



UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

MARYANNI CARDOSO SILVA

**AVALIAÇÃO DO FATOR DE SIMULTANEIDADE DE VEÍCULOS ELÉTRICOS
RESIDENCIAIS DE CURTO E LONGO ALCANCE PARA INDICAÇÃO DE
CENÁRIOS CRÍTICOS NA REDE ELÉTRICA**

BELÉM – PARÁ
2025

MARYANNI CARDOSO SILVA

**AVALIAÇÃO DO FATOR DE SIMULTANEIDADE DE VEÍCULOS ELÉTRICOS
RESIDENCIAIS DE CURTO E LONGO ALCANCE PARA INDICAÇÃO DE
CENÁRIOS CRÍTICOS NA REDE ELÉTRICA**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação
em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Pará
como parte dos requisitos para obtenção do título de
Mestre na área de Sistemas Elétricos de Potência.

Orientadora: Dra. Carolina de Mattos Affonso.

Coorientador: Dr. Jorge Henrique Costa Angelim.

BELÉM – PARÁ
2025

**Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP) de acordo com ISBD
Sistema de Bibliotecas da Universidade Federal do Pará
Gerada automaticamente pelo módulo Ficat, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)**

S586a Silva, Maryanni Cardoso.
Avaliação do fator de simultaneidade de veículos elétricos residenciais de curto e longo alcance para indicação de cenários críticos na rede elétrica / Maryanni Cardoso Silva. — 2025.
74 f. : il. color.

Orientador(a): Prof^ª. Dra. Carolina de Mattos Affonso
Coorientador(a): Prof. Dr. Jorge Henrique Costa Angelim
Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal do Pará,
Instituto de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Elétrica, Belém, 2025.

1. Veículos Elétricos. 2. Fator de Simultaneidade. 3. Dados Reais. 4. Análise Probabilística. I. Título.

CDD 621.31



UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

**“AVALIAÇÃO DO FATOR DE SIMULTANEIDADE DE VEÍCULOS ELÉTRICOS
RESIDENCIAIS DE CURTO E LONGO ALCANCE PARA INDICAÇÃO DE CENÁRIOS
CRÍTICOS NA REDE ELÉTRICA”**

AUTORA: MARYANNI CARDOSO SILVA

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO SUBMETIDA À BANCA EXAMINADORA APROVADA PELO COLEGIADO DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA, SENDO JULGADA ADEQUADA PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM ENGENHARIA ELÉTRICA NA ÁREA DE SISTEMAS DE ENERGIA ELÉTRICA.

APROVADA EM: 20/02/2025

BANCA EXAMINADORA:

Prof.^a Dr.^a Carolina de Mattos Affonso
(Orientadora – PPGEE/ITEC/UFPA)

Prof. Dr. Jorge Henrique Costa Angelim
(Coorientador – UNICAMP)

Prof. Dr. João Paulo Abreu Vieira
(Avaliador Interno – PPGEE/ITEC/UFPA)

Prof.^a Dr.^a Janaína Gonçalves de Oliveira
(Avaliadora Externa – UFJF)

VISTO:

Prof. Dr. Diego Lisboa Cardoso
(Coordenador do PPGEE/ITEC/UFPA)

Aos meus pais, Maria do Carmo Cardoso Silva e Orival de Almeida e Silva, e ao Girlian Gildo por todo amor e incentivo ao longo dos anos.

AGRADECIMENTOS

À minha família que me apoiou ao longo de toda a minha jornada acadêmica. Embora seja difícil explicar todos os detalhes da minha pesquisa, nos momentos difíceis, eles sempre estiveram lá para me escutar e me compreender.

Ao Girlian Gildo do Nascimento Pereira por ter sempre me incentivado a continuar nos estudos, sempre acreditando em mim e me fazendo ter mais confiança.

À professora Dr. Carolina de Mattos Affonso, agradeço pela orientação e paciência ao longo desses 4 anos. Desde a graduação tive a oportunidade de trabalhar com a senhora e agradeço por todos os ensinamentos e puxões de orelha.

Ao Dr. Jorge Henrique Costa Angelim por toda ajuda ao longo da pós-graduação. Sempre estive disposto a me auxiliar e esclarecer minhas dúvidas, sou profundamente grata.

Às famílias Palheta e Nascimento por terem me recebido em suas casas e me auxiliado a continuar trilhando o caminho dos estudos. Não faço parte da família, mas sempre me receberam muito bem e torceram por mim.

Aos amigos, em especial a Vivian Ferreira e Jaíne Feijão, por terem feito parte dessa caminhada da pós-graduação. Fico muito feliz de poder contar com vocês durante mais esse desafio.

À equipe do Laboratório de Smart Grid (LaSGrid) pelo apoio ao longo desses anos, sempre auxiliando quando surgiram dúvidas ou problemas. Agradeço por sempre serem prestativos nos momentos difíceis.

À UFPA e a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) pela bolsa concedida, Código de Financiamento 001.

RESUMO

A eletrificação do setor de transporte é uma tendência atual nas medidas de redução da emissão do gás carbônico. Porém a inserção massiva de veículos elétricos na rede com altos níveis de simultaneidade de recarga pode causar sobrecarga de transformadores, linhas e alimentadores, além de gerar desequilíbrios e distorções harmônicas na rede, especialmente quando carregadores monofásicos são utilizados. Para garantir que a rede possa atender às novas demandas de veículos elétricos, o estudo do fator de simultaneidade se torna essencial para estimar a demanda das cargas na rede. Este trabalho avalia probabilisticamente o fator de simultaneidade de veículos elétricos com bateria de curto e longo alcance. A Simulação Monte Carlo para considerar as incertezas presentes na demanda de recarga dos veículos elétricos e na demanda residencial. Utiliza-se uma rede de baixa tensão real e dados reais de demandas residenciais e de hábitos de recargas. O fator de simultaneidade é calculado considerando dois padrões de recarga: recarga semanal, na qual a recarga ocorre em dias alternados, e recarga diária, além de diversos cenários que variam a capacidade da bateria do veículo elétrico e a potência de recarga. Os resultados mostram que a adoção da recarga diária nos estudos e análises estatísticas pode levar a um fator de simultaneidade mais elevado, criando um cenário mais pessimista de sobrecarga nos transformadores e linhas. No estudo da rede, comprovamos esses resultados, onde a adoção do padrão de recarga diário, com um FS mais elevado, resulta em maior carregamento no transformador e maiores violações de tensão.

Palavras-chaves: Veículos Elétricos; Fator de Simultaneidade; Dados Reais; Análise probabilística.

ABSTRACT

The electrification of the transportation sector is a current trend in measures to reduce carbon emissions. However, the massive insertion of electric vehicles into the grid with high levels of simultaneous charging can overload transformers, lines, and feeders, in addition to generating imbalances and harmonic distortions in the grid, especially when single-phase chargers are used. To ensure that the grid can meet the new demands of electric vehicles, the study of the simultaneity factor becomes essential to estimate the load demand on the grid. This work probabilistically evaluates the simultaneity factor of electric vehicles with short and long-range batteries. Monte Carlo simulation to consider the uncertainties present in the charging demand of electric vehicles and in residential demand. A real low-voltage grid and real data on residential demands and charging habits are used. The simultaneity factor is calculated considering two charging patterns: weekly charging, in which charging occurs on alternate days, and daily charging, in addition to several scenarios that vary the capacity of the electric vehicle battery and the charging power. The results show that the adoption of daily recharging in studies and statistical analyses can lead to a higher simultaneity factor, creating a more pessimistic scenario of overloading in transformers and lines. In the network study, we confirmed these results, where the adoption of the daily recharging pattern, with a higher FS, results in greater loading on the transformer and greater voltage violations.

Keywords: Electric Vehicles; Simultaneity Factor; Real Data; Probabilistic analysis.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 Emissões globais de dióxido de carbono em 2022 por setor.	12
Figura 1.2 Vendas de carros elétricos no período de 2015 a 2023	13
Figura 2.1 Composição dos tipos de VEs.....	24
Figura 2.2 Tecnologias de carregamento de VEs	26
Figura 2.3 Diferentes formas de carregamento condutivo	26
Figura 2.4 Resumo dos padrões de recarga IEC62196, IEC61851 e SAEJ1772.	27
Figura 2.5 Diagrama simplificado do carregamento sem fio	28
Figura 2.6 Esquemático de operação de uma estação de troca de bateria.....	29
Figura 2.7 Fator de Simultaneidade com diferentes graus de demandas agregadas temporais.	31
Figura 2.8 Fatores de simultaneidade considerando as relações entre os diferentes clientes: domicílios, veículos elétricos (VEs), módulos fotovoltaicos (FVs) e bombas de calor.....	32
Figura 2.9 FMP ($p(x)$) e FDA ($F(x)$) de uma variável aleatória discreta.....	34
Figura 2.10 Representação gráfica da FDP de uma variável aleatória contínua.	35
Figura 2.11 FDP ($f(x)$) e FDA ($F(x)$) de uma variável aleatória contínua.	35
Figura 2.12 Exemplo de estimação de densidade por kernel.	38
Figura 2.13 Alguns modelos de funções de Kernel.....	38
Figura 2.14 Influência do parâmetro h na estimação da densidade.....	39
Figura 2.15 Exemplo da aplicação do teste K-S.....	40
Figura 2.16 Exemplo de aplicação da Simulação de Monte Carlo para estimar o valor de pi. a) 10.000 pares de coordenadas geradas aleatoriamente; b) Convergência do valor de pi com o aumento da quantidade de iterações.	43
Figura 3.1 Diagrama do sistema de distribuição	44
Figura 3.2 Média da demanda residencial proveniente de dados reais e do modelo não- paramétrico	45
Figura 3.3 Distribuição de veículos elétricos conforme a capacidade de suas baterias.	46
Figura 3.4 Histograma e FDP do instante de conexão. (a) Dias de semana, (b) Finais de semana.	48
Figura 3.5 Histograma e FDP do SOC_i da bateria. (a) $C_b = 24$ kWh (b) $C_b = 75$ kWh.	49
Figura 3.6 Curva de recarga de VEs.....	50

Figura 3.7 Exemplo de curvas de recarga de VEs. (a) $C_b = 24$ kWh - Padrão Semanal, (b) $C_b = 24$ kWh - Padrão Diário, (c) $C_b = 75$ kWh - Padrão Semanal, (d) $C_b = 75$ kWh - Padrão Diário.	51
Figura 3.8 Fluxograma da metodologia proposta.	53
Figura 4.1 Boxplot do fator de simultaneidade para uma frota de 100 VEs. (a) $C_b = 24$ kWh - Padrão Semanal, (b) $C_b = 24$ kWh - Padrão Diário, (c) $C_b = 75$ kWh - Padrão Semanal, (d) $C_b = 75$ kWh - Padrão Diário.	55
Figura 4.2 Média do fator de simultaneidade com intervalo de confiança de 95% com aumento do número de consumidores. (a) $C_b = 24$ kWh, (b) $C_b = 75$ kWh.	56
Figura 4.3 Amostras de curvas de recarga de VEs. (a) 5 VEs, $FS = 0,8$, (b) 10 VEs, $FS = 0,67$	57
Figura 4.4 Média do fator de simultaneidade com o aumento da máxima demanda de recarga. (a) 24 kWh, (b) 75 kWh.	58
Figura 4.5 FDA do fator de simultaneidade com padrão de recarga semanal e diário. (a) $C_b = 24$ kWh, $P = 7,4$ kW, (b) $C_b = 24$ kWh, $P = 11$ kW, (c) $C_b = 75$ kWh, $P = 7,4$ kW, (d) $C_b = 75$ kWh, $P = 11$ kW.	58
Figura 4.6 Média do fator de simultaneidade residencial com intervalo de confiança de 95% com aumento do número de consumidores.	59
Figura 4.7 Média do fator de simultaneidade agregado com intervalo de confiança de 95%. (a) $C_b = 24$ kWh, (b) $C_b = 75$	60
Figura 4.8 Máximo carregamento e tensão mínima obtidos através dos métodos Determinístico e Probabilístico.	62
Figura 4.9 Distribuição de densidade dos resultados obtidas através dos métodos Determinístico e Probabilístico. (a) Máximo carregamento no transformador (%), (b) Tensão mínima (pu).	62
Figura 4.10 Máximo carregamento no transformador obtido através dos métodos Determinístico e Probabilístico. (a) $P = 7,4$ kW, (b) $P = 11$ kW.	63
Figura 4.11 Tensão mínima obtida através dos métodos Determinístico e Probabilístico. (a) $P = 7$ kW, (b) $P = 11$ kW.	64
Figura 4.12 Convergência da simulação de Monte Carlo com intervalo de confiança de 95%. (a) FS_{VE} , (b) FS_{AG} (c) FS_{RES}	64
Figura 4.13 Média acumulada da tensão no secundário do transformador. (a) Caso Semanal, (b) Caso Diário.	65

LISTA DE TABELAS

Tabela 1.1 Revisão bibliográfica	21
Tabela 2.1 Medidas importantes das FMPs e FDPs	36

SUMÁRIO

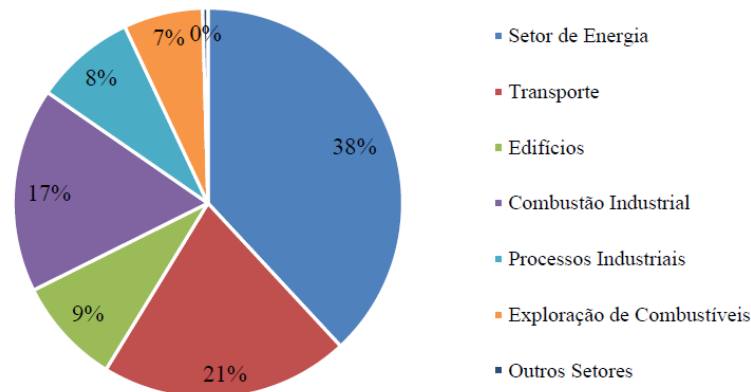
1. INTRODUÇÃO	12
1.1 Contextualização	12
1.2 Revisão bibliográfica	16
1.3 Objetivos	21
1.3.1 Objetivo Geral	21
1.3.2 Objetivos Específicos	21
1.4 Estrutura da dissertação	22
2. REFERENCIAL TEÓRICO	23
2.1 Veículos elétricos: Modelos e modos de recargas	23
2.1.1 Modelos de Veículos Elétricos	23
2.1.2 Tecnologias de carregamento para Veículos Elétricos.....	25
2.2 Fator de simultaneidade	29
2.2.1 Fator de Simultaneidade de Veículos Elétricos (individual).....	30
2.2.2 Fator de Simultaneidade Agregado	31
2.3 Métodos probabilísticos	32
2.3.1 Variáveis aleatórias e Distribuições de probabilidade.....	33
2.3.2 Estimação de densidade e teste de aderência.....	36
2.3.3 Simulação Monte Carlo	40
3. METODOLOGIA	44
3.1 Sistema teste	44
3.2 Modelagem probabilística da demanda residencial	45
3.3 Modelagem probabilística da demanda de recarga de VEs	46
3.3.1 Instante de conexão do VE	47
3.3.2 Estado inicial da carga.....	48
3.3.3 Padrão de recarga.....	49
3.3.4 Amostragem da curva de recarga	50
3.4 Metodologia proposta	51
4. RESULTADOS	54
4.1 Fator de Simultaneidade	54
4.2 Análise da rede de baixa tensão	60
4.3 Convergência da simulação de Monte Carlo	64
5. CONSIDERAÇÕES FINAIS	66
REFERÊNCIAS	69

1. INTRODUÇÃO

1.1 Contextualização

A questão ambiental têm sido foco de discussões em todo o mundo devido a problemas como o aquecimento global, variações no ciclo de chuvas e elevação do nível dos oceanos. Estas mudanças climáticas devem-se principalmente devido à elevação da concentração de Gases do Efeito Estufa na atmosfera (OLIVEIRA; GONTIJO NETO; NOBRE, 2018). Segundo dados apresentados pela IEA (2024a), no último ano de 2023, a emissão de gás carbônico obteve um aumento em 1,1% atingindo um novo recorde de 37,4 Gt. Dentre os setores com maior contribuição para emissão de gás carbônico destacam-se os setores de energia com 38%, e o setor de transporte com 21%, como apresenta a Figura 1.1. No setor de transporte, os veículos leves como carros particulares e vans correspondem a 48% do total de emissões (STATISTA, 2024).

Figura 1.1 Emissões globais de dióxido de carbono em 2022 por setor.

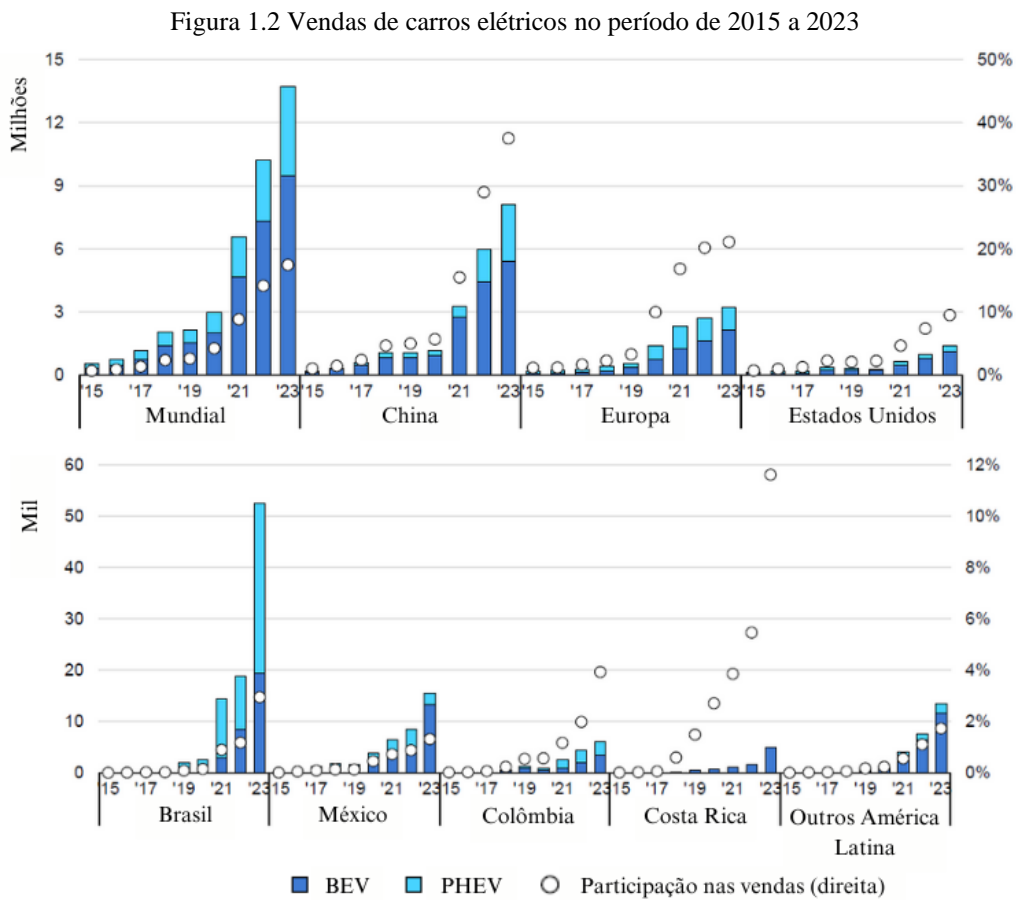


Fonte: Statista, 2024

Com o objetivo de diminuir as emissões de CO₂ e reverter o quadro climático atual, muitos países têm adotado metas para zerar as emissões até 2050. Uma das alternativas para isto é a eletrificação do transporte rodoviário (EPE, 2023a). Segundo o estudo realizado pela IEA (2022), a eletrificação do transporte rodoviário é a chave para o cenário de zero emissões líquidas até 2050. As emissões podem ser reduzidas em 94% se até 2050 a quantidade de veículos elétricos (VEs) leves aumentar dos atuais 11 milhões para 2 bilhões, passando a ter uma frota 100% elétrica.

De acordo com a IEA (2024b), em 2023 os VEs representaram cerca de 18% do total de carros vendidos, um aumento de 3,5 milhões em relação a 2022, quando correspondiam a 14%

do total. Embora o aumento de VEs seja global, ele permanece concentrado em uma parcela específica do mercado. Em 2023, quase 95% dos VEs vendidos globalmente pertenciam aos mercados da China (cerca de 60%), Europa (aproximadamente 25%) e Estados Unidos (10%). Mercados emergentes e economias em desenvolvimento têm aumentado suas vendas de VEs, mas ainda em níveis mais baixos. A Figura 1.2 mostra a quantidade de vendas de veículos elétricos puro (*battery electric vehicles* - BEV) e híbridos plug-in (*plug-in electric vehicles* - PHEV) de alguns países e continentes, durante o período de 2015 a 2023.



Fonte: IEA, 2024b

Na América Latina, destacam-se os mercados do Brasil, Colômbia, Costa Rica e México (IEA, 2024b). O Brasil teve um crescimento acelerado nas vendas de VEs, influenciado por incentivos fiscais, como a Resolução Comex nº 97/2015, que zerou a alíquota do Imposto de Importação para veículos elétricos, permitindo a entrada de modelos de chineses de baixo custo no mercado (EPE, 2023b; IEA, 2024b). No final de 2023, foi estabelecido um cronograma para o retorno gradual da tarifação dos VEs, com a previsão de tributação integral a partir de julho de 2026 (EPE, 2023b).

Outras iniciativas, como o Programa Mover, continuam a impulsionar o aumento da porcentagem de VEs no mercado brasileiro. Este programa oferece incentivos fiscais para empresas que desenvolvem tecnologias voltadas para a descarbonização do transporte (IEA, 2024b; PNME, 2024). O ano de 2024 marcou um avanço significativo no crescimento da frota de VEs no Brasil, com um total de 125.624 veículos leves (BEV e PHEV), representando um aumento de mais de 100% em relação aos 52.359 veículos registrados em 2023 (ABVE, 2024; PNME, 2024).

O aumento na frota de VEs deve ser acompanhado por melhorias na infraestrutura, como a instalação de mais eletropostos para atender os usuários. De acordo com a PNME (2024), o Brasil contava com 350 eletropostos em 2020, número que aumentou para 10.622 em agosto de 2024, ilustrando o rápido crescimento dos VEs.

A maioria das recargas de VEs é realizada em casa. No entanto, para garantir um maior acesso aos VEs, as estações públicas de recarga têm sido significativamente ampliadas. Esse aumento na infraestrutura pública é fundamental para facilitar a adoção de VEs por uma parcela maior da população e para atender às necessidades de recarga em trajetos mais longos (DENA, 2022; IEA, 2024b).

A integração massiva de VEs na rede elétrica representa um desafio significativo para a operação e o planejamento. O aumento na penetração dos VEs, com altos níveis de simultaneidade na recarga, provoca sobrecargas nas linhas, transformadores e alimentadores, excedendo seus limites de operação por longos períodos, o que pode levar a danos ou envelhecimento precoce dos equipamentos. Afeta a qualidade da energia, especialmente quando utilizado o carregamento monofásico, gerando desequilíbrios e distorções harmônicas na tensão da rede. Além disso, também provoca a necessidade de aumento na capacidade de geração durante os picos de demanda (DENA, 2022; IEA, 2022). O impacto dos VEs pode variar entre regiões, especialmente devido ao perfil de outras cargas e suas combinações com as demandas de recargas dos VEs (DENA, 2022; IEA, 2022). Em áreas residenciais, pode haver um aumento no pico de demanda agregada no final do dia, enquanto em áreas comerciais, esse pico de demanda pode ocorrer ao longo do dia. De acordo com ESIG (2023), o planejamento da rede deve incluir a estimativa das quantidades futuras de VEs, os locais onde serão recarregados e os horários em que essa recarga será realizada, garantindo que a rede suporte essa nova carga. É prioritário também que a rede seja atualizada para acomodar os VEs.

Um ponto crucial para o planejamento de redes de distribuição é a identificação dos piores cenários (críticos), a fim de evitar sua ocorrência através da adoção de medidas apropriadas, como reforço nas linhas, substituição de transformadores e etc. Alguns exemplos de cenários críticos são: horário de máxima carga e horário de geração fotovoltaica máxima. Este planejamento torna-se mais importante no cenário atual, onde há um número crescente de pontos de recarga de VE. A demanda dos VEs depende de diversos fatores de difícil previsão, como hábito dos usuários, capacidade da bateria do veículo, potência de recarga, e local em que a recarga é realizada. A superestimação ou subestimação dessas simultaneidades de pior caso pode resultar em redes de distribuição superdimensionadas ou subdimensionadas, que são não confiáveis ou possuem custo elevado.

Assim, ao invés de identificar apenas o pior caso absoluto, é importante identificar situações críticas e suas probabilidades de ocorrência, para que possam ser avaliados os riscos associados e possam ser tomadas ações mitigatórias. A avaliação dos cenários críticos pode ser realizada de forma determinística ou probabilística. No método probabilístico, um grande número de cenários é avaliado e suas probabilidades de ocorrência são identificadas. Requer diversas iterações e a resolução do fluxo de carga em cada iteração, sendo computacionalmente custosa. Já no método determinístico, a análise é realizada para apenas alguns cenários, como o horário de máximo carregamento, sendo a execução dos cálculos mais rápida.

Pode-se ainda utilizar o método determinístico considerando o fator de simultaneidade (FS) das cargas, para considerar suas características temporais e de interdependências, sendo este um parâmetro fundamental para o planejamento das redes elétricas (DENA, 2022). O FS relaciona os valores de pico das demandas individuais dos consumidores com o pico de demanda geral de um grupo de consumidores em um determinado período de tempo. Um FS alto indica que a demanda dos consumidores ocorre simultaneamente (GUST et al., 2023). Esse parâmetro desempenha um papel crucial no dimensionamento de redes e instalações elétricas, especialmente no que se refere à demanda de energia residencial e comercial.

O design de uma rede elétrica deve ser fundamentado no maior fluxo de carga previsto. Todos os componentes da rede devem ser projetados e configurados para suportar os picos de carga, mesmo que esses eventos ocorram raramente, seja uma vez por semana ou apenas uma vez a cada dez anos (DENA, 2022). Para estudar os picos de demanda, é necessário definir a contribuição adequada de cada carga no fluxo de carga. Em vez de alocar a demanda máxima individual, cada carga terá sua potência individual multiplicada por um parâmetro constante, o fator de simultaneidade, que varia de acordo com a quantidade total de consumidores

(ULFFERS; BRAUN; SCHEIDLER, 2019; WILLIS, 2004). Com o valor do FS é possível dimensionar adequadamente os componentes da rede, com base nas coincidências de demandas entre as cargas.

A utilização do FS na determinação de pontos críticos na rede oferece benefícios computacionais significativos. Este método permite um estudo mais ágil da integração de futuras cargas na rede, exigindo poucas iterações (THORMANN, 2022).

O conceito do FS pode ser estendido para todos os tipos de cargas, como por exemplo, aos veículos elétricos. Neste caso, o FS corresponde a razão entre a demanda máxima registrada de VEs e as demandas máximas individuais dos veículos durante um determinado período de análise. Assim, o FS é crucial para garantir que a infraestrutura elétrica esteja preparada para suportar o crescimento da demanda de recarga de VEs, minimizando os riscos de sobrecarga e garantindo a estabilidade da rede.

1.2 Revisão bibliográfica

Atualmente, muito estudos têm sido realizados para avaliar o valor do FS dos VEs. Em Bollerslev et al. (2022), os autores calculam o FS de VEs com base dados do comportamento dos usuários dos veículos, estado de carga (*state-of-charge* - SOC) da bateria e as distâncias diárias percorridas, provenientes de enquetes e não de medições reais. O valor do FS é obtido pelo método de Monte Carlo a partir de diversos cenários, levando em conta a capacidade da bateria, potência de recarga e probabilidade de recarga. Os resultados mostram que o FS é fortemente impactado pelo número de VEs considerado, enquanto a capacidade da bateria possui pouca influência sobre o FS.

Quirós-Tortós; Ochoa; Lees (2016) apresentam um estudo estatístico baseado no perfil de recarga real de 221 usuários residenciais, considerando VEs com baterias de 24 kWh e potência de recarga de 3,6 kW. As funções de densidade de probabilidade foram estabelecidas para modelar as curvas de recarga dos VEs. O valor do FS foi obtido a partir do valor da demanda de pico diversificada, definida por meio de uma simulação Monte Carlo, com um total de 200 VEs e 100 iterações. Os resultados mostram que, tanto em dias de semana quanto em fins de semana, o FS diminui à medida que o número de VEs aumenta.

Em Tran et al. (2021), o FS dos VEs é analisado com base em quatro tipos de regiões: urbana, metropolitana, suburbana e rural. Dois modelos estocásticos são propostos para simular

o comportamento de mobilidade de VEs privados e comerciais. Na modelagem dos VEs privados, são utilizados dados de uma pesquisa sobre o comportamento de mobilidade na Alemanha, enquanto a modelagem dos VEs comerciais é feita com base em um banco de dados de perfis de direção reais de veículos comerciais. Os resultados mostram que o FS apresenta pequenas diferenças dependendo da região, sendo que o FS da região metropolitana é menor em comparação às outras regiões.

Verzijlbergh et al. (2011) modelaram o perfil de recarga de VEs com base em um banco de dados de direção, considerando cenários de carregamento controlado e não controlado para potências de recargas de 1 kW, 3 kW e 10 kW. No cenário não controlado, o FS é apresentado como uma função da quantidade de VEs, onde o FS para VEs de 10 kW é menor entre os três, e o de 1 kW é maior. O valor do FS diminui à medida que o número de VEs aumenta, mantendo-se praticamente constante para uma quantidade maior de 50 VEs. No cenário controlado, o FS apresenta um valor próximo de um para qualquer quantidade de VEs, pois o carregamento é estipulado de forma a ocorrer no maior tempo necessário, resultando em uma maior sobreposição entre as curvas.

Em sua pesquisa, VertgeWall et al. (2022) propõem um método para modelar o comportamento de direção e os perfis de recarga dos VEs na forma de séries temporais probabilísticas. Os dados utilizados provêm de um estudo que registra o tráfego de veículos comerciais à combustão, obtendo informações sobre hora de partida, chegada, distância percorrida e tipo de locais visitados. O FS é calculado de forma probabilística com 2000 iterações, considerando diferentes potências de recarga: 3,7 kW, 7,4 kW, 11 kW e 22 kW. O FS para VEs comerciais apresenta um valor mais elevado do que para VEs particulares, seguindo o mesmo perfil de diminuição conforme aumenta a quantidade de VEs.

Hecht; Figgner; Sauer (2022) analisam o FS com base em diferentes estratégias de recarga. Para o estudo, foram utilizados dados de utilização de estações públicas de recarga de VEs, o valor da tarifa do dia seguinte na Alemanha e a intensidade de CO₂ da rede elétrica alemã. As estratégias utilizadas foram: sem controle, otimização de preço, redução de emissões e minimização do pico de demanda. Os resultados indicam uma redução de 50% no valor do FS quando a quantidade de VEs aumenta de 1 para 10. O FS é 1 para praticamente todas as estratégias de recarga com apenas 1 VE. As estratégias de otimização de preço e redução de CO₂ apresentam poucas diferenças em seus FSs.

Silber; Scheubner; März (2024) investigam o valor ideal do FS para estações de carregamento rápido, com base em dados reais de uma operadora alemã. A simulação Monte Carlo é utilizada para analisar a influência de diversos fatores no FS, incluindo a hora de chegada do VE, os estados de carga final e inicial, o modelo do VE, o estado de carga da bateria de armazenamento da estação de recarga e a curva de recarga do VE. Os resultados indicam que, na maioria dos casos analisados, um FS de 0,5 é adequado para satisfazer a demanda.

Em alguns estudos, o valor do FS também é utilizado para analisar a resposta da rede em situações críticas e avaliar a necessidade e os custos de reforços. No trabalho de Ulfers et al. (2018), foram realizados estudos comparativos entre a utilização de perfis probabilísticos de demandas reais de recargas de VEs e o valor do FS no estudo de 13 redes de baixa tensão e 1 rede de média tensão. Além disso, foi analisada a necessidade e os custos de reforços por meio de uma abordagem de otimização heurística automatizada. O FS foi calculado para uma frota de 10.000 VEs com 22 kW de potência de recarga, com um total de 100.000 iterações. O percentil de 99,99% foi escolhido como o FS, convergindo para o valor de 0,03 para 10.000 VEs. Os resultados mostram que o FS tende a subestimar a simultaneidade de demandas para quantidades pequenas de VEs em redes de baixa tensão, levando a resultados subestimados de sobrecarga nas linhas e violações de tensão. A análise realizada na subestação de média tensão mostrou resultados semelhantes para os dois métodos.

Em outra pesquisa realizada por Ulfers; Braun; Scheidler (2019), o estudo de modelagem e identificação de situações críticas causadas pela integração dos VEs na rede de baixa tensão foi refinado. Nesta pesquisa, foram utilizados um conjunto de 10.000 perfis de demandas de recargas de VEs com potência de recarga de 11 kW, obtidos com base nas características de capacidade e de carga de baterias típicas de íons de lítio, além de dados estatísticos sobre o comportamento de mobilidade dos proprietários de veículos. Também foram utilizados um conjunto de 10.000 perfis de demanda de cargas residenciais, obtidos por um gerador de perfil de carga. Neste trabalho, o FS foi calculado utilizando os perfis de demandas de VEs e cargas residenciais, realizando um total de 100.000 iterações e utilizando o percentil 99,99% como representante do valor de FS para o pior caso de simultaneidade. Para representar a relação entre os tipos de cargas presentes na rede, o FS combinado foi obtido pela média da soma dos FSs individuais das cargas residenciais e VEs, considerando que o FS individual de diferentes cargas é independente. Para a comparação entre o método probabilístico de simulação da rede e a utilização do FS, foram distinguidas três formas de usar o FS na rede: global, por alimentador e por alimentador separado. No método global, o FS é o

mesmo para todas as cargas e é definido com base no total de cargas presentes na rede. No método por alimentador, o FS é específico para cada alimentador da rede e sua quantidade de cargas presentes. No método do alimentador separado, o FS é característico de cada alimentador, com a diferença da simulação ser feita pelo isolamento dos alimentadores. Os métodos probabilísticos e a utilização do FS foram aplicados em 11 redes de baixa tensão. Os resultados mostraram que a utilização do FS combinado por alimentador separado oferece uma boa estimativa dos piores casos obtidos pela simulação probabilística, sendo uma alternativa viável por ser simples e necessitar de pouco tempo para sua aplicação.

No trabalho de Hülsmann et al. (2019), o FS é utilizado no estudo de Capacidade de Hospedagem de diferentes níveis de penetração VEs e bombas de calor em uma rede de distribuição de grande escala da Alemanha. A rede é composta por dois transformadores AT/MT que fornecem energia a 150 redes de baixa tensão. O FS é empregado no fluxo de carga da rede, realizado no *DigSILENT PowerFactory*, onde foi possível observar problemas de sobrecarga e subtensão. As simulações foram repetidas em uma abordagem de Monte Carlo para levar em conta a incerteza na localização da nova demanda dos VEs e bombas de calor. Os resultados indicam que os transformadores de MT/BT e a tensão na rede de média tensão são os pontos mais críticos, enquanto que nas redes de baixa tensão, os problemas de tensão ocorrem apenas em altos níveis de penetração de VEs. A sobrecarga de linhas ocorre apenas em alguns casos, sendo ligeiramente mais acentuado nas linhas de média tensão do que nas linhas de baixa tensão.

Em um segundo trabalho, Hülsmann et al. (2020) mantêm a mesma metodologia empregada em seu estudo de 2019, ampliando a análise para incluir cargas de sistemas fotovoltaicos na rede e propondo soluções mitigadoras para os problemas identificados. O estudo é realizado em uma rede de distribuição de 42.000 nós na cidade de Worms, Alemanha. Os resultados mostram que os problemas de tensão na rede de baixa tensão e a sobrecarga nos transformadores continuam a ser os maiores desafios.

Thormann; Kienberger (2020) realizaram um estudo de uma rede real com integração de três tipos de carga: VEs, bombas de calor e sistemas fotovoltaicos. Foram utilizadas três abordagens diferentes aplicadas a quatro tipos de regiões de rede (urbana - centro da cidade, urbana - periferia da cidade, suburbana e rural). A primeira abordagem, chamada de agregação individual estática, utiliza os FSs individuais de cada carga no cálculo da potência agregada. Na segunda abordagem, denominada agregação combinada estática, a potência agregada é calculada a partir de um FS combinado, que relaciona todas as cargas presentes na rede. A

terceira abordagem é uma análise de séries temporais, utilizando séries anuais de demanda com uma resolução de um minuto. Os resultados indicam que o método de agregação individual estática, por utilizar FSs individuais, superestima as necessidades futuras de expansão da rede. Por outro lado, os resultados obtidos com o método de agregação combinada estática se aproximam mais dos resultados obtidos pela análise de séries temporais.

Em seu segundo estudo, Thormann; Kienberger (2022) propõem uma ferramenta totalmente automatizada para a simulação de grandes quantidades de redes, aplicando o FS apropriado para cada rede. Nessa simulação, a rede é estruturada em alimentadores e dividida por vários níveis de alimentação. Os níveis de alimentação indicam a distância dos elementos (transformadores, nós e linhas) ao barramento de baixa tensão, sendo este considerado como o nível de alimentação 1. Para aplicar o FS, é necessário definir o nível de alimentação da respectiva carga. Por exemplo, em uma rede de baixa tensão com três níveis de alimentação, o barramento de baixa tensão e outras duas barras, cada uma fornecendo energia a uma carga. No primeiro nível de alimentação, o barramento deve fornecer energia para três cargas; portanto, o FS da carga naquele barramento será definido para três consumidores. No segundo nível, com duas cargas no total, o FS será de dois consumidores. No último nível do alimentador, com apenas uma carga, o FS aplicado será igual a 1. Nesse estudo, o FS utilizado é o combinado, que associa todas as relações temporais entre os diferentes tipos de cargas. Ao comparar a utilização de um FS único para todos os consumidores com o FS definido por níveis de alimentador, observou-se que os resultados subestimam as medidas e custos de reforço da rede necessários.

A partir da revisão bibliográfica realizada, nota-se que poucos trabalhos calculam o FS agregado da demanda residencial e de VEs, e avaliam sua utilização na rede através de um método determinístico, validado por um método probabilístico. Muitos trabalhos utilizam VEs de curto (baterias de 10 a 25 kWh) ou médio alcance (baterias de 25 a 35 kWh), enquanto a tendência atual são VEs de longo alcance, com capacidades superiores a 35 kWh. Outra questão importante é que a maioria dos trabalhos citados calcula o FS considerando que as recargas dos VEs são feitas diariamente. No entanto, sabe-se que isto não ocorre na prática, pois baterias de maior capacidade não necessitam de recargas diárias. A Tabela 1.1 apresenta de forma clara a lacuna nesta área de conhecimento.

Tabela 1.1 Revisão bibliográfica

Referência	Dados reais de VEs	Análise probabilística	VEs de longo alcance (> 35 kWh)	Impacto no Transformador	Impacto na Tensão	Recarga semanal
Silber; Scheubner; März (2024)	✓	✓	✓	✗	✗	✗
Bollerslev et al. (2022)	✗	✓	✓	✗	✗	✓
VertgeWall et al. (2022)	✗	✓	-	✗	✗	✗
Hecht; Figgener; Sauer (2022)	✓	✗	✓	✓	✗	✗
Verzijlbergh et al. (2011)	✗	✓	-	✗	✗	✗
Quirós-Tortós; Ochoa; Lees (2016)	✓	✓	✗	✗	✗	✗
Tran et al. (2021)	✗	✓	-	✗	✗	✗
Ulfers et al. (2018)	✗	✓	-	✓	✓	✗
Ulfers; Braun; Scheidler (2019)	✗	✓	-	✓	✓	✗
Thormann; Kienberger (2020)	✗	✓	✓	✓	✓	✗
Thormann; Kienberger (2022)	✗	✓	✓	-	-	✗
Este estudo	✓	✓	✓	✓	✓	✓

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo Geral

Esta dissertação de mestrado tem como objetivo realizar uma análise probabilística comparativa do fator de simultaneidade de veículos elétricos de curto e longo alcance. Além disso, será avaliada a eficácia do uso do FS como indicativo dos piores cenários de violações operacionais na rede por meio de uma análise determinística, validada por meio do fluxo de carga probabilístico.

1.3.2 Objetivos Específicos

Como objetivos específicos, pode-se citar:

- Modelar curvas de carga residenciais e de recarga de VEs a partir de dados reais utilizando modelos probabilísticos;
- Calcular o FS da demanda residencial e de recarga de VEs em uma rede de distribuição real utilizando Simulação Monte Carlo;
- Avaliar a eficácia do uso do FS como indicativo dos piores cenários de violações operacionais na rede por meio de uma análise determinística, validada por meio do fluxo de carga probabilístico;
- Comparar os efeitos dos padrões de recarga diário e semanal no cálculo do FS e nos limites operativos da rede elétrica.

1.4 Estrutura da dissertação

O trabalho está organizado da seguinte forma:

O Capítulo 1 apresentou a contextualização do cenário atual de integração de veículos elétricos nos sistemas de distribuição, abordando os problemas associados à integração massiva desse tipo de veículo. Também destacou a necessidade de utilizar o fator de simultaneidade para o estudo da rede, ressaltando os principais estudos realizados na área. Por fim, foram definidos os objetivos que orientam a presente pesquisa.

O Capítulo 2 aborda tópicos relevantes para o presente estudo, como os conceitos fundamentais dos veículos elétricos, seus modelos e modos de recarga. Inclui a definição do fator de simultaneidade e o embasamento teórico dos métodos probabilísticos necessários.

O Capítulo 3 detalha a metodologia empregada no estudo, descrevendo as técnicas de modelagem utilizadas nos conjuntos de dados, o processo de cálculo do fator de simultaneidade e a simulação da rede.

O Capítulo 4 apresenta os resultados obtidos e as análises realizadas.

O capítulo 5 apresenta as considerações finais do estudo, destacando as principais conclusões e propondo sugestões para trabalhos futuros.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

Neste capítulo, são apresentados tópicos relevantes para o objeto de pesquisa, incluindo os conceitos fundamentais de veículos elétricos, seus modelos e os modos de recarga utilizados. Em seguida, é definido o fator de simultaneidade, tanto individual quanto agregado, destacando os fatores que influenciam seus resultados. Por fim, discute-se a teoria que fundamenta o método probabilístico utilizado.

2.1 Veículos elétricos: Modelos e modos de recargas

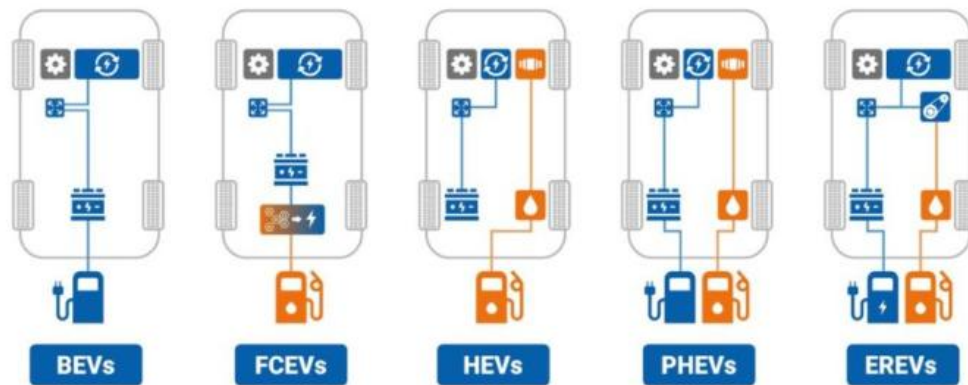
Os veículos elétricos (VEs) possuem um sistema de propulsão composto por um ou mais motores elétricos, que podem ser utilizados parcial ou integralmente para gerar o movimento do automóvel (ALMEIDA, 2018; NREL, 2012). Além de não emitirem gases poluentes durante sua utilização, os motores elétricos apresentam maior eficiência, menor custo de operação e produzem menos poluição sonora em comparação com motores convencionais a gasolina ou diesel (ALANAZI, 2023; FREITAS; MEDEIROS, 2021; NREL, 2012).

De acordo com a FGV (2017), os VEs podem obter a eletricidade necessária para seu funcionamento de várias maneiras, como por meio de plugues ou cabos aéreos conectados diretamente à fonte de eletricidade; por indução eletromagnética; ou pela energia mecânica gerada durante a frenagem. A eletricidade obtida é armazenada em baterias químicas ligadas ao motor elétrico, geralmente baterias de íons de lítio (ENGE; ENGE; ZOEPF, 2021).

2.1.1 Modelos de Veículos Elétricos

Os VEs são classificados conforme sua tecnologia de operação e podem ser divididos em cinco categorias: elétrico puro, híbrido puro, híbrido plug-in, veículo elétrico movido a célula de hidrogênio e veículos elétricos de alcance estendido (AEA, 2023; ALANAZI, 2023; FGV ENERGIA, 2017; SANGUESA et al., 2021). A Figura 2.1 apresenta o esquemático das composições dos tipos de VEs, as quais são descritas a seguir.

Figura 2.1 Composição dos tipos de VEs



Fonte: National Motorists Association Blog, 2020

- a) Elétrico puro (BEV, do inglês *Battery Electric Vehicles*): são os VEs movidos exclusivamente por energia elétrica, sem um gerador reserva ou qualquer tipo de combustível líquido. Por não possuírem motor de combustão interna, eles não emitem gases poluentes, sendo considerados a opção mais ecologicamente benéfica. No entanto, necessitam de bateria com capacidade elevada para alcançar uma autonomia aceitável.
- b) Híbrido puro (HEV, do inglês *Hybrid Electric Vehicle*): são carros equipados com um motor convencional a combustível e um motor elétrico. O motor elétrico auxilia o motor de combustão interna, melhorando sua eficiência em baixas velocidades e durante a aceleração. O motor de combustão interna pode ser reabastecido com gasolina, diesel ou biocombustíveis, enquanto a bateria que alimenta o motor elétrico pode ser recarregada pela potência gerada pelo motor de combustão. Modelos mais novos podem também recarregar a bateria pela energia cinética gerada durante a frenagem. Esse tipo de VE possui algumas emissões de escape.
- c) Híbrido Plug-in (PHEV, do inglês *Plug-in Hybrid Electric Vehicle*): possuem características semelhantes aos Híbridos Puros (HEV), mas contam com baterias maiores que podem ser recarregadas por meio de um cabo conectado a uma fonte externa de energia elétrica. Além disso, podem ser recarregados pelo motor de combustão interna e pela energia recuperada durante a frenagem. Os PHEVs são capazes de armazenar energia suficiente para diminuir a utilização do motor a combustão, proporcionando uma autonomia maior do que a dos HEVs.
- d) Veículos elétricos movidos a célula de hidrogênio (FCEV, do inglês *Fuel Cell Electric Vehicle*): o motor elétrico deste VE utiliza a energia gerada pela combinação do hidrogênio comprimido e oxigênio do ar, resultando apenas em água como resíduo do processo. Os FCEVs possuem uma autonomia semelhante à dos veículos convencionais

e podem ser reabastecidos em poucos minutos. No entanto, a falta de infraestrutura de postos de recargas especializados é um obstáculo à sua ampla adoção. É importante notar que, embora exista o hidrogênio verde, grande parte do hidrogênio utilizado atualmente é proveniente do gás natural.

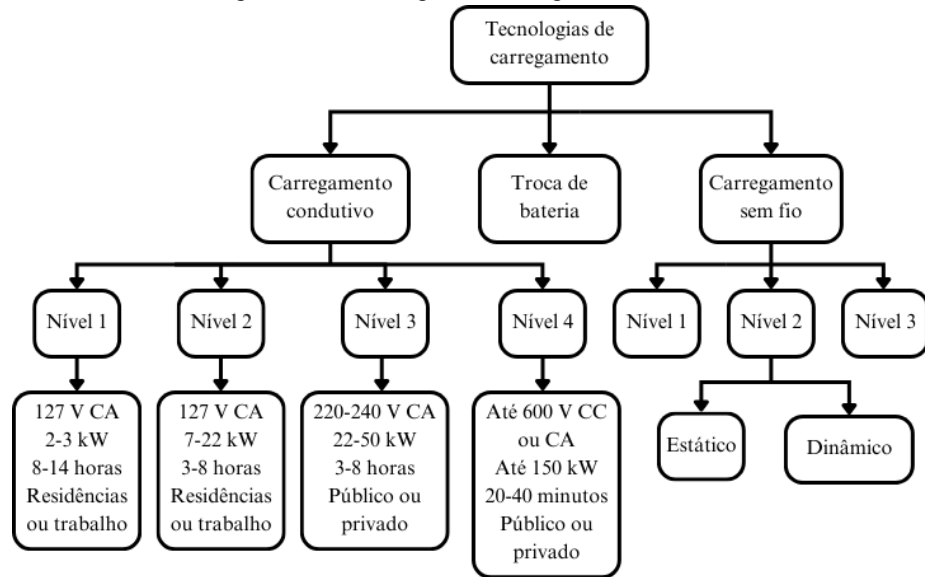
- e) Veículos elétricos de alcance estendido (EREV, do inglês *Extended Range Electric Vehicle*): esse tipo de VE combina as características dos BEVs e PHEVs, com o adicional de possuir uma capacidade de bateria maior que a dos PHEVs. Nesse veículo, o motor elétrico é a principal fonte de energia para mover o carro, sendo recarregado por uma fonte externa. O motor de combustão interna serve de suporte ao motor elétrico, mantendo o nível mínimo de carga na bateria, sem ter ligação direta com as rodas do veículo. Os EREVs possuem um sistema de gerenciamento de energia que aumenta a autonomia do VE, utilizando o motor à combustão para recarregar a bateria.

Cada tipo de VE possui suas vantagens e desvantagens, que variam conforme a necessidade de autonomia do usuário e as condições estruturais disponíveis.

2.1.2 Tecnologias de carregamento para Veículos Elétricos

Os VEs podem ser recarregados de três formas: carregamento condutivo, carregamento sem fio e troca de bateria (NOUR et al., 2020; SINGH et al., 2024). O carregamento condutivo é o método mais simples e amplamente utilizado. Em contraste, o carregamento sem fio e a troca de bateria ainda não são tão comuns e permanecem em fase de estudo (NOUR et al., 2020). A Figura 2.2 apresenta um resumo das tecnologias que podem ser utilizadas no carregamento dos VEs.

Figura 2.2 Tecnologias de carregamento de VEs

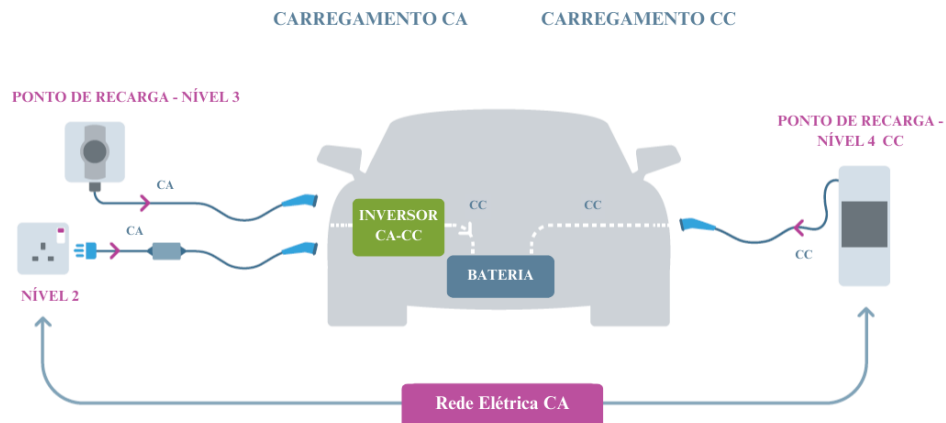


Fonte: Adaptado de: (AEA, 2023; FGV Energia, 2017; Nour et al., 2020)

a) Carregamento condutivo:

O carregamento condutivo é caracterizado pela conexão por cabo a uma fonte de energia elétrica externa (FREITAS, 2021). Este método é amplamente utilizado devido à sua simplicidade e eficiência. A Figura 2.3 apresenta as possíveis formas de recarga. A recarga pode ocorrer de duas maneiras: através do fornecimento de corrente alternada (CA) ao equipamento de bordo do veículo, que converte a corrente para contínua (CC), ou pelo fornecimento direto de corrente contínua (CC) à bateria do carro (NREL, 2012). O tempo necessário para recarregar um veículo elétrico depende de diversos fatores, como a potência da estação de recarga, a capacidade da bateria e o nível de carga atual da bateria. Esse tempo pode variar desde alguns minutos até mais de 20 horas.

Figura 2.3 Diferentes formas de carregamento condutivo



Fonte: BEAMA, [s.d.]

Cada país ou continente adota um padrão de recarga de VEs, definidos por instituições normalizadoras. Nos EUA, são utilizados os padrões estabelecidos pelo IEEE e pelo SAE. Na Europa, o padrão adotado é o do IEC. O Japão segue um padrão próprio, conhecido como CHAdeMO, enquanto a China utiliza o padrão Guobiao (GB/T) (PAIXÃO; SAUSEN; ABAIDE, 2024).

A Figura 2.4 apresenta um resumo dos padrões de recargas mais utilizados, como o IEC e SAE. No Brasil, o padrão mais utilizado é o mesmo adotado pela Europa, o IEC 62196-2 (AEA, 2023). Os níveis (ou modos) 1 e 2 correspondem aos carregadores de recarga lenta, geralmente utilizados em residências ou locais de trabalho, com potência variável entre 2 e 22 kW. Os carregadores de nível 3 são semi-rápidos, com potência entre 22 e 50 kW, e são normalmente encontrados em estacionamentos públicos e privados, como shoppings e supermercados. Por fim, os carregadores de nível 4 são de alta potência, geralmente acima de 150 kW e em corrente contínua (CC), sendo comumente instalados em rodovias e cidades, proporcionando uma recarga rápida para que os veículos possam seguir viagem.

Figura 2.4 Resumo dos padrões de recarga IEC62196, IEC61851 e SAEJ1772.

Padrão	Fonte	Modo/Nível	Tensão (V)	Fase(s)	Corrente Máxima (A)
IEC62196	CA	Modo 1	120	1	16
	CA	Modo 2	240	1	32
	CA	Modo 3	250	1	32-250
	CC	Modo 4	600	CC	400
IEC61851	CA	Modo 1	120	1	16
	CA	Modo 2	240	1	80
	CC	Modo 4	200-450	CC	80
SAEJ1772	CA	Nível 1	120	1	16
	CA	Nível 2	240	1	32-80
	CC	Nível 1	200-450	CC	80
	CC	Nível 2	200-450	CC	200

Fonte: Paixão; Sausen; Abaide, 2024

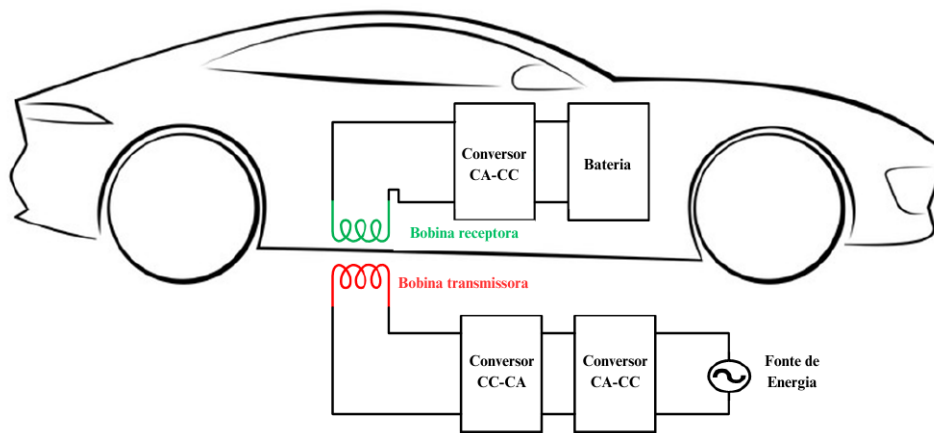
b) Carregamento sem fio:

O carregamento sem fio, também conhecido como carregamento indutivo, utiliza um campo eletromagnético para transferir energia elétrica para a bateria do veículo, sem a necessidade de contato ou cabos. A Figura 2.5 ilustra o diagrama simplificado de operação do carregamento sem fio. Atualmente, os VEs não podem ser carregados por esse método, mas está em fase de desenvolvimento para sua aplicação futura. O uso dessa tecnologia pode reduzir

a necessidade de baterias com elevada capacidade, diminuindo o preço e o peso dos VEs, e levando a uma redução na quantidade de energia consumida (NOUR et al., 2020; NREL, 2012). Contudo, conforme observado por ZENTANI; ALMAKTOOF; KAHN (2024), o carregamento indutivo pode resultar em menor eficiência em comparação aos métodos de carregamento condutivo, devido à perda de energia no campo magnético.

O sistema de carregamento sem fio estático é utilizado em locais estacionários, como estacionamentos e cabines de pedágio, onde o veículo permanece parado sobre um *pad* de carregamento. Já o sistema de carregamento dinâmico ocorre quando o veículo está em movimento. Nesse caso, uma bobina primária enterrada ao longo da estrada e uma bobina secundária acoplada ao veículo permitem a transferência de energia conforme o carro se desloca (ZENTANI; ALMAKTOOF; KAHN, 2024).

Figura 2.5 Diagrama simplificado do carregamento sem fio

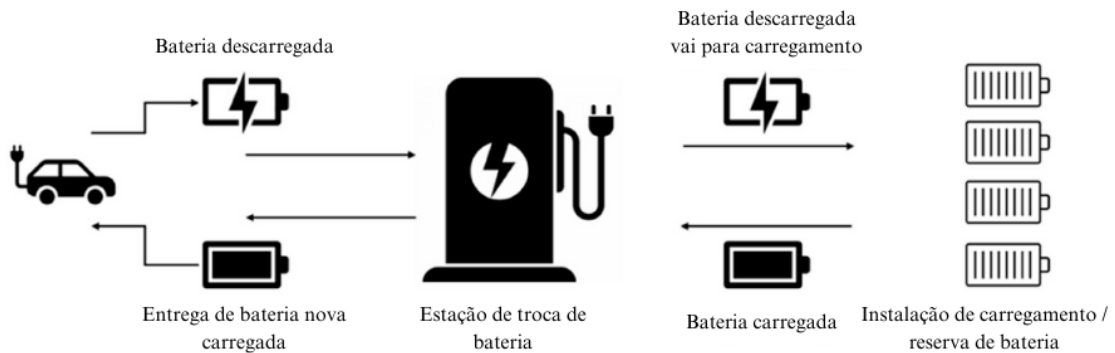


Fonte: Nour et al., 2020

c) Estações de troca de bateria:

As estações de troca de bateria substituem as baterias descarregadas dos VEs, permitindo que os usuários recarreguem seus veículos rapidamente e continuem seu trajeto. Este processo é realizado em estações especializadas que possuem baterias totalmente carregadas prontas para substituição, como apresenta a Figura 2.6 (ALANAZI, 2023; NOUR et al., 2020).

Figura 2.6 Esquemático de operação de uma estação de troca de bateria



Fonte: Alanazi, 2023

Apesar de oferecerem uma alternativa rápida para usuários com veículos que possuem baterias grandes, que demorariam muito para realizar uma carga completa em uma estação de recarga tradicional, a infraestrutura necessária para atender a vasta gama de tipos de veículos existentes é um desafio. Seria necessário armazenar as baterias descarregadas e manter uma ampla variedade de modelos de baterias carregadas para atender a todos os usuários.

2.2 Fator de simultaneidade

O planejamento de redes elétricas deve considerar o maior pico de fluxo de carga esperado, seja ele frequente, como duas vezes por semana, ou raro, como uma vez a cada dez anos, para que o sistema possa suportar os picos de demanda e manter o fornecimento de energia de forma segura e confiável (DENA, 2022).

Em uma instalação elétrica, apenas uma parte dos equipamentos permanecerá ligada simultaneamente. Por isso, o FS é um dado de extrema importância para o dimensionamento adequado dos equipamentos e a operação segura da rede (THORMANN, KIENBERGER, 2020). Subdimensionar a rede pode levar a falhas frequentes e sobrecarga, enquanto superdimensioná-la pode resultar em custos excessivos e desperdício de recursos. De acordo com a norma IEC (2024), o fator de simultaneidade é definido como a razão entre a demanda máxima de um grupo de aparelhos ou consumidores registradas durante um período de análise e a soma de suas demandas máximas individuais, conforme a Equação 2.1. Ele correlaciona os picos de demandas individuais com o pico de demanda total de um grupo de consumidores ou cargas (GUST et al., 2023), e pode variar de 0 a 1.

$$FS = \frac{\max P_{tot}}{\sum_{i=1}^N \max P_i} \quad (2.1)$$

onde FS é o fator de simultaneidade, P_{tot} é a potência total consumida pelas cargas durante o período de análise e P_i representa a potência individual de cada carga i durante o período de análise.

O FS indica a probabilidade de um grupo de cargas demandarem energia simultaneamente. Um FS menor sugere uma menor probabilidade de todas as cargas estarem ligadas ao mesmo tempo, enquanto um FS maior indica que há sobreposição nas demandas dos equipamentos, ou sejam, maior probabilidade de demandarem energia ao mesmo tempo (BOLLERSLEV et al., 2022; GUST et al., 2023; THORMANN; KIENBERGER, 2020, 2022; WILLIS, 2004). O valor do FS está relacionado à quantidade e ao tipo de cargas. Equipamentos de alta potência que precisam permanecer ligados por longos períodos ou por períodos semelhantes tendem a ter um FS maior (GUST et al., 2023). O aumento na quantidade de cargas ou consumidores provoca uma diminuição no valor do FS devido à menor probabilidade de agregação dos picos de demandas (THORMANN; KIENBERGER, 2022).

De acordo com Wegener (2021), o FS normalmente é utilizado para estimar demandas de cargas residenciais a serem utilizadas no planejamento das redes. O FS é empregado para modelar os cenários de pior caso, permitindo projetar a rede de forma a evitar sobrecargas e garantir a segurança operacional. Além disso, o FS é fundamental na definição de investimentos de longo prazo, possibilitando a alocação eficiente de recursos e a modernização da infraestrutura elétrica para atender às futuras demandas (GUST et al., 2023).

2.2.1 Fator de Simultaneidade de Veículos Elétricos (individual)

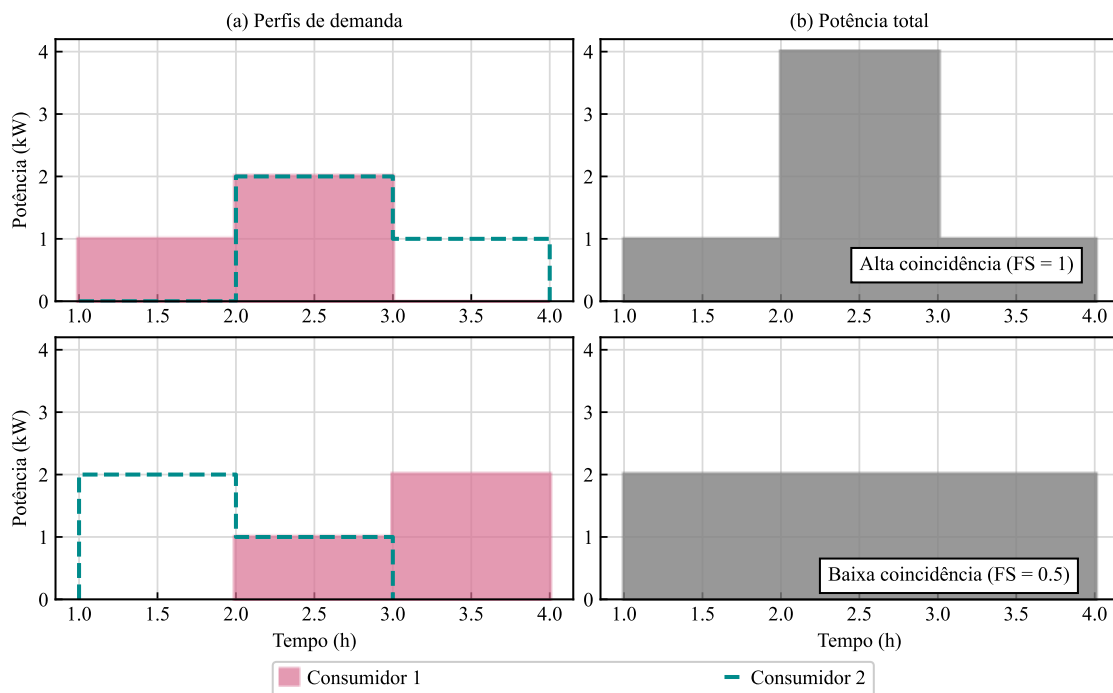
O conceito do fator de simultaneidade pode ser estendido para a demanda de recarga dos veículos elétricos (FS_{VE}), sendo calculado pela razão entre a potência máxima de recarga verificada em um período de tempo pela soma da máxima potência de recarga individual dos veículos elétricos, como apresentado na Equação 2.2 (VERZIILBERGH et al., 2011).

$$FS_{VE} = \frac{\max P_{EV}}{\sum_{i=1}^N \max P_i} \quad (2.2)$$

onde P_{EV} é a potência total de recarga dos veículos elétricos registrada durante o período de análise, e P_i é a potência individual de cada veículo i da frota durante o período de análise.

De forma análoga, quanto mais a recarga dos VEs é realizada ao mesmo tempo e suas curvas coincidem e se sobrepõem durante o período de análise, mais próximo de 1 será o fator de simultaneidade. A Figura 2.7 ilustra esta situação. Quanto maior a coincidência das curvas de recarga dos VEs em um certo alimentador, maior será a demanda exigida no transformador. Portanto, para evitar sobrecarga nos transformadores e linhas e realizar o dimensionamento adequado dos equipamentos, é importante avaliar o fator de simultaneidade dos VEs.

Figura 2.7 Fator de Simultaneidade com diferentes graus de demandas agregadas temporais.



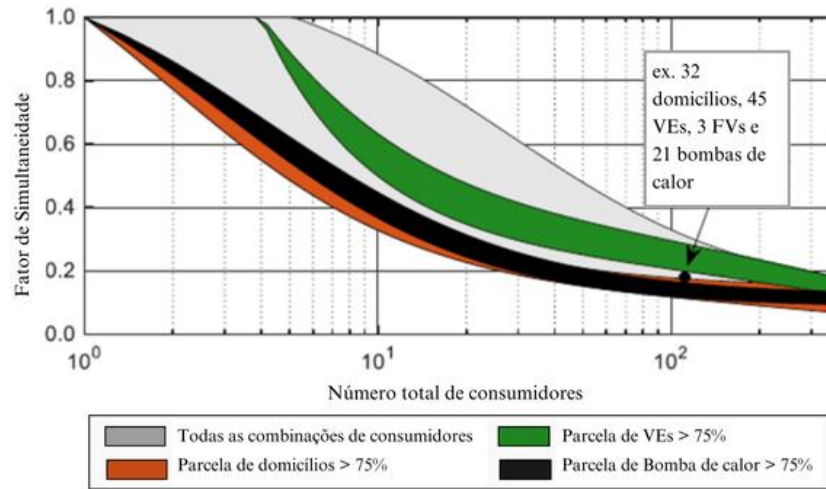
Fonte: Autor

2.2.2 Fator de Simultaneidade Agregado

O FS normalmente é definido para cada tipo de carga. No entanto, para que possa ser utilizado no estudo de redes elétricas, é essencial considerar as relações temporais entre os diferentes tipos de cargas que podem estar presentes no sistema elétrico. Em Thormann, Kienberger (2020, 2022), o FS é calculado levando em consideração todas as cargas que estão presentes na rede elétrica e suas possíveis combinações. A Figura 2.8 apresenta o resultado do fator de simultaneidade agregado.

O Fator de Simultaneidade Agregado (FS_{AG}) é modelado englobando todas as cargas presentes na rede e calculando suas demandas de forma conjunta. O FS_{AG} permite uma análise mais abrangente e precisa das necessidades energéticas da rede, levando em consideração a interação simultânea entre diversas cargas.

Figura 2.8 Fatores de simultaneidade considerando as relações entre os diferentes clientes: domicílios, veículos elétricos (VEs), módulos fotovoltaicos (FVs) e bombas de calor.



Fonte: Thormann, 2022

Para este estudo, serão consideradas apenas cargas residenciais e VEs. Portanto, a equação para o FS_{AG} é dado pela Equação 2.3.

$$FS_{AG} = \frac{\max(P_{RES} + P_{VE})}{\sum_{i=1}^N \max P_{RESi} + \sum_{i=1}^M \max P_{VEi}} \quad (2.3)$$

onde P_{RES} indica a potência total das cargas residenciais, P_{EV} é a potência total de recarga dos veículos elétricos, P_{RESi} é a potência individual de cada carga residencial i e P_{VEi} é a potência individual de cada veículo i durante o período de análise.

2.3 Métodos probabilísticos

De acordo com Ross (2004), a estatística é a disciplina dedicada a extrair conhecimento a partir dos dados. É utilizada para descrever e analisar conjuntos de dados, resultando em inferências estatísticas que empregam modelos de probabilidades para caracterizar todas as propriedades dos dados. A interpretação objetiva da probabilidade está associada à frequência relativa limite de ocorrência de um evento (DEVORE, 2006; ROSS, 2004). Em estudos científicos com experimentos controlados, as informações obtidas são registradas na forma de contagens ou medições numéricas. Esses dados podem então ser analisados para identificar padrões, relações e tendências. O conjunto com todos os possíveis valores que uma variável

pode assumir é caracterizado como uma distribuição de probabilidade (KINAS; ANDRADE, 2020).

2.3.1 Variáveis aleatórias e Distribuições de probabilidade

Ao realizar um experimento ou estudo, os resultados obtidos nem sempre são valores numéricos. Por exemplo, ao avaliar a qualidade de peças produzidas, podemos categorizá-las como “defeituosas” ou “não defeituosas”, que são categorias não numéricas (MEYER, 2000). Para mensurar esses tipos de dados, eles são registrados como um número, a partir de uma regra de associação. Essa regra de associação é chamada de variável aleatória, “variável porque é possível obter diferentes valores numéricos, e aleatória porque o valor observado depende de qual dos resultados possíveis do experimento é obtido” (DEVORE, 2010, p. 85).

Existem dois tipos de variáveis aleatórias: discretas e contínuas. As discretas estão associadas a uma contagem e podem assumir uma sequência finita ou infinita enumerável de valores possíveis. Já as contínuas são representadas por um conjunto extremamente grande de valores, incluindo todos os possíveis em uma reta de números reais (DEVORE, 2006; KINAS; ANDRADE, 2020; MEYER, 2000).

A distribuição de probabilidade de uma variável aleatória é definida como a regra geral da sua função de massa de probabilidade no caso de variáveis discretas, ou da sua densidade de probabilidade no caso de variáveis contínuas (KINAS; ANDRADE, 2020). As distribuições de probabilidades são fundamentais em diversas áreas da ciência, pois permitem a modelagem e a previsão de fenômenos complexos. Elas são utilizadas para estimar parâmetros desconhecidos, testar hipóteses, e tomar decisões baseadas em dados.

Para uma variável aleatória discreta X , sua função de massa de probabilidade $p(x)$ é definida pela Equação 2.4:

$$p(x) = P \{X = x\} \quad (2.4)$$

Isso indica que, para cada valor “ x ” possível da variável aleatória X , a função de massa de probabilidade (FMP) representa a probabilidade de observar o valor “ x ” durante a execução do experimento. Em uma FMP, duas condições são essenciais (DEVORE, 2006; ROSS, 2004):

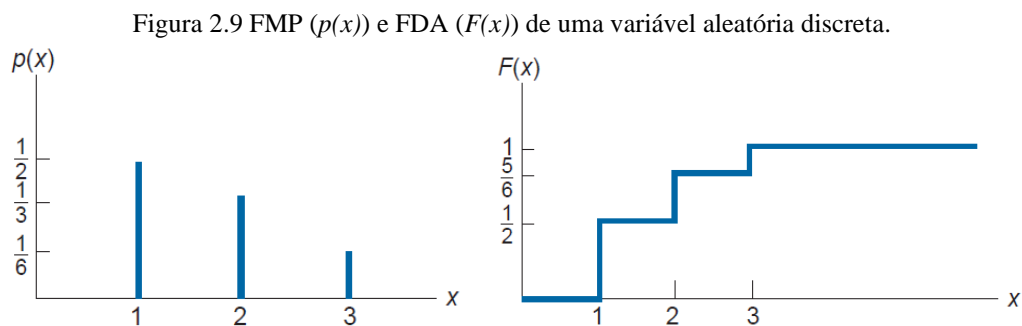
- (i) $p(x) > 0$;

$$(ii) \quad \sum_{\text{todos os possíveis valores de } x} p(x) = 1.$$

A função de distribuição acumulada (F) de uma variável aleatória X é dada em função de sua função de massa de probabilidade $p(x)$, como apresenta a Equação 2.5.

$$F(x) = P(X \leq x) = \sum_{y:y \leq x} p(y) \quad (2.5)$$

A função de distribuição acumulada (FDA) representa a probabilidade de que a variável aleatória X seja menor ou igual a um valor específico x . Para uma variável aleatória discreta que possui um conjunto de valores crescentes, sua FDA assume a forma de uma função degrau (DEVORE, 2006; ROSS, 2004). A Figura 2.9 ilustra os resultados de uma FMP e FDA de uma variável aleatória discreta.



Fonte: Ross, 2004

Para variáveis aleatórias contínuas, utilizamos a função de densidade de probabilidade (FDP), também conhecida como distribuição de probabilidade, conforme apresentado na Equação 2.6. A FDP de uma variável aleatória contínua X é dada por uma função $f(x)$ contida em um intervalo $[a, b]$ (DEVORE, 2006).

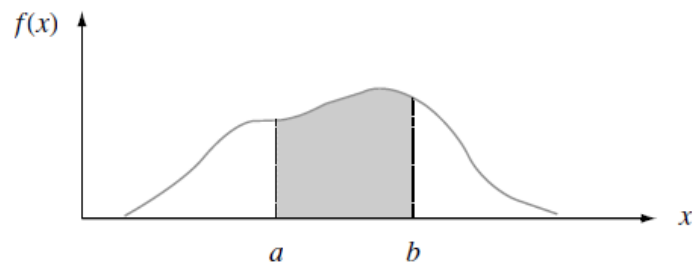
$$P(a \leq X \leq b) = \int_a^b f(x) dx, \text{ para todo } a < b \quad (2.6)$$

Diferente da definição de variáveis aleatórias discretas, a FDP para variáveis contínuas indica a probabilidade de X ter um valor dentro de um intervalo específico. A probabilidade de X é representada pela área sob a curva da sua função de densidade $f(x)$ dentro dos intervalos

definidos $[a, b]$ (DEVORE, 2006; DUNN; SHULTIS, 2012). A Figura 2.10 ilustra a FDP de $P(a \leq X \leq b)$. De modo semelhante, a FDP deve satisfazer duas condições:

- (iii) $f(x) \geq 0$, para todos os valores de x ;
- (iv) $\int_{-\infty}^{+\infty} f(x)dx = 1$.

Figura 2.10 Representação gráfica da FDP de uma variável aleatória contínua.

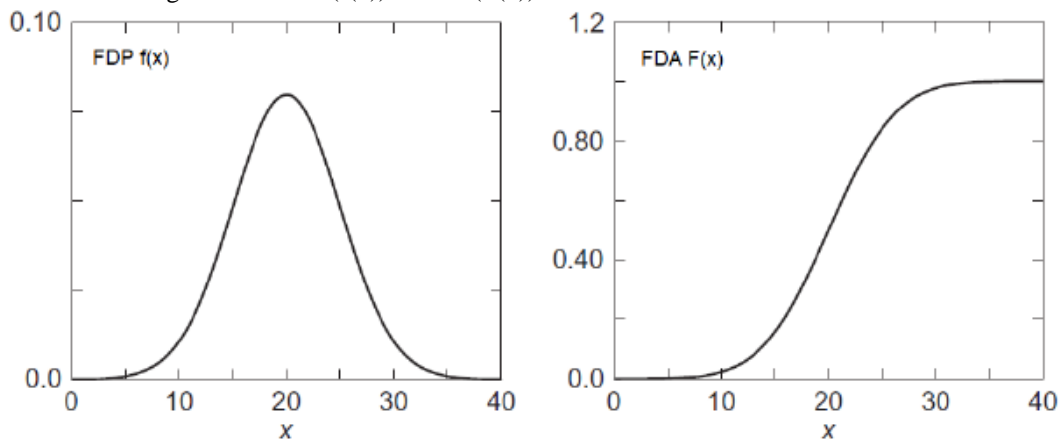


Fonte: Devore, 2006

A função de distribuição acumulada (FDA) de uma variável aleatória contínua X é definida para cada valor x conforme a relação apresentada na Equação 2.7. A FDA, denotada por $F(x)$, é obtida pela integral da área sob a curva da função densidade à esquerda de x (DEVORE, 2006). A Figura 2.11 ilustra um exemplo de FDP e FDA de uma variável contínua.

$$F(x) = P(X \leq x) = \int_{-\infty}^x f(y)dy \quad (2.7)$$

Figura 2.11 FDP ($f(x)$) e FDA ($F(x)$) de uma variável aleatória contínua.



Fonte: Angelim, 2023

De acordo com Rubinstein; Kroese (2017), algumas das distribuições de probabilidades mais importantes são: no caso das variáveis aleatórias contínuas, incluem-se as distribuições Uniforme, Normal, Exponencial, Beta, Weibull e Pareto. Já no caso das variáveis discretas, destacam-se as distribuições de Bernoulli, Binomial, Uniforme Discreta, Geométrica e de Poisson.

Algumas medidas das FDPs são extremamente importantes para caracterizar e extrair informações relevantes dos dados, entre elas a média, a variância e o desvio padrão (ANGELIM, 2023; DUNN; SHULTIS, 2012). A média é uma medida de tendência central que representa o valor esperado de uma variável aleatória, a variância é uma medida de dispersão que indica o quão espalhados estão os valores de uma variável aleatória em relação à média e o desvio padrão é a raiz quadrada da variância e também serve como uma medida de dispersão. A Tabela 2.1 apresenta as relações de média, variância e desvio padrão das distribuições de probabilidade contínuas e discretas. No caso das variáveis discretas, $p(x)$ corresponde à FMP, e D representa todos os valores possíveis da variável aleatória X . No caso das variáveis contínuas, $f(x)$ representa a FDP.

Tabela 2.1 Medidas importantes das FMPs e FDPs

	<i>Variável aleatória Discreta</i>	<i>Variável aleatória Contínua</i>
<i>Valor médio (ou esperado)</i>	$\mu_x = E(X) = \sum_{x \in D} x \cdot p(x)$	$\mu_x = E(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} x \cdot f(x) dx$
<i>Variância</i>	$\begin{aligned} \sigma_x^2 = V(X) &= \sum_D (x - \mu)^2 \cdot p(x) \\ &= E [(X - \mu)^2] \end{aligned}$	$\begin{aligned} \sigma_x^2 = V(X) &= \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \mu)^2 \cdot f(x) dx \\ &= E [(X - \mu)^2] \end{aligned}$
<i>Desvio Padrão</i>	$\sigma_x = \sqrt{V(X)}$	$\sigma_x = \sqrt{V(X)}$

Fonte: Autor

2.3.2 Estimação de densidade e teste de aderência

A FDP oferece uma descrição fiel do conjunto de dados, permitindo a obtenção de parâmetros relevantes. Em um estudo, o resultado experimental obtido é considerado como uma amostra de uma FDP desconhecida. A estimação de densidade é o processo de construção de uma função de densidade a partir dos dados obtidos experimentalmente. Esse processo envolve métodos estatísticos que permitem inferir a forma da distribuição de probabilidade subjacente com base na amostra disponível (SILVERMAN, 1998).

Existem duas abordagens para realizar a estimação de densidade: paramétrica e não-paramétrica. No método paramétrico, assume-se que o conjunto de dados pertence a uma família de distribuições conhecidas, que possuem parâmetros de média e variância bem definidos. A função de densidade f pode ser obtida utilizando esses parâmetros, inseridos na fórmula da função de densidade da respectiva distribuição (MÜLLER; PETERSEN, 2016; SILVERMAN, 1998). De acordo com Müller; Petersen (2016), a técnica de estimadores de máxima verossimilhança é comumente utilizada para inferir os parâmetros que caracterizam a distribuição de probabilidade dos dados observados.

Geralmente, é difícil determinar a qual família de distribuição de probabilidade o conjunto de dados pertence. Portanto, em muitas ocasiões, são adotados métodos de estimação que não dependem de uma família específica (DESHPANDE; NAIK-NIMBALKAR; DEWAN, 2018). A estimação de densidade não-paramétrica é utilizada nesses casos, pois não pressupõe uma função de densidade para descrever a amostra e permite que as características da função sejam obtidas diretamente dos dados (ANGELIM, 2023; MÜLLER; PETERSEN, 2016).

No método de estimação não-paramétrica, destacam-se as técnicas por histograma e a estimação por kernel. De acordo com Węglarczyk (2018), o histograma é um método de estimação bastante subjetivo, pois sua forma depende do número (ou largura) dos bins em que a amostra será dividida. Na estimação por kernel, não há esse obstáculo e é possível obter uma função de FDP suave, baseada na localização individual de todos os dados da amostra.

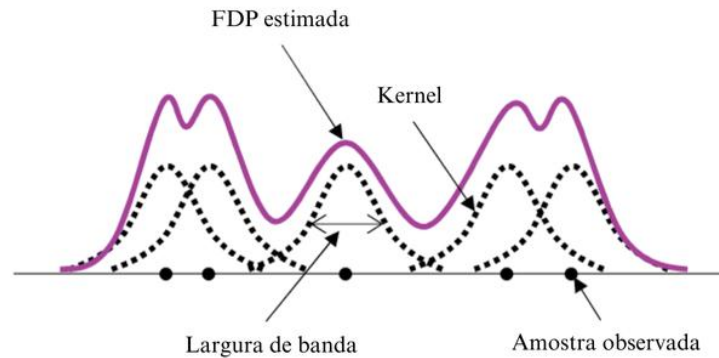
Considerando um conjunto de N amostras independentes e identicamente distribuídas, $\{X_1, X_2, X_3, \dots, X_N\}$, que possuem uma função de distribuição desconhecida $f(x)$, a função estimada $\hat{f}(x)$ por kernel é dada pela relação apresentada na Equação 2.8 (ANGELIM, 2023; WĘGLARCZYK, 2018).

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{hN} \sum_{i=1}^N K\left(\frac{x - X_i}{h}\right) \quad (2.8)$$

onde h corresponde a largura de banda ou parâmetro de suavização e K é a função de kernel não negativa. O estimador de densidade por kernel é considerado como uma soma normalizada de picos em cada ponto de dados, onde a função kernel K indica o formato dos picos e h determina sua largura de banda (SILVERMAN, 1998). A Figura 2.12 é o exemplo de uma

estimação de densidade por kernel, apresentando como cada função kernel, associada a uma observação x_i , contribui para a FDP estimada.

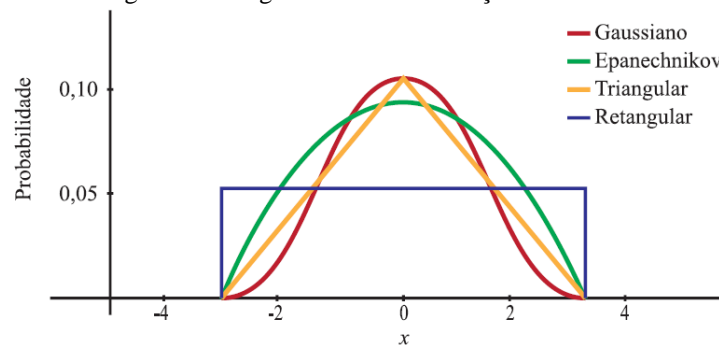
Figura 2.12 Exemplo de estimação de densidade por kernel.



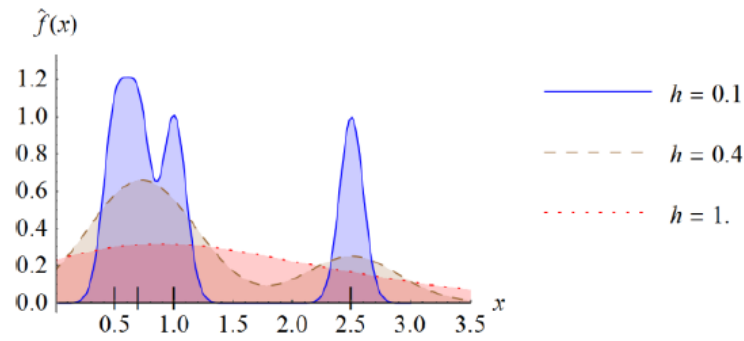
Fonte: Suga et al., 2020

A escolha do tipo de função kernel tem pouca influência no formato da FDP estimada. Algumas das funções kernel mais conhecidas são a Gaussiana, Epanechnikov, Triangular e Retangular, apresentadas na Figura 2.13. No entanto, o parâmetro h altera significativamente a FDP resultante. Um valor muito pequeno de h pode realçar detalhes insignificantes, enquanto um valor muito grande de h pode suavizar excessivamente a curva, escondendo características importantes da função $f(x)$ (WEGLARCZYK, 2018). A Figura 2.14 ilustra a diferença na estimação da densidade para valores diferentes de largura de banda h .

Figura 2.13 Alguns modelos de funções de Kernel



Fonte: Angelim, 2023

Figura 2.14 Influência do parâmetro h na estimação da densidade

Fonte: Węglarczyk, 2018

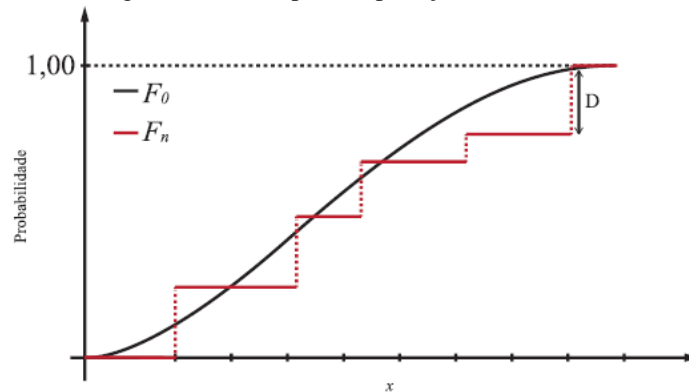
Para avaliar se a FDP estimada representa adequadamente o conjunto de dados do experimento, são utilizados testes de aderência (*goodness-of-fit*, em inglês). Esses testes são ferramentas estatísticas fundamentais para verificar se a distribuição de probabilidade inferida a partir dos dados amostrais está de acordo com a distribuição observada. Eles ajudam a identificar se há desvios significativos entre a distribuição estimada e a real (FRANCISCO; SIMÕES, 2021). De acordo com Deshpande; Naik-Nimbalkar; Dewan (2018), existem três principais métodos para realizar o teste de aderência: o teste Qui-quadrado (Chi-Square), o teste de Kolmogorov-Smirnov (K-S) e o teste baseado na distância de *Hellinger*.

O teste de aderência K-S é mais adequado para funções contínuas, sendo por isso, focado na presente pesquisa. O teste K-S avalia a diferença máxima entre a função de distribuição acumulada empiricamente observada $F_n(x)$ e a distribuição acumulada de referência $F_0(x)$ (ANGELIM, 2023; FRANCISCO; SIMÕES, 2021). A equação 2.9 ilustra a relação matemática do teste K-S.

$$D = \sup_{-\infty < x < +\infty} |F_n(x) - F_0(x)| \quad (2.9)$$

O operador \sup indica o maior valor observado entre as funções $F_n(x)$ e $F_0(x)$. A Figura 2.15 destaca o valor de D , que corresponde à maior diferença vertical entre as duas funções.

Figura 2.15 Exemplo da aplicação do teste K-S.



Fonte: Angelim, 2023

2.3.3 Simulação Monte Carlo

A Simulação Monte Carlo é uma técnica que utiliza a média amostral para estimar a média populacional. Este método é altamente flexível e pode ser aplicado a uma ampla gama de problemas em diversas áreas, como física, engenharia, finanças e estatística. Ele se baseia em dois importantes teoremas matemáticos: a lei dos grandes números e o teorema do limite central (DUNN; SHULTIS, 2012).

- a) Lei dos grandes números: Este teorema estabelece que com o aumento do número de amostras, a média amostral converge para a média populacional;
- b) Teorema do limite central: Este teorema afirma que, para um grande número de amostras independentes e identicamente distribuídas, a distribuição da média amostral se aproxima de uma distribuição normal, independentemente da distribuição original dos dados.

Não existe um método único de Monte Carlo, mas as simulações seguem um padrão bem definido de etapas: modelar o sistema como uma série de funções de densidade de probabilidade (FDP); amostrar repetidamente as FDPs; e calcular as variáveis de interesse (HARRISON, 2010). Existem vários tipos de métodos de Monte Carlo que utilizam diferentes modos de realizar a amostragem ou de modelar as variáveis de entrada. Na presente pesquisa, focamos no estudo do método de Monte Carlo denominado não-sequencial, também conhecido como direto, simples ou crude (ANGELIM, 2023; KENNEDY, 2016). Nesse método, as variáveis aleatórias são amostradas de forma independente, o que oferece um sistema simples e eficiente para ser utilizado em diversos problemas.

Nas simulações de Monte Carlo, é possível estimar os parâmetros das distribuições de probabilidade de uma variável aleatória X a partir de sua amostra aleatória. Entre as estatísticas de interesse, destacam-se a média amostral e a variância amostral (ANGELIM, 2023; MEYER, 2000). Considerando uma variável aleatória X com média (ou expectância) $E(X) = \mu$ e variância $V(X) = \sigma^2$, e sendo \bar{X} a média amostral aleatória de tamanho n (MEYER, 2000), podemos obter algumas conclusões, que são apresentadas nas Equações 2.10 e 2.11.

$$E(\bar{X}) = E\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E(X_i) = \frac{1}{n} n\mu = \mu \quad (2.10)$$

$$V(\bar{X}) = V\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right) = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n V(X_i) = \frac{1}{n^2} n\sigma^2 = \frac{\sigma^2}{n} \quad (2.11)$$

De acordo com a Lei dos grandes números, quando $n \rightarrow \infty$, a média amostral \bar{X} se aproxima da média populacional $E(X) = \mu$. A variância amostral tende a σ^2/n , já que todos os X_i são distribuídos de forma idêntica e independente, possuindo a mesma variância, denotada por σ (KENNEDY, 2016; MEYER, 2000). Com o aumento do número de iterações n , a média será baseada em um conjunto cada vez maior de dados, resultando em uma diminuição da variância.

A média amostral \bar{X} é considerada um estimador não-tendencioso da média μ obtida a partir de um número finito de amostras. Como a variância depende da média μ , podemos torná-la um estimador não-tendencioso da variância (ANGELIM, 2023). Essa relação é apresentada pela Equação 2.12.

$$V(\bar{X}) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n [\mu_i - \bar{X}]^2 \quad (2.12)$$

O denominador $(n-1)$ é descrito como o grau de liberdade, representando o número de variáveis independentes menos o número de restrições. Realizando alguns cálculos, temos que a média da variância amostral $V(\bar{X})$ tende a σ^2 . Podemos concluir que, para um n suficientemente grande a média amostral \bar{X} seguirá aproximadamente uma distribuição normal, com média μ e variância σ^2 , conforme estabelecido pelo Teorema do limite central.

Para exemplificar a utilização da simulação de Monte Carlo, será empregado este método para estimar o valor de π , conforme apresentado por Abud et al. (2023). Dado um círculo de área (A_C) igual a πr^2 , inscrito em um quadrado com área (A_D) igual a $4r^2$, o valor de π pode ser obtida através da relação entre as duas áreas, conforme apresentado na Equação 2.13.

$$\frac{A_C}{A_D} = \frac{\pi r^2}{4r^2} \therefore \pi = 4 * \frac{A_C}{A_D} \quad (2.13)$$

Um indicador de desempenho $H(X)$ é definido conforme a Equação 2.14, onde X é uma variável definida como um vetor aleatório de coordenadas $[x_1, x_2]$, possuindo uma FDP uniforme no intervalo $[-1,-1]$ a $[1,1]$.

$$H(X) = 4 * I_C \quad (2.14)$$

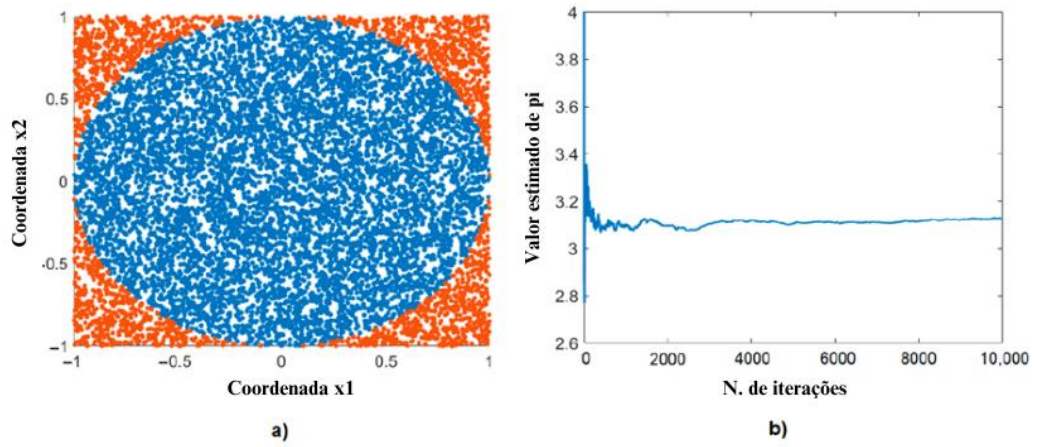
onde I_C indica quando uma amostra de coordenadas cai dentro do círculo. Se a amostra estiver fora do círculo, atribui-se o valor 0; caso contrário, ou seja, se a amostra cai dentro da área do círculo, atribui-se o valor 1, conforme a Equação 2.15.

$$I_C = \begin{cases} 1, & \text{se } x_1^2 + x_2^2 \leq r^2 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (2.15)$$

A função de densidade estimada de π pode ser definida pela Equação 2.16. A Figura 2.16 apresenta o resultado para um conjunto de 10.000 pares de amostras aleatórias, mostrando sua convergência à medida que a quantidade de iterações aumenta.

$$\hat{\pi} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n H(X_i) \quad (2.16)$$

Figura 2.16 Exemplo de aplicação da Simulação de Monte Carlo para estimar o valor de pi. a) 10.000 pares de coordenadas geradas aleatoriamente; b) Convergência do valor de pi com o aumento da quantidade de iterações.



Fonte: Abud et al., 2023

3. METODOLOGIA

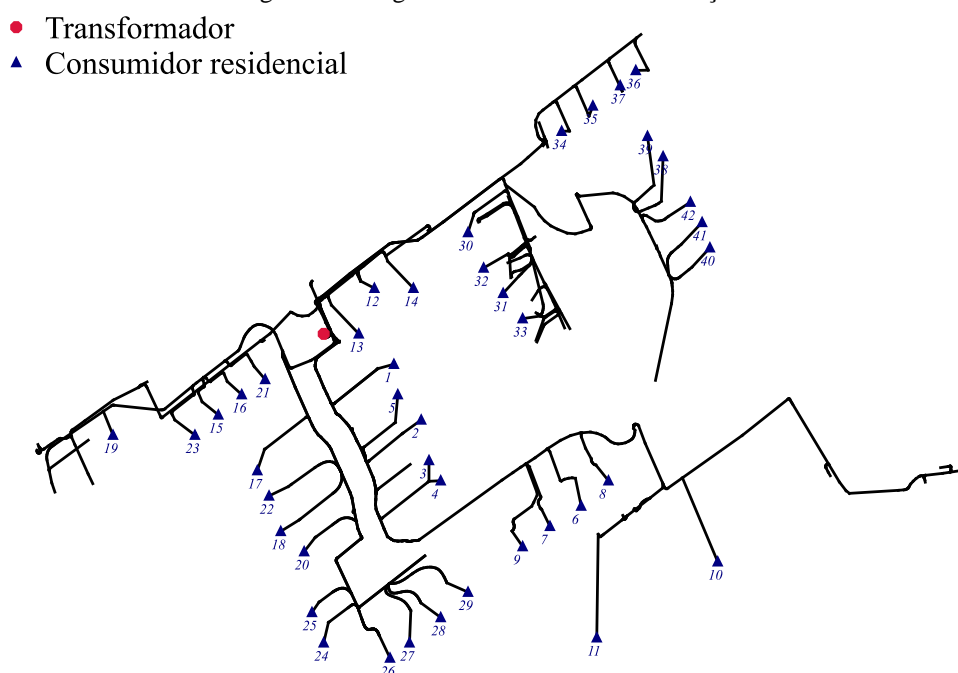
Este capítulo apresenta os métodos probabilísticos utilizados para a modelagem dos dados de demanda residencial e de recarga dos veículos elétricos, detalhando os procedimentos de pré-processamento dos dados e definição dos métodos de estimação das curvas semanais de demanda. São descritos os procedimentos para realização do cálculo do fator de simultaneidade e fluxo de carga da rede utilizando a Simulação de Monte Carlo. Diversos cenários são definidos, considerando diferentes níveis de penetração de veículos elétricos e variações nas capacidades das baterias e potências de recarga.

3.1 Sistema teste

A rede utilizada no presente trabalho faz parte do projeto “*LV Network Solutions*” desenvolvido pela *Electricity North West Limited* (RICHARDSON, THOMSON, 2020). No projeto são disponibilizados 25 modelos de redes de baixa tensão e alguns perfis de geração e carga, como sistemas fotovoltaicos, veículos elétricos, bombas de calor elétricas e micro cogeração de calor e energia.

A rede selecionada (modelo 25) é composta por 42 cargas residenciais monofásicas e um transformador de 100 kVA 11-0,416 kV, conforme diagrama apresentado na Figura 3.1.

Figura 3.1 Diagrama do sistema de distribuição



Fonte: Autor

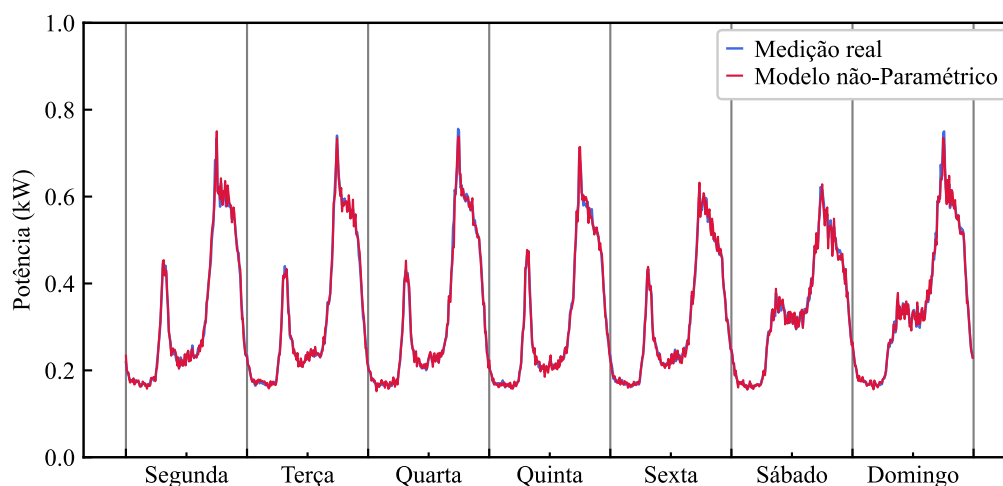
3.2 Modelagem probabilística da demanda residencial

O banco de dados da demanda residencial utilizado neste trabalho é proveniente de um estudo realizado ao longo de dois anos, de 2008 a 2009, que monitorou a demanda por minuto de 22 residências localizadas na região de East Midlands, na Inglaterra. Os dados são disponibilizados pela *UK Data Service* (RICHARDSON; THOMSON, 2020) e são compostos por 40 arquivos no formato *comma-separated values* (.csv) com as medições válidas.

O tratamento do conjunto de dados foi realizado com base na metodologia proposta por (ANGELIM, 2023), que incluem os procedimentos de organização dos dados, remoção de dados ausentes e outliers, e compatibilização dos intervalos de demanda para o método proposto. Os dados ausentes foram substituídos por dados de dias equivalentes próximos, e os períodos longos sem medição foram removidos. Os outliers retirados correspondem aos valores menores que o primeiro quartil e maiores que o terceiro quartil. Após esses passos, os intervalos de demanda foram convertidos para 10 minutos, utilizando a média dos valores por minuto dentro do intervalo. Os dados foram separados em dois conjuntos conforme as estações de verão e inverno, onde cada conjunto contém dados de 12 semanas, iniciando na segunda-feira e terminando no domingo.

Diversas funções densidade de probabilidade foram testadas, porém, nenhuma se mostrou adequada aos dados. O teste de aderência *Kolmogorov-Smirnov* foi utilizado para verificar se o modelo adotado descreve a amostra. Assim, o modelo probabilístico adotado foi um modelo não paramétrico com kernel gaussiana e largura de banda de 0,01. A Figura 3.2 ilustra a adequação do modelo não-paramétrico proposto ao conjunto de dados.

Figura 3.2 Média da demanda residencial proveniente de dados reais e do modelo não-paramétrico



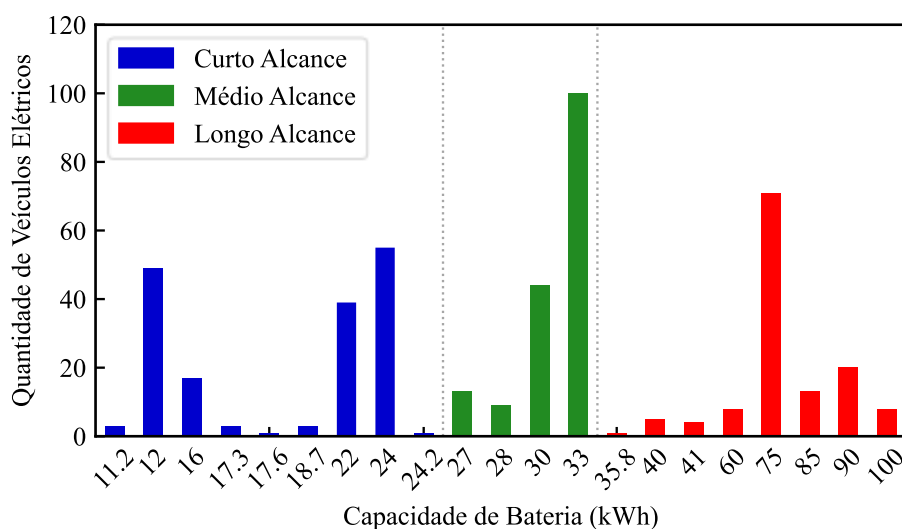
Fonte: Autor

3.3 Modelagem probabilística da demanda de recarga de VEs

Os dados de demanda de recargas dos VEs fazem parte do banco de dados do projeto *Electric Nation Project* (WPD, 2019). Este banco de dados contém medições reais de recarga de VEs de 673 usuários em uma área residencial do Reino Unido, abrangendo o período de janeiro de 2017 a dezembro de 2018. O projeto foi desenvolvido com o objetivo de compreender melhor o impacto causado por VEs com diferentes capacidades de bateria e potências de recarga, além de como a utilização dos VEs afeta o comportamento da demanda de recarga.

O banco de dados do *Electric Nation Project* contempla diversos tipos de veículos elétricos, sendo 66% dos VEs com baterias com capacidade de até 30kWh, 16% com baterias entre 30kWh e 60 kWh, e 18% com baterias de capacidade maior do que 60 kWh. A Figura 3.3 apresenta o histograma dos tipos de veículos elétricos contidos no banco de dados. Para fins comparativos, este trabalho considera apenas veículos com bateria de curto alcance com 24 kWh (modelo Nissan Leaf), e de longo alcance com 75 kWh (modelo Tesla).

Figura 3.3 Distribuição de veículos elétricos conforme a capacidade de suas baterias.



Fonte: WPD, 2019

Dois tipos de carregadores foram considerados: 7,4 kW (monofásico) e 11 kW (trifásico), que representam os tipos mais utilizados atualmente (GOV UK, 2024). Assim, quatro cenários são analisados:

- Combinação 1: 24 kWh, 7,4 kW;
- Combinação 2: 24 kWh, 11 kW;
- Combinação 3: 75 kWh, 7,4 kW;

- Combinação 4: 75 kWh, 11 kW.

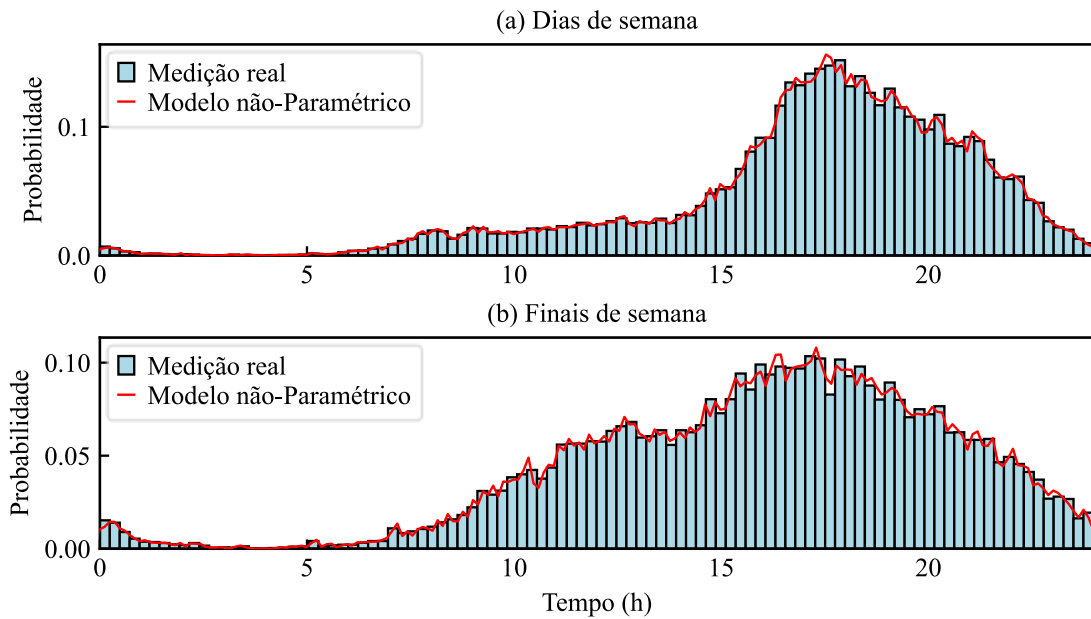
Para modelar a curva de recarga dos VEs, são necessárias informações sobre o instante de conexão do veículo, o nível de carga (*State of Charge* - SOC) inicial da bateria e o padrão de recarga utilizado. Esses parâmetros foram modelados probabilisticamente conforme Angelim (2023) e são descritos a seguir.

3.3.1 Instante de conexão do VE

A Figura 3.4 apresenta o histograma do instante de conexão dos VEs registrados no banco de dados. Nota-se que durante a semana, grande parte dos veículos inicia a recarga próximo das 17:20 h, quando os proprietários dos VEs retornam para casa após sua jornada de trabalho. Já nos finais de semana, o instante de recarga ocorre mais cedo, por volta das 16 h. Este comportamento pode ser atribuído à diferença nas rotinas diárias entre dias úteis e finais de semana. Durante a semana, os proprietários tendem a seguir um horário mais rígido devido aos compromissos de trabalho, enquanto nos finais de semana, a flexibilidade permite que a recarga ocorra mais cedo.

Diversas funções densidade de probabilidade foram testadas, porém, nenhuma se mostrou adequada para descrever os dados representativos do instante de conexão. O teste de aderência *Kolmogorov-Smirnov* foi utilizado para verificar se o modelo adotado descreve a amostra. Assim, o instante de conexão foi modelado usando uma função densidade de probabilidade não-paramétrica com largura de banda de 0,01 e kernel gaussiana. A Figura 3.4 ilustra a adequação do modelo não-paramétrico proposto ao conjunto de dados.

Figura 3.4 Histograma e FDP do instante de conexão. (a) Dias de semana, (b) Finais de semana.



Fonte: Autor

3.3.2 Estado inicial da carga

O estado inicial da carga da bateria não consta diretamente no banco de dados, mas pode ser calculado a partir de outros registros existentes conforme a Equação 3.1:

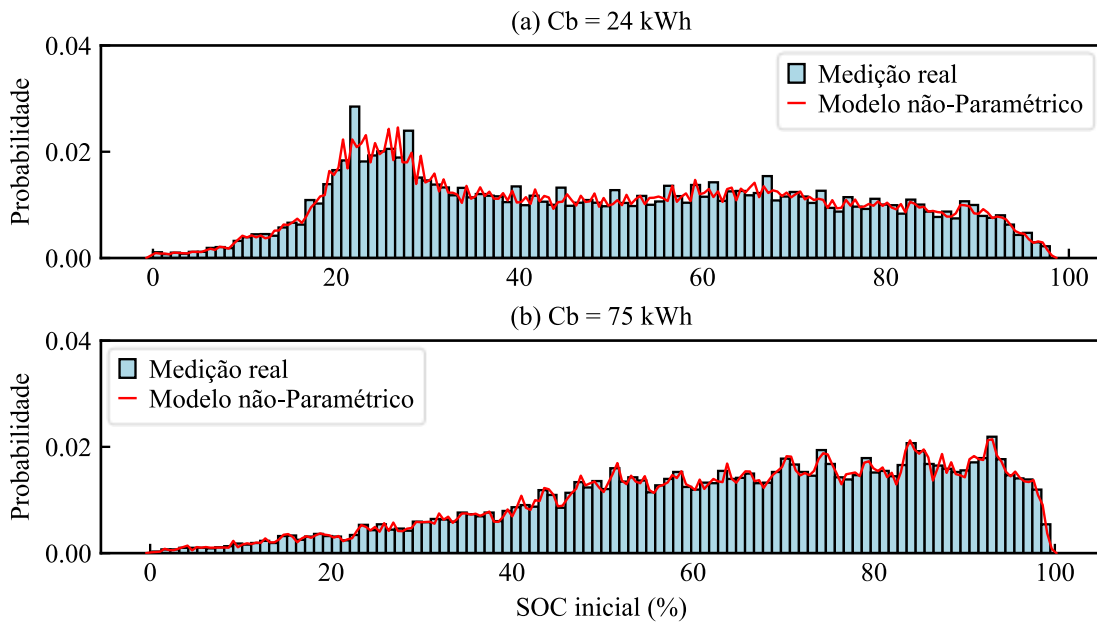
$$SOC_i = \left(1 - \frac{E}{C_b}\right) \times 100 \quad (3.1)$$

onde E é a energia requerida para efetuar a recarga do veículo em kWh, e C_b é a capacidade da bateria do veículo em kWh.

Como o SOC_i depende da capacidade da bateria, sua modelagem foi feita separadamente para os dois tipos de veículos adotados: 24 kWh e 75 kWh. A Figura 3.5 apresenta o histograma do SOC_i da bateria no instante de conexão do VE. Sua modelagem foi feita utilizando uma função de densidade de probabilidade não-paramétrica com largura de banda 0,01 e kernel gaussiana.

É importante destacar que a modelagem do SOC_i permite uma análise mais precisa do comportamento de recarga dos veículos elétricos, considerando as diferentes capacidades de bateria. Em média, veículos de curto alcance iniciam a recarga com um SOC de 49,59%, enquanto veículos de longo alcance iniciam a recarga com SOC de aproximadamente 65%.

Figura 3.5 Histograma e FDP do SOC_i da bateria. (a) $C_b = 24$ kWh (b) $C_b = 75$ kWh.



Fonte: Autor

3.3.3 Padrão de recarga

A maioria dos estudos considera que a recarga dos VEs ocorre diariamente, sem levar em conta as variações nos hábitos dos usuários ou a capacidade da bateria do VE. No entanto, é importante lembrar que, quanto maior a capacidade da bateria, menor será a necessidade de recarga diária. VEs com bateria de 24 kWh efetuam a recarga em dias alternados, enquanto VEs com bateria de 75 kWh efetuam a recarga a cada quatro dias, por exemplo (ANGELIM, 2023).

Para modelar esse efeito na curva de recarga dos VEs, foi incluída a frequência de recarga na obtenção das curvas de recarga. No padrão semanal a recarga ocorre em dias espaçados dependendo da capacidade da bateria, para VE com baterias de curto alcance, a recarga pode ocorrer em dias alternados, enquanto que VEs com baterias de longo alcance podem ser recarregados a cada 4 dias, por exemplo. No padrão diário, a recarga ocorre todos os dias independentemente do tamanho da bateria do VE. Assim, foram considerados dois padrões de recarga:

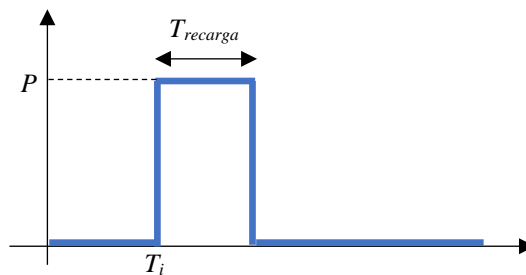
- Padrão semanal: a recarga ocorre em dias espaçados;
- Padrão diário: a recarga ocorre diariamente.

As curvas de recarga são geradas com um intervalo de amostragem de 10 minutos até completar o período de uma semana. A cada amostragem, os padrões são selecionados por uma distribuição uniforme, tendo a mesma probabilidade de ocorrência.

3.3.4 Amostragem da curva de recarga

A obtenção da curva de recarga do VE é feita com base em três informações: instante de conexão do VE (T_i), potência de recarga (P), e tempo de duração da recarga (T_{ch}), conforme ilustra a Figura 3.6.

Figura 3.6 Curva de recarga de VEs.



Fonte: Autor

Para obtenção da curva de recarga do VE, são gerados valores randômicos do SOC_i com base no modelo probabilístico obtido. Com isto, adotando duas capacidades de bateria (24kWh e 75 kWh) e potência de recarga (7.4 kW e 11 kW), o tempo de duração da recarga é calculado conforme Equação 3.2.

$$T_{recarga} = \frac{C_b(SOC_f - SOC_i)}{P \times \eta} \quad (3.2)$$

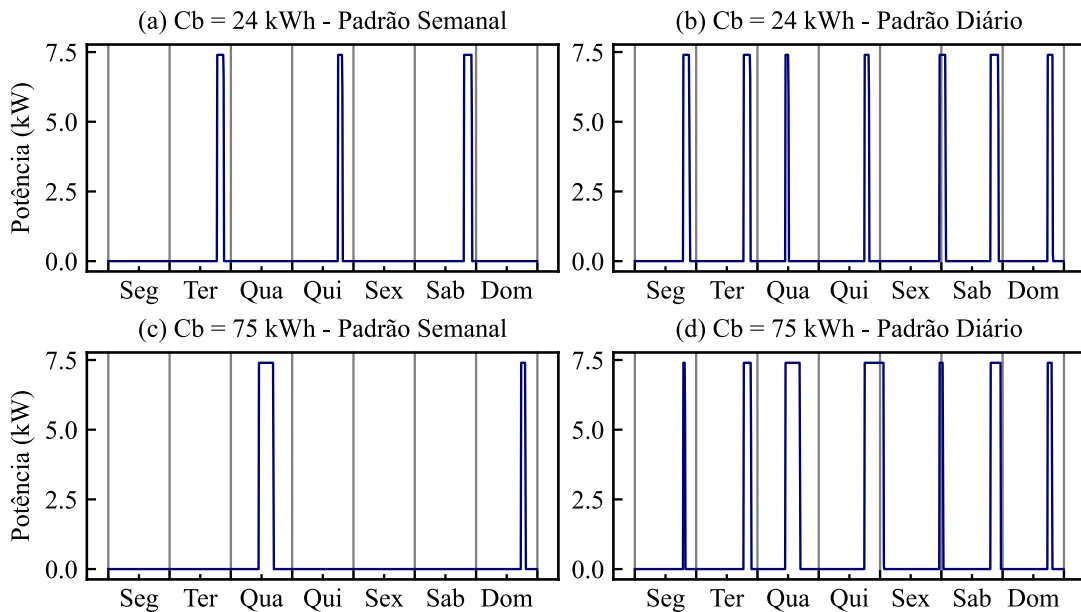
onde o SOC_f corresponde a 1, ou seja, o veículo realiza uma recarga completa, e η é a eficiência do carregador, considerada igual a 0,99 para baterias de íons de lítio, conforme Enge; Enge; Zoepf (2021).

Também com base no modelo probabilístico obtido a partir do banco de dados, são gerados valores randômicos do instante de conexão do VE. Assim, com as informações de instante de conexão (T_i), potência de recarga (P) e duração de recarga ($T_{recarga}$), pode-se obter a curva de recarga do VE.

A modelagem da curva de demanda dos VEs foi feita para cada combinação definida anteriormente com intervalo de 10 minutos por dia, até que se complete uma semana. Para cada

combinação é realizada a amostragem do padrão de recarga, caso a recarga ocorra naquele dia, são feitas as amostragens do instante de conexão e do estado inicial de carga da bateria, conforme seus modelos probabilísticos. A Figura 3.7 apresenta o exemplo de algumas curvas de demandas de VEs.

Figura 3.7 Exemplo de curvas de recarga de VEs. (a) $C_b = 24$ kWh - Padrão Semanal, (b) $C_b = 24$ kWh - Padrão Diário, (c) $C_b = 75$ kWh - Padrão Semanal, (d) $C_b = 75$ kWh - Padrão Diário.



Fonte: Autor

3.4 Metodologia proposta

A Figura 3.8 apresenta o fluxograma da metodologia proposta nesta dissertação. Esta metodologia compreende dois tipos distintos de análises: a análise probabilística e a análise determinística. Primeiramente, a análise probabilística utiliza a simulação de Monte Carlo para avaliar o valor do FS individual e agregado e realizar o fluxo de carga trifásico da rede.

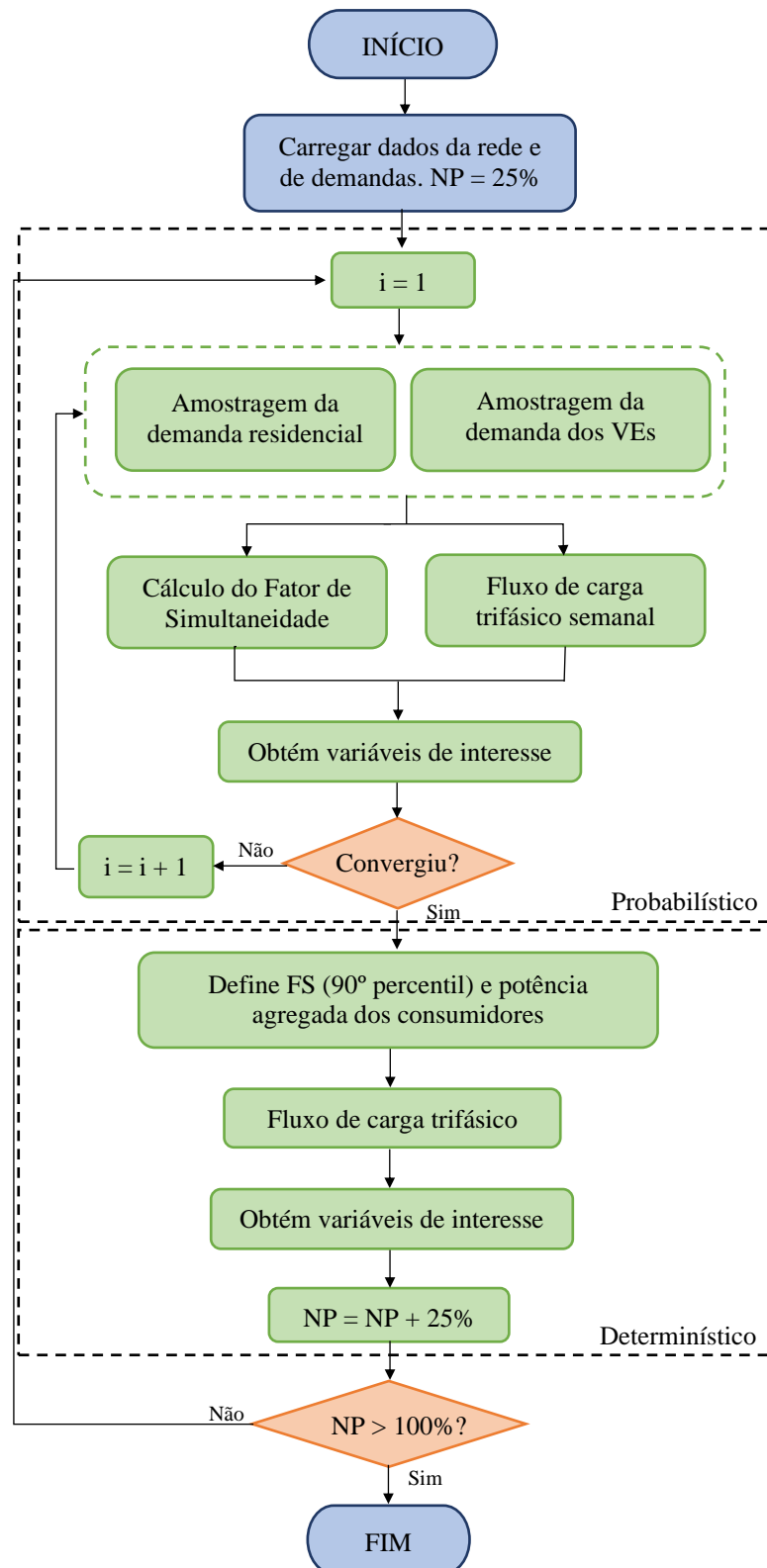
O cálculo do FS individual, para cada tipo de carga, foi realizado para um total de 200 cargas. Em cada iteração, as curvas de demandas são selecionadas de forma aleatória, até atingir a convergência para cada quantidade de cargas. O FS agregado, que inclui tanto cargas residenciais quanto VEs, foi calculado para as combinações definidas pelo nível de penetração (NP). O NP foi determinado com base no total de consumidores residenciais, assumindo que cada consumidor teria apenas um VE. Dessa forma, para cada NP, uma certa quantidade de curvas de demandas residenciais e de VEs é selecionada para o cálculo, repetindo o procedimento em cada iteração até atingir a convergência.

O fluxo de carga da rede foi realizado obtendo amostras das demandas residenciais e de VEs para cada NP, com os VEs alocados na rede de forma aleatória a cada iteração. Esse procedimento foi repetido até alcançar a convergência do método. O estudo probabilístico da rede serviu como base para validar o método determinístico.

Na segunda análise, a determinística, o FS é utilizado para definir cenários críticos da rede. O 90º percentil foi escolhido como indicador dos cenários críticos, definindo o FS e a potência agregada de cada consumidor. O FS (90º percentil) multiplica a demanda máxima individual das cargas de cada consumidor, sendo então realizado um fluxo de carga trifásico. Os VEs foram alocados na rede de forma aleatória para cada NP.

As simulações foram realizadas no ambiente do Jupyter Notebook, utilizando a versão 3.11 do Python. Para as simulações do fluxo de carga da rede, foi utilizado o software OpenDSS pelo pacote AltDSS-Python para a combinação com Python.

Figura 3.8 Fluxograma da metodologia proposta.



Fonte: Autor

4. RESULTADOS

Este capítulo apresenta o fator de simultaneidade da demanda de recarga de veículos elétricos, obtido de forma probabilística utilizando a simulação de Monte Carlo, com base em dados reais de uma campanha de medições realizada no Reino Unido. Foram considerados diversos cenários, incluindo diferentes potências de recarga e capacidades de bateria dos veículos elétricos, além de dois padrões distintos de recarga: semanal e diário. Para a avaliação dos impactos da conexão dos veículos elétricos, foi utilizada uma rede residencial típica do Reino Unido e através de simulações de fluxo de carga pelo método de Monte Carlo, foram observadas a ocorrência de subtensão e a violação da capacidade máxima do transformador. Essas simulações permitiram identificar os pontos críticos e as condições que levam a esses problemas. Além disso, foi realizado o fluxo de carga utilizando o fator de simultaneidade, permitindo avaliar sua utilização como um indicativo confiável para situações críticas na rede elétrica.

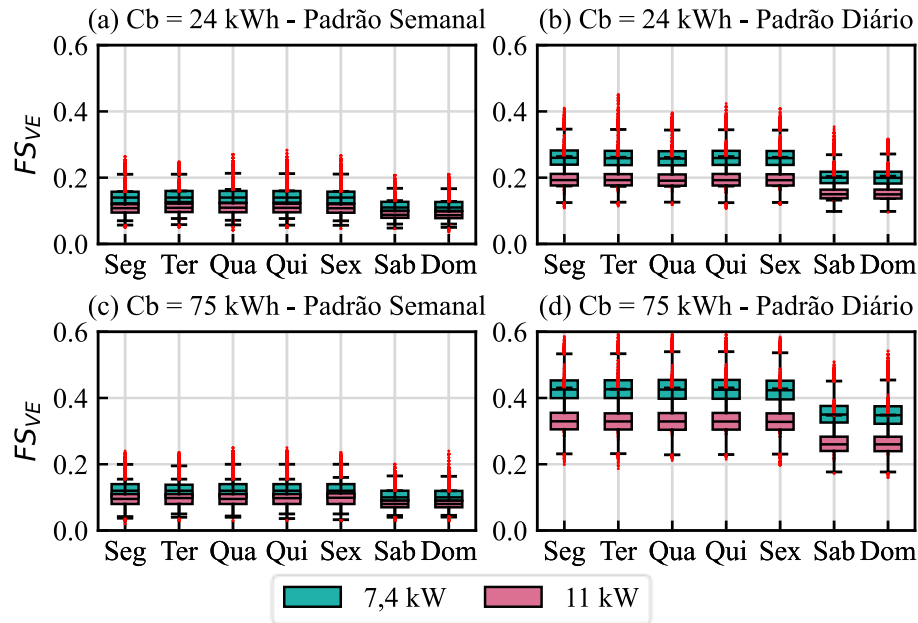
4.1 Fator de Simultaneidade

O Fator de Simultaneidade dos veículos elétricos (FS_{VE}) foi calculado de forma probabilística utilizando a simulação de Monte Carlo sob diversos cenários. Foram considerados VEs com baterias de 24 kWh e 75 kWh, com potência de recarga de 7.4 kW e 11 kW. Além disso, para avaliar a influência da frequência de recarga no fator de simultaneidade, dois casos foram considerados:

- Caso 1: Padrão de recarga semanal, onde a recarga dos VEs não ocorre todos os dias;
- Caso 2: Padrão de recarga diário, onde a recarga dos VEs ocorre todos os dias.

Considerando uma frota de 100 VEs, o FS foi calculado para cada dia da semana com diversas combinações de capacidade de bateria e potência de recarga, contemplando os dois casos mencionados acima, de padrão de recarga semanal e diário. A Figura 4.1 ilustra o boxplot do fator de simultaneidade obtido.

Figura 4.1 Boxplot do fator de simultaneidade para uma frota de 100 VEs. (a) $C_b = 24$ kWh - Padrão Semanal, (b) $C_b = 24$ kWh - Padrão Diário, (c) $C_b = 75$ kWh - Padrão Semanal, (d) $C_b = 75$ kWh - Padrão Diário.

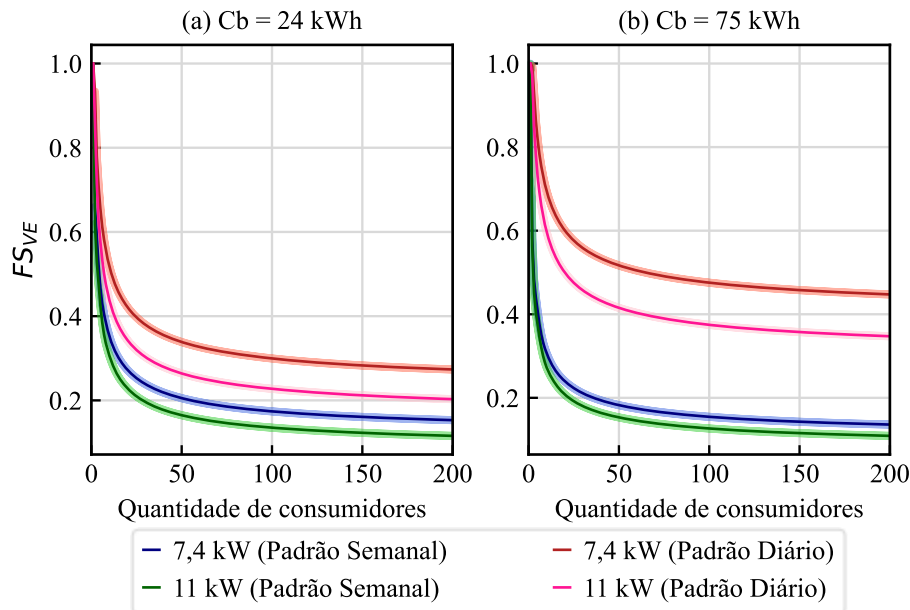


Fonte: Autor

Pode-se observar que o fator de simultaneidade mantém seu valor com poucas variações ao longo dos dias úteis da semana, com variação aos finais de semana, onde o comportamento de carregamento dos VEs possui alteração. Em todos os casos, o FS_{VE} é mais elevado quando a recarga dos VEs é realizada com um carregador monofásico de 7,4 kW ao invés do trifásico de 11 kW. Isto ocorre, pois, um carregador de potência inferior exige maior tempo para realizar a recarga completa, havendo maior sobreposição das curvas de recarga dos VEs. Além disso, nota-se que o padrão diário de recarga leva a um aumento do fator de simultaneidade, que é mais expressivo para VEs com bateria de 75 kWh.

Para visualizar a variação do fator de simultaneidade conforme o aumento do número de consumidores, foi realizado o seu cálculo para um conjunto de consumidores variando de 0 a 200, somando as curvas de carga obtidas ao longo de uma semana. O fator de simultaneidade dos veículos elétricos (FS_{VE}) foi calculado a partir dos dados de recarga de cada combinação e padrão definido. Os resultados são apresentados na Figura 4.2.

Figura 4.2 Média do fator de simultaneidade com intervalo de confiança de 95% com aumento do número de consumidores. (a) $C_b = 24$ kWh, (b) $C_b = 75$ kWh.



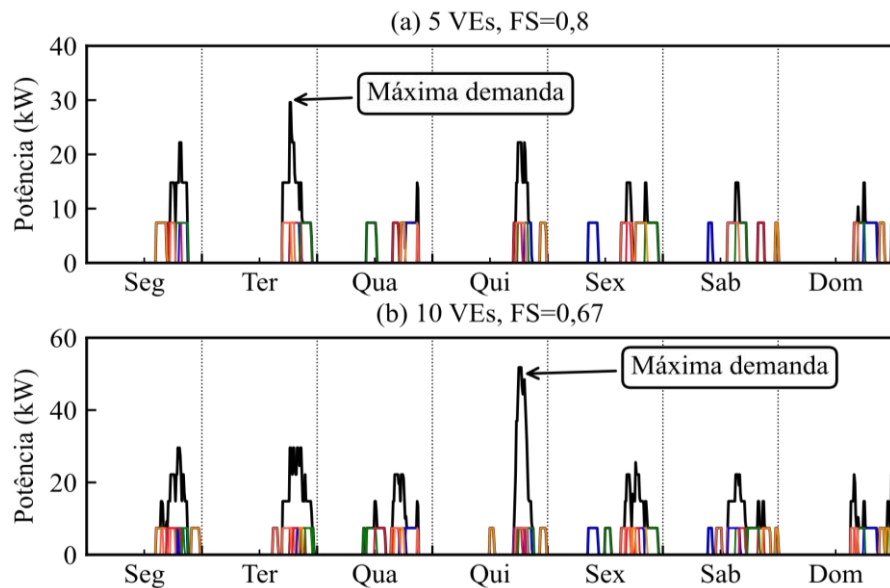
Fonte: Autor

Nota-se que o fator de simultaneidade dos veículos elétricos é maior quando a recarga diária é realizada, independente do cenário de capacidade de bateria e potência, sendo esta diferença ainda mais expressiva para baterias de maior capacidade, por ser necessário maior tempo para recarga completa, ocasionando maior sobreposição das curvas de recarga. Analisando a figura, considerando 50 veículos de 24 kWh e potência de 7,4 kW, o fator de simultaneidade aumenta de 20% para 34% quando o padrão de recarga passa de semanal para diário. Considerando agora 50 veículos de 24 kWh e potência de 11kW, o fator de simultaneidade aumenta de 16% para 26% quando o padrão de recarga passa de semanal para diário. O aumento é mais significativo quando são considerados 50 VEs com bateria de 75 kWh. Quando o padrão de recarga muda de semanal para diário, o fator de simultaneidade aumenta de 18% para 52% quando a potência é de 7,4kW, e aumenta de 15% para 42% quando a potência é de 11 kW. Isto indica que a adoção da recarga diárias nos estudos de impacto e análises estatísticas, pode levar a adoção de um cenário conservador de sobrecarga nos transformadores e linhas.

O fator de simultaneidade possui um perfil característico, em que o aumento da quantidade de consumidores resulta em um declínio exponencial do seu valor, até um certo ponto onde passa a ter poucas variações. Isto ocorre porque quando o número de VEs aumenta, também aumenta a sobreposição das curvas de recarga, ou seja, a potência máxima registrada

dos VEs. A Figura 4.3 explica melhor este comportamento. Tem-se curvas de recarga para uma frota de 5 VEs e 10 VEs, todos de 24 kWh com potência de 7,4 kW e padrão de recarga diário. Sabe-se que o FS_{VE} é a razão entre a potência máxima registrada e a soma das potências individuais dos VEs. Quando o número de VEs aumenta, o denominador do fator de simultaneidade aumenta bem mais do que o numerador, 100% contra 66%. Por isto quando o número de VEs aumenta, o fator de simultaneidade reduz de 0,8 para 0,67.

Figura 4.3 Amostras de curvas de recarga de VEs. (a) 5 VEs, $FS = 0,8$, (b) 10 VEs, $FS = 0,67$.



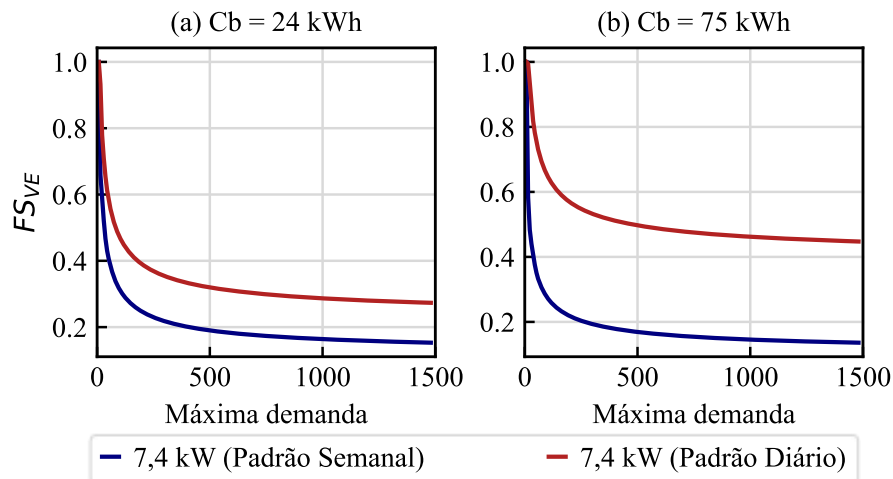
Fonte: Autor

A Figura 4.4 apresenta a evolução do fator de simultaneidade dos veículos elétricos com o aumento da demanda máxima total de recarga da frota de VEs, variando a capacidade da bateria e o padrão de recarga. Os resultados observados anteriormente se confirmam. Conforme o número de VEs aumenta, a demanda total máxima da frota de VEs também aumenta e o fator de simultaneidade diminui até um determinado valor.

A Figura 4.5 apresenta a função distribuição acumulada (FDA) do fator de simultaneidade dos veículos elétricos com padrão de recarga semanal e diário, para veículos de 24 kWh e 75 kWh e potência de 7,4 kW e 11 kW, considerando uma frota de 100, 150 e 200 veículos. O FS_{VE} apresenta uma diferença relevante quando há a troca do padrão de recarga de semanal para diário, principalmente nos casos com VEs de bateria de maior capacidade (75 kWh). Como exemplo, para uma frota de 200 VEs com bateria de 24 kWh e potência de recarga de 7,4 kW, 100% dos casos apresentam fator de simultaneidade menor do que 0,35 considerando o padrão de recarga diário, e menor do que 0,21 considerando o padrão de recarga semanal. Considerando agora o mesmo número de VEs e potência de recarga, mas com bateria de 75 kWh, 100% dos casos apresentam fator de simultaneidade menor do que 0,55

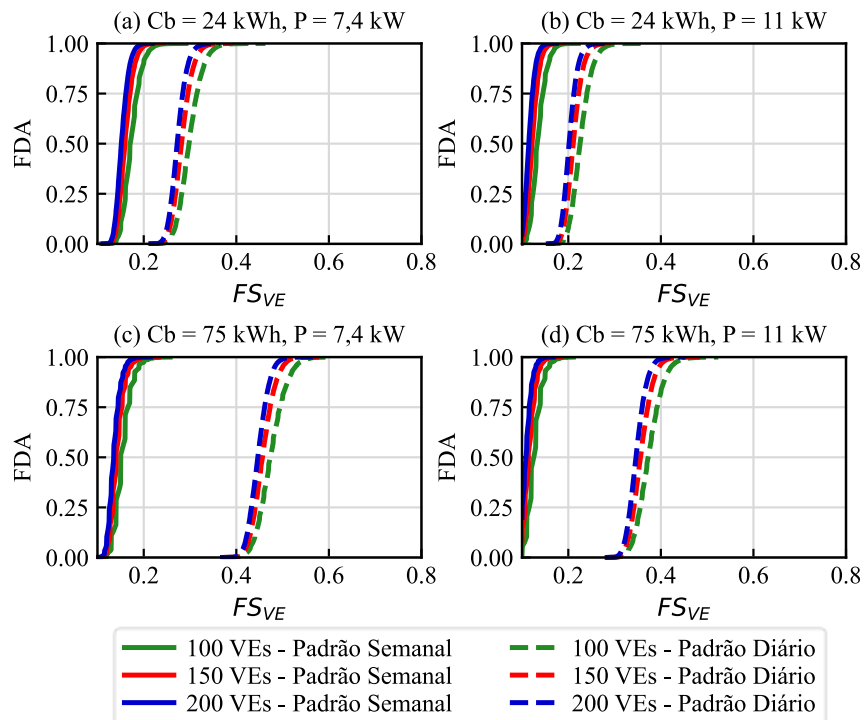
considerando o padrão de recarga diário, e menor do que 0,21 considerando o padrão de recarga semanal. Podemos comprovar também que para o modo de recarga semanal, quando variamos a capacidade da bateria e potência de recarga, o fator de simultaneidade tem uma variação bem pequena. O mesmo já não ocorre quando analisamos o modo de recarga diário. Nestes casos, o fator de simultaneidade varia conforme muda-se a capacidade da bateria e potência de recarga.

Figura 4.4 Média do fator de simultaneidade com o aumento da máxima demanda de recarga. (a) 24 kWh, (b) 75 kWh.



Fonte: Autor

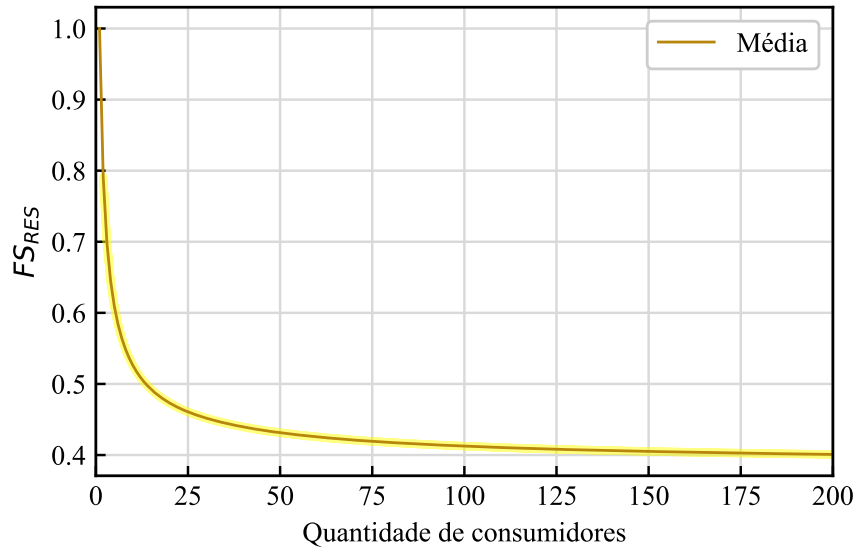
Figura 4.5 FDA do fator de simultaneidade com padrão de recarga semanal e diário. (a) $C_b = 24 \text{ kWh}$, $P = 7,4 \text{ kW}$, (b) $C_b = 24 \text{ kWh}$, $P = 11 \text{ kW}$, (c) $C_b = 75 \text{ kWh}$, $P = 7,4 \text{ kW}$, (d) $C_b = 75 \text{ kWh}$, $P = 11 \text{ kW}$.



Fonte: Autor

Também foi realizado o cálculo do fator de simultaneidade da demanda residencial (FS_{RES}) utilizando as curvas de demandas residenciais, cujos resultados são apresentados na Figura 4.6. Nota-se que o fator de simultaneidade da demanda residencial apresenta o mesmo comportamento de reduzir conforme aumenta o número de consumidores, estabilizando em um determinado valor.

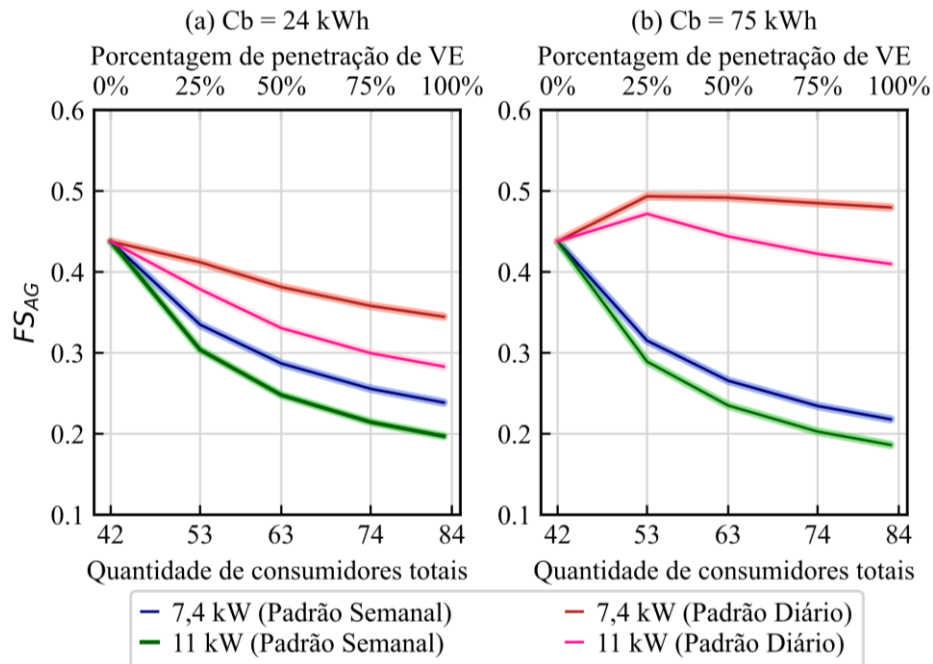
Figura 4.6 Média do fator de simultaneidade residencial com intervalo de confiança de 95% com aumento do número de consumidores.



Fonte: Autor

Também foi calculado o fator de simultaneidade agregado (FS_{AG}), que contempla indicar a simultaneidade da carga residencial e dos veículos elétricos. Para o cálculo considerou-se que cada consumidor residencial terá apenas um VE. A Figura 4.7 apresenta esse resultado. Observa-se que o perfil do fator de simultaneidade agregado permanece com a mesma característica de reduzir conforme aumenta o número de consumidores, com exceção do caso de VEs com bateria de 75 kWh no padrão diário, onde há um aumento no FS a partir da inclusão de VEs, devido o FS_{VE} ter um valor mais elevado que o FS_{RES} para veículos com baterias de 75 kWh, resultando em um salto no FS_{AG} quando há a inclusão de VEs.

Figura 4.7 Média do fator de simultaneidade agregado com intervalo de confiança de 95%. (a) $C_b = 24$ kWh, (b) $C_b = 75$.



Fonte: Autor

4.2 Análise da rede de baixa tensão

Nesta seção será avaliado o reflexo do fator de simultaneidade na rede elétrica de estudo, mais especificamente, na ocorrência de problemas de subtensão e sobrecarga no transformador. Calcula-se a potência agregada (P_{AGi}) para cada barra da rede, obtida a partir do fator de simultaneidade agregado conforme Equação 4.1 (THORMANN; KIENBERGER, 2020, 2022).

$$P_{AGi} = (P_{res\ i\ 90th}^{max} + P_{VEi}) \times FS_{AG\ 90th} \quad 4.1$$

onde: $P_{res\ i\ 90th}^{max}$ é o 90º percentil da potência máxima da carga residencial conectada na barra i , P_{VEi} é a potência de recarga do VE conectado na barra i , e $FS_{AG\ 90th}$ é o 90º percentil do fator de simultaneidade agregado, que inclui a demanda das residências e dos VEs.

Para todos os cenários, são realizadas duas abordagens para obter os valores críticos da rede, como potência máxima e tensão mínima:

- Análise Probabilística: Simulação Monte Carlo;
- Análise Determinística: Fluxo de carga utilizando o fator de simultaneidade.

Na análise probabilística, a Simulação Monte Carlo considera todas as incertezas presentes nas curvas de demanda das cargas e na alocação dos VEs. Ela é utilizada para validar a eficácia do FS em identificar os piores cenários por meio do cálculo da potência agregada.

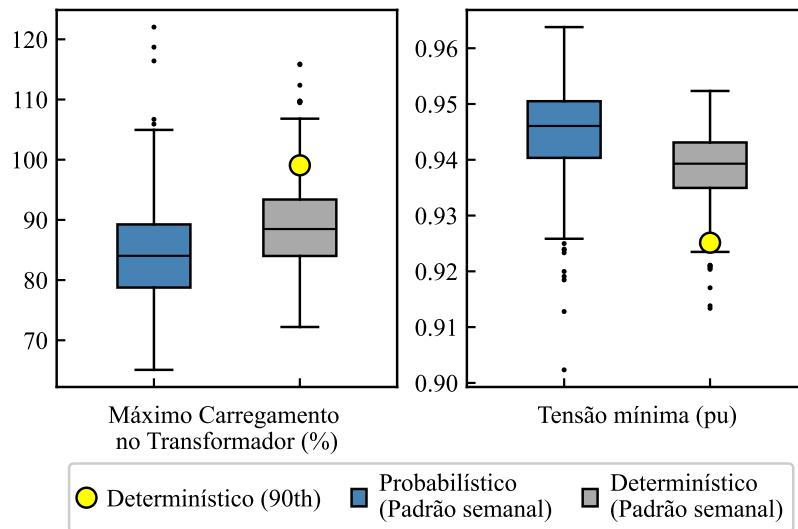
Na análise determinística, para identificar o pior cenário, utilizou-se como indicador o percentil 90 da tensão mínima e máximo carregamento, que indicará o limiar dos 10% piores casos. A escolha do valor do percentil para a indicação dos piores caso pode ser adequada conforme as premissas adotadas no planejamento da rede.

A utilização do FS no fluxo de carga de uma rede serve como um substituto para alocação das curvas de demandas. Isso permite obter os resultados da rede em pontos críticos, como os representados pelo 90º percentil, utilizando apenas um parâmetro, o FS, em vez de lidar com 1008 pontos de dados de uma curva semanal de demanda.

Ao realizarmos a simulação da rede utilizando amostragens do valor de FS na mesma quantidade da amostragem das curvas de demandas da análise probabilística, é possível observar as diferenças entre os dois métodos. A Figura 4.8 apresenta esses resultados para um caso específico: recarga com padrão semanal, VEs de 24 kWh, potência de recarga de 7,4 kW e nível de penetração de 75% com alocação de VEs de forma aleatória, permitindo uma análise mais detalhada. Os resultados mostram valores próximos tanto para o carregamento no transformador quanto para a tensão. Além disso, o resultado obtido pelo método determinístico (90th) consegue indicar com acurácia o pior caso.

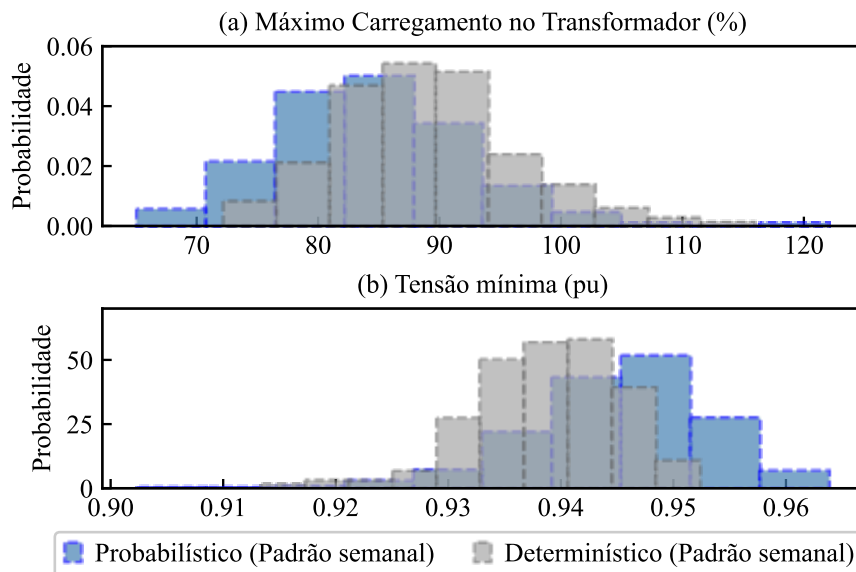
A Figura 4.9 apresenta as funções densidade de distribuição dos valores de máximo carregamento no transformador e tensão mínima, obtidos pelo FS e por meio da Simulação Monte Carlo. Nota-se que ambas apresentam distribuições próximas, sendo a diferença mais evidente para o valor de tensão mínima.

Figura 4.8 Máximo carregamento e tensão mínima obtidos através dos métodos Determinístico e Probabilístico.



Fonte: Autor

Figura 4.9 Distribuição de densidade dos resultados obtidas através dos métodos Determinístico e Probabilístico. (a) Máximo carregamento no transformador (%), (b) Tensão mínima (pu).

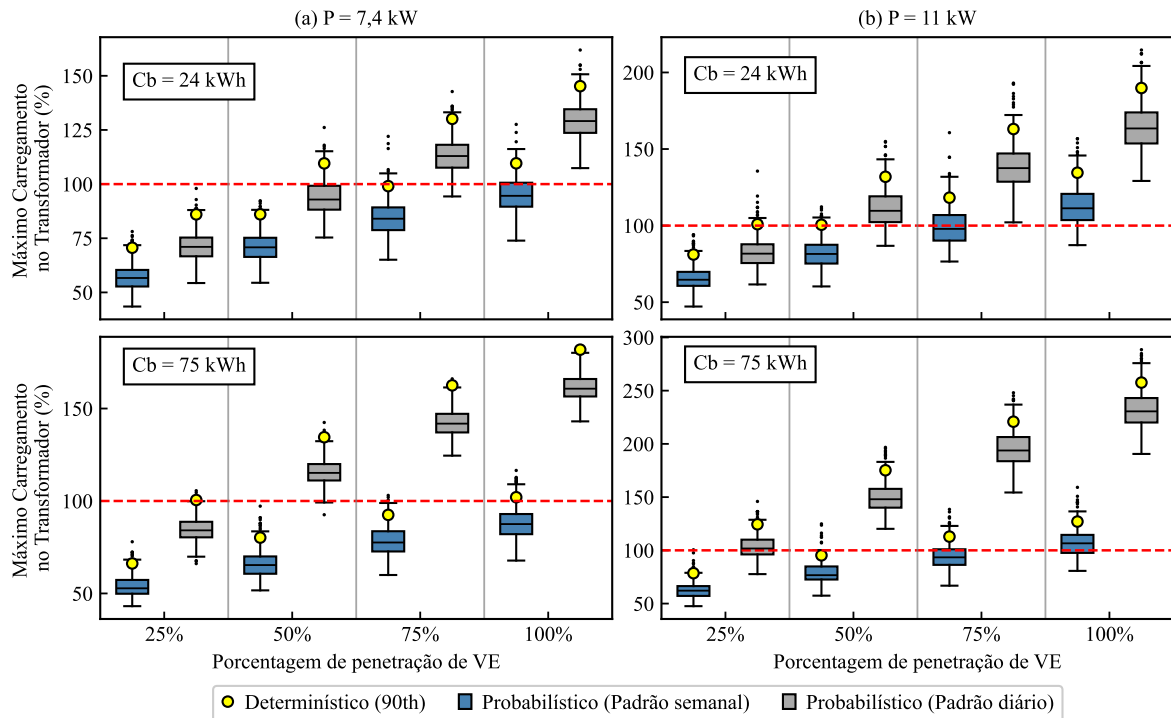


Fonte: Autor

A Figura 4.10 apresenta o resultado do método determinístico, utilizando o 90º percentil do FS, do máximo carregamento no transformador como indicativo dos piores casos e os valores obtidos através do método probabilístico, para todos os cenários considerados neste trabalho. Nota-se que o percentil 90 obtido pelo método determinístico é um bom indicativo dos piores casos de sobrecarga no transformador, pois refletem de forma bastante fiel o

comportamento observado na rede através de simulações computacionais do método probabilístico.

Figura 4.10 Máximo carregamento no transformador obtido através dos métodos Determinístico e Probabilístico. (a) P = 7,4 kW, (b) P = 11 kW.



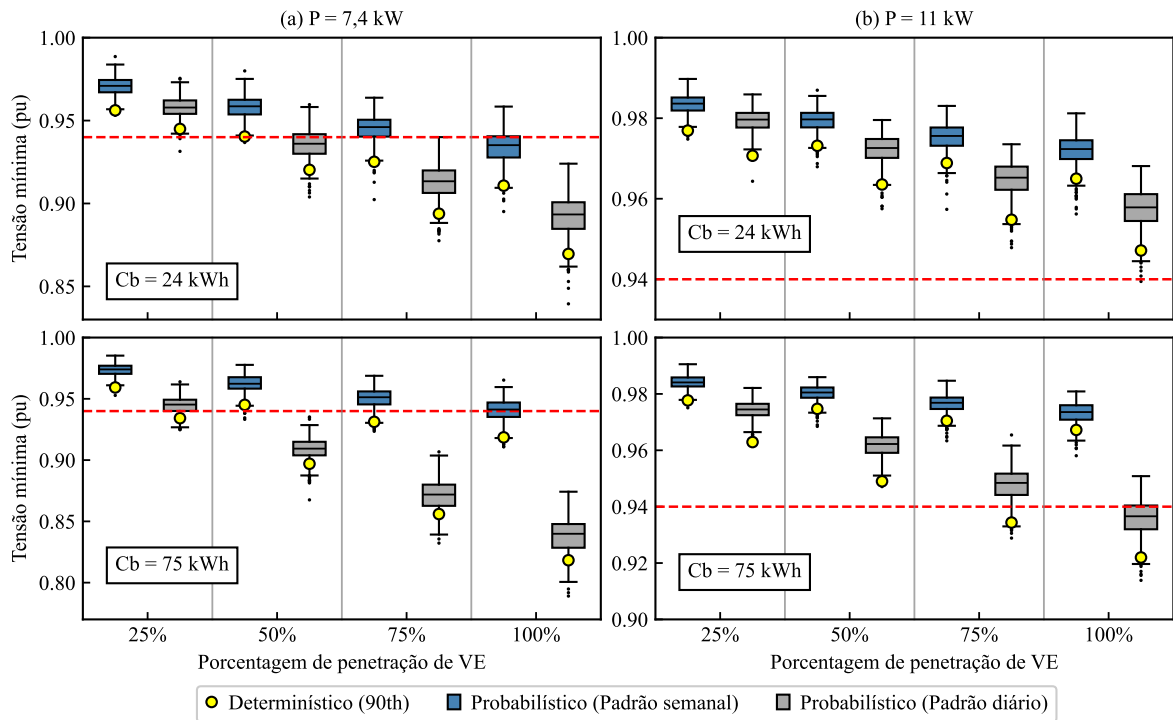
Fonte: Autor

A Figura 4.11 apresenta o percentil 90 da tensão mínima na rede como indicativo dos piores casos, juntamente com os valores obtidos através da Simulação de Monte Carlo para todos os cenários considerados neste trabalho. O percentil 90 calculado pelo método determinístico se mostrou um bom indicativo dos piores casos de subtensão na rede.

Além disso, as simulações confirmam que os casos em que se considera a recarga semanal apresentam menor carregamento máximo no transformador e menos violações de tensão quando comparados aos casos de recarga diária dos VEs. Na maioria dos casos em que a potência de recarga de 11 kW é adotada, não ocorre violação de tensão mesmo com sobrecarga no transformador, pois o carregador trifásico é utilizado, repartindo a carga entre as fases e reduzindo a ocorrência de subtensão.

Portanto, as subtensões são mais severas quando carregadores monofásicos de 7,4 kW são utilizados em vez dos trifásicos de 11 kW, devido à sobrecarga em apenas uma das fases em que o VE está conectado.

Figura 4.11 Tensão mínima obtida através dos métodos Determinístico e Probabilístico. (a) $P = 7$ kW, (b) $P = 11$ kW.

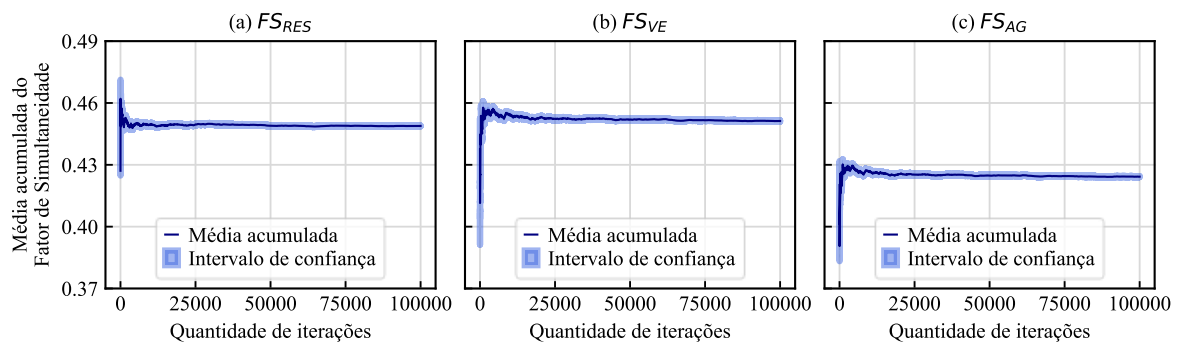


Fonte: Autor

4.3 Convergência da simulação de Monte Carlo

A convergência da simulação de Monte Carlo para o cálculo do FS pode ser verificada através da Figura 4.12. Com base na largura do intervalo de confiança, pode-se determinar a quantidade de iterações necessárias para obter um conjunto de dados que represente fielmente o perfil da variável. Foram realizadas 100.000 iterações até obter a convergência do método, com uma largura do intervalo de confiança próxima de 0. O valor da média acumulada do fator de simultaneidade estabiliza e já não há mais variações significativas.

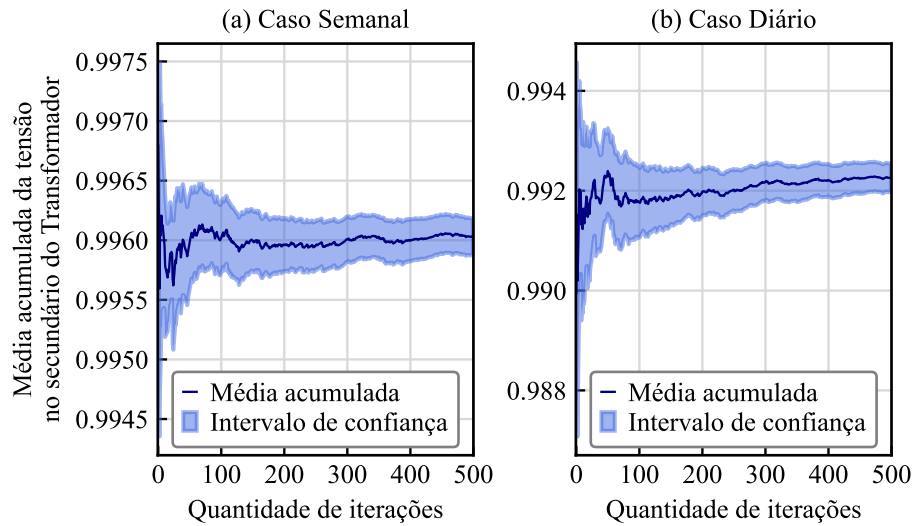
Figura 4.12 Convergência da simulação de Monte Carlo com intervalo de confiança de 95%. (a) FS_{VE} , (b) FS_{AG} (c) FS_{RES} .



Fonte: Autor

A Figura 4.13 apresenta a convergência do método de simulação da rede com a média acumulada da tensão no secundário do transformador para dois casos como ilustração. Considera-se $NP = 100\%$, $C_b = 75 \text{ kWh}$, $P = 11 \text{ kW}$. Para todas as combinações foram necessárias 500 iterações para obter a convergência, como apresentado.

Figura 4.13 Média acumulada da tensão no secundário do transformador. (a) Caso Semanal, (b) Caso Diário.



Fonte: Autor

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

A preocupação ambiental tem incentivado o uso de fontes de energia renováveis, visando reduzir a dependência de energia gerada por derivados do petróleo. A eletrificação do setor de transporte é considerada um ponto chave para diminuir as emissões de gases carbônicos. O uso de veículos elétricos tem aumentado de forma exponencial globalmente. No Brasil, o ano de 2024 marcou um avanço significativo no crescimento das frotas de VEs, e a perspectiva é que esse setor continue se expandindo, passando a incluir não apenas veículos leves, mas também veículos pesados para transporte de pessoas e cargas.

A integração de veículos elétricos em grande escala pode causar problemas no planejamento e operação da rede elétrica. Alta simultaneidade nas demandas de recarga pode provocar sobrecargas nas linhas e transformadores, além de afetar a qualidade da energia fornecida. Portanto, o planejamento e a adequação da rede para atender a esse novo conjunto de cargas tornam-se essenciais. O fator de simultaneidade é um dado de extrema importância que pode ser utilizado na estimativa determinística de cenários críticos da rede, como os de máxima carga de veículos elétricos.

Nesse contexto, a presente pesquisa buscou analisar probabilisticamente o FS de veículos elétricos de curto e longo alcance, avaliando sua utilização como indicador dos piores cenários de violações operacionais na rede por meio de uma análise determinística.

Os resultados demonstraram que a adoção de um padrão de recarga diário resulta em um fator de simultaneidade mais elevado, devido à maior probabilidade de todos os veículos elétricos estarem carregando ao mesmo tempo. Os veículos elétricos de longo alcance apresentam um fator de simultaneidade mais elevado, especialmente quando o padrão de recarga diário é utilizado. Ao utilizar o padrão de recarga semanal, observa-se que, mesmo com a variação da capacidade da bateria ou da potência de recarga, há uma variação pequena no valor do fator de simultaneidade. Em contraste, ao utilizar o padrão de recarga diário, as variações entre os tipos de capacidade de bateria e potência de recarga resultam em diferenças significativas no fator de simultaneidade.

Para utilizar o fator de simultaneidade no estudo da rede, é necessário que ele reflita a agregação das demandas de todas as cargas presentes, representando todas as relações temporais entre os diferentes tipos de cargas. Assim, foi calculado o fator de simultaneidade agregado, que representa a simultaneidade de todas as cargas presentes na rede. Seu perfil é

semelhante aos fatores de simultaneidade individuais, com seu valor decrescendo à medida que a quantidade de cargas aumenta.

Os resultados da rede obtidos com a utilização do fator de simultaneidade se aproximaram do comportamento observado quando o estudo da rede é realizado por meio da simulação de Monte Carlo, tanto em relação à potência máxima quanto à tensão mínima. Isso demonstra que a utilização do fator de simultaneidade em análises determinísticas reflete de forma bastante fiel o comportamento esperado na rede.

No entanto, algumas imprecisões de valores foram observadas. No método determinístico, a simulação considerou a locação aleatória dos VEs na rede, o que pode gerar variações nos resultados devido ao local onde a nova carga é alocada. Na literatura atual, novas metodologias para a utilização do FS na rede têm sido discutidas, variando seu valor de acordo com a topologia da rede ou a localização das cargas. Estas metodologias podem ser exploradas futuramente para obter resultados mais verídicos e consistentes com os apresentados pela simulação probabilística.

As simulações comprovam que a utilização do padrão de recarga diário leva a cenários com maior carregamento no transformador e maiores violações de tensão, em comparação aos resultados obtidos com o padrão de recarga semanal, que apresentam menor carregamento máximo no transformador e menores violações de tensão. A adoção do padrão de recarga diário resulta em situações mais críticas do que seriam realmente verificadas nas redes de distribuição. Além disso, observa-se que a utilização de carregadores monofásicos provoca subtensões mais severas na rede, devido à sobrecarga em uma das fases em que o veículo elétrico está conectado, o que não ocorre com a utilização de carregadores trifásicos.

Pode-se concluir que a utilização do fator de simultaneidade no estudo de pontos críticos na rede é viável, apresentando dados próximos aos obtidos através de extensas simulações de fluxo de carga. Isso permite obter informações relevantes sobre a rede com baixo custo computacional. O fator de simultaneidade pode ser utilizado para analisar os momentos críticos de maior demanda na rede, permitindo que essas situações extremas sejam avaliadas e utilizadas como base para decisões de planejamento e investimento.

Entre as perspectivas de trabalhos futuros destaca-se:

- Utilização de novos conjuntos de demandas de recargas de veículos elétricos para avaliar as influências no resultado do fator de simultaneidade, buscando adequar um valor do fator de simultaneidade ideal;
- Definição do fator de simultaneidade ótimo para estações de recargas públicas;
- Utilização do fator de simultaneidade no estudo da rede, realizando análise de capacidade de hospedagem e de necessidade e custo de reforços;
- Desenvolver novos métodos para a utilização do FS na rede, visando obter resultados mais precisos e realistas.

REFERÊNCIAS

- ABUD, T. P. et al. State of the Art Monte Carlo Method Applied to Power System Analysis with Distributed Generation. **Energies**, v. 16, n. Novel Developments in Energy Resources Management, Distribution Systems, Microgrids and Energy Communities: Volume II, p. 1–24, 1 jan. 2023.
- ABVE. **ABVE DATA: Frotas**. Disponível em: <<https://abve.org.br/bi-frotas/>>. Acesso em: 9 jan. 2025.
- AEA. **ELETROMOBILIDADE: Veículos eletrificados**. [s.l: s.n.]. Disponível em: <<https://aea.org.br/inicio/publicacoes-tecnicas>>. Acesso em: 25 dez. 2024.
- ALANAZI, F. Electric Vehicles: Benefits, Challenges, and Potential Solutions for Widespread Adaptation. **Applied Sciences (Switzerland)**, v. 13, n. 10, 1 maio 2023.
- ALMEIDA, M. B. DE. **A Evolução das Tecnologias de Recarga para Veículos Elétricos no Brasil e no Mundo**. Monografia (Especialização)—São Paulo: Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, 2018.
- ANGELIM, J. H. C. **Estimação probabilística dos efeitos da recarga de veículos elétricos de longo alcance em sistemas de distribuição de energia**. Belém - Pará: Universidade Federal do Pará, 2023.
- BEAMA. **A guide to electric vehicle infrastructure**. [s.l: s.n.]. Disponível em: <<https://www.beama.org.uk/static/uploaded/5e9d2696-bec8-4179-956bedf5655a0272.pdf>>. Acesso em: 29 dez. 2024.
- BOLLERSLEV, J. et al. Coincidence Factors for Domestic EV Charging from Driving and Plug-In Behavior. **IEEE Transactions on Transportation Electrification**, v. 8, n. 1, p. 808–819, 1 mar. 2022.
- DENA. **Handbook on Planning and Operating an E-Mobility Infrastructure**. [s.l: s.n.]. Disponível em: <www.dena.de>.
- DESHPANDE, J. V.; NAIK-NIMBALKAR, U.; DEWAN, I. **Nonparametric Statistics: Theory and Methods**. New Jersey: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., 2018.
- DEVORE, J. L. . **Probabilidade e Estatística para Engenharia e Ciências**. Tradução: Joaquim Pinheiro Nunes Da Silva. 6. ed. São Paulo: Cengage Learning Edições Ltda., 2006.
- DUNN, W. L.; SHULTIS, K. J. **Exploring Monte Carlo Methods**. 1. ed. [s.l.] Elsevier Academic Press, 2012.
- ENGE, PER.; ENGE, NICK.; ZOEPF, STEPHEN. **Electric vehicle engineering**. [s.l.] McGraw Hill, 2021.

EPE. **Estudos do Plano Decenal de Expansão de Energia 2032: Eletromobilidade**. [s.l: s.n.]. Disponível em: <<https://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/plano-decenal-de-expansao-de-energia-2032>>. Acesso em: 6 abr. 2024a.

EPE. **Demanda de Energia dos Veículos Leves: 2024-2033**. [s.l: s.n.]. Disponível em: <https://www.epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/PublicacoesArquivos/publicacao-331/topico-694/NT-EPE-DPG-SDB-2023-04_Demanda_Ve%C3%ADculos_Leves_2024-2033.pdf>. Acesso em: 19 dez. 2024b.

ESIG. **Charging Ahead: Grid Planning for Vehicle Electrification**. [s.l: s.n.]. Disponível em: <<https://www.esig.energy/grid-planning-for-vehicle-electrification/>>. Acesso em: 13 nov. 2024.

FGV ENERGIA. **Carros Elétricos**. [s.l: s.n.]. Disponível em: <<https://fgvenergia.fgv.br/publicacao/caderno-de-carros-eletricos>>. Acesso em: 9 dez. 2024.

FRANCISCO, A.; SIMÕES, T. Testes de aderência aplicados à distribuição da profundidade de trinca em tubos do gerador de vapor de uma planta nuclear PWR. **VETOR - Revista De Ciências Exatas E Engenharias**, v. 31, n. 1, p. 1–7, 2021.

FREITAS, K. C. H. DE. **Viabilidade da implantação de estações de abastecimento de veículos elétricos em edificações existentes**. Monografia (Especialização)—São Paulo: Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, 2021.

FREITAS, L. F. S.; MEDEIROS, K. DE S. Sustentabilidade veicular: o uso de veículos elétricos e híbridos/ Vehicle Sustainability: The Use of Electric and Hybrid Vehicles. **Brazilian Journal of Development**, v. 7, n. 8, p. 84614–84634, 27 ago. 2021.

GOV UK, D. FOR T. **Electric vehicle public charging infrastructure statistics: July 2024**. Disponível em: <<https://www.gov.uk/government/statistics/electric-vehicle-public-charging-infrastructure-statistics-july-2024/electric-vehicle-public-charging-infrastructure-statistics-july-2024#instructions-for-printing-and-saving>>. Acesso em: 19 dez. 2024.

GUST, G. et al. Designing Electricity Distribution Networks: The Impact of Demand Coincidence. 20 dez. 2023.

HARRISON, R. L. **Introduction to Monte Carlo simulation**. AIP Conference Proceedings. **Anais...2010**.

HECHT, C.; FIGGENER, J.; SAUER, D. U. Simultaneity Factors of Public Electric Vehicle Charging Stations Based on Real-World Occupation Data. **World Electric Vehicle Journal**, v. 13, n. 7, 1 jul. 2022.

HÜLSMANN, L. et al. **Electric Vehicle and Heat Pump Hosting Capacity Assessment for a German 25,000-noded Distribution Network**. 3rd E-Mobility Power System Integration Symposium. **Anais...Dublin, Ireland: 14 out. 2019**.

HÜLSMANN, L. et al. **Hosting Capacity Assessment of Electric Vehicles, Heat Pumps and Rooftop PV for the City of Worms, Germany**. 4rd E-Mobility Power System Integration Symposium. **Anais...Online: 3 nov. 2020**.

IEA. **Grid Integration of Electric Vehicles: A manual for policy makers**. [s.l.: s.n.]. Disponível em: <www.iea.org>.

IEA. **CO 2 Emissions in 2023**. Paris: [s.n.]. Disponível em: <www.iea.org>.

IEA. **Global EV Outlook 2024: Moving towards increased affordability**. Paris: [s.n.]. Disponível em: <www.iea.org>.

IEC. **Coincidence Factor**, 2024. (Nota técnica).

KENNEDY, T. **Monte Carlo Methods - a special topics course**. , 27 abr. 2016. Disponível em: <<https://math.arizona.edu/~tgk/mc/notes.html>>. Acesso em: 19 dez. 2024

KINAS, P. G.; ANDRADE, H. A. **Introdução à Análise Bayesiana (com R)**. 2. ed. Canoá, RS: Consultor Editorial, 2020.

MEYER, P. L. **Probabilidade: Aplicações à Estatística**. 2. ed. Rio de Janeiro, RJ: LTC, 2000.

MÜLLER, H.-G.; PETERSEN, A. **Density Estimation Including Examples** John Wiley & Sons, Ltd., , 17 maio 2016. (Nota técnica).

NATIONAL MOTORISTS ASSOCIATION BLOG. **The Different Types of Electric and Hybrid Vehicles**. Disponível em: <<https://ww2.motorists.org/blog/different-types-of-electric-and-hybrid-vehicles/>>. Acesso em: 22 dez. 2024.

NOUR, M. et al. Review of positive and negative impacts of electric vehicles charging on electric power systems. **Energies**, v. 13, n. 18, 4 set. 2020.

NREL. **Plug-In Electric Vehicle Handbook for Public Charging Station Hosts**. [s.l.: s.n.]. Disponível em: <<https://research-hub.nrel.gov/en/publications/plug-in-electric-vehicle-handbook-for-public-charging-station-hos>>. Acesso em: 9 dez. 2024.

OLIVEIRA, I. R. DE; GONTIJO NETO, M. M.; NOBRE, M. M. Mudanças climáticas e a agricultura de baixa emissão de carbono. Em: NOBRE, M. M.; OLIVEIRA, I. R. (Eds.). **Agricultura de baixo carbono: tecnologias e estratégias de implantação**. Brasília, DF: EMBRAPA, 2018. p. 10–32.

PAIXÃO, J. L.; SAUSEN, J. P.; ABAIDE, A. R. Veículos Elétricos: Avanços, Desafios e Perspectivas na Transição para uma Mobilidade Sustentável. Em: **Engenharia: o pilar do desenvolvimento energético - Volume 1**. [s.l.] Editora Científica Digital, 2024. p. 118–134.

PNME. **4º ANUÁRIO BRASILEIRO DA MOBILIDADE ELÉTRICA: Desafios, oportunidades e políticas públicas para a mobilidade elétrica no Brasil**. [s.l.: s.n.]. Disponível em: <<https://pnme.org.br/biblioteca/4o-anuario-brasileiro-da-mobilidade-eletrica/>>. Acesso em: 1 jan. 2025.

QUIRÓS-TORTÓS, J.; OCHOA, L. F.; LEES, B. **A statistical analysis of EV charging behavior in the UK**. 2015 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Latin America,

ISGT LATAM 2015. **Anais...**Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 12 jan. 2016.

RICHARDSON, I.; THOMSON, M. **One-Minute Resolution Domestic Electricity Use Data, 2008-2009**. UK Data Service, , 2020.

ROSS, S. M. **Introduction to Probability and Statistics for Engineers and Scientists**. 3. ed. [s.l.] Elsevier Academic Press, 2004.

RUBINSTEIN, R. Y.; KROESE, D. P. **Simulation and the Monte Carlo Method**. 3. ed. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2017.

SANGUESA, J. A. et al. A review on electric vehicles: Technologies and challenges. **Smart Cities**, v. 4, n. 1, p. 372–404, 1 mar. 2021.

SILBER, F.; SCHEUBNER, S.; MÄRTZ, A. Analysis of the simultaneity factor of fast-charging sites using Monte-Carlo simulation. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, v. 155, 1 jan. 2024.

SILVERMAN, B. W. **Density Estimation for Statistics and Data Analysis**. [s.l.] Chapman & Hall / CRC, 1998.

SINGH, A. R. et al. Electric vehicle charging technologies, infrastructure expansion, grid integration strategies, and their role in promoting sustainable e-mobility. **Alexandria Engineering Journal**, v. 105, p. 300–330, 1 out. 2024.

STATISTA. **Transportation emissions worldwide - statistics & facts**.

SUGA, N. et al. **Estimation of Probability Density Function Using Multi-bandwidth Kernel Density Estimation for Throughput**. 2020 International Conference on Artificial Intelligence in Information and Communication (ICAIIIC). **Anais...**fev. 2020.

THORMANN, B. **Evaluating the integration of future e-mobility into distribution power networks**. [s.l.] Montanuniversitaet Leoben, fev. 2022.

THORMANN, B.; KIENBERGER, T. Evaluation of grid capacities for integrating future E-Mobility and heat pumps into low-voltage grids. **Energies**, v. 13, n. 19, 1 out. 2020.

THORMANN, B.; KIENBERGER, T. Estimation of Grid Reinforcement Costs Triggered by Future Grid Customers: Influence of the Quantification Method (Scaling vs. Large-Scale Simulation) and Coincidence Factors (Single vs. Multiple Application). **Energies**, v. 15, n. 4, 1 fev. 2022.

TRAN, J. et al. **Simulation of private and commercial e-mobility charging behaviour to reassess coincidence factors for distribution grid planning**. CIRED 2021 - The 26th International Conference and Exhibition on Electricity Distribution. **Anais...**Online Conference: set. 2021.

ULFFERS, J. et al. **Grid Integration Studies for eMobility Scenarios with Comparison of Probabilistic Charging Models to Simultaneity Factors**. 2nd E-Mobility Power System Integration Symposium. *Anais...*Stockholm, Sweden: 15 out. 2018.

ULFFERS, J.; BRAUN, M.; SCHEIDLER, A. **Methods for Assessing Worst-Case Scenarios for Distribution Grids in the Context of Electric Mobility**. 3rd E-Mobility Power System Integration Symposium. *Anais...*Dublin, Ireland: 14 out. 2019. Disponível em: <<https://www.researchgate.net/publication/338607689>>

VERTGEWALL, C. M. et al. Modeling Probabilistic Driving and Charging Profiles of Commercial Electric Vehicles. **Electric Power Systems Research**, v. 212, 1 nov. 2022.

VERZIILBERGH, R. et al. **Deriving Electric Vehicle Charge Profiles from Driving Statistics**. Proceedings of 2011 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PES 2011) , 27-28. *Anais...*IEEE, 2011.

WEGENER, T. **Grid Planning Algorithm Under Uncertainties for an Optimal Integration of Electric Vehicles**. Dissertação (Mestrado)—[s.l.] Lappeenranta–Lahti University of Technology LUT, 2021.

WEGLARCZYK, S. **Kernel density estimation and its application**. ITM Web of Conferences 23. *Anais...*EDP Sciences, 7 nov. 2018.

WILLIS, H. LEE. **Power distribution planning reference book**. 2. ed. [s.l.] M. Dekker, 2004.

WPD. **Electric Nation Customer Trial Final Report Report**. [s.l.: s.n.]. Disponível em: <<https://www.westernpower.co.uk/downloads/64378>>. Acesso em: 19 jul. 2021.

ZENTANI, A.; ALMAKTOOF, A.; KAHN, M. T. **A Comprehensive Review of Developments in Electric Vehicles Fast Charging Technology**. *Applied Sciences (Switzerland)*Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI), , 1 jun. 2024.