para os cálculos de demanda por recargas em residências e comércios. Desta forma, seu número de linhas deve respeitar a discretização originalmente definida pelo usuário e o número de colunas deve ser dois, sendo a primeira utilizada para o cálculo da demanda por recargas em residências e a segunda para o cálculo da demanda por recargas em comércios;
- Definição da carga diária esperada por recargas em ambientes residenciais, que é armazenada em um vetor de 96 posições, calculada pela função:

$$D_{VeicRes} = \{M_{VeicRes} + S_{VeicRes} \times (N_{randomicos})_1\},$$
(3.6)

onde $D_{VeicRes}$ é o vetor que armazena a demanda de recargas calculada para as residências; $M_{VeicRes}$ é o vetor que contém os dados de média da curva de recarga das residências e $S_{VeicRes}$ é o vetor que contém os dados de desvio padrão da curva de recarga das residências;

 Definição da carga diária esperada por recargas em ambientes comerciais, que é armazenada em um vetor de 96 posições, calculada pela função:

$$D_{VeicCom} = \{M_{VeicCom} + S_{VeicCom} \times (N_{randomicos})_2\}, \qquad (3.7)$$

onde $D_{VeicCom}$ é o vetor que armazena a demanda de recargas calculada para o comércio; $M_{VeicCom}$ é o vetor que contém os dados de média da curva de recarga dos comércios e $S_{VeicCom}$ é o vetor que contém os dados de desvio padrão da curva de recarga dos comércios.

Da mesma forma, em ambos os cálculos de demanda, há um tratamento dos dados, idem ao que foi realizado para o cálculo da demanda estacionária, zerando a demanda dos momentos em que o resultado das equações 3.6 e 3.7 culminou em um valor negativo de potência; Agregação da demanda total de recargas em ambientes residenciais e comerciais, de forma ponderada, conforme a participação esperada dessas recargas nos cenários simulados. Esses dados são armazenados em um vetor de 96 posições, calculada pela função:

$$D_{VeicAgregada} = (D_{VeicRes} \times p_{res} + D_{VeicCom} \times p_{com}) \times c_{FrotaVeg} \times p_{EV} \times D_{divisao}, \quad (3.8)$$

onde p_{res} é a fração esperada para recargas em residências, dentre todas as recargas; p_{com} é a fração esperada para recargas em comércios, dentre todas as recargas e $D_{divisao}$ é o vetor que contém as frações de recagas esperada para cada um dos transformadores;

- 9. Exportação dos dados de demanda agregada por recargas de veículos são exportadas no formato <.csv>, com o nome de <Loadshape> e a identificação da carga. No exemplo, são exportados 162 arquivos (<Loadshape163>, <Loadshape164>, ... , <Loadshape324>);
- Leitura do arquivo que contém as probabilidades de recarga em estações de recarga e cálculo das probabilidades de que ocorra uma recarga em determinado período de 15 minutos;
- Cálculo do número de recargas esperada naquele posto naquele dia, a partir da quantidade de veículos elétricos esperada para a semana e para o cenário simulado.
 Em seguida, é realizado um sorteio, ponderado pelas probabilidades armazenadas acima, de quais os momentos e onde ocorrerão as recargas esperadas na simulação; e
- Exportação do arquivo no formato <.csv>, contendo a quantidade de recargas esperada em cada um dos períodos de 15 minutos para aquele dia.

3.7. DemandaEstacionariaSabado

Nessa função é executada a rotina semelhante ao descrito na seção 3.5, com diferenciação apenas na leitura dos dados de demanda, que agora se referem à demanda esperada para sábados.

3.8. RecargasVeiculosSabado

Assim como é feito para os consumidores estacionários, há a diferenciação dos padrões de consumo entre os dias de semana e os sábados. Nessa função ocorre a leitura dos dados de recargas esperadas para sábados, de modo similar à rotina descrita na seção 3.6.

3.9. DemandaEstacionariaDomingo

As curvas de carga para consumidores estacionários em domingos é estabelecida nessa função, onde ocorrem os mesmos procedimentos descritos na seção 3.5, com a utilização dos dados referente aos domingos.

3.10. RecargasVeiculosDomingo

Por fim, o mesmo processo realizado para diferenciar as recargas esperadas para os sábados é executado para as recargas esperadas para os domingos. Novamente, o processo é semelhante ao elucidado na seção 3.6, com a leitura sendo realizada para os dados referente aos domingos.

3.11. RotinaOpenDSS

Após a definição de carga do dia a ser simulado, a rotina de simulação no OpenDSS é realizada. O *script* utilizado para o OpenDSS está presente no apêndice A. Em suma, são

cumpridas as seguintes etapas:

- Declaração do equivalente de Thévenin, com os parâmetros de tensão e potência de curto-circuito do transformador da subestação;
- Carregamento dos arquivos <Linecodes.dss> e <Linhas.dss>, gerados na função Converter (descrita na seção 3.2);
- Carregamento do arquivo <Loadshapes.dss>, gerado na função Main (descrita na seção 3.3);
- Carregamento dos arquivos <Cargas.dss> e <Coordenadas.dat>, gerados na função Converter;
- Declaração do padrão de 13.8 kV como tensão de base, já que é a tensão de média utilizada pelos transformadores do alimentador;
- 6. Definição dos parâmetros de simulação diária, com resolução de 15 minutos;
- 7. Realização da simulação; e
- 8. Exportação dos resultados da simulação.

3.12. Arquivos de saída do OpenDSS

O arquivo principal exportado pelo OpenDSS, no formato <.csv> é modificado a cada nova simulação, isto é, os resultados dessa simulação diária são armazenadas em uma nova linha do arquivo principal. Para cada linha, são inseridas informações em 23 colunas, como data e hora da simulação, status da simulação, número de nós e barras do circuito, número de iterações que foram necessárias para resolução do circuito com o nível de precisão padrão do simulador, além de diversas medidas de parâmetros elétricos.

No apêndice B é ilustrado parte do arquivo exportado na simulação do alimentador exemplo (circuito 108), após edições de formato. O arquivo apresenta parte dos parâmetros exportados para as trinta primeiras simulações, ou seja, as 7,5 primeiras horas do primeiro dia da simulação realizada. Ressalta-se que a ferramenta permite a exportação de diversos outros dados, que podem ser solicitados após as simulações, como a potência e as tensões mínimas e máximas em cada nó, em cada dia simulado.

3.13. Resultados

A função Resultados lê o arquivo exportado pelo OpenDSS e extrai as informações mais relevantes para as análises. Dentre os parâmetros elétricos mais relevantes estão as tensões máxima e mínima obtidas em qualquer nó do circuito, o consumo de energia total e as perdas técnicas. Automaticamente, são gerados os gráficos e tabelas descritos na seção 2.4.5.

4

Estudo de caso

São Paulo é a quarta maior cidade do mundo em população, com cerca de 22 milhões de habitantes (United Nations, 2018). A principal distribuidora de energia elétrica que atua na cidade atende 18,0 milhões de pessoas em 7,5 milhões de unidades consumidoras diferentes (ENEL, 2021).

O presente estudo de caso foi desenvolvido utilizando dados reais da infraestrutura elétrica e da frota de uma região da capital paulista como as variáveis necessárias para as simulações, utilizando a ferramenta proposta. Além disso, foram usados diferentes cenários para projetar o crescimento da frota de EVs.

A seguir, são apresentadas as premissas utilizadas nesse estudo de caso, seguindo a metodologia descrita. Os cenários utilizados para o estudo de caso estão detalhados no capítulo 5 e o capítulo 6 apresenta o impacto das recargas de EVs em dezesseis alimentadores de distribuição da subestação nesta região.

4.1. Dados de entrada

4.1.1. Dados técnicos - subestação

Para a realização do estudo de caso, obteve-se acesso a uma base de dados do GIS, do *distribution management system* (DMS) e do sistema de gestão de ativos da distribuidora de energia elétrica da cidade de São Paulo. Com os dados em mãos, foi selecionada uma uma subestação típica, que possui dois transformadores de potência de enrolamento secundário duplo de 138/13,8 kV-60 MVA e uma configuração de barramento duplo com oito alimentadores, cuja topologia se encontra na figura 4.1 e uma representação do diagrama elétrico é exibida na figura 4.2.



-100 - 101 - 102 - 103 - 104 - 105 - 106 - 107 - 108 - 109 - 110 - 111 - 112 - 113 - 114 - 115

Figura 4.1: Alimentadores da subestação



Figura 4.2: Diagrama elétrico da subestação

A tabela 4.1 detalha cada um dos circuitos em termos de número e potência dos transformadores, comprimento total do alimentador e compensação de reativos.

N° do Circuito	N° de transf.	Potência (MVA)	% de transf.	Compensação (MVAr)	Compr. (km)
100	0	0	0	0	0,5
101	0	0	0	0	0,4
102	130	15,9	10,8%	0,5	14,0
103	180	16,0	10,9%	1,92	12,0
104	119	12,4	8,5%	1,3	8,6
105	25	2,6	1,8%	0,6	2,8
106	179	19,7	13,5%	2,6	10,8
107	97	10,4	7,1%	1,4	7,4
108	162	17,3	11,8%	1,8	10,6
109	112	12,5	8,5%	0,6	8,0
110	108	12,7	8,7%	0,6	11,0
111	67	11,1	7,6%	0,6	5,8
112	87	11,3	7,7%	2,8	7,1
113	36	2,9	2,0%	0	5,4
114	20	0,9	0,6%	0	2,1
115	16	0,7	0,5%	0	2,1
Total	1338,0	146,5	100,0%	14,7	107,9

 Tabela 4.1: Detalhamento dos alimentadores da subestação selecionada

Como a maioria dos estudos até meados de 2021 considera apenas perfis de carga de recarga residencial e comercial, a subestação selecionada está inserida em uma região não industrial. Além disso, é necessário mencionar que os alimentadores dessas subestações são aéreos, como 94,5% da rede de distribuição da cidade, e providos de transformadores 13,8 kV/220 V/127 V. A tabela 4.2 apresenta dados quantitativos acerca da rede de distribuição.

Tabela 4.2: Dados da rede de distribuição do estudo de caso

Número de transformadores	1.338
Faixa de potência dos transformadores	10 a 500 kVA
Mediana de potência dos transformadores	50 kVA
Média da demanda máxima diversificada	0,59 pu
Número de trechos	4.223
Número de unidades consumidoras	27.084

4.1.2. Dados estatísticos

Os dados estatísticos de entrada são as curvas de média diária e desvio padrão para residências e cargas estacionárias comerciais e curvas de recarga lenta, rápida e ultrarrápida.

4.1.2.1. Curvas de carga diária dos consumidores

Para definir as curvas de carga típicas de consumidores residenciais e comerciais, foram obtidos dados reais e públicos de medições de campo realizadas pela empresa mencionada na seção 4.1.1. Esses dados dos consumidores da cidade de São Paulo foram coletados em 2019 e fornecidos pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL).

Usando essas informações, aplicou-se a abordagem definida na seção 2.3.2.1 para obter curvas típicas de carga diária com valores médios e desvio padrão, com resolução de 15 min para consumidores residenciais e comerciais com faixas de consumo de até 1000 kWh/mês e 1000-5000 kWh/mês, respectivamente. A resolução temporal é de 15 min.

Enquanto a figura 4.3 ilustra as curvas de carga típicas de média residencial e desvio padrão em dias de semana, sábados e domingos, a figura 4.4 mostra as curvas comerciais típicas de carga média e desvio padrão em dias de semana, sábados e domingos.



Figura 4.3: Curvas típicas de demanda residencial



Figura 4.4: Curvas típicas de carga comercial

4.1.2.2. Curvas típicas de recarga dos consumidores

Aplicou-se a abordagem definida na seção 2.3.2.2.1 para obter curvas típicas de recarga diária, com valores de média e desvio padrão para consumidores residenciais. Em seguida, aplicou-se a abordagem definida na seção 2.3.2.2.2 para determinar as curvas de carga das recargas comerciais.

4.1.2.3. Curvas de probabilidade de recarga diária das estações

Com o objetivo de modelar as recargas nas estações, foi seguida a mesma premissa presente na referência (BRÄUNL et al., 2020), que considerou que carregadores de 350 kW devem ser usados em todos os locais com capacidade de rede elétrica suficiente. Além disso, projetos no Brasil usam carregadores ultrarrápidos de 350 kW conectados às redes de distribuição (Agência epbr, 2021). Ademais, outros projetos ao redor do mundo, incluindo *Electrify America* e *EVgo* (Electrify America, 2021; EVGO FAST CHARGING, 2021), também usam esses carregadores ultrarrápidos.

Outrossim, o cálculo da quantidade de postos por alimentador seguiu as premissas estabelecidas na seção 2.3.2.3 e foi considerado que todas as estações de recarga seriam alocadas nos locais onde já existem postos de gasolina atualmente. Por fim, cada recarga simulada é alocada a uma estação em um processo pseudo-aleatório, e o horário de início é traçado com base na curva de probabilidade apresentada em (NEAIMEH et al., 2017).

4.1.3. Prognósticos

4.1.3.1. Frota de veículos, composição geográfica e padrões de recarga

A figura 4.5 mostra o local geográfico atendido pela subestação em estudo¹. Primeiramente, calculou-se o número de moradores dessa região, a partir das densidades demográficas dos bairros englobados pela região (Prefeitura de São Paulo, 2021).



Figura 4.5: Área do estudo de caso em São Paulo/SP

Em seguida, utilizou-se os dados sociais do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, 2020) para calcular o número de veículos pertencentes a esses moradores. A Tabela 4.3 apresenta os dados coletados e a proporção entre ocupações comerciais e residenciais.

Tabela 4.3:	Dados de	frota e área	a geográfica	do estudo de caso
-------------	----------	--------------	--------------	-------------------

Área geográfica	7,93 km ²
Densidade demográfica da área	8.949,18 hab/km ²
Número de residentes em 2020	70.967
Número de carros dos moradores	34.664
Ocupação residencial	82,3%

Uma suposição das simulações foi considerar a diferença entre os residentes que car-

¹Para melhor visualização da área do estudo de caso, optou-se por suprimir as estruturas elétricas que alimentam a estação de trem Cidade Universitária.

regam seus veículos fora da área e os não-residentes que carregam nela é nula. Este parâmetro é editável e pode ser alterado a qualquer momento na ferramenta. Além disso, considerou-se um crescimento linear de 2,83% para o número de carros dos moradores, com base na projeção da frota de carros de passeio para os próximos dez anos no Brasil (Empresa de Pesquisa Energética, 2018). Em relação aos padrões de recarga, foram utilizados dois padrões distintos, para simulações de diferentes cenários, que estão detalhados no capítulo 5.

4.1.3.2. Comportamento de crescimento de demanda

Comportamento de crescimento de demanda é detalhado na seção 5.1, que simula o cenário da demanda exclusiva dos consumidores estacionários.

5

Cenários

Neste trabalho, foram analisados um caso base sem a inclusão de recargas de EVs e mais quatro cenários distintos, abrangendo diferentes níveis de penetração de mercado ao longo dos próximos 20 anos, com demandas variadas por recarga e padrões distintos de recarga, conforme descrito nas seções de 5.1 a 5.5.

O segundo cenário considera a análise e a discussão das experiências norueguesas, uma vez que elas devem ser úteis para trabalhar com a eletrificação da frota de carros particulares em outros países (SØRENSEN et al., 2021; INGEBORGRUD; RYGHAUG, 2019).

Os três cenários seguintes consideram a experiência brasileira na adoção da tecnologia *flex*, desde meados dos anos 2000. Esses cenários utilizam a taxa de adoção dessa tecnologia, que substituiu os carros monocombustíveis e passou a dominar o mercado de veículos novos no Brasil em 2003 (DU; CARRIQUIRY, 2013).

Além disso, foram realizadas análises de sensibilidade usando diferentes níveis e padrões de recarga residencial e comercial, pois espera-se que eles mudem ao longo do

No	Cenário	Composição da Frota	Distribuição	Demanda
1	Cenário base	-	-	_
2	Experiência noruguesa	Noruega	75/16/9	1x
3	Experiência flex	Flex	75/16/9	1x
4	Sensibilidade da distribuição	Flex	40/28/32	lx
5	Sensibilidade da demanda	Flex	40/28/32	Зx

Tabela 5.1: Síntese dos parâmetros de cada um dos cenários simulados

tempo. Atualmente, a maioria das recargas *plug-in electric vehicles* (PEVs) é realizada nas residências dos proprietários (MURATORI et al., 2019), embora isso deva mudar à medida que as opções comerciais e públicas avancem. Como exemplo, na União Europeia, prevê-se que a parcela do carregamento doméstico diminua de aproximadamente 75% em 2020 para 40% em 2030 (ENGEL et al., 2018).

Assim sendo, a tabela 5.1 apresenta uma síntese da composição dos cenários, enquanto as seções seguintes detalham os parâmetros adotados.

5.1. Cenário 1 — caso base

O primeiro cenário foi simulado com a condição real da rede e projetando um crescimento linear de 3,7% no consumo, com base na projeção de demanda elétrica para os próximos dez anos no Brasil (Empresa de Pesquisas Energéticas, 2017). Esta simulação é útil para fins de comparação com cenários com inserção de recargas de EVs.

5.2. Cenário 2 — experiência norueguesa

O cenário número dois é baseado no caso norueguês, que lidera, com folga, a adoção de veículos elétricos no mercado mundial. Dessa forma, esse caso fornece uma projeção real das proporções de vendas futuras de EVs que os mercados desenvolvidos podem experimentar nos anos seguintes (HERTZKE et al., 2018).

A figura 5.1 apresenta a evolução da composição de EVs na frota de automóveis de passageiros na Noruega (Norsk elbilforening, 2021), considerando 2014 como ano número um, que foi o primeiro ano com 1% ou mais nesta composição.

Além disso, foi utilizada a projeção de crescimento da frota de EVs na Noruega apresentada em (FRIDSTRØM, 2019) para a construção da curva até o vigésimo ano. De posse desses dados, foi realizada uma regressão polinominal pelo método dos mínimos quadrados e observou-se um ajuste bastante satisfatório para o polinômio de terceiro grau. Sendo assim, nesse cenário, o percentual de EVs é calculado por:

$$p_{EV} = -9 \cdot 10^{-5} \cdot (s/52)^3 + 0.0039 \cdot (s/52)^2 - 0.0077 \cdot (s/52) + 0.0207,$$
(5.1)

onde p_{EV} é o percentual de EVs esperado para aquele momento.

Por fim, a proporção de recargas residenciais, comerciais e de estações foi definida na proporção de 75/16/9, respectivamente, com base nas projeções para a União Europeia em 2020 (ENGEL et al., 2018).

5.3. Cenário 3 — experiência flex no Brasil

Os cenários a seguir trazem uma taxa de penetração de mercado diferente, uma vez que a evolução dos veículos *flex* no Brasil é considerada um processo de inovação incremental (OLIVA et al., 2014) que pode ser comparado à evolução de EVs.

A figura 5.1 apresenta a evolução da composição dos veículos *flex-fuel* na frota de automóveis de passeio no Brasil (SINDIPEÇAS, 2019), considerando 2004 como o ano número um, que foi o primeiro ano com 1% ou mais nesta composição. Além disso, implementouse a projeção apresentada em (Empresa de Pesquisa Energética, 2018) para a composição da curva até o vigésimo ano.

Observando o gráfico evolução de mercado dos veículos *flex* no Brasil, contido figura 5.1, nota-se tendências diferentes de crescimentos entre os primeiros cinco anos e o restante do período, que pode ser explicada pela teoria da difusão da inovação (RO-GERS, 2003). Dessa forma, optou-se pela divisão da curva em dois polinômios. Utilizando novamente o método dos mínimos quadrados, observou-se um ajuste satisfatório para duas funções quadráticas, sendo que a relativa aos primeiros cinco anos possui concavi-



Figura 5.1: Composição de frota

dade positiva e a outra concavidade negativa. Para os primeiros cinco anos simulados a função calculada foi:

$$p_{EV} = 0.0061 \cdot (sem/52)^2 + 0.0381 \cdot (sem/52) + 0.0133.$$
(5.2)

Para o restante do período, a função foi a seguinte:

$$p_{EV} = -0.0016 \cdot (sem/52)^2 + 0.0655 \cdot (sem/52) + 0.0709;$$
(5.3)

5.4. Cenário 4 — sensibilidade de distribuição das recar-

gas

O quarto cenário explora a sensibilidade de uma proporção diferente de recargas residenciais, comerciais e de estações, seguindo a tendência de queda das recargas residenciais. Neste cenário, a proporção de recargas residenciais, comerciais e de estações foi modificada para 40/28/32, respectivamente, com base nas projeções para a União Europeia em 2030 (ENGEL et al., 2018).

5.5. Cenário 5 — sensibilidade da demanda

Esta seção considera o pior cenário, que é o período próximo aos feriados (BRYDEN et al., 2018), quando as recargas chegam a três vezes mais do que dias úteis. Neste cenário, todas as demandas de recarga foram multiplicadas por três. Mesmo sabendo que esse não será o perfil exigido todos os dias, é fundamental entender o comportamento da rede em momentos de alta demanda.

6

Resultados e discussões

As simulações de cada um dos alimentadores ocorreram em paralelo, em cinco computadores de alto desempenho, totalizando 108 horas de simulação, apenas para as simulações da versão final do algoritmo, Os resultados apresentados neste capítulo se referem ao sistema composto pela rede, cargas existentes e cargas provenientes das recargas de EVs, definidas nas seções 2 e 4 e caracterizadas de acordo com a seção 5.

As simulações do OpenDSS mostraram que a rede existente na região escolhida é robusta e provavelmente não sofrerá efeitos relevantes durante os primeiros anos de adoção do EVs no Brasil. No entanto, à medida que a participação de mercado avança, consequências consistentes serão notadas, especialmente nos alimentadores mais carregados.

A seção 6.1 apresenta os resultados do primeiro cenário, que é o cenário-base, comparando o caso norueguês, aplicado à rede do estudo de caso, com o cenário-base. A seção 6.2 traz os resultados com um nível diferente de penetração de mercado, enquanto as seções 6.3 e 6.4 exploram a sensibilidade da distribuição das recargas e da demanda.

Cada uma dessas seções exibe os resultados de perda de energia, em percentual da energia total consumida, e a menor tensão registrada diariamente por alimentador, representados por cores diferentes nos gráficos. Além disso, todas as figuras nestas seções trazem os valores médios para todos os parâmetros dos alimentadores registrados na simulação do caso-base. Esses parâmetros são representados na cor preta.

Para melhor observar os valores, foram selecionados os valores mensais de tensão mínima e máxima e o maior percentual de perda de energia para ilustrar as figuras. Além disso, os resultados para os alimentadores 108 e 106, que são os alimentadores mais carregados, são apresentados separadamente na seção 6.5.

Além disso, dentre as grandezas analisadas, são apresentados também os resultados de demanda máxima; consumo de energia; perdas registradas no alimentador 106, que é o alimentador de maior carga da subestação e violações de potência nos transformado-res¹.

Com relação à análise do fator de potência, as simulações não apresentaram variações significativas, por este motivo, essa análise não está apresentada neste trabalho. Ademais, faz-se necessário ressaltar que, nas simulações, não foram consideradas as atuações dos *taps* do transformador da subestação nem dos reguladores de tensão.

Após a apresentação dos resultados, o capítulo 7 aborda as discussões acerca das alternativas para a mitigação dos efeitos que as recargas dos EVs terão na rede de distribuição.

6.1. Experiência norueguesa

Todos os alimentadores apresentaram um resultado esperado: diminuição da menor tensão e aumento das perdas à medida que a frota elétrica cresce, conforme mostrado na figura 6.1.

¹A violação de potência foi considerada quando houve demanda de pelo menos 150% da potência nominal, conforme definição de carga limite pela ABNT NBR 5416.

Com efeito, de acordo com a regulamentação brasileira (ANEEL, 2018), 0,92 p.u. é o limite mínimo apropriado de alimentação em baixa tensão e a figura 6.1 mostra constantes violações em parte dos alimentadores após o décimo ano de simulação. Ademais, nesse mesmo período de tempo, foi notada a necessidade de reforço em 44% dos transformadores do alimentador 106, o que representa um forte crescimento em relação ao cenário-base, onde apenas 9% dos transformadores apresentaram violação de potência.



Figura 6.1: Comportamento de tensão e potência – cenário-base e cenário dois

6.2. Experiência flex

Nesse cenário, avaliou-se uma maior taxa de penetração de mercado dos EVs. Como resultado, a figura 6.2 mostra um aumento mais rápido nas perdas e uma diminuição na tensão mínima. Além disso, observou-se um aumento na violação de potência dos transformadores do alimentador 106, em dez anos, que passou de 44% no cenário anterior para 50% neste cenário.

6.3. Sensibilidade da distribuição dos carregamentos

Avaliou-se, também, diferentes distribuições nas preferências de localização de recargas. A figura 6.3 apresenta valores médios muito semelhantes ao terceiro cenário, sugerindo que as preferências nos locais das recargas têm baixo impacto na rede. Neste contexto,



Figura 6.2: Comportamento de tensão e potência – cenário-base e cenário três

este cenário apresenta resultados muito próximos em todos os parâmetros, comparados ao cenário anterior. No entanto, a figura 6.3 revelou variações mais significativas de perdas e quedas de tensão.



Figura 6.3: Comportamento de tensão e potência - cenário-base e cenário quatro

6.4. Sensibilidade de demanda

Para simular dias de alta demanda, como feriados, triplicou-se a necessidade de recargas, causando maiores impactos nas simulações, conforme ilustrado na figura 6.4. Esses números mostram constantes violações de tensão em parte dos alimentadores após o quinto ano de simulação e picos de perdas que ultrapassam 13%. Não obstante, após cinco anos neste cenário, observou-se a necessidade de reforço em 32% dos transformadores do alimentador 106, o que representa um crescimento expressivo em relação a todos os outros cenários, onde os transformadores apresentaram violação de potência entre cinco a seis por cento dos casos. Esses resultados demonstram a que a maior necessidade de reforço inicial da rede será para suprir a demanda em dias de pico.



Figura 6.4: Comportamento de tensão e potência – cenário-base e cenário cinco

6.5. Cenários dos piores casos

Esta seção apresenta os resultados dos piores casos, verificados nos alimentadores mais carregados (106 e 108). As figuras 6.5 e 6.6 apresentam maiores quedas e perdas de tensão em relação aos demais alimentadores. Apesar do alimentador 106 ser o mais carregado, ambos os alimentadores apresentam violações de tensão após o sexto ano, que é um curto intervalo de tempo para a distribuidora planejar os reforços da rede.

Por fim, a tabela 6.1 apresenta um comparativo com as violações de demanda, energia, perdas e energia de transformadores no alimentador 106.



Figura 6.5: Comportamento de tensão e perdas - piores cenários (alimentador 108)



Figura 6.6: Comportamento de tensão e perdas - piores cenários (alimentador 106)

Ponto de	erobaera			Cenário		
Medição			0	m	4	ю
	Demanda de pico (MW)	14,19	21,08	20,77	20,80	28,48
Entrada	Diferença para o caso-base	I	+ 48,6%	+ 46,4%	+ 46,6%	+ 100,7%
Alimentador 106	Consumo máximo de energia em um dia (MWh)	199,16	250,07	253,68	254,97	366,28
	Diferença para o caso-base	I	+ 25,6%	+ 27,4%	+ 28,0%	+ 83,9%
	Perdas máximas de energia (kW)	0,92	1,96	1,98	1,97	3,19
Alimentador 106 – Linhas	Diferença para o caso-base	I	+ 113%	+ 115,2%	+ 114,1%	+ 246,7%
e Transformadores	Perda máxima de energia em um dia (MWh)	7,70	12,55	12,92	12,89	25,97
	Diferença para o caso-base	I	+ 63%	+ 67,8%	+ 67,4%	+ 237,3%
Todos os 179	Violação de potência de transformadores em 5 anos	5%	5%	5%	6%	32%
transformadores do	Violação de potência de transformadores em 10 anos	%6	44%	50%	49%	53%
do alimentador 106	Violação de potência de transformadores em 20 anos	49%	56%	56%	57%	73%

Tabela 6.1: Resultados de demanda de pico, consumo de energia, perdas e violações de potência dos
transformadores no alimentador 106

7

Discussões

Os resultados apresentados neste trabalho evidenciam a necessidade do emprego de recursos adicionais, em médio prazo, por parte das distribuidoras, em razão da carga elétrica adicional que as recargas dos EVs representarão ao sistema elétrico. Ressalta-se também a necessidade da incorporação dos estudos de impactos de recargas de EVs para o planejamento energético, voltado à capacidade do sistema, visto que é esperado um aumento progressivo desta carga adicional ao sistema.

Em virtude desse aumento de carga, a probabilidade de que haja aumento das perdas técnicas e redução da tensão da rede, em comparação com o cenário-base, ultrapassa os 63% em todos os cenários. A tabela 7.1 apresenta a probabilidade apurada para cada um dos cenários.

À vista disso, a referência (WANG; KARKI, 2016) apresenta projeções dos índices de confiabilidade do sistema elétrico, comparando diversos níveis de penetração dos EVs com o cenário-base, sem a inserção de EVs, em simulações de acordo com o Sistema de Testes

Tabela 7.1: Probabilidades [%] de que, em cada cenário, o perfil de tensão e as perdas em um dado alimentador seja pior do que o respectivo pior caso do caso base (cenário 1), no horizonte de 20 anos

Cenário	2	3	4	5	Méd.
P(Tensão < Min. Cenário 1)	63,8	68,7	67,9	81,0	70,4
P(Perdas > Máx. Cenário 1)	68,0	72,5	73,3	83,6	74,3

de Confiabilidade do IEEE (SUBCOMMITTEE, 1979). Os resultados indicam que as probabilidades de perda de carga do sistema aumentaram em 170% para uma participação de mercado de 25% dos EVs e em 325% para 50% de participação.

Nesse sentido, essa seção aborda possíveis alternativas para que as concessionárias de distribuição possam mitigar os impactos dos EVs em sua infraestrutura, uma vez que o planejamento econômico de uma rede confiável, e que satisfaça o crescimento da carga, é um problema significativo para as empresas do setor, que se esforçam para sobreviver no competitivo mercado de eletricidade (KOUTSOUKIS; GEORGILAKIS; HATZIARGYRIOU, 2014).

7.1. Planejamento da rede

O planejamento da expansão dos sistemas de distribuição de energia elétrica é de grande importância para as empresas distribuidoras, devido ao crescimento da demanda de energia elétrica e à necessidade de atender os consumidores com qualidade de fornecimento de energia, altos índices de confiabilidade e custos competitivos (COSSI, 2008).

Dentre os parâmetros analisados pelos planejadores para a expansão do sistema, a demanda instantânea máxima, sem dúvida, é uma das mais significativas¹. Neste aspecto, torna-se inerente a análise de que o pico das recargas residenciais coincide com o horário de pico da carga atualmente existente, que se dá no início da noite.

Por esse motivo, pode-se afirmar que, ainda que exista a tendência de crescimento dos demais tipos de recarga, em detrimento das recargas residenciais, e, ainda que existam outras alternativas para mitigação dos impactos na rede, serão necessários investimentos adicionais no planejamento da rede, especialmente no reforço da infraestrutura de média

¹A demanda máxima instantânea é a potência máxima consumida em um determinado instante por um sistema.

e baixa tensão.

Para quantificar esses investimentos, a referência (FERNANDEZ et al., 2010) realizou uma avaliação dos impactos econômicos que a realidade dos EVs trará às empresas de distribuição. Nos resultados, simulados com dados de redes de distribuição reais da Espanha para três níveis diferentes de penetração de mercado (35%, 51% e 62%), observou-se a maior necessidade de investimentos para áreas de alta densidade populacional.

Nesse estudo espanhol, considerando os custos com manutenção e as necessidades de infraestrutura de média e baixa tensão, o investimento necessário foi de 201 \in por EV nas áreas de baixa densidade demográfica, chegando até a 6.310 \in por EV nas redes subterrâneas de áreas de alta densidade demográfica. Dentre os custos analisados, destacam-se os valores para recondutoramento da rede de média tensão, estimados em 140-220 euros por metro, e da rede de baixa tensão, estimados em 85-125 euros por metro.

Nessa senda, embora os *softwares* e técnicas de planejamento de rede utilizado pelas distribuidoras não estivessem disponíveis para a realização desse presente trabalho, realizou-se, nesta dissertação, simulações de recondutoramento do tronco principal do alimentador 107, com o intuito de traçar um paralelo com a rede utilizada no estudo de caso, que está detalhada geograficamente na figura. 7.1.

Visando a melhor representação da realidade, a escolha deste alimentador se deu pelo fato dele ser o alimentador cujo carregamento é similar ao carregamento médio da subestação. A figura 7.2 ilustra o circuito original e o trecho recondutorado para as simulações.

O critério utilizado para recondutoramento foi a inserção de um novo cabo, igual ao existente, em cada um dos trechos do tronco principal. Além disso, foram consideradas as premissas do cenário descrito na seção 5.5, com a simulação do último dia de cada um dos anos. Em razão da variância inerente à metodologia apresentada nesta simulação, optou-se pela simulação de cada um desses dias por dez vezes.

A figura 7.3 apresenta o comportamento das perdas máximas registradas no alimentador para o circuito original e para a hipótese de recondutoramento. Os resultados apresen-



Figura 7.1: Detalhamento da rede elétrica do estudo de caso



Figura 7.2: Representação do circuito original e do tronco principal do alimentador 107

tados indicam uma redução média de 49% das perdas, além de redução dos desvios das amostras coletadas, em consonância com a teoria e reforçando a robustez da metodologia proposta.


Figura 7.3: Comportamento das perdas nas simulações de recondutoramento

7.2. Recargas e redes inteligentes

Os resultados obtidos neste trabalho indicam que, com o crescimento do mercado de EVs, o carregamento descoordenado destes veículos pode colocar um estresse suplementar na rede elétrica. O problema do carregamento descoordenado de EVs é um problema importante e desafiador e tem sido observada atividade de pesquisa significativa nos últimos anos (MUKHERJEE; GUPTA, 2014).

Sendo assim, o universo das tecnologias de interação entre veículo e rede surge como uma solução econômica e como uma alternativa em relação aos dispendiosos custos com o reforço da rede. Dois tipos de interações são possíveis entre EVs e a rede elétrica, são elas o *grid-to-vehicle* (G2V) e o *vehicle-to-grid* (V2G). O G2V é a maneira mais convencional, com o carregamento da bateria de um EV a partir da rede, onde, mesmo que haja mecanismos de controle ou de agendamento, o fluxo de potência é sempre unidirecional. No V2G, o fluxo de energia pode ocorrer nos dois sentidos, ou seja, pode partir da rede para um EV durante o carregamento, como no G2V, e também pode partir da bateria do EV para a rede, descarregando na rede a energia armazenada na bateria.

Ainda que as conexões V2G não se tornem massivas, mesmo a conexão G2V, quando realizada por mecanismos inteligentes, pode permitir que as recargas se dêem de forma controlada e até mesmo agendada, podendo postergar e reduzir os investimentos necessários para manter a infraestrutura elétrica operando normalmente. Com essa perspectiva, a referência (LEOU; SU; LU, 2013) projeta que, se o carregamento inteligente for adotado, até 60%-70% do investimento incremental necessário em infraestrutura da rede poderia ser evitado.

Destaca-se também os resultados obtidos pela referência (LOPES et al., 2009) que, após comparar os efeitos de recargas comuns e recargas inteligentes em redes elétricas de Portugal, concluiu que, caso 50% dos veículos utilizem as recargas inteligentes, a rede atual terá capacidade de suportar a penetração de mercado de até 61% da frota. Traduzindo esse dado em uma projeção temporal e estabelecendo uma conexão com os cenários de composição de frota apresentados na figura 5.1 no presente trabalho, estimase que o uso dessa tecnologia poderia postergar os investimentos das concessionárias em cerca de nove anos, caso a composição da frota se assemelhe à curva de adoção da tecnologia flex ou em até em dezessete anos, caso a composição da frota se assemelhe à curva observada na Noruega.

7.3. Resposta a demanda e geração distribuída

Em 2018, a referência (VIANA; MANASSERO; UDAETA, 2018) desenvolveu uma metodologia para a análise do potencial energético de resposta a demanda baseada em preço e geração distribuída fotovoltaica, com foco na eficiência econômica almejada por consumidores e no uso racional da eletricidade. Naquele momento, os programas de resposta à demanda, baseados em preço, e geração distribuída fotovoltaica estavam crescendo e buscou-se o desenvolvimento de uma ferramenta para suporte à decisão do planejador em face ao avanço desses nichos.

Contudo, os resultados apresentados nesta dissertação indicam que será necessário incorporar a integração entre rede elétrica e EVs como parte dos recursos para o planejamento energético. Ressalta-se que a eletrificação das frotas, se realizada sem a contribuição das recargas inteligentes, exercerá um papel significativo no aumento do pico de demanda e de energia, desproporcionalmente maior do que a diminuição do consumo de energia como resultado dos programas de resposta à demanda e geração distribuída.

Por outro lado, o uso das recargas inteligentes e as possibilidades que as interações V2G trazem para a gestão da rede elétrica são inúmeras. A principal delas é a possibilidade da existência de incentivos aos motoristas que se propuserem a descarregar a energia armazenada nas baterias para a rede. Dessa forma, as conexões V2G podem facilitar o equilíbrio entre oferta e demanda, especialmente no horário de pico, quando a energia armazenada nas baterias pode ser injetada ao sistema. Nesse cenário, as baterias seriam recarregadas em horários de menor demanda da rede elétrica.

Essa estratégia, que combina os conceitos de geração distribuída e resposta a demanda, é amplamente discutida na literatura, com destaque para o estudo realizado pela referência (ALIASGHARI et al., 2018). Nessa pesquisa, os autores demonstraram a viabilidade das estratégias de deslocamento de carga e também da recarga e descarga controlada de EVs, que resultam na redução da demanda máxima instantânea e, consequentemente, reduzem o custo da eletricidade para o cliente e para o proprietário do veículo.

Destaca-se também, os resultados dos estudos obtidos em um cenário menos ambicioso, que utiliza apenas os conceitos de resposta à demanda, desenvolvidos na referência (LEOU; SU; LU, 2013). Esse trabalho demonstrou que, se parte dos EVs que tenderiam a recarregar no horário de pico migrarem para horários alternativos, fora do horário de pico, até 35% do investimento incremental necessário à infraestrutura da rede pode ser evitado.

8

Conclusão

Esta dissertação de mestrado apresentou nova metodologia para a avaliação dos impactos EVs na rede elétrica de áreas urbanas. Foi apresentada também uma ferramenta computacional que estrutura a metodologia proposta e que foi utilizada para a apresentação de um estudo de caso.

Nesse estudo de caso, foram considerados diferentes níveis de uso da rede, devido às recargas de EVs, projetando cenários futuros brasileiros. Embora esses cenários possam diferir em outros países, em virtude de fatores econômicos e culturais, a ferramenta proposta é flexível, permitindo o reajuste de todos os parâmetros às situações existentes ou projetadas.

A análise do mercado de EVs em outros países, permite nos afirmar que o aprimoramento tecnológico e a consequente redução do preço dos veículos elétricos tornam iminente seu avanço no Brasil. Todavia, a velocidade desse avanço ainda é incerta e depende de uma série de fatores, principalmente de medidas governamentais, como discutido neste trabalho.

Por essa razão, as concessionárias de energia elétrica devem manter as projeções de demanda atualizadas para subsidiar as reavaliações das políticas de planejamento de expansão da rede. Esta nova carga, sem dúvida, requer um aumento de CAPEX e OPEX de infraestrutura, principalmente porque o perfil de carregamento dos EVs em áreas residenciais coincide com os picos existentes.

Além disso, este trabalho ratifica a importância do uso de perfis realistas de recargas para EVs e análises de modelos espaço-temporais para evitar a superestimação do reforço da rede. No entanto, os resultados apresentados endossam que as recargas de EVs não permitirão que as distribuidoras fiquem em inércia em relação a esse assunto nos próximos anos.

Dentre os temas de maior impacto para as distribuidoras, pode-se destacar a postergação investimento em infraestrutura das redes de distribuição, na hipótese de carregamento inteligente versus carregamento desordenado e também a redução das compensações pagas por violações de tensão de longa duração.

Por fim, frisa-se que, embora os objetivos definidos tenham sido claros e precisos, os resultados alcançados permitiram identificar um conjunto de aspectos merecedores de uma abordagem mais aprofundada num futuro próximo. A proposta mais manifesta é a análise de programas de Resposta da Demanda (DR) juntamente dos avanços da Geração Distribuída Fotovoltaica (GDFV) e do mercado de EVs.

Referências Bibliográficas

ABNT. NBR IEC61851-1 Sistema de Recarga Condutiva para Veículos Elétricos - Parte 1: Requisitos Gerais. Rio de Janeiro, Brazil: [s.n.], 2021. 21

Agência epbr. *EDP anuncia planos para triplicar pontos de carregamento de veículos elétricos*. 2021. <https://epbr.com.br/edp-anuncia-planos-para-triplicar-pontos-decarregamento-de-veiculos-eletricos/>. Last accessed 16th may 2022. 52

ALAM, M. J. E.; MUTTAQI, K. M.; SUTANTO, D. A controllable local peak-shaving strategy for effective utilization of PEV battery capacity for distribution network support. *IEEE Transactions on Industry Applications*, IEEE, v. 51, n. 3, p. 2030–2037, 2014. 14

ALIASGHARI, P. et al. Optimal scheduling of plug-in electric vehicles and renewable microgrid in energy and reserve markets considering demand response program. *Journal of Cleaner Production*, v. 186, p. 293–303, 2018. ISSN 0959-6526. Disponível em: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959652618307157. 73

ANEEL. Resolução normativa no. 0104/2014. Brasília, Brazil: [s.n.], 2014. 19

ANEEL. Procedimento de distribuição - PRODIST - Módulo 8 - rev. 9. Brasília, Brazil: [s.n.], 2018. 62

ARIAS, M. B.; KIM, M.; BAE, S. Prediction of electric vehicle charging-power demand in realistic urban traffic networks. *Applied Energy*, Elsevier, v. 195, p. 738–753, 2017. 16

AWASTHI, A. et al. Optimal planning of electric vehicle charging station at the distribution system using hybrid optimization algorithm. *Energy*, Elsevier, v. 133, p. 70–78, 2017. 29

BRÄUNL, T. et al. Determining the optimal electric vehicle dc-charging infrastructure for western Australia. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Elsevier, v. 84, p. 102250, 2020. 52

British Petroleum. *Energy Outlook 2020 edition*. 2020. <https://www.bp.com/content/ dam/bp/business-sites/en/global/corporate/pdfs/energy-economics/energy-outlook/bpenergy-outlook-2020.pdf>. Last accessed 16th may 2022. 12

BRYDEN, T. S. et al. Electric vehicle fast charging station usage and power requirements. *Energy*, Elsevier, v. 152, p. 322–332, 2018. 29, 59

CHAPMAN, S. J. MATLAB programming for engineers. [S.I.]: Cengage Learning, 2015. 34

COIGNARD, J. et al. Will electric vehicles drive distribution grid upgrades?: The case of California. *IEEE Electrification Magazine*, IEEE, v. 7, n. 2, p. 46–56, 2019. 16

COSSI, A. M. *Tese - Planejamento de Redes de Distribuição de Energia Elétrica de Média e Baixa Tensão*. Ilha Solteira/SP: Universidade Estadual Paulista - UNESP, 2008. 68

CROZIER, C.; MORSTYN, T.; MCCULLOCH, M. The opportunity for smart charging to mitigate the impact of electric vehicles on transmission and distribution systems. *Applied Energy*, Elsevier, v. 268, p. 114973, 2020. 15

DAS, H. et al. Electric vehicles standards, charging infrastructure, and impact on grid integration: A technological review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 120, p. 109618, 2020. 13

DAVIDOV, S.; PANTOŠ, M. Stochastic expansion planning of the electric-drive vehicle charging infrastructure. *Energy*, Elsevier, v. 141, p. 189–201, 2017. 29 DOLUWEERA, G. et al. A scenario-based study on the impacts of electric vehicles on energy consumption and sustainability in alberta. *Applied energy*, Elsevier, v. 268, p. 114961, 2020. 15

DU, X.; CARRIQUIRY, M. A. Flex-fuel vehicle adoption and dynamics of ethanol prices: lessons from Brazil. *Energy Policy*, Elsevier, v. 59, p. 507–512, 2013. 55

DUGAN, R. C. Reference Guide. The Open Distribution System Simulator (OpenDSS). s.l. [S.l.], 2016. 19

EA Technology. My electric avenue. 2015. 27

Electrify America. Online, *How electric vehicle (EV) charging works*. 2021. https://www.electrifyamerica.com/how-ev-charging-works/. Last accessed 16th may 2022. 52

Empresa de Pesquisa Energética. Demanda de energia dos veículos leves: 2018-2030. *Rio de Janeiro: Superintendência de Gás Natural e Biocombustíveis / Diretoria de Estudos do Petróleo, Gás e Biocombustíveis*, 2018. 54, 57

Empresa de Pesquisas Energéticas. *Nota Técnica DEA 001/17 - Projeção da demanda de energia elétrica*. Rio de Janeiro: s.n, 2017. 56

ENEL. Informações Trimestrais - 3T2. São Paulo, Brazil: [s.n.], 2021. 48

ENGEL, H. et al. Charging ahead: Electric-vehicle infrastructure demand. *McKinsey Center for Future Mobility*, p. 8, 2018. 56, 57, 58

EVGO FAST CHARGING. Online, *What is EVgo – Electric Vehicle (EV) Fast Charging Stations*. 2021. https://www.evgo.com/ev-drivers/the-evgo-network/. Last accessed 16th may 2022. 52

FERNANDEZ, L. P. et al. Assessment of the impact of plug-in electric vehicles on distribution networks. *IEEE transactions on power systems*, IEEE, v. 26, n. 1, p. 206–213, 2010. 69

FISCHER, D. et al. Electric vehicles impacts on residential electric local profiles a stochastic modelling approach considering socio-economic, behavioural and spatial factors. *Applied Energy*, Elsevier, v. 233-234, p. 644–658, 2019. 15

FRIDSTRØM, L. Electrifying the vehicle fleet: Projections for Norway 2018-2050. *Institute of Transport Economics - Norwegian Centre for Transport Research*, TØI Report 1689, 2019. 57

GENNARO, M. D. et al. Gis-driven analysis of e-mobility in urban areas: An evaluation of the impact on the electric energy grid. *Applied Energy*, Elsevier, v. 124, p. 94–116, 2014. 14, 16

GILLERAN, M. et al. Impact of electric vehicle charging on the power demand of retail buildings. *Advances in Applied Energy*, Elsevier, v. 4, p. 100062, 2021. 28

Governo do Estado de Minas Gerais. *Decreto nž 48.292, de 28 de outubro de 2021*. Belo Horizonte, Brazil: [s.n.], 2021. 12

Governo do Estado de São Paulo. *Decreto nž 65.881, de 20 de julho de 2021*. São Paulo, Brazil: [s.n.], 2021. 12

HADLEY, S. W.; TSVETKOVA, A. Potential impacts of plug-in hybrid electric vehicles on regional power generation. *The Electricity Journal*, Elsevier, v. 22, n. 10, p. 56–68, 2009. 13

HERTZKE, P. et al. The global electric-vehicle market is amped up and on the rise. *McKinsey Center for Future Mobility*, p. 1–8, 2018. 56

HEUBERGER, C. F.; BAINS, P. K.; DOWELL, N. M. The ev-olution of the power system: A spatio-temporal optimisation model to investigate the impact of electric vehicle deployment. *Applied Energy*, Elsevier, v. 257, p. 113715, 2020. 15

HU, J. et al. Coordinated charging of electric vehicles for congestion prevention in the distribution grid. *IEEE Transactions on Smart Grid*, IEEE, v. 5, n. 2, p. 703–711, 2013. 14

INGEBORGRUD, L.; RYGHAUG, M. The role of practical, cognitive and symbolic factors in the successful implementation of battery electric vehicles in Norway. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Elsevier, v. 130, p. 507–516, 2019. 55

Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Online, *Frota de veículos*. 2020. < https://cidades.ibge.gov.br/brasil/pesquisa/22/28120>. Last accessed 16th may 2022. 53

International Electrotechnical Commission. *Electric Vehicle Conductive Charging System-Part 1: General Requirements; IEC Standard*. Geneva, Switzerland: s.n, 2010. 20

International Energy Agency. Online, *Global EV Outlook 2020*. 2020. https://www.iea.org/ reports/global-ev-outlook-2020>. Last accessed 16th may 2022. 12

JARDINI, J. A. et al. Daily load profiles for residential, commercial and industrial low voltage consumers. *IEEE Transactions on power delivery*, IEEE, v. 15, n. 1, p. 375–380, 2000. 25, 26

JOLLY, J. Online, *Electric cars 'as cheap to manufacture' as regular models by 2024*. 2021. https://www.theguardian.com/environment/2020/oct/21/electric-cars-as-cheap-to-manufacture-as-regular-models-by-2024. Last accessed 16th may 2022. 12

JONES, C. B. et al. Uncontrolled electric vehicle charging impacts on distribution electric power systems with primarily residential, commercial or industrial loads. *Energies*, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 14, n. 6, p. 1688, 2021. 25, 26

KOUTSOUKIS, N.; GEORGILAKIS, P.; HATZIARGYRIOU, N. A tabu search method for distribution network planning considering distributed generation and uncertainties. In: IEEE. 2014 international conference on probabilistic methods applied to power systems (PMAPS). [S.I.], 2014. p. 1–6. 68

LEEMPUT, N. et al. Mv and lv residential grid impact of combined slow and fast charging of electric vehicles. *Energies*, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 8, n. 3, p. 1760–1783, 2015. 26

LEOU, R.-C.; SU, C.-L.; LU, C.-N. Stochastic analyses of electric vehicle charging impacts on distribution network. *IEEE Transactions on Power Systems*, IEEE, v. 29, n. 3, p. 1055–1063, 2013. 72, 73

LOPES, J. P. et al. Smart charging strategies for electric vehicles: Enhancing grid performance and maximizing the use of variable renewable energy resources. 2009. 72

MADER, T. B. T. Western australian electric vehicle trial. 2012. 28

MANRÍQUEZ, F. et al. The impact of electric vehicle charging schemes in power system expansion planning. *Applied Energy*, Elsevier, v. 262, p. 114527, 2020. 15

MIKHAYLOV, A. et al. Global climate change and greenhouse effect. *Entrepreneurship and Sustainability Issues*, v. 7, n. 4, p. 2897–2913, 2020. 11

MU, Y. et al. A spatial-temporal model for grid impact analysis of plug-in electric vehicles. *Applied Energy*, Elsevier, v. 114, p. 456–465, 2014. 14, 16

MUKHERJEE, J. C.; GUPTA, A. A review of charge scheduling of electric vehicles in smart grid. *IEEE Systems Journal*, IEEE, v. 9, n. 4, p. 1541–1553, 2014. 71

MULLAN, J. et al. Modelling the impacts of electric vehicle recharging on the western australian electricity supply system. *Energy policy*, Elsevier, v. 39, n. 7, p. 4349–4359, 2011. 14

MURATORI, M. et al. Technology solutions to mitigate electricity cost for electric vehicle dc fast charging. *Applied Energy*, Elsevier, v. 242, p. 415–423, 2019. 56

NEAIMEH, M. et al. Analysing the usage and evidencing the importance of fast chargers for the adoption of battery electric vehicles. *Energy Policy*, Elsevier, v. 108, p. 474–486, 2017. 52

Norsk elbilforening. Online, *Elbilbestand*. 2021. <https://elbil.no/om-elbil/elbilstatistikk/ elbilbestand/>. Last accessed 16th may 2022. 56

Norwegian Ministry of Transport and Communications. *National Transport Plan 2018-2029*. 2018. https://www.regjeringen.no/contentassets/7c52fd2938ca42209e4286fe86bb28bd/en-gb/pdfs/stm201620170033000engpdfs.pdf. Last accessed 16th may 2022. 12

OLIVA, F. L. et al. Risks and strategies in a Brazilian innovation–flexfuel technology. *Journal of Manufacturing Technology Management*, Emerald Group Publishing Limited, 2014. 57

PINTO, R. Análise dos Perfis de Carregamento de Veículos Elétricos numa Estação de Carregamento. Covilhã, Portugal: [s.n.], 2014. 21

Prefeitura de São Paulo. Online, *Dados demográficos dos distritos pertencentes às Sub-prefeituras*. 2021. ">https://www.prefeitura.sp.gov.br/cidade/secretarias/subprefeituras/su

PUDJIANTO, D. et al. Smart control for minimizing distribution network reinforcement cost due to electrification. *Energy Policy*, Elsevier, v. 52, p. 76–84, 2013. 17

QUIROS-TORTOS, J.; OCHOA, L.; BUTLER, T. How electric vehicles and the grid work together: Lessons learned from one of the largest electric vehicle trials in the world. *IEEE Power and Energy Magazine*, IEEE, v. 16, n. 6, p. 64–76, 2018. 26, 27

RAMANATHAN, V.; FENG, Y. On avoiding dangerous anthropogenic interference with the climate system: Formidable challenges ahead. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, National Acad Sciences, v. 105, n. 38, p. 14245–14250, 2008. 11

ROGERS, E. M. Diffusion of innovations. New York, 2003. 57

SALAH, F. et al. Impact of electric vehicles on distribution substations: A swiss case study. *Applied Energy*, Elsevier, v. 137, p. 88–96, 2015. 15, 16

SHAREEF, H.; ISLAM, M. M.; MOHAMED, A. A review of the stage-of-the-art charging technologies, placement methodologies, and impacts of electric vehicles. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 64, p. 403–420, 2016. 14

SINDIPEÇAS. *Relatório da Frota Circulante*. São Paulo: Sistema Sindipeças Circulante Nacional, 2019. 57

SØRENSEN, Å. L. et al. Analysis of residential EV energy flexibility potential based on realworld charging reports and smart meter data. *Energy and Buildings*, Elsevier, v. 241, p. 110923, 2021. 27, 55

SPEIDEL, S.; BRÄUNL, T. Driving and charging patterns of electric vehicles for energy usage. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 40, p. 97–110, 2014. 28

SUBCOMMITTEE, P. M. leee reliability test system. *IEEE Transactions on power apparatus and systems*, IEEE, n. 6, p. 2047–2054, 1979. 68

The Road Traffic Information Council – Norway. Online, *Car sales in August 2021*. 2021. https://ofv.no/bilsalget/bilsalget-i-august-2021. Last accessed 16th may 2022. 12

TORRES-SANZ, V. et al. Enhancing the charging process of electric vehicles at residential homes. *IEEE Access*, IEEE, v. 6, p. 22875–22888, 2018. 27

United Nations. *Revision of world urbanization prospects*. New York, United States, 2018. Department of Economic and Social Affairs – Population Dynamics. 48

United Nations. *Emissions gap report 2019*. Nairobi, Quenia, 2019. United Nations Environment Programme (UNEP). 11

United Nations. *Human development report 2020: the next frontier – human development and the anthropocene*. New York, United States, 2020. United Nations Development Programme. 11

VIANA, M. S.; MANASSERO, G.; UDAETA, M. E. Analysis of demand response and photovoltaic distributed generation as resources for power utility planning. *Applied Energy*, Elsevier, v. 217, p. 456–466, 2018. 16, 17, 72

WANG, G. et al. Traffic-constrained multiobjective planning of electric-vehicle charging stations. *IEEE Transactions on Power Delivery*, IEEE, v. 28, n. 4, p. 2363–2372, 2013. 16

WANG, X.; KARKI, R. Exploiting phev to augment power system reliability. *IEEE Transactions on Smart Grid*, IEEE, v. 8, n. 5, p. 2100–2108, 2016. 67

WOO, J.; CHOI, H.; AHN, J. Well-to-wheel analysis of greenhouse gas emissions for electric vehicles based on electricity generation mix: A global perspective. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Elsevier, v. 51, p. 340–350, 2017. 11, 12

XYDAS, E. et al. A data-driven approach for characterising the charging demand of electric vehicles: A uk case study. *Applied Energy*, Elsevier, v. 162, p. 763–771, 2016. 15, 16

Siglas

COM component object model. 34

DLL dynamic link library. 34

DMS distribution management system. 49

EV electric vehicle. v-vii, 12-21, 25-29, 32, 40, 42, 48, 55-57, 60-62, 67-69, 71-75

G2V grid-to-vehicle. 71

GHG greenhouse gas. 11, 12

GIS geographic information system. vi, 14, 23, 36, 49

ICEV internal combustion engine vehicle. 11, 12

OpenDSS Open Distribution System Simulator. v, vi, 19, 25, 36, 60

p.u. por unidade. v, vi

PEV plug-in electric vehicle. 56

V2G vehicle-to-grid. 71, 73



Arquivo de simulação do OpenDSS

Arquivo de entrada do OpenDSS			
1: Clear			
2: // Equivalente de Thevenin			
3: New object=Circuit.Alimentador108	baseKV=13.8	pu=1.000	Bus1=0001
mvasc3=1200 mvasc=1300			
4: Redirect Linecodes.dss			
5: Redirect Linhas.dss			
6: Redirect Loadshapes.dss			
7: Redirect Cargas.dss			
8: Set voltagebases=[13.8]			
9: Calcvoltagebases			
10: Buscoords coordenadas.dat			
11: set mode = daily			
12: set stepsize = 0.25h			
13: set number = 96			
14: solve			
15: Export Summary			



Arquivo de saída do OpenDSS

DateTime	CaseName	NDevices	NumBuses	NumNodes	Max PuVoltage	Min PuVoltage	TotalMW	TotalMvar	MWLosses	pctLosses	MvarLosses
12/04/2022 00:34	Alimentador 108	770	445	1335	0.99905	0.98642	195.023	0.893512	0.012449	0.6383	0.0209183
12/04/2022 00:34	Alimentador 108	770	445	1335	0.99899	0.98603	211.388	0.972365	0.0146798	0.6944	0.0251356
12/04/2022 00:34	Alimentador108	770	445	1335	0.99907	0.98663	188.322	0.860956	0.0113893	0.6048	0.0189056
12/04/2022 00:34	Alimentador108	770	445	1335	0.99909	0.98726	187.818	0.857645	0.0115389	0.6144	0.0192134
12/04/2022 00:34	Alimentador108	770	445	1335	0.99898	0.9851	210.984	0.969536	0.0149278	0.7075	0.0255958
12/04/2022 00:34	Alimentador108	770	445	1335	0.99899	0.98554	206.367	0.948614	0.0141811	0.6872	0.0241899
12/04/2022 00:34	Alimentador108	770	445	1335	0.99891	0.98397	230.073	1.060223	0.0176439	0.7669	0.0307142
12/04/2022 00:34	Alimentador108	770	445	1335	0.99899	0.98562	207.577	0.954217	0.0144656	0.6969	0.0247253
12/04/2022 00:34	Alimentador108	770	445	1335	0.99905	0.98674	195.035	0.893244	0.0122047	0.6258	0.0204795
12/04/2022 00:34	Alimentador108	770	445	1335	0.99898	0.98518	208.438	0.957368	0.0145325	0.6972	0.0248421
12/04/2022 00:34	Alimentador108	770	445	1335	0.99902	0.98556	201.897	0.925165	0.0137658	0.6818	0.0234215
12/04/2022 00:34	Alimentador108	770	445	1335	0.99902	0.98673	198.758	0.909943	0.0130566	0.6569	0.0220714
12/04/2022 00:34	Alimentador108	770	445	1335	0.99897	0.9852	212.613	0.978009	0.0151893	0.7144	0.0260958
12/04/2022 00:34	Alimentador108	770	445	1335	0.99892	0.98396	226.643	1.04153	0.0169878	0.7495	0.0294539
12/04/2022 00:34	Alimentador108	770	445	1335	0.99907	0.98667	190.737	0.873554	0.0120524	0.6319	0.0201912
12/04/2022 00:34	Alimentador108	770	445	1335	0.99908	0.98705	190.497	0.870559	0.0118058	0.6197	0.0197171
12/04/2022 00:34	Alimentador108	770	445	1335	0.99907	0.98706	189.681	0.869221	0.0121877	0.6425	0.0204433
12/04/2022 00:34	Alimentador108	770	445	1335	0.99902	0.98617	198.791	0.909677	0.0129127	0.6496	0.0217841
12/04/2022 00:34	Alimentador108	770	445	1335	0.99908	0.98673	188.817	0.865339	0.011786	0.6242	0.0196834
12/04/2022 00:34	Alimentador108	770	445	1335	0.99895	0.98576	214.558	0.985119	0.0149559	0.6971	0.0256526
12/04/2022 00:34	Alimentador108	770	445	1335	0.99891	0.98386	224.194	1.030243	0.0169623	0.7566	0.0294429
12/04/2022 00:34	Alimentador108	770	445	1335	0.99895	0.98537	211.750	0.973960	0.014445	0.6822	0.0246884
12/04/2022 00:34	Alimentador108	770	445	1335	0.99908	0.98684	190.719	0.872522	0.0116979	0.6134	0.0195006
12/04/2022 00:34	Alimentador108	770	445	1335	0.99896	0.98534	209.965	0.965048	0.0146482	0.6976	0.0250777
12/04/2022 00:34	Alimentador108	770	445	1335	0.99898	0.9861	205.056	0.939050	0.0137351	0.6698	0.0233483
12/04/2022 00:34	Alimentador108	770	445	1335	0.99895	0.98479	216.088	0.995482	0.0156901	0.7261	0.0270299
12/04/2022 00:34	Alimentador108	770	445	1335	0.99887	0.98449	228.428	1.053858	0.0167063	0.7314	0.0289452
12/04/2022 00:35	Alimentador108	770	445	1335	0.99882	0.98302	245.057	1.128631	0.0197395	0.8055	0.0346544
12/04/2022 00:35	Alimentador108	770	445	1335	0.9989	0.98421	222.893	1.028913	0.0167288	0.7505	0.0289986