



**MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO  
UNIVERSIDADE FEDERAL DE GOIÁS  
ESCOLA DE ENGENHARIA ELÉTRICA,  
MECÂNICA E DE COMPUTAÇÃO**



**ISAQUE HENRIQUE CASTRO SANTOS  
RAFAEL VIEIRA DINIZ**

**SIMULAÇÃO PROBABILÍSTICA DE RECARGA DE VEÍCULOS ELÉTRICOS  
EM REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA**

**GOIÂNIA, GO  
2023**



UNIVERSIDADE FEDERAL DE GOIÁS  
ESCOLA DE ENGENHARIA ELÉTRICA, MECÂNICA E DE COMPUTAÇÃO

## TERMO DE CIÊNCIA E DE AUTORIZAÇÃO PARA DISPONIBILIZAR VERSÕES ELETRÔNICAS DE TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO DE GRADUAÇÃO NO REPOSITÓRIO INSTITUCIONAL DA UFG

Na qualidade de titular dos direitos de autor, autorizo a Universidade Federal de Goiás (UFG) a disponibilizar, gratuitamente, por meio do Repositório Institucional (RI/UFG), regulamentado pela Resolução CEPEC no 1240/2014, sem ressarcimento dos direitos autorais, de acordo com a Lei no 9.610/98, o documento conforme permissões assinaladas abaixo, para fins de leitura, impressão e/ou download, a título de divulgação da produção científica brasileira, a partir desta data.

O conteúdo dos Trabalhos de Conclusão dos Cursos de Graduação disponibilizado no RI/UFG é de responsabilidade exclusiva dos autores. Ao encaminhar(em) o produto final, o(s) autor(a)(es)(as) e o(a) orientador(a) firmam o compromisso de que o trabalho não contém nenhuma violação de quaisquer direitos autorais ou outro direito de terceiros.

### 1. Identificação do Trabalho de Conclusão de Curso de Graduação (TCCG)

Nomes completos dos autores: Isaque Henrique Castro Santos e Rafael Vieira Diniz

Título do trabalho: Simulação Probabilística de Recarga de Veículos Elétricos em Redes de Distribuição de Energia Elétrica

### 2. Informações de acesso ao documento (este campo deve ser preenchido pelo orientador) Concorda com a liberação total do documento [ X ] SIM [ ] NÃO<sup>1</sup>

[1] Neste caso o documento será embargado por até um ano a partir da data de defesa. Após esse período, a possível disponibilização ocorrerá apenas mediante: a) consulta ao(à)(s) autor(a)(es)(as) e ao(à) orientador(a); b) novo Termo de Ciência e de Autorização (TECA) assinado e inserido no arquivo do TCCG. O documento não será disponibilizado durante o período de embargo.

#### Casos de embargo:

- Solicitação de registro de patente;
- Submissão de artigo em revista científica;
- Publicação como capítulo de livro.

**Obs.: Este termo deve ser assinado no SEI pelo orientador e pelo autor.**



Documento assinado eletronicamente por **Gelson Antonio Andrea Brigatto, Professor do Magistério Superior**, em 23/05/2023, às 11:49, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Rafael Vieira Diniz, Discente**, em 23/05/2023, às 14:15, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Isaque Henrique Castro Santos, Discente**, em 23/05/2023, às 14:21, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).

---



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site [https://sei.ufg.br/sei/controlador\\_externo.php?acao=documento\\_conferir&id\\_orgao\\_acesso\\_externo=0](https://sei.ufg.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0), informando o código verificador **3771548** e o código CRC **36BF4C13**.

---

Referência: Processo nº 23070.059868/2022-10

SEI nº 3771548



**MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO  
UNIVERSIDADE FEDERAL DE GOIÁS  
ESCOLA DE ENGENHARIA ELÉTRICA,  
MECÂNICA E DE COMPUTAÇÃO**



**ISAQUE HENRIQUE CASTRO SANTOS  
RAFAEL VIEIRA DINIZ**

**SIMULAÇÃO PROBABILÍSTICA DE RECARGA DE VEÍCULOS ELÉTRICOS  
EM REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e de Computação da Universidade Federal de Goiás, como requisito para obtenção do título de bacharel em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Gelson Antônio Andréa Brigatto  
Coorientadora: Prof. Dra. Lina Paola Garcés Negrete

**GOIÂNIA, GO  
2023**

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

Santos, Isaque Henrique Castro  
Simulação Probabilística de Recarga de Veículos Elétricos em  
Redes de Distribuição de Energia Elétrica [manuscrito] / Isaque  
Henrique Castro Santos, Rafael Vieira Diniz. - 2023.  
15 f.: il.

Orientador: Prof. Dr. Gelson Antônio Andrêa Brigatto; co  
orientadora Dra. Lina Paola Garces Negrete.

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) - Universidade  
Federal de Goiás, Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e de  
Computação (EMC), Engenharia Elétrica, Goiânia, 2023.

Bibliografia. Apêndice.

Inclui siglas, símbolos, gráfico, tabelas, algoritmos.

1. carregamento de veículos elétricos. 2. potência de  
carregamento. 3. perfil de carga. 4. impactos técnicos da recarga de  
veículos elétricos na rede elétrica. 5. simulação de Monte Carlo. I.  
Diniz, Rafael Vieira. II. Brigatto, Gelson Antônio Andrêa, orient. III.  
Negrete, Lina Paola Garces, co-orient. IV. Título.

CDU 621.3



UNIVERSIDADE FEDERAL DE GOIÁS  
ESCOLA DE ENGENHARIA ELÉTRICA, MECÂNICA E DE COMPUTAÇÃO

ATA DE DEFESA DE TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

**ATA DE AVALIAÇÃO DE PROJETO FINAL**

**Curso**

( X ) Eng. Elétrica	( ) Eng Mecânica	( ) Eng Computação PFC 1 ( ) PFC 2 ( )
---------------------	------------------	---

**Título do Trabalho**

Simulação Probabilística de Recarga de Veículos Elétricos em Redes de Distribuição de Energia Elétrica

**Banca Avaliadora**

Membro 1	Prof. Dr. Gelson Antônio Andréa Brigatto (EMC/UFMG)
Membro 2	Profa. Dra. Lina Paola Garcés Negrete (EMC/UFMG)
Membro 3	Prof. Dr. Raul Vitor Arantes Monteiro (DENE/UFMT)

**Discente**

Matrícula	Nome
201808838	Isaque Henrique Castro Santos
201800253	Rafael Vieira Diniz

**NOTAS**

Matrícula	Membro 1			Membro 2			Membro 3			Média*
	NPT	NTE	NAA	NPT	NTE	NAA	NPT	NTE	NAA	
201808838	10,0	9,0	9,5	10,0	9,0	9,5	10,0	9,0	9,5	9,30
201800253	10,0	9,0	9,5	10,0	9,0	9,5	10,0	9,0	9,5	9,30

**NPT** – Nota plano de trabalho; **NTE** – Nota do trabalho escrito; **NAA** – Nota de apresentação e arguição

Para Eng. Elétrica, Mecânica e PFC2 da Eng. Da Computação:  $NF = 0,1 \times NPT + 0,45 \times NTE + 0,45 \times NAA$

Para PFC1 da Eng. Da Computação:  $NF = 0,3 \times NPT + 0,7 \times NAA$

\* A APROVAÇÃO DO(S) ALUNO(S) ESTÁ CONDICIONADA À APRESENTAÇÃO DO TRABALHO FINAL AO ORIENTADOR COM TODAS AS CORREÇÕES SUGERIDAS PELA BANCA.

**OBSERVAÇÕES:**

Preencher com modificações solicitadas, caso existam. Em caso de reprovação, informar a justificativa.

Correções constantes nos arquivos devolvidos pelos membros da banca



Documento assinado eletronicamente por **Lina Paola Garcés Negrete, Professora do Magistério Superior**, em 23/02/2023, às 18:05, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Gelson Antonio Andrea Brigatto, Professor do Magistério Superior**, em 23/02/2023, às 18:05, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **RAUL VITOR ARANTES MONTEIRO, Usuário Externo**, em 25/02/2023, às 15:26, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site [https://sei.ufg.br/sei/controlador\\_externo.php?acao=documento\\_conferir&id\\_orgao\\_acesso\\_externo=0](https://sei.ufg.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0), informando o código verificador **3537117** e o código CRC **C05AF8CA**.

# Simulação Probabilística de Recarga de Veículos Elétricos em Redes de Distribuição de Energia Elétrica

Isaque Henrique Castro Santos (Universidade Federal de Goiás)  
Rafael Vieira Diniz (Universidade Federal de Goiás)

**Resumo** — Nos últimos anos e de acordo com políticas de mobilidade elétrica, tem-se incentivado a introdução de veículos elétricos como meios de transporte eficientes e ambientalmente justificáveis. As redes de distribuição de energia elétrica, além de atender as cargas convencionais, precisarão então de se organizar para atender essas novas cargas que se “movimentam” ao longo da rede, trazendo mudanças na operação normal. Diante desse quadro, neste trabalho é proposto uma simulação probabilística, baseada na simulação de Monte Carlo, para analisar os impactos técnicos da recarga de veículos elétricos em redes de distribuição de energia elétrica. Dentro da simulação, variáveis aleatórias relacionadas com o tempo para recarga e o estado de carga das baterias, bem como o horário de chegada dos veículos às estações de carregamento, foram modeladas de forma probabilística com o intuito de obter resultados da operação da rede de forma mais realista. Testes com redes de distribuição conhecidos da literatura foram realizados para a identificação do impacto da modelagem probabilística nos perfis de tensão e nas perdas de energia da rede. Dos resultados obtidos, observa-se que, dependendo do número de veículos elétricos presentes na rede, as barras que sustentam o carregamento destes veículos podem apresentar baixos níveis de tensão, atuando em regime de atendimento crítico. Além disso, as perdas de energia ativa da rede em estudo devido a penetração dos veículos elétricos podem se elevar consideravelmente quando comparados ao cenário sem a presença destes veículos.

**Palavras-chave:** carregamento de veículos elétricos; potência de carregamento; perfil de carga; impactos técnicos da recarga de veículos elétricos na rede elétrica; simulação de Monte Carlo.

**Abstract** — In last years and in accordance with electric mobility policies, the introduction of electric vehicles has been stimulated as efficient and environmentally justifiable means of transport. Electricity distribution networks, in addition to serving conventional loads, will then need to organize themselves to serve these new loads that “move” along the network, bringing changes in normal operation. Thus, in this work, a probabilistic simulation based on the Monte Carlo simulation is proposed to analyze technical impacts of charging of electric vehicles in distribution networks. Within the simulation, random variables related to the charging time, the state of charge of the batteries (SOC) and the time of arrival of the vehicles at the charging stations are modeled in a probabilistic way, in order to obtain more realistically results from the system operation. Tests with electricity distribution networks known from the literature are carried out to identify the impact of probabilistic modeling on voltage profiles and energy losses in the network under study. From the results obtained, it is observed that depending on the number of EVs introduced in the network, the bars that support the charging of electric vehicles may have low voltage levels, acting in a critical service regime. In addition, the active energy losses of the entire network due to the penetration of electric vehicles can increase considerably when compared to the scenario without these vehicles.

**Index Terms** — electric vehicle charging; charging power; load profile; technical impacts of recharging electric vehicles on the electricity grid; Monte Carlo simulation.

## Nomenclatura:

Para rápida referência, as principais notações e siglas usadas no andamento deste trabalho são a seguir apresentadas.

- DENATRAN: Departamento Nacional de Trânsito;
- MSP: Método da Soma das Potências;
- MC: Monte Carlo;
- PFC: Problema do Fluxo de Carga;
- SOC: State of Charge;
- VE: Veículos Elétricos.

## I. INTRODUÇÃO

Atualmente, a questão da mudança climática, o efeito estufa e a qualidade do ar causam estresse na opinião pública mundial [1]. Com isso, leis para o controle de emissão de poluentes na atmosfera são cada vez mais rígidas por parte das entidades reguladoras [2]. Veículos com motor tipo combustão interna recebem duras críticas pela baixa eficiência energética [3] e alto grau de emissão de poluição, devido à liberação de dióxido de carbono, monóxido de carbono, enxofre e ainda outros agentes tóxicos, poluentes esses causadores do aquecimento global.

Neste cenário, o uso de veículos elétricos (VE) surge como uma opção viável e alternativa para os problemas ambientais mencionados [3]. Contudo, para que aconteça a introdução dos veículos elétricos com máxima eficiência e com menor tempo de aceitação, é preciso a atenção sobre a demanda de energia consumida por eles. Os veículos elétricos necessitam de uma grande quantidade de energia elétrica para o carregamento de suas baterias e sua inserção em redes de distribuição deve ser cuidadosamente analisada, visto que seu impacto se estende, desde as sobrecargas na rede elétrica [4], bem como os efeitos diretos em transporte, produção e economia [5].

Diversos trabalhos vêm sendo desenvolvidos nessa área de forma a estimar a demanda e os efeitos da entrada de VE em redes de distribuição. Em [6], são utilizados dados reais de uma estação de recarga rápida para avaliar o impacto em uma rede de teste 13 barras do IEEE. Já em [5] e [7], técnicas de *machine learning* são utilizadas para analisar os dados de condução e comportamento de donos de VE, a fim de determinar padrões de carga e, desta forma, prever a curva de carga demandada por eles. Por fim, estudos utilizando métodos estocásticos também vêm sendo realizados para se estimar os impactos da carga na rede. A partir de variáveis aleatórias inerentes à utilização de VE, tais como a distância percorrida durante o dia, o estado inicial de carga das baterias, o tempo de *plugin* do veículo ao carregador, além de parâmetros dos próprios modelos de VE,

são utilizados em conjunto com simulações de Monte Carlo para avaliar a penetração e o impacto de VE [8], [9].

Tendo em vista tais estudos, este trabalho de conclusão de curso propõe um método estocástico para determinar as perdas de energia ativa e os valores de tensões, por intermédio de variáveis aleatórias relacionadas aos veículos elétricos. Para isso, foi considerado uma dispersão de veículos na rede de acordo com a quantidade de veículos das principais montadoras destes. A diversidade de veículos com algumas de suas características como capacidade de bateria, velocidade de carregamento e distância percorrida, foram analisados por meio de simulação envolvendo uma função tipo *lognormal* com a função de distribuição de probabilidade para a distância percorrida [9]. Com base nisso, pôde-se prever a distância percorrida aleatoriamente por cada veículo elétrico, sendo possível calcular a quantidade de energia restante e o nível de carga da bateria, desse modo monitorando o quão próximo do carregamento está o veículo. O período definido para análise das 7:00 às 22:00 horas, compreende os veículos com menos de 20% de carga na bateria e que serão direcionados a uma estação de carregamento rápido, e das 22:00 às 7:00 horas o veículo recebe uma carga lenta, que é a normalmente empregada em residências. Essas cargas representando os VE's foram alocadas em redes de distribuição de 33 e 69 barras, objetivando avaliar o comportamento da rede elétrica durante 30 dias considerando um perfil de carga de típico para todas as cargas do sistema. Os dados dos modelos de veículos elétricos mais comuns e suas características foram coletadas do Departamento Nacional de Trânsito (DENATRAN).

O trabalho é organizado como segue. Seção II apresenta a base teórica. A simulação é apresentada na seção III. Na seção IV estão incluídos os resultados e análises obtidos e, na seção V, são apresentadas as conclusões derivadas desse trabalho.

## II. BASE TEÓRICA

Para a melhor compreensão do trabalho, a base teórica para o seu desenvolvimento é apresentada nos itens a seguir.

### A. Simulação probabilística

A simulação de Monte Carlo (MC) é um método estatístico utilizado para avaliar o comportamento de sistemas complexos e incertos. É baseado no princípio de experimentação aleatória, em que são gerados muitos cenários possíveis para um problema, com posterior emprego da estatística para analisar os resultados e obter conclusões. O nome "Monte Carlo" vem do fato de que esse método se assemelha a jogar dados em um cassino, onde uma grande quantidade de jogadas é realizada para analisar a probabilidade de ocorrer um determinado resultado [10].

O método de Monte Carlo é normalmente empregado em duas formas principais [10], vistos a seguir, que são semelhantes em termos de princípio, porém diferem nas aplicações práticas:

- Método de simulação: consiste em gerar amostras aleatórias das variáveis de entrada do sistema, avaliando o sistema com cada amostra gerada e analisando os resultados obtidos. A simulação de Monte Carlo é amplamente utilizada em várias áreas, tais como engenharia, física, ciência da computação e finanças para a resolução de sistemas complexos, nos quais é difícil ou impossível encontrar uma solução analítica.

- Método de integração: consiste em empregar o princípio da probabilidade para estimar o valor de uma integral, em vez de obter o seu valor exato. Este método é usado em problemas de otimização e em muitos problemas de física teórica, nos quais é difícil ou impossível calcular a integral exata.

De forma geral, a simulação de Monte Carlo é executada com base em três etapas principais:

1. Modelagem: nesta etapa são definidos o modelo matemático ou físico do sistema a ser estudado;
2. Geração de amostras aleatórias das variáveis de entrada do sistema em estudo;
3. Análise dos resultados: uso de ferramentas estatísticas para analisar os resultados das simulações e obter conclusões sobre o sistema.

Nesse trabalho é usado o método de Monte Carlo na forma de simulação para estimar as distâncias percorridas por cada veículo elétrico, objetivando obter o nível de carga restante da bateria e, com base nisso, avaliar a probabilidade de tal veículo necessitar de carregamento de sua bateria.

É importante destacar que a simulação de Monte Carlo é uma técnica computacional intensiva, que geralmente requer muitos cálculos e, por isso, é necessário um bom processamento para poder realizar simulações de elevada qualidade. Neste trabalho utilizou-se do *software* MatLab para efetuar as simulações.

Para fazer uma análise estocástica de distância percorrida por um VE durante um dia e para análise das perdas de potência ativa, empregou-se de uma distribuição lognormal [11]. De acordo com a teoria da probabilidade, a lognormal é uma distribuição cuja variável aleatória reside em um logaritmo normalmente distribuído e a distribuição deve ser contínua, ou seja, se  $Z$  for a variável aleatória log-normalmente distribuída, então  $Y = \ln(Z)$  tem uma distribuição normal.

A distribuição de probabilidade lognormal é caracterizada por dois parâmetros: a média ( $\mu$ ) e o desvio padrão ( $\sigma$ ) do logaritmo da variável aleatória (Fig. 3), que determinam a forma da curva lognormal e sua posição na distribuição. Para modelar a distância percorrida pelo VE através de uma distribuição lognormal, utiliza-se a equação a seguir [9]:

$$f(d|\mu, \sigma) = \frac{1}{d \sigma \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(\ln(d) - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (01)$$

em que:  $f(d|\mu, \sigma)$  é a função de densidade de probabilidade na distância  $d$ ;  $\mu$  é o valor médio; e  $\sigma$  é o desvio padrão.

O parâmetro  $\mu$  é conhecido como o parâmetro de posição da distribuição lognormal e representa a média do logaritmo da variável aleatória. Este parâmetro determina a posição central da curva lognormal e afeta a posição da moda e da mediana, tal que, quanto maior for o valor de  $\mu$ , mais para a direita a curva lognormal estará posicionada e maior será a probabilidade de se observar valores maiores no evento aleatório estudado.

O termo  $\sigma$  é o parâmetro de escala da distribuição lognormal e traduz o desvio padrão do logaritmo da variável aleatória. Ele determina a forma da curva lognormal e afeta a largura da cauda. Quanto maior o valor de  $\sigma$ , mais alongada será a cauda da curva lognormal e maior será a probabilidade de se observar valores maiores. Porém, valores menores de  $\sigma$  indicam menor dispersão e maior concentração de dados em torno da média [11].

É importante notar que esses parâmetros não são diretamente relacionados em si com a média e o desvio padrão da variável

aleatória, mas sim com os valores de seu logaritmo. Por isso, a interpretação dos parâmetros deve ser feita com cuidado.

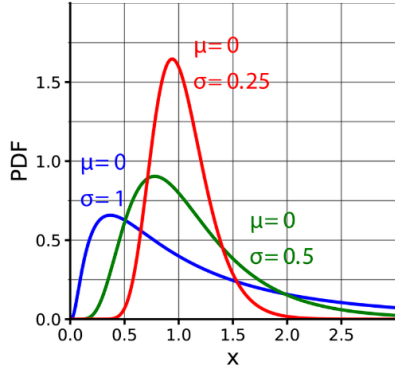


Fig. 3: Distribuição lognormal [12]

Para modelagem do tempo de *plugin* dos VE's foi utilizado a função de distribuição de probabilidades normal [13], que é uma das mais conhecidas e utilizadas em estatística.

De acordo com a teoria da probabilidade [13], a função de distribuição normal descreve uma distribuição de dados ou resultados simétrica em relação à média e apresenta uma concentração de valores próximos à média, com uma diminuição gradativa da probabilidade de ocorrência de valores mais distantes da média. Como ilustrado na Fig. 4, a distribuição normal caracteriza-se por sua média ( $\mu$ ) e seu desvio padrão ( $\sigma$ ). A média representa o valor central da distribuição, e o desvio padrão representa a dispersão dos dados em relação à média. A forma da curva da distribuição normal é determinada por esses dois parâmetros e esta pode ser representada por uma equação matemática conhecida como equação da distribuição normal [13], descrita a seguir:

$$f(t|\mu, \sigma) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{t-\mu}{\sigma}\right)^2\right) \quad (02)$$

em que:  $f(t|\mu, \sigma)$  é a função de densidade de probabilidade no ponto  $t$ ;  $\mu$  é o valor médio; e  $\sigma$  é o desvio padrão.

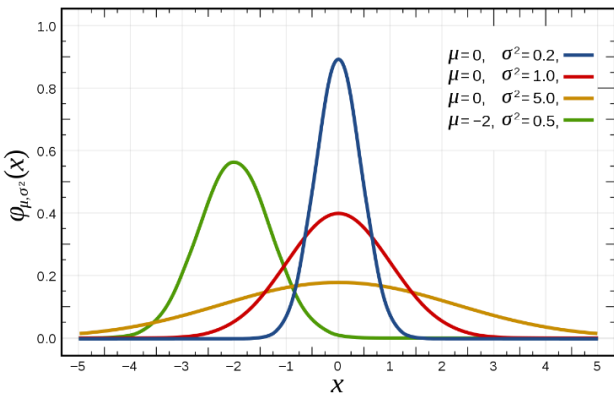


Fig. 4: Distribuição normal [13].

A distribuição normal apresenta diversas propriedades úteis e únicas, incluindo sua capacidade de se aproximar de muitas outras distribuições de probabilidade, a facilidade de cálculo e a existência de tabelas de valores específicos da distribuição normal. Além disso, muitos conceitos estatísticos importantes e práticos como testes de hipóteses e intervalos de confiança são baseados na distribuição probabilidade normal.

Para o cálculo do SOC foi utilizado o modelo apresentado em [9], em que o SOC de cada veículo elétrico é considerado como dependente apenas da distância total percorrida pelo veículo desde a sua última recarga na bateria. Assumindo que

o SOC diminui linearmente com a distância percorrida, o provável SOC segue a seguinte função:

$$SOC_f = SOC_a - \frac{d}{D} \times 100 \quad (03)$$

em que  $SOC_f$  e  $SOC_a$  residem, respectivamente, no SOC final e atual do veículo, na distância percorrida pelo VE no dia analisado, e  $D$  reside na autonomia declarada do VE. É conveniente esclarecer que a autonomia, capacidade de bateria, potência e taxa de carregamento dependem do modelo do VE.

## B. Problema do Fluxo de carga

A modelagem clássica de sistemas elétricos considera um comportamento estático para a rede elétrica em estudo, tal que variações de demanda são consideradas suficientemente lentas para que se possam ignorar os efeitos transitórios. Além disso, admite-se que o sistema elétrico é equilibrado, tal que uma representação por meio de um diagrama unifilar é suficiente para representar a topologia de rede elétrica em estudo [14].

A modelagem convencional do problema do fluxo de carga (PFC) é baseada em um conjunto de equações algébricas não lineares, que residem no modelo estático da rede. A formulação clássica do PFC de um sistema com  $NB$  barras é modelada por  $2NB$  equações algébricas com  $4NB$  variáveis ( $V_k$ ,  $\theta_k$ ,  $P_k$  e  $Q_k$ ) associadas a cada barra  $k$  do sistema classificada em um de três tipos (PQ, PV ou Vθ), tal que  $2NB$  variáveis são conhecidas (dados) e  $2NB$  são incógnitas. Porém, como as variáveis de potência ( $P_k$  e  $Q_k$ ) são dependentes das variáveis de tensões de barra ( $V_k$  e  $\theta_k$ ), as  $2NB$  incógnitas do PFC são obtidas por dois subproblemas distintos, chamados subsistemas, a saber [14]:

- Subsistema 1: reside em obter o módulo  $V_k$  das barras tipo PQ e o ângulo  $\theta_k$  de tensões das barras PQ e PV. A solução deste subsistema emprega métodos iterativos desenvolvidos especificamente para se obter este conjunto de incógnitas, em que as particularidades da rede em estudo podem determinar quais métodos de solução são mais adequados [14].
- Subsistema 2: reside no cálculo da injeção líquida de potência ativa  $P_k$  da barra Vθ e da injeção líquida de potência reativa  $Q_k$  das barras Vθ e PV com os resultados do subsistema 1, bem como outras incógnitas de interesse da rede, tais como fluxos e perdas de potência ativa e reativa nos ramos [14].

Sistemas de distribuição de energia elétrica caracterizam-se por uma disposição tipicamente radial de seus alimentadores, justificado por vantagens como menores perdas de energia nos ramos e maior facilidade para operação e proteção. Estas redes são formadas basicamente por uma subestação (chamada barra fonte, nó raiz ou S/E) como ponto de recebimento de potência da rede básica (*grid*) a montante, e barras de atendimento de carga (consumidores) a jusante, tal que, na ausência de geração elétrica relevante em barras do sistema, os fluxos de potência nos ramos da rede tem comportamento unidirecional [14].

Em sistemas de distribuição de energia elétrica, geralmente ocorre o efeito "arraste" da tensão da barra fonte (propiciado pelo *grid*) nas demais tensões de barra da rede. Este fato resulta que a eventual presença de Geração Distribuída (GD) na rede usualmente não comporta capacidade de produção de reativos suficiente para exercer qualquer controle efetivo sobre a tensão na barra de inserção, tal que as barras de redes de distribuição não podem ser classificadas como tipo PV. Logo, o modelo de redes de distribuição normalmente classifica as barras como tipo PQ, com exceção da barra fonte, classificada como tipo Vθ

devido ao controle de tensão pelo arraste do *grid*, bem como por fornecer a necessária referência angular ao sistema [14].

O método da soma das potências (MSP) é um algoritmo de cálculo do subsistema 1 do PFC, adequado às características de redes de distribuição, baseado em uma formulação envolvendo injeções potência de barras e perdas de potência de ramos da rede. O MSP fundamenta-se em dois processos de varredura de ramos e de barras da rede, que são iterativamente repetidos até que algum critério de parada do processo seja atingido:

- Varredura inversa: processo acumulativo de potências ativas e reativas nas barras (exceto na barra fonte), calculadas com base no último estado de tensões de barras obtido, partindo das barras terminais e em direção à barra fonte do sistema.
- Varredura direta: processo corretivo do módulo e ângulo das tensões de barra (incógnitas do subsistema 1), partindo do estado da tensão da barra fonte (conhecido previamente por esta ser a barra  $V\theta$ ) e em direção aos nós terminais da rede.

A Fig. 1 exemplifica o processo acumulativo da varredura inversa do MSP, onde a barra  $m$  de um ramo genérico  $k$ - $m$  da rede em estudo situa-se mais distante da barra fonte do que a barra  $k$  do ramo. Definindo-se  $\Phi_m$  como o conjunto das barras imediatamente a jusante da barra  $m$ , tem-se que, partindo-se dos nós terminais e em direção à barra fonte, determina-se as potências ativa  $P_m^{ac}$  e reativa  $Q_m^{ac}$  acumuladas na barra  $m$  como a soma das injeções líquidas de potência ativa  $P_m$  e reativa  $Q_m$  na barra  $m$  com o somatório das potências ativas  $P_\ell^{ac}$  e reativa  $Q_\ell^{ac}$  previamente acumuladas nas barra  $\ell \in \Phi_m$  e das perdas de potência ativa  $P_{m\ell}^{perdas}$  e reativa  $Q_{m\ell}^{perdas}$  em um ramo  $m$ - $\ell$  situado imediatamente a jusante da barra  $m$  (Fig. 1), tal que:

$$P_m^{ac} = P_m + \sum_{\ell \in \Phi_m} (P_\ell^{ac} - P_{m\ell}^{perdas}) \quad (04)$$

$$Q_m^{ac} = Q_m + \sum_{\ell \in \Phi_m} (Q_\ell^{ac} - Q_{m\ell}^{perdas}) \quad (05)$$

onde os montantes das perdas ativa e reativa são obtidos por:

$$P_{m\ell}^{perdas} = (V_m^2 + V_\ell^2) g_{m\ell} - 2V_m V_\ell g_{m\ell} \cos \theta_{m\ell} \quad (06)$$

$$Q_{m\ell}^{perdas} = -(V_m^2 + V_\ell^2) b_{m\ell} + 2V_m V_\ell b_{m\ell} \cos \theta_{m\ell} \quad (07)$$

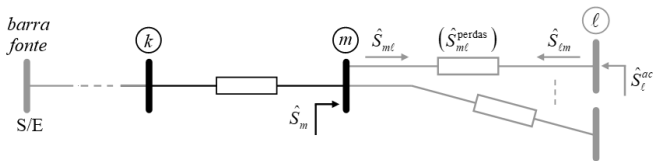


Fig. 1: Ramo  $k$ - $m$  para estudo da varredura inversa do MSP [14].

A Fig. 2 exemplifica o processo corretivo da varredura direta do MSP, onde a barra  $m$  de um ramo  $k$ - $m$  da rede situa-se mais distante da barra fonte do que a barra  $k$  e o restante da rede a jusante da barra  $m$  está representado pelas potências ativa  $P_m^{ac}$  e reativa  $Q_m^{ac}$  acumuladas na barra  $m$ , obtidas no processo de varredura inversa. Partindo-se da tensão e ângulo conhecidos da barra fonte e em direção aos nós terminais da rede, tem-se que o módulo da tensão na barra  $m$  considerando conhecida ou estimada a tensão na barra  $k$  é determinado pela identidade:

$$V_m = \sqrt{\frac{1}{2} \left( \sqrt{A_m^2 - 4B_m} - A_m \right)} \quad (08)$$

em que os termos  $A_m$  e  $B_m$  são calculados como a seguir:

$$A_m = \frac{2(Q_m^{ac} b_{km} - P_m^{ac} g_{km})}{y_{km}^2} - V_k^2 \quad (09)$$

$$B_m = \frac{(P_m^{ac})^2 + (Q_m^{ac})^2}{y_{km}^2} \quad (10)$$

em que o termo  $\hat{y}_{km} = g_{km} + jb_{km} = y_{km} \angle \phi_{km}$  é a admitância série do ramo  $k$ - $m$ . Uma vez que o módulo da tensão  $V_m$  na barra  $m$  está determinado com a equação (08), tem-se que o ângulo de fase  $\theta_m$  da tensão na barra  $m$  é por fim determinado por:

$$\theta_m = \theta_k + \phi_{km} + \arctg \left( \frac{-V_m^2 b_{km} - Q_m^{ac}}{V_m^2 g_{km} - P_m^{ac}} \right) \quad (11)$$

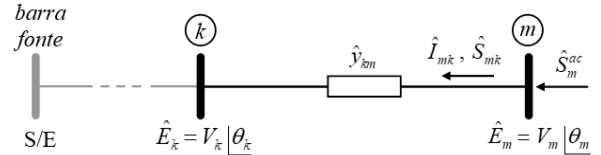


Fig. 2: Ramo  $k$ - $m$  para estudo da varredura direta do MSP [14].

### III. METODOLOGIA

Nesta seção é realizada uma descrição detalhada da proposta de modelo estocástico para carregamento de veículos elétricos em rede básica de energia elétrica.

Conforme mencionado, o objetivo da metodologia proposta é simular a demanda provável gerada pelo carregamento de VE's e o impacto na rede de distribuição de energia elétrica. Dentro da simulação, variáveis aleatórias relacionadas com o tempo para a recarga, o estado de carga da bateria (do termo State of Charge - SOC) e a chegada dos veículos às estações de carregamento serão modeladas de forma probabilística, objetivando obter resultados da operação da rede de distribuição de forma mais realista possível.

As etapas principais da metodologia desenvolvida podem ser sistematizadas da seguinte forma, sistematizado na Fig. 5:

- 1) Apresentação das entradas de simulação, constituída pelos veículos e a topologia de rede elétrica em estudo.
- 2) Desenvolvimento do procedimento de simulação: métodos estocásticos, tratamento de entradas e outras definições.
- 3) Tratamento dos resultados: análise estatística das saídas.

#### A. Apresentação das Entradas

Para o início do desenvolvimento da simulação proposta, foi necessário definir o modelo dos veículos, quantidade e suas especificações técnicas. Para isso, foi necessário pesquisar os modelos de veículos elétricos mais comuns em 2022 que, de acordo com a fabricante de carregadores NeoCharge [11], os veículos elétricos mais comuns no Brasil no terceiro trimestre de 2022 correspondem aos apresentados na tabela I.

Tabela I  
Veículos elétricos mais comuns no Brasil [15].

FABRICANTE	MODELO	% VE	CAPACIDADE BATERIA (kWh)	POTÊNCIA DE CARREGAMENTO RÁPIDO (kW)	AUTONOMIA (km)
VOLVO	XC40 RECHARG	16%	67,0	136	322
NISSAN	LEAF	13%	39,0	46	233
BMW	I3	9%	27,2	50	260
PORSCHE	TAYCAN	8%	71,0	223	410
AUDI	E TRON	8%	52,0	118	282
MINI	MINI COOPER	8%	28,9	49	177
JAC	E-JSI	7%	30,2	49	302
RENAULT	ZOE	7%	52,0	46	306
CHEVROLET	BOLT PREMIER	4%	66,0	55	459
JAGUAR	IPACE	4%	84,7	104	378
BYD	ET3	3%	44,9	50	262
JAC	E-JS4	3%	55,1	49	420
JAC	IEV40	2%	40,0	49	300
CAOACHERY	ARRIZO 5E	2%	53,5	49	322
MERCEDES-BENZ	EQC	1%	80,0	112	370
TESLA	MODEL Y	1%	57,5	170	346
TESLA	MODEL 3	1%	57,5	170	378
AUDI	RS E TRON	1%	85,0	268	402
BYD	E5	1%	47,5	49	300
PEUGEOT	E-GT	1%	45,0	101	282

Fonte: Adaptado de [15].

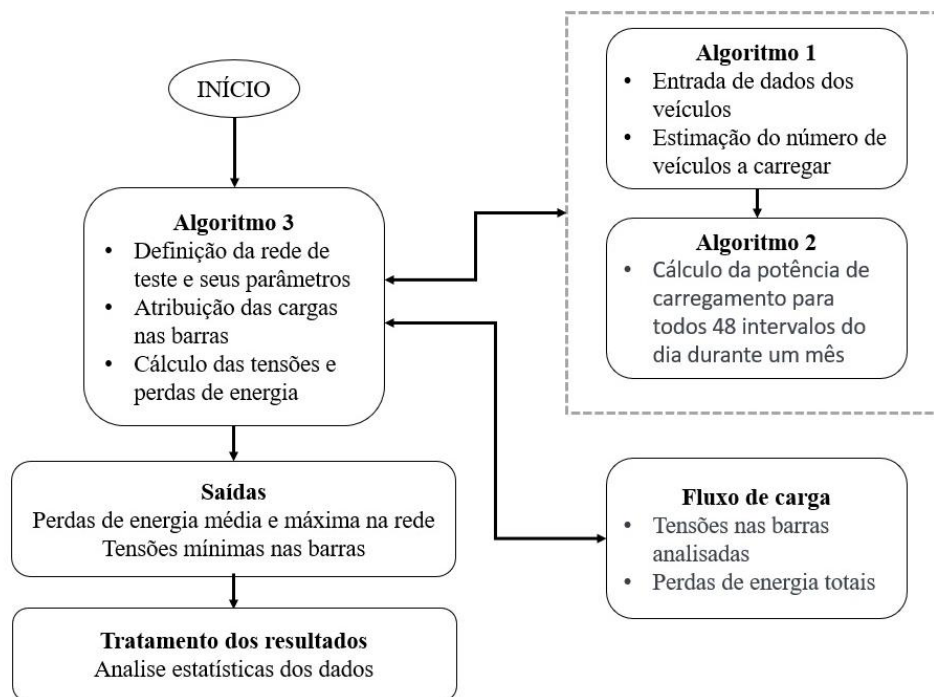


Fig. 5: Estrutura do modelo desenvolvido. Fonte: os autores.

Para a simulação deve-se definir a quantidade de veículos elétricos como parâmetro inicial. Definida essa variável, a quantidade de veículos elétricos é dividida respectivamente de acordo com a proporção de modelos de carros mais comuns, por exemplo, se foram definidas 1000 unidades de VE's que participarão do estudo, esses 1000 carros serão distribuídos com base na Tabela I, sendo 160 unidades dos XC40, 130 unidades do Nissan Leaf, 90 unidades da BMW I3 e assim em diante.

Definida a quantidade de VE's e seus respectivos modelos, é criada uma matriz para armazenar todos os veículos e suas respectivas especificações técnicas, sendo relevantes para a simulação as especificações de capacidade de carga da bateria (kWh), sua autonomia de distância total percorrida com apenas uma carga completa da bateria e sua potência de carregamento nominal (especificação do veículo), visando

carga rápida, e a potência de carga lenta, assumido 3,6 kW para todos (tomada convencional de 16 A/220 V).

O período em que os veículos irão carregar em recarga rápida (estações de recarga rápida) foi definido das 7:00 às 22:00 horas e em carga lenta (residência) das 22:00 às 7:00.

### B. Desenvolvimento de simulação

Após a definição e apresentação das entradas, a simulação utiliza o algoritmo descrito no Apêndice A capaz de aleatoriamente definir quando é necessária para o carregamento de cada veículo elétrico. Os dias foram divididos em períodos de 30 minutos, totalizando 48 períodos. O período 1 (um) é igual a 00:00 (meia noite), de tal forma que a carga lenta se dará entre os períodos 45 e 15, e a carga rápida entre os períodos 16 a 44, que representam

os horários das 22:00 às 07:00 e das 07:00 às 22:00 respectivamente.

Para definir quando um VE estará precisando de carga em sua bateria, e qual tipo de carregamento a ser adotado, os seguintes parâmetros serão avaliados: com base na equação (03), quando o VE atingir um valor de SOC menor que 20% esse automóvel será encaminhado para o carregamento no próximo dia. Também foi definido que, dos carros que vão precisar de carga no próximo dia, 30% serão destinados para recarga lenta e 70% vão receber carga em uma estação de carregamento rápido. Para os veículos elétricos que vão ter o carregamento rápido, estes chegarão com o SOC inferior a 20% e receberão carga até o SOC atingir 80%, já que é modo de carregamento mais eficiente desses veículos que utilizam baterias, e esse carregamento rápido consumirá o tempo de 30 minutos, ou seja, um período. Para os veículos elétricos que vão carregar em residências (carregamento lento) estes receberão carga de modo a aumentar sua autonomia em 14,5 km/h e estes veículos passarão todo o período de recarga lenta conectados à rede, ou seja das 22:00 às 07:00 horas.

Para definir o nível de carga armazenada na bateria de cada automóvel elétrico, foi necessário fazer a seguinte definição: todo veículo inicia a simulação com 80 a 100% de carga na bateria. Utilizando-se de uma distribuição lognormal (Fig. 6) com parâmetros de média e desvio padrão, respectivamente, de 1,9 km e 1,1 km [9] estima-se a provável distância que os VE's vão percorrer no dia a ser analisado, essa distância é subtraída da sua autonomia, que por consequência diminui a energia armazenada na bateria, portanto diminuindo o SOC.

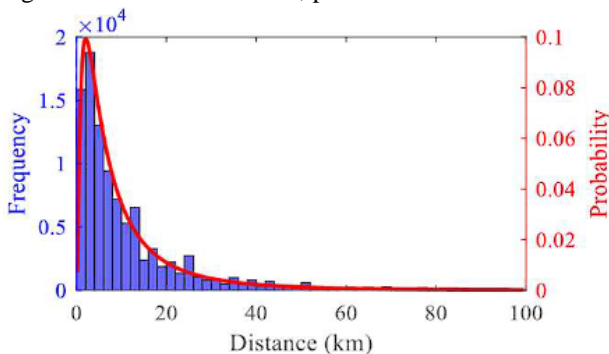


Fig. 6: Histograma de distância diária (azul) e modelo de distribuição (vermelho). Fonte: [9].

Essa distância percorrida pelos VE's durante os dias será subtraída da autonomia do dia anterior até que o SOC fique com valor abaixo de 20%, com o veículo encaminhado para o carregamento no dia posterior. Dessa maneira, é determinado o número de carros que vão necessitar de carga durante um dia. No dia seguinte, tem-se o número total de veículos que precisam de carga então, desse número, 70% são destinados a estações de recarga rápida e 30% para recarga lenta.

Para os veículos de carga rápida, o horário de chegada a uma estação de recarga (horário de *plugin*) segue resultados de [9], em que dados reais do horário de carga de veículos em estações de recarga no Reino Unido foram ajustados por uma distribuição normal e divididos em temporadas do ano (como apresentado na tabela II). Para a modelagem deste trabalho, serão utilizados a média e o desvio padrão para o período do verão. Foi utilizado somente os parâmetros de verão devido

a maior semelhança dentre todas as outras estações com o clima brasileiro.

Tabela II  
Distribuição dos parâmetros do horário de carregamento.

Época do ano	Inverno	Primavera	Verão	Outono
<b>Média</b>	14:00	13:12	13:24	13:42
<b>Desvio Padrão</b>	3h	4h 6min	4h	4h
	42min		2min	12min

Fonte: Adaptado de [9].

A partir do SOC dos VE's, inicia-se a etapa de análise do impacto nas redes de teste. Para tanto, primeiramente, foram utilizadas curvas de carga tipicamente residenciais e comerciais provenientes de uma companhia de distribuição de energia elétrica brasileira (Ver apêndice B) para configuração das cargas nas barras das redes de teste.

Como as potências ativas e reativas das redes já são definidas, as potências das curvas utilizadas foram normalizadas em função do maior valor e aplicadas as barras escolhidas como residencial ou comercial. Como os dados são discretizados em intervalos de 15 minutos para efeito da simulação, foram utilizados apenas os dados de intervalos de 30 minutos.

Para definir as barras que serão comerciais ou residenciais, adotou-se o critério de, quanto mais próximo da subestação, maior a chance de a barra ser predominantemente comercial (barras de carregamento rápido). Para as barras residenciais, adotou-se o critério de serem as mais distantes da subestação.

Com estas definições, as cargas adicionais providas do carregamento dos VE são injetadas nas barras analisadas e um fluxo de carga é realizado para cada um dos 48 intervalos no dia durante um mês (30 dias). A partir disso, são extraídos os níveis de tensão nas barras de análise e as perdas ativas de energia da rede. Os níveis de tensão obtidos são comparados aos padrões de Qualidade de Energia definidos no Módulo 8 do PRODIST (Procedimentos de Distribuição da Agência Nacional de Energia Elétrica - ANEEL) [16]. Estes padrões são definidos de acordo com os níveis de tensão e têm como referência o valor de tensão nominal da rede. Os padrões para consumidores de baixa tensão são descritos na Tabela III.

Tabela III  
Padrões de tensão nos pontos de conexão em Tensão Nominal igual ou superior a 2,3 kV e inferior a 69 kV

Tensão de Atendimento	Faixa de Variação da Tensão de Leitura (TL) em Relação à Tensão de Referência (TR)
<b>Adequada</b>	$0,93TR \leq TL \leq 1,05TR$
<b>Precária</b>	$0,90TR \leq TL < 0,93TR$
<b>Crítica</b>	$TL < 0,90TR$ ou $TL > 1,05TR$

Fonte: Adaptado de [16].

Como critério de parada para garantir a estabilidade das simulações de Monte Carlo, neste trabalho foi empregado o coeficiente de variação (CV), definido na seguinte equação.

$$CV = \frac{P}{\bar{p} \sqrt{n}} \quad (12)$$

em que:  $CV$  é a função do coeficiente de variação;  $P$  é o valor de perda média mensal em cada iteração;  $\bar{p}$  é a média das perdas mensais anteriores; e  $n$  é o número de iterações.

No caso da modelagem deste trabalho, o critério CV utiliza-se da média mensal de perdas para a estabilidade das simulações. O critério baseia-se em usar o atual valor de média de perdas durante o mês simulado e comparar com a média das médias de perdas mensais anteriores, valor este multiplicado pela raiz quadrada do número de iterações. Se o valor obtido é menor que 5%, conclui-se que a simulação atingiu a estabilidade e não serão necessárias novas iterações. Por consequência se o CV for maior que 5% deverão ocorrer novas iterações.

### C. Tratamento de resultados

Após o término da simulação, é iniciado o tratamento das saídas obtidas. Os resultados são inseridos em um teste de Kolmogorov-Smirnov [17], em que são testadas diversas distribuições de probabilidade (Weibull, Gamma, Lognormal e Normal) para determinar qual delas melhor condiz aos dados obtidos. No teste avalia-se a distância entre o conjunto de dados gerados pela distribuição acumulada de probabilidade empírica, advinda dos dados, e a distribuição acumulada hipotética, advinda da função de distribuição testada. Quanto menor a distância, mais a função de distribuição de probabilidade testada reflete o comportamento dos dados obtidos. A partir disso, é possível realizar previsões e estimativas mais precisas de como a rede irá se comportar com a entrada dos veículos elétricos na rede em estudo.

Escolhida qual distribuição tem maior correlação com os dados de saída, estes passam por processos de ajuste e filtros para melhor qualidade da posterior análise. No tratamento de dados, o filtro remove resultados aleatórios que se destoam de maneira errônea da maioria dos resultados obtidos, visto que estes se configuram em erros causados aleatoriamente pela simulação computacional. Estes resultados que destoam de valores maiores que 5%, são denominados na literatura de outliers, ou seja, são valores discrepantes à análise.

Também foram ordenados e classificados todos os dados em valores negativos, positivos, nulos e repetidos. Visto a existência de valores que são não interessantes para o estudo em questão, estes foram retirados de acordo com o desejo do usuário, como por exemplo, se erroneamente um montante de perdas energéticas for negativo, este será descartado pois não é possível valores de perdas negativas em análise de circuitos elétricos.

Após o término de avaliação dos filtros, a amostra de dados resultante é analisada e ordenada em vetores. Para isso, foram utilizados vetores de modo a acomodar os números de dados discrepantes, bem como vetores com análises estatísticas de média, variância, desvio padrão e coeficiente de variação.

Por fim, por meio da base de amostras de dados tratados e ajustados, segue-se a análise dos resultados obtidos através de gráficos e distribuições. Primeiramente, é plotado o gráfico das funções de densidade de probabilidade, o de probabilidade acumulada e o de probabilidade inversa. Posteriormente, são plotados também histogramas exibindo os resultados obtidos na simulação. No caso deste trabalho, foram plotados os resultados de tensão mínima, perdas máximas e perdas médias para as rede de distribuição de energia adotadas para testes de simulação. Assim, com base nessas informações, pode-se então realizar a análise dos resultados.

## IV. ANÁLISE DE RESULTADOS

Como mencionado, para definição das barras consideradas comerciais e residenciais, adotou-se o critério de quanto mais próximo da subestação, maior a chance da barra alimentadora ser predominantemente comercial. Para escolha das barras de carregamento dos VE, foi escolhido uma barra comercial mais centralizada na rede para alocar a carga rápida e barras residenciais, ao fim dos sistemas, para alocar as cargas lentas.

Primeiramente, para as simulações e análise de resultados do carregamento dos veículos elétricos em redes de distribuição, utilizou-se o sistema de 33 barras conhecido da literatura, descrito em [17] e cujo esquema do diagrama unifilar é mostrado na Fig. 7.

O sistema de 33 barras possui uma configuração padrão utilizada em zona urbana, em que a barra 1 é a *slack*, ou seja, a barra da subestação e referência do sistema. As demais 32 barras servem ao propósito de hospedar cargas.

Para realizar as simulações, considerou-se que a estação de carregamento rápido é localizada na barra 10, sendo a barra mais centralizada da zona de comércio, bem como adotou-se as barras 18, 22 e 33 como as barras de carregamento lento nas residências. As barras escolhidas para carga lenta são propositalmente as mais periféricas, para que seja analisado o pior cenário esperado para a análise das perdas.

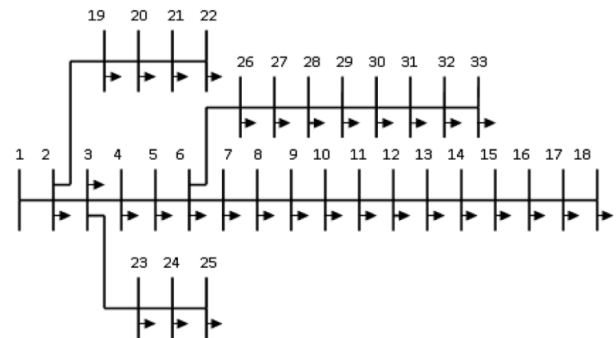


Fig. 7: Sistema de 33 barras. Fonte: autores.

Para comparação de resultados com o sistema de 33 barras, foram realizadas também simulações com a rede de 69 barras conhecida da literatura e descrita em [18], com o diagrama unifilar mostrado na Fig. 8. A rede de 69 barras foi definido de maneira semelhante à de 33 barras. A barra considerada comercial e adotada para carregamento rápido foi a 10, e as barras analisadas para as cargas lentas foram as 27, 46 e 65, que são as mais periféricas pertencentes aos nós finais de ramos de maior comprimento.

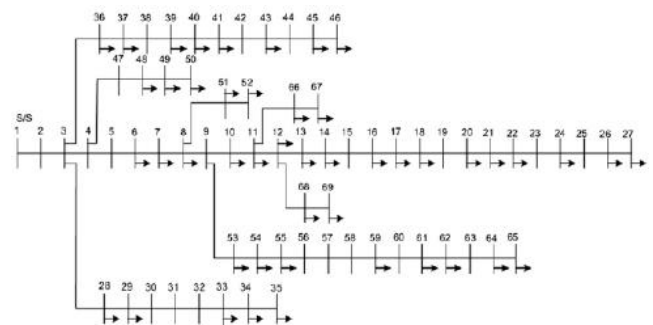


Fig. 8: Sistema de 69 barras. Fonte: autores.

A divisão das barras do sistema em classes comerciais e residências para as nas redes testes de 33 e 69 barras é descrito na Tabela IV.

Tabela IV  
Definição das barras nos sistemas em estudo.

Barras	Sistema 33 barras	Sistema 69 barras
<b>Comerciais</b>	2,3,4,5,6,7,8,9,10, 11,26,27	6,7,8,9,10,11,12, 13,14,28,29,36,37, 39,51,53,54,66,68 16,17,18,29,21,22
<b>Residenciais</b>	12,13,14,15,16,17, 18,21,21,24,25,28, 29,30,31,32,33	24,26,27,33,34,35 39,40,41,43,44,46 48,49,50,52,55,59 61,62,64,65,67
<b>Analizadas</b>	10,18,22,33	10,27,46,65

As redes de 33 e 69 barras foram testados em 4 cenários de níveis de penetração de VE's (Tabela V). A proporção de 70% e 30% para as cargas rápida e lenta, respectivamente, se manteve a mesma em todas as simulações realizadas.

Tabela V  
Cenários aplicados nas simulações de Monte Carlo

Cenários	Número de veículos elétricos
<b>1</b>	500
<b>2</b>	1000
<b>3</b>	5000

Como caso base, foi realizada a simulação sem a demanda de carregamento de VE, utilizando apenas as curvas de carga residenciais e comerciais alocadas nas redes de teste. As tensões mínimas, perdas de energia média e máxima foram calculadas em um dia e estão descritas nas Tabelas VI e VII.

Tabela VI  
Perdas de energia média e máxima sem VE nas redes de teste

Rede	Perdas de energia média (kWh)	Perdas de energia máxima (kWh)
<b>33 barras</b>	46,79	95,58
<b>69 barras</b>	46,29	110,27

Tabela VII  
Níveis de tensão mínima nas barras analisadas

Rede	Barra	Tensão mínima (pu)
<b>33 barras</b>	10	0,932
	18	0,916
	22	0,992
	33	0,919
<b>69 barras</b>	10	0,973
	27	0,957
	46	0,998
	65	0,910

Analisando os níveis de tensão mostrados na Tabela VII, é possível perceber que, em comparação aos padrões definidos no módulo 8 do PRODIST (Tabela III), as barras 18 e 33 do sistema de 33 barras e a barra 65 do sistema de 69 barras já se encontram em níveis de atendimento precário mesmo sem a presença de veículos elétricos. Com base nesta observação, serão apresentados os resultados de níveis de tensão para os cenários 1 e 3, e para as perdas de energia foram observados os cenários 1, 2 e 3.

## A. Avaliação dos perfis de tensão

### a) Cenário 1 (500 veículos) para a rede de 33 barras:

Para o cenário 1, as distribuições de frequência obtidas nas simulações para os níveis de tensão mínimos nas barras de estudo adotadas para a rede de 33 barras são apresentadas nos histogramas da Fig. 9 (para a barra 10), Fig. 10 (barra 18), Fig. 11 (barra 22) e Fig. 12 (barra 33) mostrados a seguir.

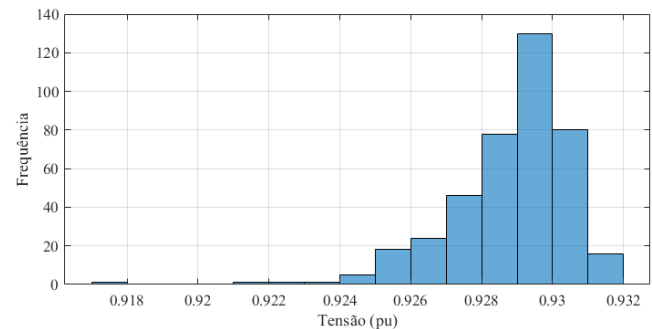


Fig. 9: Histograma das tensões mínima na barra 10 (cenário 1)

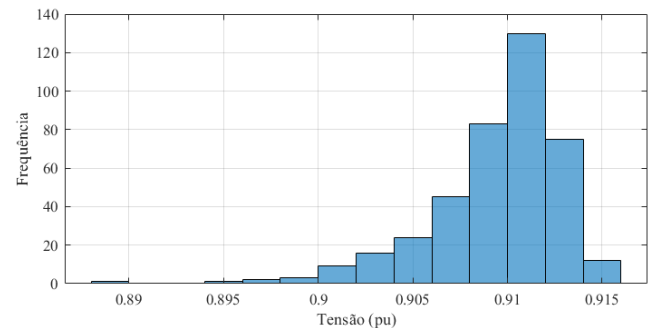


Fig. 10: Histograma das tensões mínima na barra 18 (cenário 1)

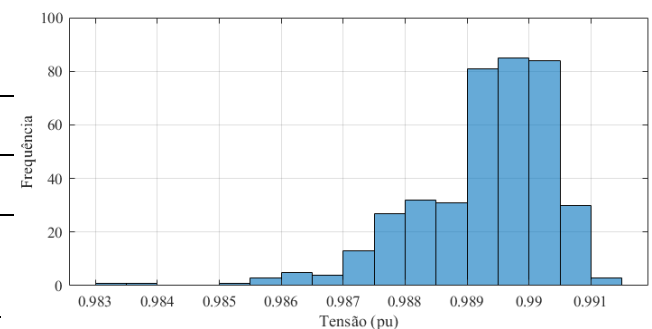


Fig. 11: Histograma das tensões mínima na barra 22 (cenário 1)

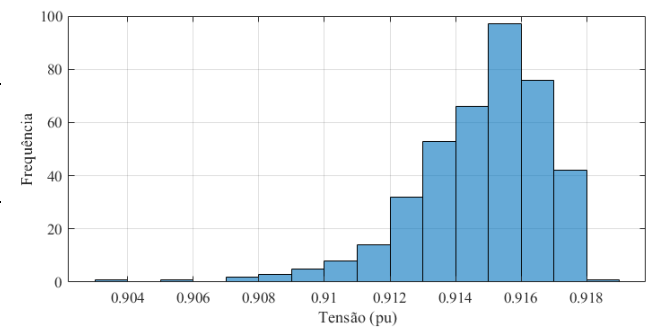


Fig. 12: Histograma das tensões mínima na barra 33 (cenário 1)

Em comparação com o caso base (sem a inserção dos VE), houve variações que não ultrapassaram 1%. Contudo, a barra 10, que estava no limiar de tensão precária, apresentou casos em que a tensão mínima decresceu a níveis de atendimento

precário, sendo esse comportamento observado em aproximadamente 75% de todas as simulações.

**b) Cenário 1 (500 veículos) para a rede de 69 barras:**

Para os níveis de tensão mínimos nas barras adotadas para estudo da rede de 69 barras no cenário 1, as distribuições de frequência obtidas com as simulações são apresentadas nos histogramas da Fig. 13 (para a barra 10), Fig. 14 (barra 27), Fig. 15 (barra 46) e Fig. 16 (barra 65) mostrados a seguir.

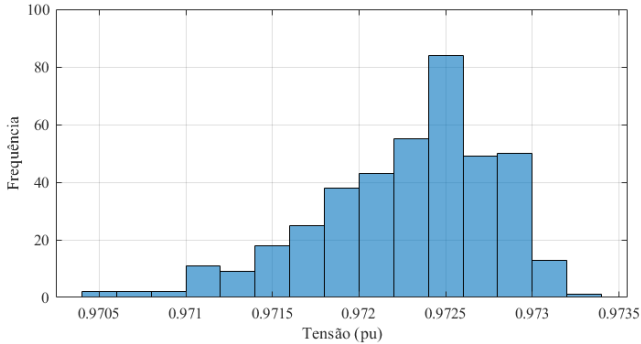


Fig. 13: Histograma das tensões mínima na barra 10 (cenário 1)

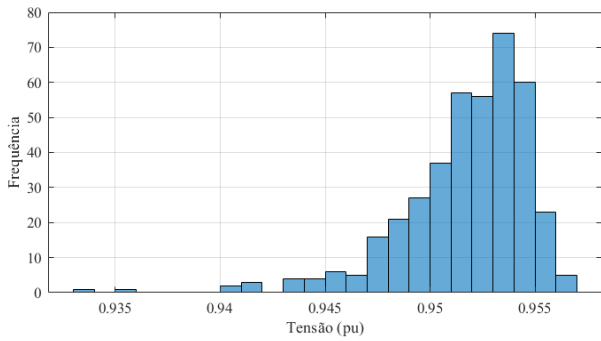


Fig. 14: Histograma das tensões mínima na barra 27 (cenário 1)

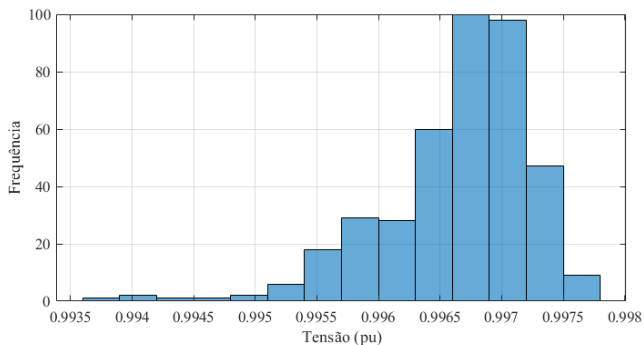


Fig. 15: Histograma das tensões mínima na barra 46 (cenário 1)

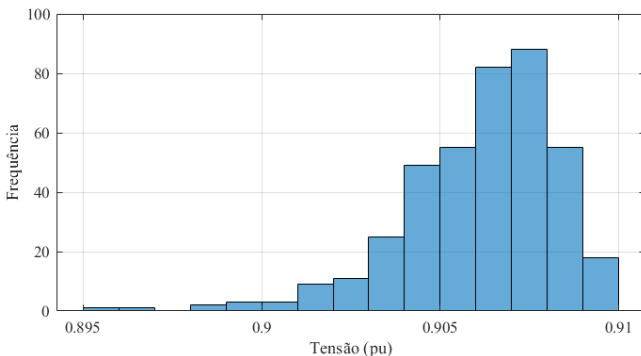


Fig. 16: Histograma das tensões mínima na barra 65 (cenário 1)

Para a rede de 69 barras, de forma análoga à rede de 33 barras, a inserção dos VE fez com que tivesse quedas no nível de tensão abaixo de 1% nas barras analisadas. Vale ressaltar os resultados da barra 65, em que seu nível de tensão no caso base já estava em estado precário, mas em 2% das simulações verificou-se uma redução para níveis críticos de leitura.

**c) Cenário 3 (5000 veículos) para a rede de 33 barras:**

Similar ao cenário 1, as distribuições de frequência obtidas nas simulações para os níveis de tensão mínimos nas barras de estudo adotadas para a rede de 33 barras no cenário 3 são dadas nos histogramas da Fig. 17 (barra 10), Fig. 18 (barra 18), Fig. 19 (barra 22) e Fig. 20 (barra 33) mostrados a seguir.

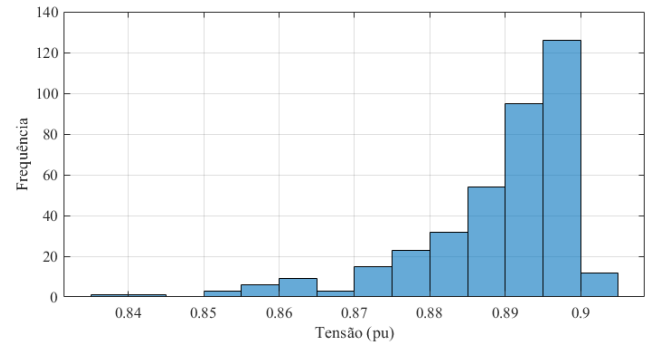


Fig. 17: Histograma das tensões mínima na barra 10 (cenário 3)

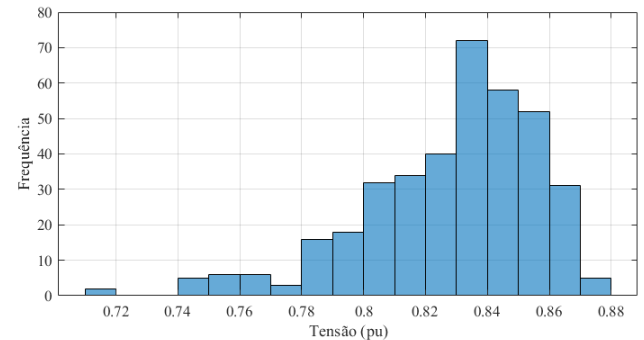


Fig. 18: Histograma das tensões mínima na barra 18 (cenário 3)

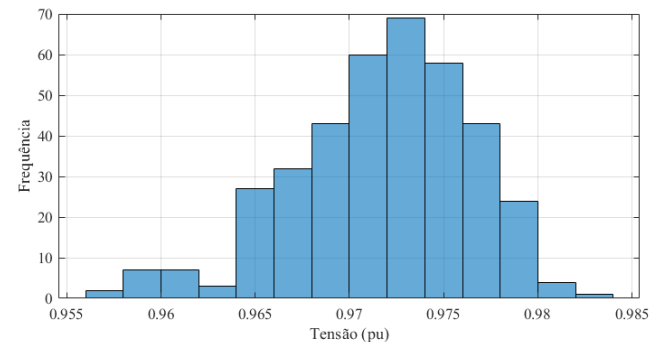


Fig. 19: Histograma das tensões mínima na barra 22 (cenário 3)

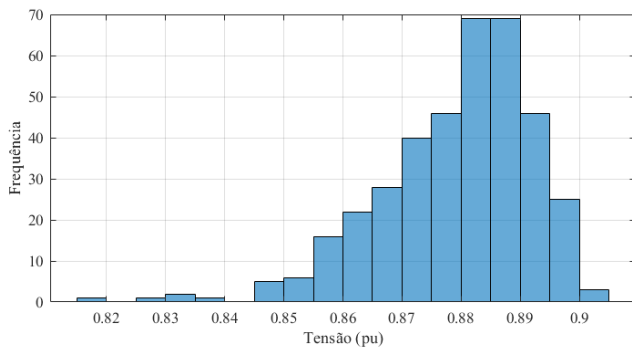


Fig. 20: Histograma das tensões mínima na barra 33 (cenário 3)

Analisando os resultados de tensões mínimas obtidos no sistema de 33 barras em comparação ao caso base do sistema sem a carga dos VE, é notado que, com exceção da barra 22, todas as outras barras ultrapassaram o nível crítico exigido pelo PRODIST (Tabela IV). Vale ressaltar que a barra 22 não sofreu com tensões críticas e nem precárias devido ao fato de sua localização, mesmo estando em uma barra final de um ramo, esse ramo é curto e perto da barra 1 (*slack*) que fornece a potência para à rede, reforçando então que, quanto mais afastada da barra *slack*, mais difícil manter a qualidade da energia em barras periféricas, como pode ser observado nas barras 10, 18 e 33, que sofrem com tensões em níveis críticos.

Para comparação de resultados entre os cenários 1 e 3, considera-se os resultados obtidos para a barra 10. No cenário 1, notou-se que 100% das tensões se mantiveram na faixa de tensão precária, e o cenário 3 teve 97% de suas tensões no nível crítico e apenas 3% em nível precário segundo o PRODIST (Tabela IV).

#### d) Cenário 3 (5000 veículos) para a rede de 69 barras:

Seguindo a mesma estrutura para a apresentação dos resultados do cenário 1, tem-se que para os níveis de tensão mínimos nas barras adotadas para estudo da rede de 69 barras no cenário 3, as distribuições de frequência obtidas com as simulações são apresentadas nos histogramas vistos na Fig. 21 (para a barra 10), Fig. 22 (barra 27), Fig. 23 (barra 46) e Fig. 24 (barra 65) apresentados a seguir.

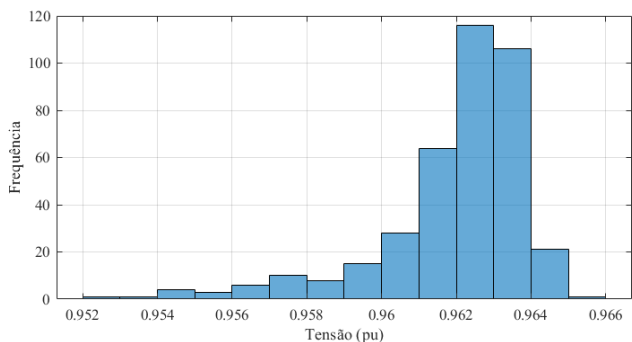


Fig. 21: Histograma das tensões mínima na barra 10 (cenário 3)

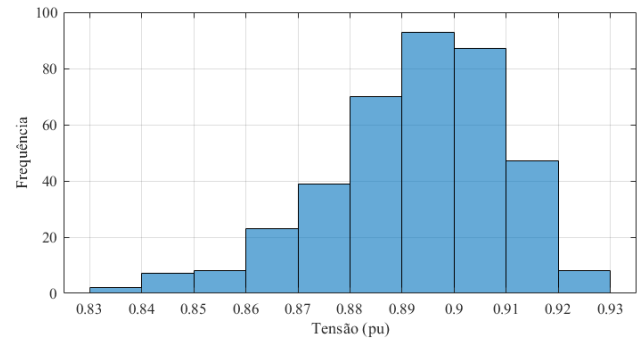


Fig. 22: Histograma das tensões mínima na barra 27 (cenário 3)

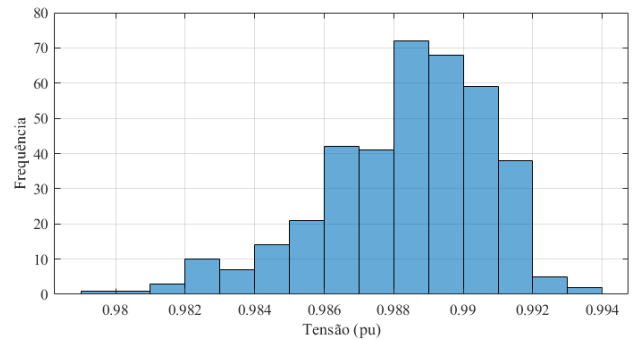


Fig. 23: Histograma das tensões mínima na barra 46 (cenário 3)

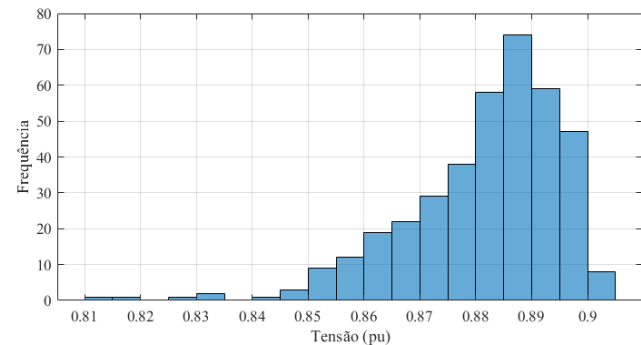


Fig. 24: Histograma das tensões mínima na barra 65 (cenário 3)

Por fim, para rede teste de 69 barras, as barras 10 e 22 se mantiveram em um nível de tensão adequado. Entretanto, as barras 27 e 65 apresentaram resultados abaixo do adequado. A barra 27 apresentou níveis de tensão precários em 37% das simulações e 63% em nível crítico. Comparado ao cenário 1, os níveis de tensão variaram de 0,8 a 5,3% para baixo, tendo como evidência a barra 27, que saiu de um nível adequado para níveis precários em grande parte das simulações.

## B. Avaliação das perdas ativas de energia

### a) Cenário 1 (500 veículos) para a rede de 33 barras:

Para o cenário 1, as distribuições de frequência obtidas nas simulações para as perdas de energia na rede de 33 barras são mostradas nos histogramas da Fig. 25 (perdas ativas médias) e Fig. 26 (perdas ativas máximas) apresentadas a seguir.

Analisando os histogramas de perdas médias e máximas, observa-se que o formato das frequências de perdas médias se assemelha a uma distribuição tipo normal, e o formato das frequências das perdas máximas tendem a se comportar como uma distribuição lognormal. Observa-se também as perdas médias tem um comportamento particular, em que estas não variam demasiadamente, sendo que os valores se concentram de 48,1 a 48,55 kWh, uma faixa de valores menor que 1 kWh.

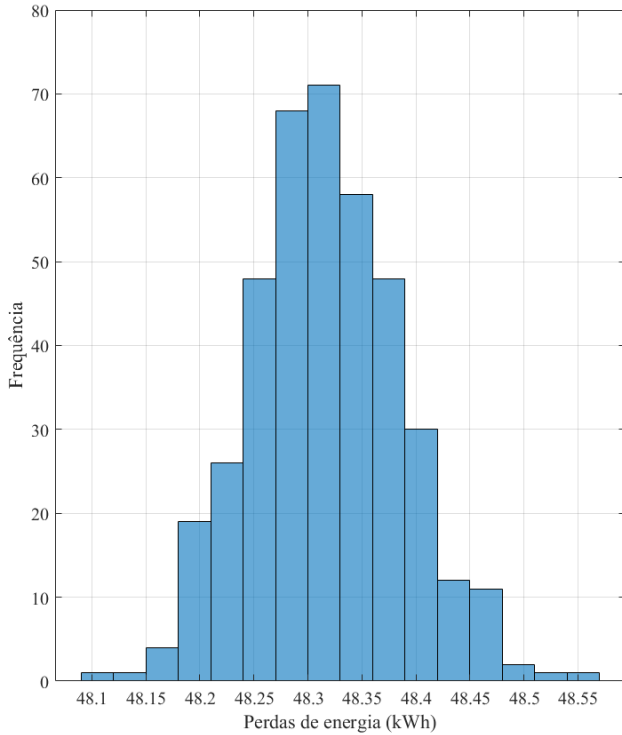


Fig. 25: Histograma das perdas de energia ativa médias para a rede teste de 33 barras no cenário 1

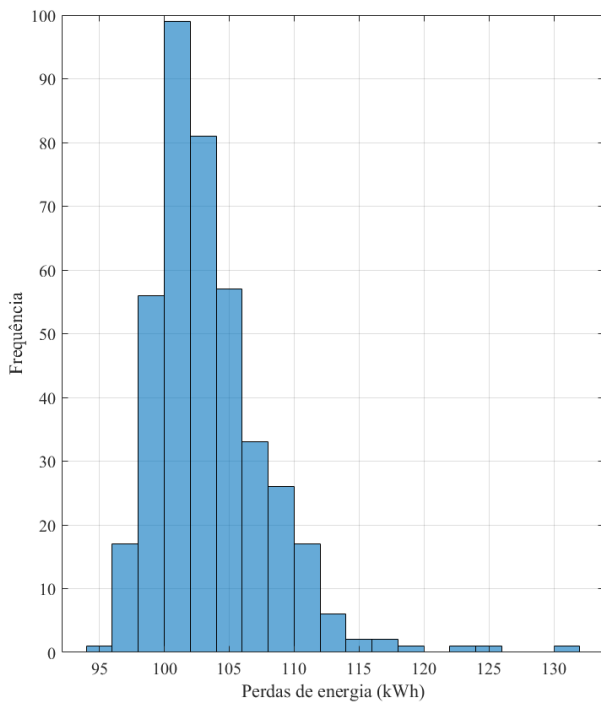


Fig. 26: Histograma das perdas de energia ativa máximas para a rede teste de 33 barras no cenário 1

#### b) Cenário 3 (5000 veículos) para a rede de 33 barras:

Similar ao cenário 1, as distribuições de frequência obtidas nas simulações para as perdas de energia para o cenário 3 da rede de 33 barras são mostradas nos histogramas da Fig. 27 (perdas ativas médias) e Fig. 28 (perdas ativas máximas).

Observou-se que o formato das distribuições do cenário 3 são similares ao cenário 1, com as perdas médias semelhantes a uma distribuição normal e as perdas máximas semelhantes a uma lognormal. A variação das perdas médias apresenta também uma faixa estreita de valores e perto do valor médio, variando de 65 a 72 kWh. Porém, observou-se que o aumento de VE's do cenário 1 para o 3 não causou um acréscimo linear

da perda média. No cenário 1 o valor médio de perda média foi 48,33 kWh e, para o cenário 3, esperava-se um acréscimo de 10 vezes se as perdas médias seguissem uma razão linear mas, como visto na Fig. 27, as perdas médias ficou em 68,7 kWh, apenas um aumento de 45% em relação ao cenário 1.

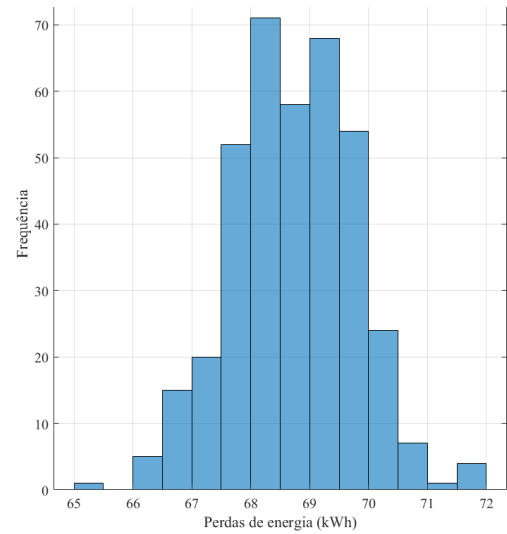


Fig. 27: Histograma das perdas de energia ativa médias para a rede teste de 33 barras no cenário 3

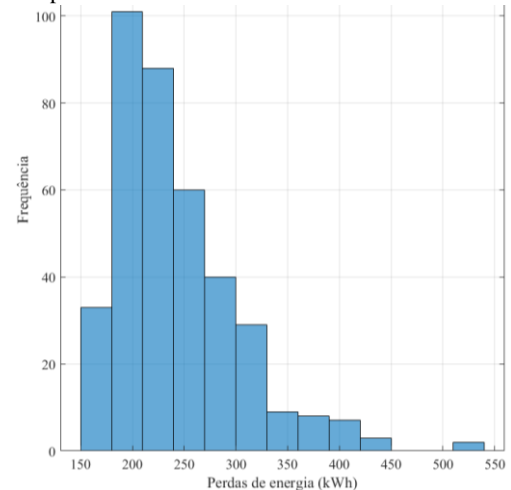


Fig. 28: Histograma de perdas de energia ativa máximas para a rede teste de 33 barras no cenário 3

#### c) Cenário 1 (500 veículos) para a rede de 69 barras:

Para o cenário 1 da rede teste de 69 barras, as distribuições de frequência obtidas nas simulações para perdas de energia são dadas nos histogramas da Fig. 29 (perdas ativas médias) e Fig. 30 (perdas ativas máximas) apresentadas a seguir.

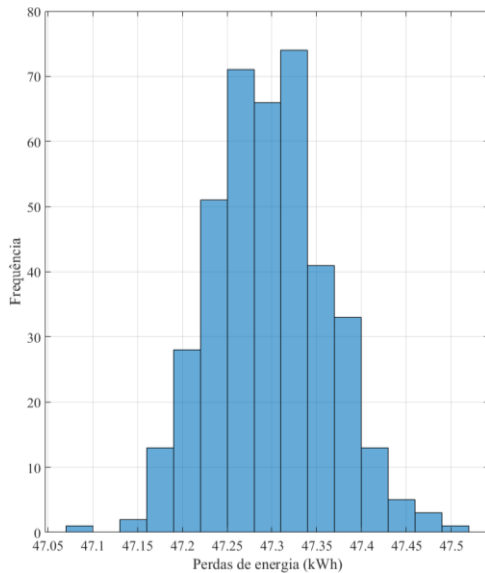


Fig. 29: Histograma das perdas de energia ativa médias para a rede teste de 69 barras no cenário 1

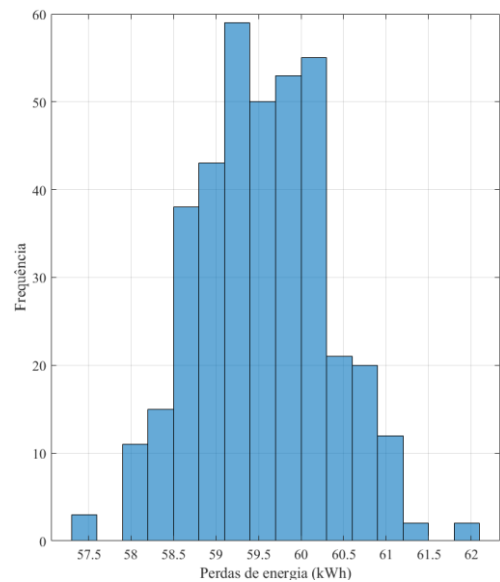


Fig. 31: Histograma das perdas de energia ativa médias para a rede teste de 69 barras no cenário 3

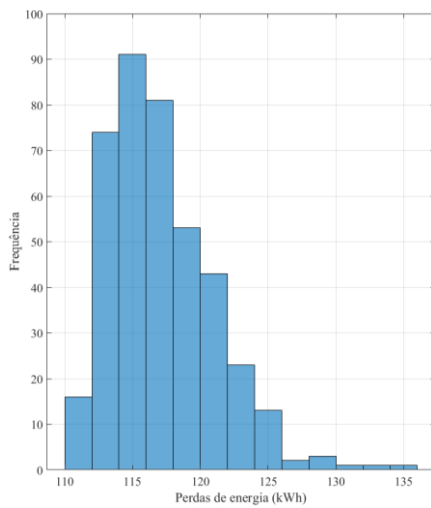


Fig. 30: Histograma das perdas de energia ativa máximas para a rede teste e 69 barras no cenário 1

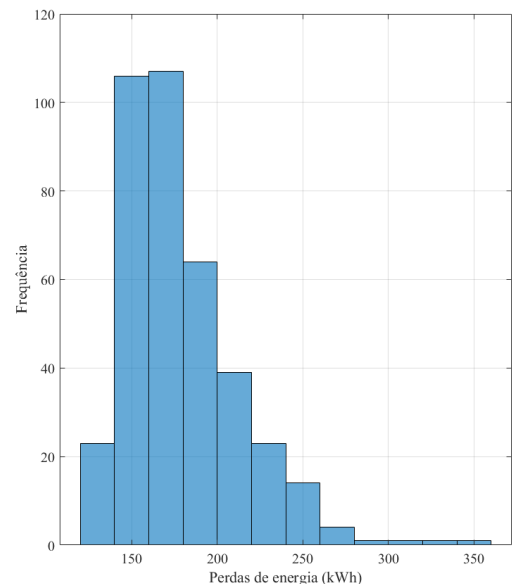


Fig. 32: Histograma das perdas de energia ativa máximas para a rede teste de 69 barras no cenário 3

Semelhante ao cenário 1 para a rede de 33 barras, as perdas médias para a rede de 69 barras praticamente não variaram durante as simulações, situando-se em um intervalo menor que 1 kWh. Além disso, as perdas médias comportam-se como uma distribuição normal com baixo desvio padrão e as perdas máximas apresentam maior variabilidade durante as simulações, assemelhando-se a uma distribuição lognormal.

#### d) Cenário 3 (5000 veículos) para a rede de 69 barras:

Para o cenário 3 da rede teste de 69 barras, as distribuições de frequência obtidas nas simulações para perdas de energia são dadas nos histogramas da Fig. 31 (perdas ativas médias) e Fig. 32 (perdas ativas máximas) apresentadas a seguir.

Neste cenário de elevada penetração de VE's, a rede de 69 barras apresentou menores perdas médias se for comparado ao mesmo cenário para a rede teste de 33 barras. Igualmente, o aumento de dez vezes na penetração dos veículos na rede de 69 barras não ocasionou um aumento linear das perdas médias e máximas. Para este caso, as perdas médias tiveram um incremento de aproximadamente 28% e, para as perdas máximas, o aumento observado foi cerca de 40%.

#### e) Cenário 2 (1000 veículos) - redes de 33 e 69 barras:

Baseado no fato de as perdas nos ramos em uma rede de distribuição poderem ser problemáticas ao causar diminuição na eficiência energética, aumento de custos de energia, foi realizado um estudo do ajuste dos resultados para determinar da curva de distribuição e seus parâmetros que se enquadram mais aos resultados. Para tanto, foi utilizado o cenário 2 como situação intermediária para esta análise. As perdas analisadas foram as máximas de cada simulação, visto que, comparadas com as perdas médias, as máximas apresentaram uma maior variabilidade. Com isso, os resultados das simulações para as

redes de teste foram ajustados para uma distribuição lognormal e depois comparados com a correspondente função densidade de probabilidade teórica, o que é mostrado na Fig. 33 para a rede de 33 barras e na Fig. 34 para a rede de 69 barras.

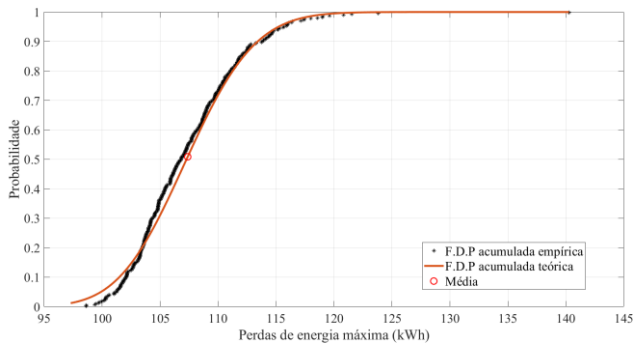


Fig. 33: Perdas máximas de energia ajustadas por distribuição lognormal para a rede de 33 barras – Cenário 2

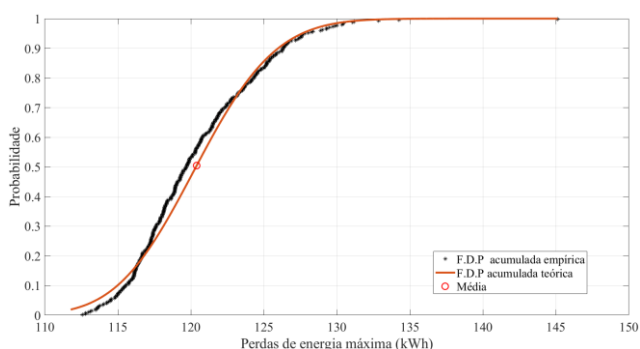


Fig. 34: Perdas máximas de energia ajustadas por distribuição lognormal para a rede de 69 barras – Cenário 2

Como é possível observar nas figuras mostradas acima, o ajuste teórico (linha contínua em laranja) possui pequenas diferenças em relação ao modelo de distribuição ideal (na forma de asteriscos pretos), evidenciando que o ajuste pela distribuição lognormal se mostra bem satisfatório. A partir das curvas teóricas, é possível estimar a probabilidade que determinado nível de perdas ocorre. Considerando a média como ponto de partida para esta análise, observa-se que a rede de 33 barras tem 50% de probabilidade de apresentar perdas iguais ou menores que 107 kWh, enquanto que, no caso da rede teste de 69 barras, esta tem 50% de probabilidade de apresentar perdas iguais ou menores que 120,5 kWh. Apesar de ser o mesmo cenário, a rede de 69 barras apresenta maiores perdas, uma vez que essa apresenta maior número de ramos.

## V. CONCLUSÕES

Este trabalho de conclusão de curso objetivou apresentar uma avaliação dos impactos causados pela conexão de VE's em redes de distribuição. Os estudos consideraram diferentes tipos de carregamento, tanto o rápido disponível em estações de recarga, quanto o carregamento lento feito em residências, e as simulações empregaram o método de Monte Carlo para reproduzir incertezas aleatórias de modo a melhor aproximar a operação da rede elétrica à realidade da inserção de VE's.

Os estudos de possíveis impactos simulados na rede básica pelo carregamento dos veículos elétricos serão importantes para se ter uma previsão de carga a qual os veículos elétricos,

ainda pequeno em número, vão submeter a rede futuramente, podendo prepará-la para garantir um serviço com qualidade.

Parâmetros como tensão e perdas de energia elétrica foram abordados neste trabalho, a fim de demonstrar as alterações nos casos com e sem a carga VE's. Com a presença da carga dos veículos, também foi analisado o impacto na rede elétrica segundo os parâmetros do PRODIST, que define limites para níveis de qualidade energética no território brasileiro.

Os resultados obtidos também mostraram que a conexão dos veículos elétricos pode causar problemas à operação da rede, principalmente nos casos em que as inserções dos VE's ocorrer nas periferias dos ramos da rede, ou seja, lugares em finais de circuito, onde uma maior distância do transformador de potência causa maiores sub-tensões na rede elétrica.

Em síntese, é preciso destacar que a mobilidade elétrica é uma tendência crescente e, por esse motivo, será fundamental que as redes de distribuição estejam preparadas para suportar esse crescimento para que possam garantir que essa transição seja feita de maneira segura, eficiente e econômica.

Como estudos futuros, fica o questionamento sobre como chegar a uma implementação de carregamentos inteligentes para que não ocorra o sobre-carregamento da rede em horários críticos, visto que horários de menor demanda, tal como de madrugada, em que a rede apresenta baixa carga e sofre com picos de tensões. Estes horários podem então ser incentivados para o carregamento da frota de veículos elétricos, atenuando parte dos problemas enfrentados atualmente nas redes.

## VI. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] J. Marcovitch, Para mudar o futuro: mudanças climáticas, políticas públicas e estratégias empresariais, São Paulo: Saraiva, 2006, p. 378.
- [2] A. M. A. Moreira e M. A. d. Silva, "Mercado de créditos de carbono: uma análise crítica legislativa," *Percurso*, vol. 1, n° 42, pp. 18-20, 2022.
- [3] G. A. G. d. Santos, B. G. d. Santos, R. L. Medeiros e R. P. D'Araújo, "O carro elétrico, a revolução geopolítica e econômica do século XXI e o desenvolvimento do Brasil," *Revista Oikos*, vol. 8, n° 2, pp. 329-353, 2009.
- [4] D. Božič e M. Pantoš, "Impact of electric-drive vehicles on power system reliability," *Energy*, vol. 83, n° 1, pp. 511-520, abril 2015.
- [5] X. Li, Q. Zhang, Z. Peng, A. Wang e W. Wang, "A data-driven two-level clustering model for driving pattern analysis of electric vehicles and a case study," *Journal of Cleaner Production*, vol. 206, n° 1, pp. 827-837, janeiro 2019.
- [6] J. Gil-Aguirre, S. M. Pérez-Londoño e J. J. Mora-Flórez, "A measurement-based load modelling methodology for electric vehicle fast-charging stations," *Electric Power Systems Research*, pp. 1-9, novembro 2019.
- [7] Z. Yi e D. Scofield, "A Data-Driven Framework for Residential Electric Vehicle Charging Load Profile Generation," em *IEEE Transportation Electrification Conference and Expo (ITEC)*, Long Beach, CA, USA, 2018.

- [8] J. Su, T. T. Lie e R. Zamora, "Modelling of large-scale electric vehicles charging demand: A New Zealand case study," *Electric Power Systems Research*, vol. 167, pp. 171-182, fevereiro 2019.
- [9] F. M. Aboshady, I. Pisica e C. Axon, "A stochastic model for estimating electric vehicle arrival at multi-charger forecourts," *Energy Reports*, pp. 11569 - 11578, 2022.
- [10] JCGM, Avaliação de dados de medição — Suplemento 1 do "Guia para a expressão de incerteza de medição" — Propagação de distribuições usando um método de Monte Carlo, Duque de Caxias, RJ: Inmetro, 2020.
- [11] W. M. Zeviani, "Distribuições contínuas: Lognormal, Gama, Weibull e Beta," UFPR, Curitiba, 2021.
- [12] N. L. Johnson, S. Kotz e N. Balakrishnan, Continuous univariate distributions, Nova York: John Wiley & Sons, 1998.
- [13] A. Lyon, "Why are Normal Distributions Normal?," *Brit. J. Phil. Sci.*, vol. 65, pp. 621-649, 2014.
- [14] A. J. Monticelli, Fluxo de Carga em Redes de Energia Elétrica, São Paulo: Edgard Blücher, 1983.
- [15] NeoCharge, "Veículos Elétricos pelo Brasil," 2022. [Online]. Available: <https://www.neocharge.com.br/carros-eletricos-brasil>. [Acesso em 2023].
- [16] ANEEL, *Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional – PRODIST Módulo 8 – Qualidade da Energia Elétrica*, Brasília, 2018.
- [17] P. Sprent e N. C. Smeeton, Applied nonparametric statistical methods, Boca Raton, FL, EUA: CRC Press LLC, 2001.

## Apêndice A – Algoritmos para estimar o impacto do carregamento de VE em uma rede de distribuição

### Algoritmo 1

---

Obtenção dos dados e definição dos parâmetros  
 "n" (penetração dos veículos)  
 Distância percorrida diária (Média e desvio padrão)  
 Horário de *plugin* (Média e desvio padrão)  
 Dados dos veículos  
 Capacidade da bateria  
 Potência carga lenta  
 Potência Rápida  
 Autonomia  
 SOC\_atual (inicializada entre 80 e 100%)  
 Criação de uma matriz com  $n$  veículos, baseados em sua quota de mercado  
 Início do dia  
 $Nev = 0$   
 Para  $w = 1$  até  $n$  veículos  
 Obtém uma distância percorrida aleatória pela distribuição  
 Estima-se o SOC usando (3)  
 Se  $SOC\_final < 20\%$   
 $Nev = Nev + 1$

Fim se  
 $SOC\_atual = SOC\_final$   
 Fim para

### Algoritmo 2

---

Entrada  $Nev$  do Algoritmo 1  
 $Nev1 = 70\%$  de  $Nev$  (veículos em carga rápida)  
 $Nev2 = 30\%$  de  $Nev$  (veículos em carga lenta)  
 Para  $i = 1$  até 48  
 Limite a carregar =  $Nev1$  - número de veículos já carregados  
 Gera um número inteiro aleatório  $N$  entre 0 e o limite  
 Gera um vetor  $x$  de  $N$  valores aleatórios entre 0 e 1  
 Valor limiar = probabilidade do veículo "plugar" no intervalo  $i$   
 $veiculos\_carregados = 0$   
 $potencia\_parcial = 0$   
 Para  $m = 1$  até  $N$   
 Se  $x(m) \leq$  Valor limiar  
 $veiculos\_carregados = veiculos\_carregados + 1$   
 Define SOC do veículo a 80%  
 $potencia\_parcial(i) = potencia\_total(i) + potencia$  de carga rápida do veículo  
 Fim se  
 Fim para  
 Se intervalo  $i$  entre 22h e 7h  
 $potencia\_total(i) = 3,6 * Nev2$   
 Fim se  
 Fim para  
 Enquanto  $Nev2 > 0$   
 $SOC\_atual = SOC\_atual + 9 * 14,5 / autonomia\_veiculo$   
 $Nev2 = Nev2 - 1$

### Algoritmo 3

---

Definição das barras na rede 33 e 69 barras do IEEE

- Barras residenciais
- Barras comerciais
- Barras p/ alocação de carga posto
- Barras p/ alocação de carga residencial

Número de simulações = 1000  
 Escolha do modelo de rede de teste para análise  
 Número de VE  $n$  a utilizar  
 Para  $q = 1:1000$   
 Calcula a potência de carga com base em  $n$  (algoritmos 1 e 2)  
 Para  $i = 1:30$   
 Gera-se um vetor "P" aleatório que a soma resulta em 1;  
 Para  $j = 1:48$   
 Aplica normalização da curva de carga comercial nas barras comerciais;  
 Aplica normalização aleatória das curvas de carga residencial nas barras residências;  
 Se  $j \geq 15$  ou  $j \leq 44$   
 Adiciona a potência de carga rápida dos veículos no período "j" nas barras escolhidas para alocar o posto;  
 Senão  
 Adiciona a potência de carga lenta dos veículos no período "j" nas barras escolhidas para alocar

as cargas residenciais, utilizando o vetor aleatório "P" para distribuição nas barras;

Fim Se

Realiza o fluxo de carga com as potências das barras modificadas, extraindo as tensões nas barras de análise e as perdas de energia;

Acumula-se as tensões e as perdas de energia durante os 48 períodos e 30 dias;

Fim Para

Fim Para

Calcula-se e guarda-se as tensões das barras analisadas;

Calcula-se e guarda-se a perda de energia média nas barras;

Se  $q > 100$

Calcula-se o cv conforme equação (12);

Se  $cv \leq 0.05$

Para o programa;

Fim Se

Fim Se

Fim Para

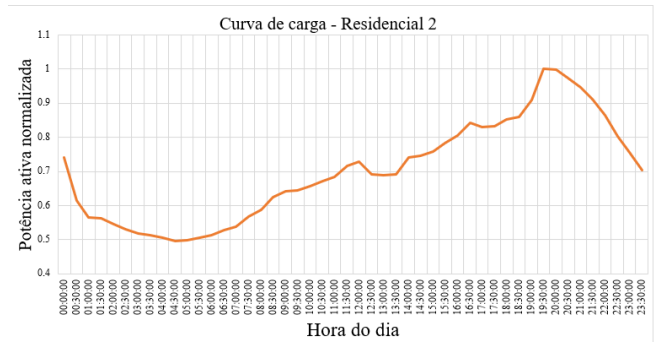


Fig. 37: Curva de carga tipicamente residencial 2 normalizada.

**Apêndice B – Perfis de carga residenciais e comerciais normalizadas.**

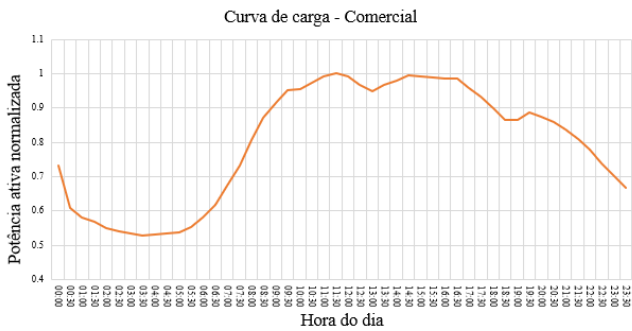


Fig. 35: Curva de carga tipicamente comercial normalizada.

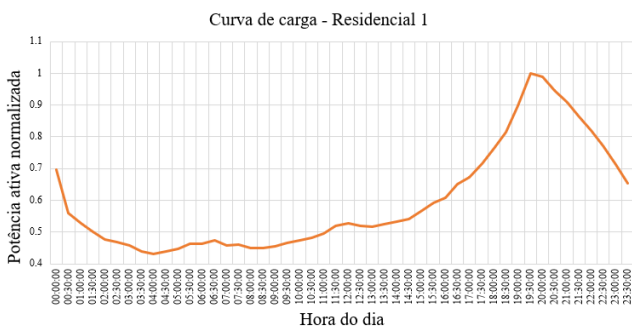


Fig. 36: Curva de carga tipicamente residencial 1 normalizada.