



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
CAMPUS ARARANGUÁ
DEPARTAMENTO DE ENERGIA E SUSTENTABILIDADE
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE ENERGIA

Bruna Montoro de Oliveira

**Análise da confiabilidade de sistemas de distribuição de energia elétrica considerando
veículos elétricos e clima adverso**

Araranguá
2024

Bruna Montoro de Oliveira

Análise da confiabilidade de sistemas de distribuição de energia elétrica considerando veículos elétricos e clima adverso

Trabalho de Conclusão de Curso submetido ao curso de Engenharia de Energia do Campus Araranguá da Universidade Federal de Santa Catarina como requisito parcial para a obtenção do título de Bacharela em Engenharia de Energia.

Orientador: Prof. Leonardo Elizeire Bremermann, Ph.D.

Araranguá - SC

2024

Ficha de identificação da obra.

Montoro de Oliveira, Bruna

Análise da confiabilidade de sistemas de distribuição de energia elétrica considerando veículos elétricos e clima adverso / Bruna Montoro de Oliveira ; orientador, Leonardo Elizeire Bremermann, 2024.

43 p.

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) - Universidade Federal de Santa Catarina, Campus Araranguá, Graduação em Engenharia de Energia, Araranguá, 2024.

Inclui referências.

1. Engenharia de Energia. 2. Sistemas de Potência. 3. Confiabilidade. 4. Simulação de Monte Carlo. 5. Veículos Elétricos. I. Elizeire Bremermann, Leonardo . II. Universidade Federal de Santa Catarina. Graduação em Engenharia de Energia. III. Título.

Bruna Montoro de Oliveira

**Análise da confiabilidade de sistemas de distribuição de energia elétrica, considerando
veículos elétricos e clima adverso**

O presente Trabalho de Conclusão de Curso, do Curso de Engenharia de Energia, foi avaliado e aprovado pela banca examinadora composta pelos seguintes membros:

Prof. Leonardo Elizeire Bremermann, Ph.D.

Universidade Federal de Santa Catarina

Prof.(a) Leticia Toreti Scarabelot, Dr.(a)

Universidade Federal de Santa Catarina

Me.(a) Andriele Bratti Machado

Universidade Federal de Santa Catarina

Local Araranguá, 15 de julho de 2024.

Certificamos que essa é a versão original e final do trabalho que foi julgado adequado para obtenção do título de Engenheira de Energia.

Prof. Carla De Abreu D'aquino, Dr.(a)

Coordenador do Curso

Prof. Leonardo Elizeire Bremermann, Ph.D.

Orientador

Bruna Montoro de Oliveira

Autora

Araranguá, 15 de julho de 2024.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, gostaria de expressar minha gratidão a Deus por atender todas as minhas orações e por me conceder a oportunidade de alcançar este momento.

Aos meus pais, Robson e Carla, e à minha irmã, Victória, que me apoiaram incondicionalmente antes e durante toda a minha jornada na graduação. Ao meu namorado, Oziel, que sempre esteve ao meu lado, com amor e paciência me incentivando e me dando forças para sempre buscar o melhor. Aos meus primos Lucas e Natália, que me acolheram com muito amor e carinho durante o estágio, sendo fundamentais nesta reta final.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Leonardo Elizeire Bremermann, por todo conhecimento transmitido, suporte incansável, dedicação e paciência ao longo do desenvolvimento deste trabalho.

Aos meus amigos, que compartilharam cada passo da minha jornada, enfrentando os desafios ao meu lado. Em especial, à minha amiga Diana Hoffmann, que esteve presente desde os dias no laboratório, compartilhando momentos de lágrimas e risadas, sempre me encorajando a não desistir.

E a todos que contribuíram para o meu crescimento e trajetória, o meu sincero obrigada. Suas presenças e apoios foram fundamentais para que eu pudesse chegar até aqui.

RESUMO

As mudanças climáticas, e a necessidade de reduzir o consumo de combustíveis fósseis, e diminuir a emissão de gases causadores do efeito estufa, tem provocado mudanças nas formas de geração de energia e impulsionado o desenvolvimento de novas tecnologias de fontes renováveis e a substituição de veículos a combustão por veículos elétricos. No entanto, a crescente integração de energias renováveis e veículos elétricos no sistema de distribuição de energia elétrica, traz desafios para a confiabilidade desse sistema devido ao aumento de carga, o que pode causar instabilidade. As fontes de energias renováveis possuem uma grande dependência do clima, e as condições climáticas adversas também podem afetar os componentes dos sistemas de distribuição, provocando altas taxas de falha. Para avaliar a confiabilidade do sistema, este estudo realizou uma análise de dados históricos de eventos causadores de interrupções em um dado período (semanal, mensal, anual etc.). Considerou-se a combinação de condições climáticas adversas e a integração de veículos elétricos nos sistemas de distribuição, e seus impactos nos índices de confiabilidade do sistema foram avaliados aplicando a Simulação Monte Carlo Sequencial. O estudo também evidenciou que, embora a introdução de veículos elétricos e o clima adverso afetem significativamente as falhas no sistema, a rede elétrica pode se adaptar, em certa medida, à carga adicional, desde que sejam implementadas estratégias de carregamento adequadas.

Palavras-chave: Sistemas de Potência; Confiabilidade; Condições Climáticas Adversas; Veículos elétricos; Simulação de Monte Carlo.

ABSTRACT

Climate change, and the need to reduce the consumption of fossil fuels, and reduce the emission of greenhouse gases, has caused changes in the ways of generating energy and driven the development of new technologies from renewable sources and the replacement of vehicles combustion by electric vehicles. However, the increasing integration of renewable energy and electric vehicles into the electrical energy distribution system brings challenges to the reliability of this system due to increased load, which can cause instability. Renewable energy sources are highly dependent on the weather, and adverse weather conditions can also affect distribution system components, causing high failure rates. To evaluate the reliability of the system, this study carried out an analysis of historical data of events causing interruptions in a given period (weekly, monthly, annual, etc.). The combination of adverse weather conditions and the integration of electric vehicles in distribution systems were considered, and their impacts on system reliability indices were evaluated by applying Sequential Monte Carlo Simulation. The study also showed that, although the introduction of electric vehicles and adverse weather significantly affect system failures, the electrical grid can adapt, to some extent, to the additional load, provided that appropriate charging strategies are implemented.

Keywords: Power Systems; Reliability; Adverse Weather Conditions; Electric Vehicles; Monte Carlo Simulation.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Visão geral de um sistema elétrico de potência.	15
Figura 2: Vendas de carros elétricos, 2016-2023.	19
Figura 4: Perfil de carga do sistema com estratégia de carregamento.....	24
Figura 5: Perfil diário de chegadas de VE.....	31
Figura 6: Índice de Frequência Média de Interrupção do Sistema.....	35
Figura 7: Índice de Duração Média de Interrupção do Sistema.....	36
Figura 8: Índice de Duração Média de Interrupção do Cliente.....	36
Figura 9: Índice de Energia Não Fornecida.....	37
Figura 10: Energia Média Não Fornecida.	37

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Índices de confiabilidade do sistema.....	16
Tabela 2: Simulação de Monte Carlo Não-Sequencial.....	26
Tabela 3: Passos Simulação de Monte Carlo Sequencial.....	27
Tabela 4: Índices do Sistema.....	34

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AENS Average Energy Not supplied Index
ANEEL Agência Nacional de Energia Elétrica
ASAI Average Service Availability Index
ASUI Average Service Unavailability Index
CAIDI Customer Average Interruption Duration Index
EC Estação de Carregamento
ENS Energy Not Supplied Index
IEA International Energy Agency
SAIDI System Average Interruption Duration Index
SAIFI System Average Interruption Frequency Index
SEP Sistemas Elétricos de Potência
SEP Sistemas Elétricos de Potência
SMC Simulação de Monte Carlo
SMCNS Simulação do método de Monte Carlo Não-Sequencial
SMCS Simulação do método de Monte Carlo Sequencial
SOC State of Charge
V2G Vehicle to Grid
VE Veículos Elétricos

SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO	12
1.1.	OBJETIVO GERAL.....	14
1.2.	OBJETIVOS ESPECÍFICOS	14
2.	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	14
2.1.	SISTEMAS ELÉTRICOS DE POTÊNCIA	15
2.1.1.	Confiabilidade dos sistemas elétricos de potência	16
2.1.2.	Efeitos do Clima em Sistemas de Distribuição.....	17
2.2.	VEÍCULOS ELÉTRICOS	18
2.2.1.	Estratégias de Carregamento	21
2.2.2.	Carregamento Não Controlado	21
2.2.3.	Carregamento Controlado.....	23
2.2.4.	Agente Agregador V2G.....	24
2.3.	SIMULAÇÃO DE MONTE CARLO	25
2.3.1.	Simulação Monte Carlo Não Sequencial	25
2.3.2.	Simulação Monte Carlo Sequencial	27
2.3.3.	Aplicação do SMC em estudos com VEs e Climats Adversos.....	28
3.	METODOLOGIA.....	30
3.1.	MODELO DE VEÍCULOS ELÉTRICOS	30
3.1.1.	Chegada de VE.....	30
3.1.2.	Considerações Sobre Veículos Elétricos e Estações De Carregamento	31
3.1.3.	Perfil de Carga	32
3.2.	MODELO METEOROLÓGICO.....	32
3.3.	SIMULAÇÕES.....	33
3.3.1.	Simulação de modelo de VE	33
3.3.2.	Simulação de Modelo climático	33
4.	RESULTADOS ALCANÇADOS	34
4.1.	DESCRIÇÃO DO ESTUDO DE CASO	34
5.	CONCLUSÃO.....	39
5.1.	TRABALHOS FUTUROS	39
	REFERÊNCIAS	40

1. INTRODUÇÃO

As mudanças climáticas e a necessidade de reduzir o consumo de combustíveis fósseis, tem levado as concessionárias a buscar soluções para aprimorar a confiabilidade dos sistemas de distribuição e atender às expectativas dos consumidores, garantindo a continuidade no fornecimento de energia elétrica.

A avaliação da confiabilidade é efetuada pela análise de dados históricos de eventos causadores de interrupções, em um dado período (semanal, mensal, anual etc.). Em conjunto, as informações sobre a incidência de faltas e duração das interrupções permitem estimar o comportamento dos sistemas de distribuição, provendo os dados necessários para melhorar o nível de confiabilidade dos mesmos (Teng et al, 2003). Segundo Sadeghian *et al*, (2019), a confiabilidade da energia fornecida aos consumidores tornou-se cada vez mais importante nos últimos anos, sendo considerada um dos principais indicadores de qualidade da rede de distribuição. Portanto, é um aspecto crítico dos serviços de energia elétrica, já que afeta diretamente a qualidade de vida das pessoas, indústrias e a economia como um todo.

A crescente integração das energias renováveis e de veículos elétricos no sistema de distribuição de energia elétrica traz desafios e implicações para a confiabilidade do sistema devido ao aumento de carga, que pode causar uma instabilidade. Considerando a variabilidade da geração de energia elétrica de fontes renováveis, tornam-se necessários estudos que visam avaliar como se dá o comportamento dos Sistemas Elétrico de Potência (SEP) frente a inserção destas novas fontes (Buss; Bremermann, 2020). Visto que as fontes de energias renováveis possuem uma dependência muito grande do clima e variam conforme as alterações climáticas, isso modifica diretamente a capacidade instalada (Bremermann, et. al., 2014). O efeito do clima pode afetar os componentes dos sistemas de distribuição provocando altas taxas de falha, que em geral são espontâneas, de alta intensidade e curta duração (Fernandes, 2012). As taxas de falha de componentes não são distribuídas aleatoriamente ao longo do ano, e são mais prováveis em períodos curtos, quando há combinação de condições adequadas para falha, como: tempestades, tornados, velocidades de vento altas (Fernandes, 2012). A fim de evitar essa ameaça, é necessária uma reserva operacional muito bem planejada com o intuito de garantir o funcionamento adequado do SEP (Bremermann, et. al., 2014).

Dados da Agência Internacional de Energia Renovável (IRENA), mostram que a energia renovável continua a crescer a níveis recordes, apesar das incertezas globais, confirmando a tendência descendente da produção de energia a partir de combustíveis fósseis. Os dados da IRENA revelam que a capacidade global de geração de energia renovável ascendeu

a 3372 Gigawatts (GW) e que quase metade da totalidade da nova capacidade em 2022 foi adicionada na Ásia, resultando em um total de 1,63 Terawatts (TW) de capacidade instalada de energia renovável. A China foi o maior contribuinte, adicionando 141 GW à nova capacidade instalada de energia do continente (IRENA, 2023). A geração de energia elétrica no Brasil atingiu 708 TWh em 2023, correspondendo a um crescimento de 4,6% entre 2022 e 2023, com a maior contribuição de usinas de geração hidráulica (45,7%). Porém, a maior expansão proporcional ocorreu na geração solar, que fechou o ano de 2023 com um aumento na potência instalada de 54,8% em relação ao ano anterior, o que corresponde a uma expansão de 13,4 GW de plantas de geração solar (EPE, 2023).

Já os veículos elétricos (VEs) vem ocupando um grande espaço no mercado automotivo mundial e brasileiro. Segundo a Associação Brasileira do Veículo Elétrico (ABVE), as vendas de elétricos plug-in (BEV e PHEV) cresceram 132%, na comparação entre janeiro e maio de 2022 e o mesmo período de 2023 (de 5.295 para 12.269). Devido ao rápido progresso das tecnologias de baterias, a pesquisa de VEs tornou-se uma solução potencial para resolver os atuais desafios energéticos e ambientais, porém, a operação segura da rede elétrica enfrenta desafios mais sérios à medida que a penetração dos VEs no sistema de energia cresce (Xing *et al.*, 2022).

Uma das soluções para a alta penetração de VEs nos SEP é a tecnologia de carregamento “Vehicle-to-Grid” (V2G). Esse modo de operação pode estabilizar as características da rede elétrica e alimentar as cargas dos consumidores conectados à rede elétrica (Al-Gabalawy *et. al.*, 2021). Portanto, nesse sistema, os VEs estão equipados com carregadores bidirecionais, permitindo-lhes carregar suas baterias na rede e descarregar eletricidade de volta para a rede elétrica. Mojumder *et. al.* (2022) diz que a aplicação do veículo à rede mostra-se promissora na otimização da demanda de energia, na modelagem da variação da carga e no aumento da sustentabilidade das redes inteligentes.

Billinton (1996) diz que um sistema de energia moderno é complexo, altamente integrado, e muito grande. Seu comportamento é inerentemente estocástico, e a avaliação desses sistemas deve ser fundamentada em técnicas que levem em conta essa natureza (ou seja, técnicas probabilísticas). Como forma de avaliar o comportamento do sistema de distribuição, na literatura podem ser encontrados alguns métodos probabilísticos, como a simulação de Monte Carlo, que é uma técnica estatística utilizada para resolver problemas complexos por meio da geração de números aleatórios.

Com a utilização desses métodos, as empresas de energia elétrica buscam adequar-se aos padrões de qualidade exigidos pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) e outros

órgãos reguladores do setor. Dessa forma, as concessionárias de energia buscam identificar corretamente os fatores que influenciam os índices de confiabilidade dos SEP, sendo assim, mais fácil planejar os investimentos necessários para um contínuo melhoramento no sistema (TRONCHONI, 2008).

Este trabalho propõe a realização de simulações utilizando o software PS-Mora, que incorpora informações de veículos elétricos e dados meteorológicos para avaliar a confiabilidade dos sistemas de geração. O software PS-Mora, desenvolvido em parceria entre o INESC TEC e a REN (Redes Nacionais Energéticas) de Portugal, realiza simulações de análise da confiabilidade de sistemas elétricos de potência, baseando-se em modelos probabilísticos que são mais adequados para sistemas com relevante participação de fontes de energia renováveis.

Este trabalho está organizado da seguinte forma: O capítulo 1, apresenta-se as considerações iniciais relativas ao contexto, além de objetivos gerais e específicos. O capítulo 2, apresenta-se o referencial teórico necessário para a compreensão deste trabalho. No capítulo 3, apresenta-se a metodologia de simulação utilizada para o desenvolvimento dos estudos. O capítulo 4, descreve o estudo de caso e resultados e, por fim, o capítulo 5 apresenta as conclusões do trabalho de conclusão de curso.

1.1. OBJETIVO GERAL

Analisar a confiabilidade do sistema de distribuição de energia elétrica considerando climas adversos e introdução dos veículos elétricos no sistema elétrico de potência.

1.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- a) Realizar uma revisão na literatura sobre a confiabilidade do sistema de distribuição a fim de identificar problemas que estão sendo atualmente abordados.
- b) Estudar a modelagem dos componentes do sistema elétrico de potência para realizar as simulações de Monte Carlo que, através destas, irão fornecer resultados para a análise da confiabilidade do sistema elétrico de potência.
- c) Enumerar as estratégias de carregamento/armazenamento de energia dos VES para mitigar os problemas que o clima adverso impõe ao sistema elétrico de potência.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

As seções a seguir apresentam o estado da arte dos assuntos deste estudo.

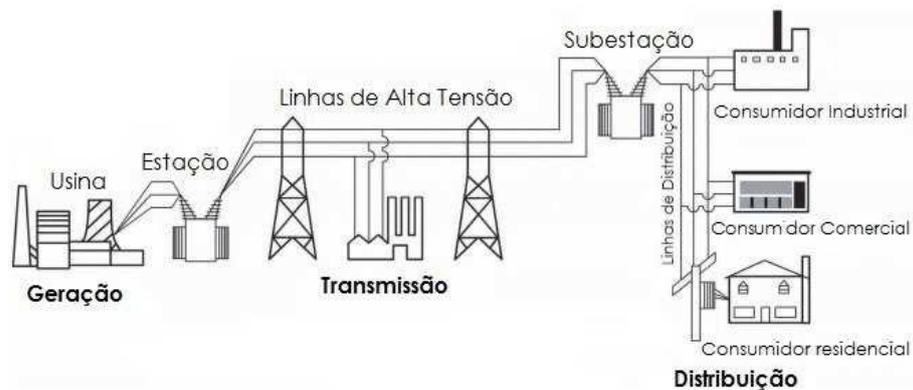
2.1. SISTEMAS ELÉTRICOS DE POTÊNCIA

Os sistemas elétricos de potência são altamente complexos devido a uma série de fatores (Billinton, 1996). Entre esses fatores, podemos mencionar a extensão física abrangente, a dispersão geográfica e as interconexões nacionais e internacionais. Além disso, a energia elétrica não pode ser armazenada eficientemente em grandes quantidades, e o comportamento imprevisível em uma parte do sistema pode ter um impacto significativo em todo o sistema (Billinton, 1996).

No Brasil, a fiscalização do Sistema Elétrico de Potência é de responsabilidade da Agência Nacional de Energia Elétrica, uma autarquia em regime especial vinculada ao Ministério de Minas e Energia (MME). Ela foi criada para regulamentar o setor elétrico brasileiro, conforme a Lei nº 9.427/1996 e o Decreto nº 2.335/1997 (BRASIL, 1997). A ANEEL desempenha um papel fundamental na regulamentação e fiscalização da geração, transmissão, distribuição e comercialização de energia elétrica.

Os sistemas elétricos de potência podem ser divididos em: geração, transmissão e distribuição, conforme Figura 1.

Figura 1: Visão geral de um sistema elétrico de potência.



Fonte: BLUME (2007)

O processo de geração envolve a conversão de diversas formas de energia, como: hidráulica, eólica, térmica, fotovoltaica, entre outras. Na segunda etapa, a transmissão se encarrega de transportar a energia elétrica gerada até uma subestação. Por fim, na distribuição, a energia elétrica que chega a uma subestação é distribuída aos consumidores finais (Batista; Oliveira, 2020). Esses sistemas incorporam uma variedade de componentes e equipamentos, incluindo transformadores e subestações. Além disso, são equipados com dispositivos de controle, proteção e monitoramento para garantir a estabilidade e a segurança do sistema.

É evidente que o aspecto do processo no qual o consumidor interage diretamente é a distribuição. Paralelamente, observa-se um aumento significativo no consumo de energia dentro do sistema elétrico brasileiro. Como consequência desse aumento, torna-se essencial expandir a capacidade do sistema elétrico de potência, o que implica tanto no aumento da capacidade de geração quanto na transmissão de energia.

2.1.1. Confiabilidade dos sistemas elétricos de potência

O fornecimento contínuo de energia elétrica é afetado por falhas aleatórias dos componentes elétricos (Bremermann, 2014). Devido à natureza complexa e integrada de um sistema de energia, falhas em qualquer parte do sistema podem causar interrupções que vão desde incomodar um pequeno número de residentes até provocar uma perturbação catastrófica importante e generalizada no fornecimento (Billinton, 1996).

As concessionárias de energia elétrica, portanto, devem fornecer um grau aceitável de confiabilidade no planejamento, projeto e operação de seus sistemas, considerando as restrições econômicas existentes (Bremermann, 2014). A confiabilidade do fornecimento elétrico é considerada um critério de planejamento essencial ao manter e ampliar a infraestrutura do sistema de energia (Helseth, 2008).

É possível definir a confiabilidade como a probabilidade de um dispositivo desempenhar sua função adequadamente por um período pretendido nas condições de operação encontradas (Billinton; Allan, 1992). A análise de confiabilidade de sistemas de potência pode ser dividida em duas categorias básicas: modelos analíticos e modelos de simulação. A diferença entre ambos está na forma como os índices de confiabilidade são avaliados (Fernandes, 2012).

Os modelos analíticos representam o sistema por um modelo matemático e avaliam os índices de confiabilidade, apresentados pela Tabela 1, deste modelo usando soluções numéricas diretas (Billinton, 1996).

Tabela 1: Índices de confiabilidade do sistema.

Índices do Sistema	Definição	Equações	Observações
SAIFI	Representa o índice de frequência de interrupção média do sistema	$\frac{\sum \lambda_i N_i}{N_i}$	Onde N_i é o número de clientes e λ_i é a taxa de falha do ponto de carga i .
SAIDI	Retrata o índice de duração média de interrupção do sistema	$\frac{\sum U_i N_i}{\sum \lambda_i N_i}$	Onde U_i é o tempo de interrupção anual do ponto de carga i .

CAIDI	Descreve o índice de duração média de interrupção do cliente	$\frac{\sum U_i N_i}{\sum \lambda_i N_i}$	
ASAI	Corresponde ao índice médio de disponibilidade do serviço	$\frac{\sum N_i 8760 - \sum U_i N_i}{\sum N_i 8760}$	Onde 8760 é o número médio de horas por ano.
ASUI	Caracteriza o índice médio de indisponibilidade de serviço	$\frac{\sum N_i U_i}{\sum N_i 8760}$	
ENS	Corresponde ao índice de energia não fornecida	$\sum L_{a(i)} U_i$	Onde $L_{a(i)}$ é a carga média conectada ao ponto de carga i , $L_a = L_p f$, L_p é a carga de demanda de pico e f é o fator de carga.

Por meio das equações da tabela 1 é possível calcular os índices de confiabilidade do sistema.

O modelo de simulação, com o avanço da tecnologia, foi possível ser utilizado para diferentes aplicações, como o método de Monte Carlo que é utilizado para estimar resultados em situações complexas e estocásticas. O método de Monte Carlo é baseado nas seguintes etapas: geração de estados aleatórios do sistema de potência, minimização da falta de energia em estados aleatórios do sistema de energia elétrica e cálculo de índices de confiabilidade (Billinton, 1996; Li & Choudhury, 2007; Kovalev & Lebedeva, 2019).

2.1.2. Efeitos do Clima em Sistemas de Distribuição

O efeito do clima em sistemas de distribuição de energia pode causar impactos significativos na rede, causando interrupções no fornecimento de energia elétrica. Geralmente, as condições meteorológicas que levam o sistema a apresentar taxas de falhas possuem uma elevada intensidade e curtas durações. Isso, pode causar graves danos nas linhas de transmissão e distribuição de energia, como tempos de restauração das redes maior que o esperado e muitas unidades consumidoras fora de serviço. As falhas no SEP são, em geral, bem distribuídas no período de um ano e mais prováveis em curtos períodos na ocorrência de uma condição climática severa (Fernandes, 2012).

É possível classificar o modelo meteorológico em três categorias: o tempo normal, que engloba todos os períodos climáticos que não são caracterizados como adversos ou como evento grandes tempestades. O tempo adverso, que se refere a condições climáticas desfavoráveis que resultam em uma taxa de falha acima do normal para componentes expostos. Enquanto as condições climáticas desfavoráveis persistirem, podem ser classificadas para um sistema

específico, considerando valores e combinações adequadas de fatores como: tempestades, tornados, velocidades do vento, precipitação e temperatura. O evento de grandes tempestades, se refere as condições climáticas que podem causar danos as instalações e resultam em tempos de restauração maiores que o estipulado.

2.2. VEÍCULOS ELÉTRICOS

Quando se fala de energia limpa, poucas áreas no mundo são tão dinâmicas quanto o mercado de veículos elétricos (IEA, 2022). De acordo com órgão, nos últimos anos, houve um crescimento exponencial nas vendas, juntamente com maior alcance, maior disponibilidade de modelos e maior desempenho (IEA, 2022). Os veículos elétricos (VEs) são aqueles que utilizam motores elétricos alimentados por energia armazenada em baterias ou outras fontes de armazenamento de eletricidade. Diferentemente dos veículos convencionais movidos a combustíveis fósseis, como gasolina ou diesel, os VEs operam exclusivamente com eletricidade, o que os torna uma alternativa mais limpa e eficiente em termos energéticos.

O motor elétrico utilizado nos VEs utiliza de 90 a 95% da energia de entrada para alimentar o veículo, o que o torna muito eficiente. Os principais componentes de um carro elétrico são bateria, porta de carregamento, carregador, conversor DC/DC, controlador eletrônico de potência, frenagem regenerativa e sistema de acionamento (Goel; Sharma; Rathore, 2021).

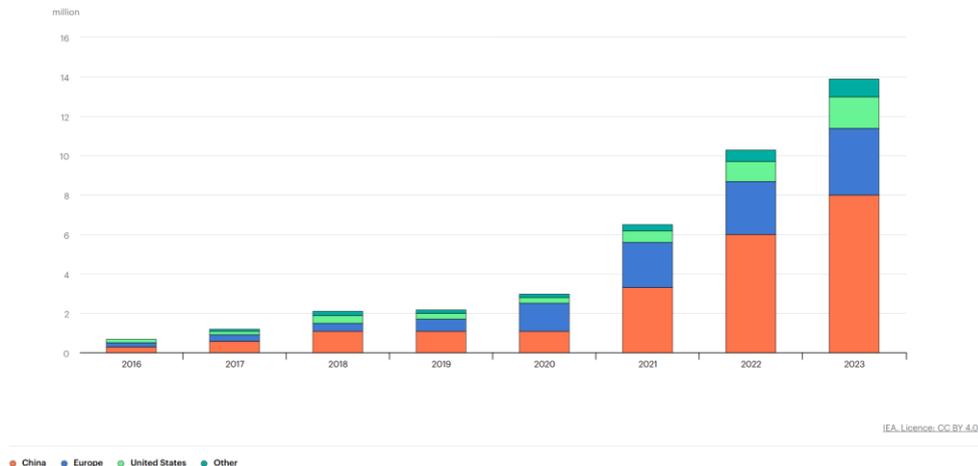
Segundo Metz e Doetsch (2012), o agrupamento e gerenciamento de veículos elétricos de acordo com o status da rede é objeto de pesquisa há algum tempo. O potencial das frotas de veículos para gerenciamento de carga e armazenamento de energia é considerado promissor.

A Noruega continua liderando nas taxas de implantação de veículos elétricos, com a participação das vendas de carros elétricos atingindo 88% em 2022 (IEA, 2022). A China foi responsável por quase 60% de todos os novos registros de carros elétricos em todo o mundo em 2022. A participação dos VEs nas vendas totais de veículos domésticos atingiu 29% na China em 2022, acima dos 16% em 2021, atingindo assim a meta nacional de 2025 de 20 % de participação nas vendas dos chamados veículos de nova energia com bastante antecedência (IEA, 2022). A União Europeia adotou novos padrões de CO₂ para carros e vans em março de 2023, que exigem uma redução de 55% e 50% nas emissões de carros e vans novos até 2030 (em comparação com 2021) e 100% para ambos até 2035 (IEA, 2022).

Nos Estados Unidos, a Lei de Redução da Inflação (IRA) desencadeou uma corrida das empresas globais de eletro mobilidade para expandir as operações de fabricação nos EUA. Entre agosto de 2022 e março de 2023, os principais fabricantes de VEs e baterias

anunciaram investimentos cumulativos pós-IRA de US\$ 52 bilhões nas cadeias de suprimentos de VEs da América do Norte, dos quais 50% são para fabricação de baterias e cerca de 20% cada para componentes de baterias e fabricação de VEs, Figura 1.

Figura 2: Vendas de carros elétricos, 2016-2023.



Fonte: IEA,2022.

Segundo a *International Energy Agency* (IEA) se o crescimento das vendas de VEs for sustentado, as emissões de CO₂ dos carros podem ser alinhadas com o Cenário *Net Zero Emissions by 2050*. Os veículos elétricos são a tecnologia chave para descarbonizar o transporte rodoviário, um setor que é responsável por mais de 15% das emissões globais relacionadas com a energia. A frota global de VEs consumiu cerca de 110 TWh de eletricidade em 2022, o que representa menos de 0,5% do atual consumo final total de eletricidade em todo o mundo. A utilização de VEs deslocou cerca de 0,7 Mb/d (1,3 EJ) de petróleo em 2022. Os VEs precisariam de deslocar cerca de 8 Mb/d (17 EJ) de petróleo em 2030 para estarem em sintonia com o Cenário Net Zero.

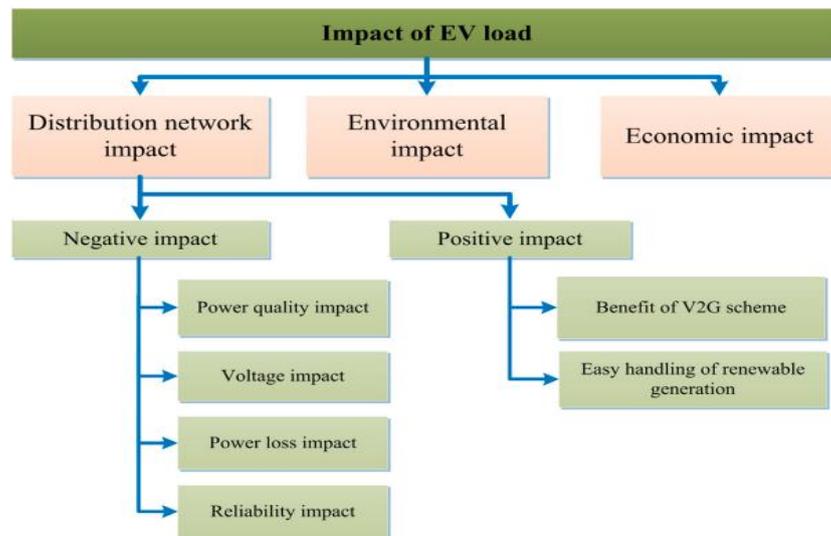
Apesar do enorme crescimento na China, e em alguns países europeus e estados dos EUA, os veículos elétricos ainda não são um fenômeno global. As vendas nos países em desenvolvimento e emergentes têm sido lentas devido aos custos de compra mais altos e à falta de infraestrutura de carregamento. De acordo com um relatório da União Europeia, o setor dos transportes é responsável por cerca de 28% das emissões totais de dióxido de carbono (CO₂), enquanto o transporte rodoviário é responsável por mais de 70% das emissões do setor dos transportes, Sanguesa *et al.* (2021).

Na Alemanha, o setor de transporte contribui com 29% do consumo total de energia (Metz; Doetsch, 2012). Entretanto, como o carregamento da bateria afeta diretamente os

cronogramas da usina, uma ampla penetração no mercado teve um impacto considerável. Os veículos elétricos ocupam a capacidade de geração disponível quando são carregados (Metz; Doetsch, 2012).

Gampa *et al.*, (2020) diz que a penetração em larga escala de VEs pode ter um efeito prejudicial e desestabilizador na rede de energia elétrica e muitos autores têm centrado a sua investigação no estudo dos impactos na rede de distribuição, esses impactos podem ser visualizados na Figura 3.

Figura 3: Classificação de impacto da carga de VE.



Fonte: AHMAD *et al.* (2022).

A primeira categoria aborda como a carga do VE influencia nos parâmetros da rede de distribuição, seguida pelos impactos ambientais e econômicos, bem como os impactos positivos e negativos da integração de carga de VE na rede de distribuição (Ahmad *et al.*, 2022).

Segundo Fernandes (2012) os VEs serão integrados diretamente aos sistemas de distribuição, apontando a necessidade de projetar/aprimorar técnicas de avaliação de conexão de VEs em sistemas de distribuição. Ahmad *et al.* (2022) diz que é possível que o carregamento de VEs durante as horas de pico tenha um aumento de carga, exigindo a expansão da capacidade de produção. Além disso, o aumento de carga por VEs sobrecarregaria os transformadores de subestações e de serviço, encurtando a sua vida útil e o seu carregamento pode causar quedas de tensão, desequilíbrios de energia e harmônicas de tensão/corrente, entre outros problemas de qualidade de energia (Ahmad *et al.*, 2022).

No entanto, com o rápido crescimento da infraestrutura de VEs, representam uma opção promissora para proporcionar estabilidade à rede elétrica (Solanke *et al.*, 2020). Os veículos elétricos podem atuar como um sistema de armazenamento de energia para transferir

a carga dos horários de pico para os horários fora de pico e, portanto, ajudar na redução das contas de eletricidade (Kempton *et al.*, 1997, 2001; Daina, *et al.*, 2017).

Ahmad *et al.* (2022) diz que a principal contribuição do esquema “*Vehicle to grid*” (V2G) é a transferência da energia armazenada na bateria do veículo para a rede nos horários de pico e o carregamento da bateria fora dos horários de pico. Portanto, segundo Silva *et al.* (2022) durante interrupções no sistema o VE pode alimentar a casa do consumidor com sua energia armazenada, e o excedente dessa energia vai para a rede a fim de servir outras residências da comunidade local ou mesmo em outras regiões. Como as interrupções possuem um efeito muito localizado, na maioria das vezes, esse sistema pode ser muito útil em casos de queda de energia devido a condições meteorológicas adversas.

2.2.1. Estratégias de Carregamento

A população de veículos elétricos está crescendo a cada dia devido ao qual é necessária uma enorme quantidade de energia para carregar suas baterias (Hussain *et al.*, 2021). Os VEs, diferente dos veículos tradicionais que se movimentam a base de motores de combustão interna, são impulsionados pela energia armazenada em suas baterias, que tem capacidades variadas devido à sua tecnologia e dimensionamento fornecendo informações sobre sua autonomia e desempenho.

Segundo Hussain *et al.* (2021) os carregadores de VEs são considerados uma carga elétrica significativa no sistema de energia, como resultado, as concessionárias podem enfrentar sérios problemas de estresse e sobrecarga na rede, redução da qualidade do serviço de energia e estabilidade da rede de energia.

Visto que um carregamento descoordenado pode causar sérios danos aos SEP, será apresentado algumas estratégias de carregamentos das baterias dos VEs, que segundo Bremermman (2014) a estratégia de carregamento da bateria é a principal característica que dá a forma do perfil de carga VE. Isso definirá se o VE será carregado ou não durante o momento de sua chegada.

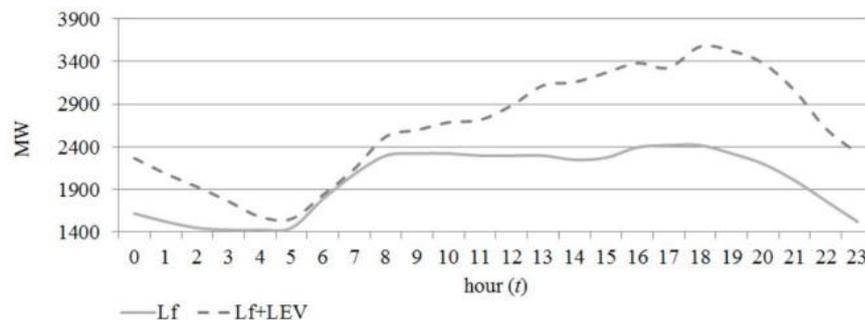
2.2.2. Carregamento Não Controlado

Os modelos não controlados são os que não permitem a possibilidade de um acordo de agregação com o carregamento da bateria (Bremermman, 2014). Hussain *et al.* (2021) diz que o carregamento não controlado não há dependência da unidade de controle central. Portanto, cada utilizador de VE tem o direito de optar pelo seu próprio horário de carregamento.

Solanke *et al.* (2020), diz que o operador da rede não recebe nenhuma informação do usuário sobre o sistema, o que pode resultar em problemas com a estabilidade da rede, qualidade da energia elétrica, eficiência operacional e estado de carga da bateria (SOC). Bremermman (2014) diz que geralmente dois tipos de baterias não controladas são mencionados como estratégias de carregamento: os carregamentos direto e no vale.

Segundo Moreira (2013) a estratégia de Carregamento Direto, ou *Direct Charging*, consiste no carregamento onde o utilizador é quem escolhe carregar o VE quando lhe é mais conveniente, ou seja, o modelo visa representar os proprietários de VEs que irão proceder à carregamento da bateria assim que chegam em suas residências após o expediente de trabalho sem nenhuma estratégia específica (Bremermman, 2014). Essa estratégia é possível ser visualizada pela curva característica de carga apresentada por Bremermann (2014), conforme Figura 4, onde “Lf” representa a carga convencional da rede e Lf + LEV, se a carga total quando inserido o carregamento dos VE de forma direta, sendo LEV a carga requerida para o carregamento dos VE.

Figura 4: Curva de carga carregamento direto



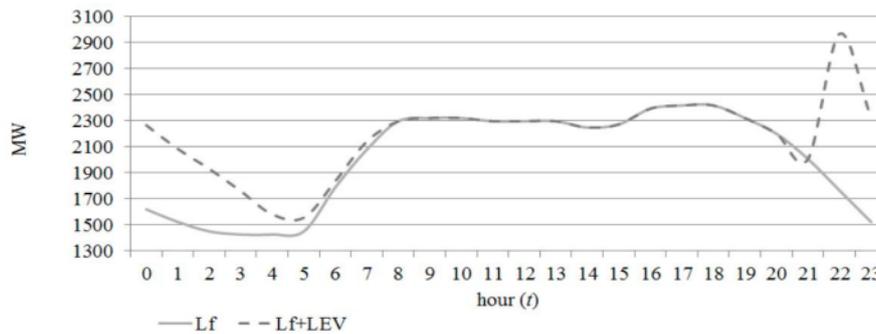
Fonte: BREMERMANN, L. E. (2014).

Bremermman (2014) diz também que essa estratégia de carregamento seria indesejável do ponto de operação do sistema. Visto que o carregamento direto das baterias resultaria em um aumento no pico de demanda no sistema elétrico de potência, resultando em um aumento no custo de energia.

A estratégia de carregamento no vale também se caracteriza como uma estratégia não controlada, ou seja, depende das decisões do usuário (Neto e Piotrowski, 2019). Essa estratégia busca motivar os usuários a carregarem seus Veículos Elétricos (VEs) durante as horas de menor demanda Bremermann (2014), geralmente compreendidas entre as 22:00 e as 5:00, embora isso possa variar conforme a região. Os VEs têm um horário definido para o carregamento, alinhado com os períodos de menor demanda de consumo (Moreira, 2013).

Bremermann (2014) apresenta um perfil de carga do sistema usando a estratégia de carregamento de vale, conforme Figura 5, onde “Lf” representa a carga convencional da rede e Lf + LEV, se a carga total quando inserido o carregamento dos VE adotando a estratégia de carregamento no vale, sendo LEV a carga requerida para o carregamento dos VE.

Figura 5: Curva de carga carregamento no vale



Fonte: BREMERMAN, L. E. (2014).

2.2.3. Carregamento Controlado

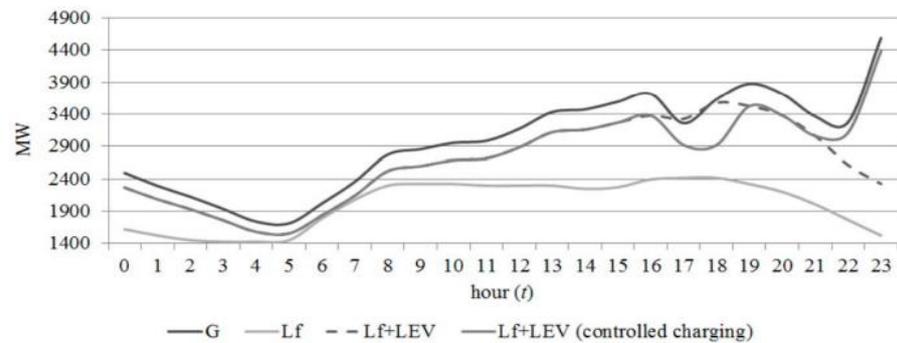
Diferentemente dos outros dois modelos, a estratégia de carregamento controlado ou de resposta da demanda (RD) se caracteriza pela flexibilidade nos horários de carregamento (Neto e Piotrowski, 2019). Hussain *et al.* (2021) diz que para estratégia de carregamento controlado de veículos elétricos, a empresa de energia é responsável por organizar o carregamento dos automóveis, tendo efetivamente em conta as melhorias na qualidade da rede e cuidando das vantagens dos clientes dos veículos elétricos, atrasando o carregamento dos automóveis para horas fora de ponta a preços de baixo custo eletricidade.

Segundo Bremermann (2014) as estratégias de cobrança controlada são as que oferecem algumas oportunidades ao setor elétrico. Por meio de uma entidade de agregação, que controlaria o carregamento da bateria, o VE poderia alterar sua taxa de carregamento de acordo com alguns parâmetros definidos pelos proprietários do VE (horário de partida, SOC necessário etc.), promovendo o gerenciamento do lado da demanda ou injetar a energia elétrica armazenada em sua bateria, promovendo o V2G.

A Figura 6, apresentada por Bremermann (2014), ilustra a potencial transição de estado do sistema quando uma estratégia de carregamento controlado é aplicada. Nessa representação, 'G' representa a curva de disponibilidade de geração de energia elétrica no sistema, 'Lf' representa a curva de carga do sistema na ausência de Veículos Elétricos (VEs), 'Lf + LEV' representa a carga total quando a carga dos VEs é incorporada diretamente, aproveitando o

carregamento em momentos em que a geração de energia “G” do sistema excede a carga necessária, utilizando melhor os recursos e equilibrando o sistema.

Figura 3: Perfil de carga do sistema com estratégia de carregamento



Fonte: BREMERMAN, L. E. (2014).

2.2.4. Agente Agregador V2G

Vehicle-to-Grid é uma tecnologia que permite que veículos elétricos interajam com a rede elétrica, não apenas extraíndo eletricidade dela para carregamento, mas também devolvendo eletricidade à rede quando necessário. Segundo Shariff (2019) é uma nova tecnologia emergente que surgiu porque um grande número de VEs pode ser usado como carga, bem como como um sistema de armazenamento de energia para apoiar a rede.

Para Al-Gabalawy (2021) a utilização de VEs como centrais elétricas virtuais fornece o fornecimento de energia elétrica dos veículos para as residências e/ou redes e vice-versa, tornando o sistema flexível, eficiente e equilibrado. A ABVE defende que o Plano Nacional de Energia 2050 (PND 2050) incorpore medidas de apoio à eletromobilidade e a regulamentação do V2G (Vehicle to Grid) – ou seja, a possibilidade de veículos elétricos a bateria poderem devolver energia à rede elétrica. O V2G permite que veículos supram as necessidades energéticas da rede por meio das suas baterias, para nivelamento de carga e/ou suprimento de pico de demanda, com a consequente redução dos custos voltados a assegurar segurança sistêmica, pagos por todos os consumidores, assim como redução dos custos e perdas decorrentes do transporte da energia por longas distâncias, muitas vezes dos grandes centros geradores localizados na região Norte/Nordeste do País para o maior centro consumidor, na região Sudeste do Brasil.

2.3. SIMULAÇÃO DE MONTE CARLO

A simulação de Monte Carlo (SMC) é uma técnica computacional usada para estimar problemas matemáticos complexos por meio de amostragem aleatória. São técnicas usadas em diversos campos de estudo, incluindo matemática, física, engenharia e ciência da computação, para aproximar sistemas complexos que podem ser difíceis ou impossíveis de resolver analiticamente. A simulação tem como finalidade criar um modelo de um sistema do mundo real e executá-lo para entender seu comportamento ou fazer previsões. Este método dispensa o uso das equações diferenciais que descrevem o comportamento de sistemas complexos.

O mesmo exige que o sistema seja modelado com o uso de funções de distribuição de probabilidade (FDP). Quando essas funções são conhecidas, o método pode ser utilizado para realizar amostragens aleatórias a partir delas e este processo repetido inúmeras vezes para que, a partir de técnicas estatísticas, um resultado seja obtido (BILLINTON; ALLAN, 1992). A SMC chamou a atenção dos estudiosos devido à sua flexibilidade, tempo de execução e precisão na solução de uma ampla gama de problemas de otimização em diversos campos (Naghibi et al, 2018).

Segundo Krupenev, Boyarkin, Iakubovskii (2020) este método é usado em muitos sistemas de software destinados a sistemas de energia, como GE-MARS, GridView, PLEXOS e DIgSILENT/PowerFactory e que ao contrário de outros métodos amplamente utilizados, pode reduzir o problema da alta dimensionalidade em grandes sistemas, que estão envolvidos com mais frequência em cálculos práticos. De acordo com Billinton (1992), cada simulação realizada produz uma estimativa para cada parâmetro do processo que está sendo avaliado. Tais estimativas refletem os valores de números aleatórios que foram gerados para as variáveis do processo durante uma simulação específica. O procedimento em questão gera N estimativas para cada um dos parâmetros, onde N é definido pelo número de iterações realizadas. Em sua metodologia, podem ser seguidas duas abordagens para aplicar o método. A abordagem sequencial utiliza dados em ordem cronológica para suas simulações, enquanto o método não sequencial abrange períodos aleatórios cronologicamente, realizando simulações sem seguir uma ordem específica.

2.3.1. Simulação Monte Carlo Não Sequencial

Na simulação de Monte Carlo não-sequencial (SMCNS), os estados do sistema são obtidos por amostragem aleatória do espaço de estados, tornando a cronologia dos eventos irrelevante (Dias, 2014). Essa abordagem reduz o esforço computacional em comparação com

a simulação sequencial (De Lima, 2021), sendo frequentemente empregada em avaliações de sistemas de geração ou transmissão de energia. O SMCNS é expresso pela equação 1, onde o procedimento de amostragem arbitrária é repetido N vezes. Aqui, $F(x^k)$ representa a variável aleatória de uma função de teste dependente do estado do sistema amostrado x^k .

$$\hat{E}[F] = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N F(x^k) \quad (1)$$

As incertezas são formalizadas na equação 2.

$$V[E(F)] = \frac{V(F)}{N} \quad (2)$$

A convergência do processo estocástico é avaliada usando o coeficiente de variação, conforme definido na equação 3.

$$\beta = \frac{\sqrt{V[\hat{E}(F)]}}{\hat{E}(F)} 100\% \quad (3)$$

O SMCNS pode ser implementada nas seguintes etapas mostrada na Tabela 2.

Tabela 2: Simulação de Monte Carlo Não-Sequencial

Etapas	Procedimentos
1	Inicializar o número de amostras $N = 0$;
2	Faça uma amostra de todos os estados do sistema de suas respectivas distribuições de probabilidade, atualize N
3	Calcule a função F para cada estado do sistema de amostra;
4	Estime $E(F)$ como a média dos valores da função;
5	Calcule β usando a equação (3) se o grau de confiança for aceitável então pare, se não, então volte para o passo 2.

Fonte: R. Billinton e W. Li. (1994)

Apesar de sua eficiência, o SMCNS apresenta a desvantagem de não capturar detalhes cronológicos do sistema. No entanto, destaca-se pela capacidade de estimar índices de confiabilidade em períodos mais curtos em comparação com a SMCS. Além disso, é aplicável a diversas amostras, como parâmetros de carga, estados hidrológicos e meteorológicos (Fernandes, 2012).

2.3.2. Simulação Monte Carlo Sequencial

A Simulação de Monte Carlo Sequencial (SMCS) analisa cada intervalo básico de tempo durante o período simulado de forma cronológica. O comportamento sequencial do sistema é emulado por meio de amostras de sequências dos estados operacionais, seguindo a distribuição de probabilidade da duração desses estados componentes (Borges et al., 2021). Essas sequências são extraídas ao longo de vários períodos pré-definidos, geralmente em anos, sendo então denominadas de sequências sintéticas anuais (Mello; Pereira; Da Silva, 1994).

Na abordagem da SMCS, cada estado do sistema é avaliado, seus índices de performance são calculados e a probabilidade de falha do sistema é estimada. Esta estimativa dos índices de confiabilidade é obtida através da Equação 4 (Da Silva et al., 2005):

$$\hat{E}[F] = \frac{1}{NY} \sum_{n=1}^{NY} F(y_n) \quad (4)$$

onde NY é o número de anos simulados, y_n é a sequência de estados do sistema no ano n , $F(y_n)$ é a avaliação da função de teste de confiabilidade em y_n e F é uma variável livre para mapear os índices da função $F(y_n)$. A abordagem sequencial pode ser resumida nas seguintes etapas mostradas na Tabela 3 (Fernandes, 2012):

Tabela 3: Passos Simulação de Monte Carlo Sequencial.

Etapas	Procedimentos
1	Iniciar o estado de todos os componentes. Assumir que todos os componentes estão no estado UP ou operacional.
2	Faça uma amostra da duração de cada componente no estado real. Se estiver usando uma Distribuição exponencial para a duração do estado, a duração do estado é calculada como $T_i = -\frac{1}{\lambda_i} \ln(U_i)$ Onde, U_i é um número aleatório distribuído uniformemente entre $[0, 1]$, i representa o número do componente.
3	Repita a etapa 2 a cada intervalo de tempo, neste caso anualmente, e registre os resultados de cada duração amostrada para todos os componentes.
4	Para obter os índices de confiabilidade anuais, calcule a função de teste $F(y_n)$ sobre os valores acumulados.

- 5 Estime os valores médios esperados dos índices anuais como a média ao longo dos resultados anuais para cada sequência simulada y_n ;
- 6 O critério de parada também é baseado na incerteza relativa das estimativas. Lá antes, calcule β (coeficiente de variação) usando (3);
- 7 Encerre o procedimento metodológico se o grau de confiança desejado for alcançado. Se não volte ao passo 2.

Fonte: Fernandes (2012)

Segundo Fernandes (2012), as vantagens do SMCS incluem sua capacidade de calcular o índice de frequência real com facilidade, considerar qualquer distribuição de duração de estado (seja exponencial ou não exponencial) e calcular as distribuições estatísticas de probabilidade dos índices de confiabilidade, indo além de seu valor esperado. Já em relação à desvantagem, destaca-se que o tempo de processamento e a necessidade de memória de armazenamento são maiores que os outros métodos.

2.3.3. Aplicação do SMC em estudos com VEs e Climats Adversos

Trindade (2016) utiliza o método de Monte Carlo para investigar soluções para quatro impactos técnicos de infraestrutura causados pelo aumento no nível de penetração de veículos elétricos como cargas dos sistemas de distribuição brasileiro. Este método foi responsável por gerar 500 cenários de simulação, para cada estudo realizado, variando-se aleatoriamente os seguintes fatores: (a) a posição dos eletros postos residenciais; (b) o início e a duração de cada recarga residencial; (c) a quantidade de recargas rápidas; e (d) o instante de início de cada recarga rápida (assume-se que a duração da recarga rápida seja de 30 min).

De Oliveira *et. al.* (2023) visa desenvolver uma metodologia para a análise dos impactos da recarga não controlada de veículos elétricos em redes de baixa tensão, por meio de simulações no software OpenDSS, desenvolvidas com base no método de Monte Carlo, em uma rede de distribuição do município de Belém/PA, as simulações foram realizadas considerando um caso base, no qual não há conexões de carros elétricos, e os casos no qual o percentual de penetração médio equivale a 5% e 10%, onde foram simulados 500 casos gerados aleatoriamente para ambos sendo constatado que é possível utilizar a metodologia como uma ferramenta para mostrar possíveis pontos da rede passíveis de subtensão.

Wenxia *et. al.* (2012) usa o método de Monte Carlo para estabelecer o modelo de série temporal de PHEV carregando e descarregando energia dentro de um ano. Wang e Infield (2018), gerou padrões de direção precisos a partir da simulação de SMC, onde esses padrões de

condução simulados foram então utilizados para realizar uma análise de incerteza sobre o impacto na rede devido ao carregamento de VE, nesse estudo os autores realizaram uma simulação de 24 horas, usando uma bateria de veículo elétrico (VE) que começa com 100% de carga e é recarregada ao final do dia. Os perfis de recarga dos VE consideraram um carregamento não controlado, onde os VE eram conectados à rede e carregados ao chegarem em casa. Os casos de recarga em casa e no local de trabalho incluíram a carga local e os perfis de VE adicionais sob carregamento não controlado, considerando incertezas nas métricas associadas. Os resultados dos estudos de caso mostraram impactos diferentes na rede em termos de várias métricas operacionais devido ao carregamento não controlado de VE.

Já levando em consideração os climas adversos Zhong *et. al.* (2023), utilizam o modelo SMC para propor um método dinâmico de cálculo da probabilidade de falha do sistema de potência, considerando as características de distribuição espacial e temporal de tufões. Eventos climáticos extremos, como tufões, podem levar à falha de componentes no sistema de energia, comprometendo sua confiabilidade e estabilidade. Para minimizar o impacto dessas condições climáticas adversas no sistema elétrico e garantir a estabilidade das cargas, combinaram o cenário de falha do sistema com a simulação da probabilidade de falha. Com isso, eles estabeleceram um modelo de recuperação de falha de grade. Este modelo é essencial para minimizar a perda de carga do sistema, assegurando uma resposta mais eficiente e rápida diante de falhas provocadas por eventos extremos.

Freitag, Costa e Sperandio (2024) utilizam o método de Monte Carlo sequencial (SMC) junto com redes neurais artificiais e mapas auto-organizáveis para representar as taxas de falha de componentes relacionados a eventos climáticos, considerando a localização geográfica e sua variação ao longo do tempo. Esse método é utilizado para garantir que o desenho do sistema esteja sincronizado com as curvas de carga e geração, e em seguida, quantificar o impacto desses eventos através do fluxo de potência. O foco do estudo é o uso de uma rede neural treinada para classificar e filtrar estados do sistema, a fim de reduzir a necessidade de estudos elétricos e acelerar o processo de avaliação da confiabilidade. Ao utilizar essa abordagem, os autores conseguem otimizar a análise e fornecer uma resposta mais eficiente e precisa sobre a confiabilidade do sistema de energia elétrica em face de eventos climáticos adversos.

3. METODOLOGIA

Neste capítulo será apresentado os modelos de interesse que compõe o software de simulação PS-Mora, no âmbito da avaliação da confiabilidade. Este modelo incorpora informações dos veículos elétricos (dados da bateria e da mobilidade elétrica) e dados meteorológicos (sucessões cronológicas das usinas hídricas, eólicas e solar) para realizar simulações destinadas a avaliar a confiabilidade dos sistemas de geração. A avaliação fornecida pelo modelo abrange a continuidade no fornecimento de sistemas de geração, utilizando modelos que descrevem o comportamento dos diversos elementos que compõem o sistema.

3.1. MODELO DE VEÍCULOS ELÉTRICOS

Os Veículos Elétricos (VEs) possuem um tempo de carregamento flexível, podendo ser prontamente ajustado por Estações de Carregamento (ECs) sob um sistema unificado de controle de carga e descarga. Com o aumento da demanda por VEs, prevê-se a instalação de um maior número de estações de carregamento. Esse crescimento nas infraestruturas de recarga terá implicações significativas na rede de distribuição elétrica (Polat, 2021). O modelo de Veículo Elétrico (VE) que será apresentado é um processo que possibilita o cálculo dos índices de confiabilidade tanto no ponto de carga quanto no sistema (Fernandes, 2012). Neste tópico o modelo poderá ser dividido em três segmentos: a chegada dos VEs nas Estações de Carregamento (ECs), a elaboração da curva de carga ao longo de um ano e a integração desses dados por meio do método de Monte Carlo sequencial.

3.1.1. Chegada de VE

Nesse tópico será apresentado a abordagem para a modelagem de VEs em suas chegadas as ECs, para isso serão realizadas algumas considerações principais:

- As durações entre as chegadas de VEs seguem a distribuição exponencial

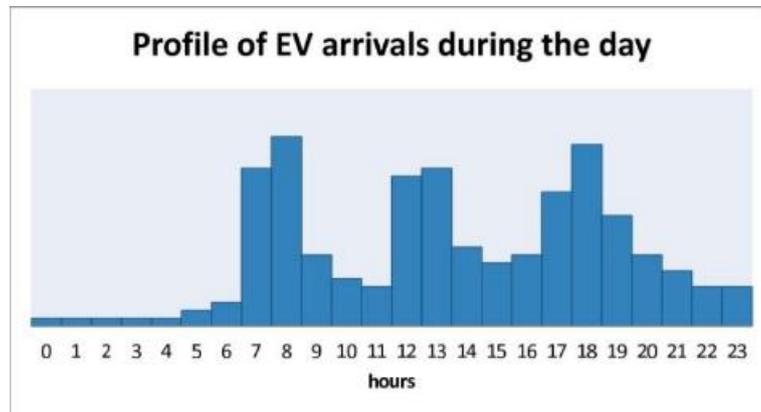
$$T = -\frac{1}{\lambda} \ln(U)$$

Onde, T é o tempo entre as chegadas de carregamentos, λ é a taxa de ocorrência e U é o número pseudoaleatório:

- Supõe-se que a duração real entre chegadas seja independente da duração anterior.
- Considera-se também que nenhum evento ocorre simultaneamente.

- Pressupõe-se que as chegadas dos veículos elétricos seguirão o perfil diário representado na Figura 7.

Figura 4: Perfil diário de chegadas de VE



Fonte: Fernandes (2012)

A Figura 7 ilustra os impulsos de chegada de VEs e a taxa de chegada de VEs variável ao longo do tempo. Este estudo apresenta uma abordagem baseada no método de NHPP, que é usado para modelar eventos que ocorrem aleatoriamente ao longo do tempo, para modelar as chegadas de Veículos Elétricos (VEs) em uma EC. Esse processo envolve a amostragem das chegadas de VE com uma distribuição não uniforme, utilizando uma expressão para aceitar ou rejeitar chegadas com base em uma razão variável no tempo. A taxa de ocorrência variável no tempo $\lambda(t)$, foi derivada de um levantamento de mobilidade em Portugal em 2000, assumindo que o comportamento das pessoas em relação aos VEs seria semelhante. Sendo assim, foram obtidos valores médios de chegadas de VEs por hora. Utilizando esses dados, uma curva λ contínua variável no tempo foi construída. Este método foi escolhido para representar o número de chegadas em função do tempo, permitindo que o processo seja sensível às alterações na taxa de ocorrência de hora em hora (Fernandes, 2012).

3.1.2. Considerações Sobre Veículos Elétricos e Estações De Carregamento

Nessa seção será apresentado os VEs como elementos estocásticos e sua ligação a uma EC. Cada VE tem uma característica própria que varia conforme: marca, categoria, modelos, potência, potência de carga e armazenamento de energia. Para às taxas de carregamento, foi pressuposto que os VEs estão conectados a um ponto de carregamento compartilhado. Isso implica que a taxa de carregamento de um VE será de 16 A ou 32 A, dependendo da capacidade da bateria. Mais especificamente, os VEs com baterias de capacidade inferior a 7,3 kWh foram considerados com uma taxa de carregamento de 16 A, enquanto todos os outros VEs são

carregados a uma taxa de 32 A. Estas considerações são feitas devido ao fato das limitações de corrente na bateria, para que o ciclo de vida da bateria não seja comprometido. Para validação, utilizou-se o Sistema de Teste Roy Billinton, ferramenta utilizada para a análise de confiabilidade e avaliação de desempenho de sistemas de energia elétrica. (Fernandes, 2012).

3.1.3. Perfil de Carga

Segundo Fernandes (2012), para realizar uma avaliação de confiabilidade, é necessário amostrar a cada instante o número de VEs conectados à rede e com qual taxa de carregamento. Com o propósito de avaliar a confiabilidade dos Sistemas Elétricos de Potência e elaborar um perfil de carga anual, foram adquiridos os seguintes dados: os instantes de chegada ou saída dos VEs nas Estações de Carregamento, a contagem do número de VEs em cada período de transição, energia consumida, horários dessas transições e a carga acumulada. As matrizes contêm 8760 células, onde cada uma representa a quantidade de energia por hora, e a outra corresponde aos números das horas. Essas informações são cruciais para avaliar os efeitos na carga da rede elétrica e efetuar comparações desconsiderando a influência dos Veículos Elétricos. Vale destacar que, durante a simulação, é fundamental exercer cuidado e manter consistência nos intervalos das transições. No contexto deste estudo, as transições ocorrem em t^- em que t é um instante de transição. Em termos matemáticos as operações são realizadas no intervalo $[t^-, t)$.

3.2. MODELO METEOROLÓGICO

A modelagem do clima pode ser categorizada em dois temas principais: a amostragem de eventos climáticos adversos e a formulação do modelo de confiabilidade, ambas foram modeladas com base no trabalho de (Fernandes, 2012).

A amostragem de eventos climáticos adversos, destaca a importância da amostragem consistente de eventos climáticos adversos, no qual foram utilizadas informações sobre a taxa de ocorrência. Foi considerado o número de horas de tempo adverso por mês como uma medida confiável e admitiu-se que todo o sistema de distribuição elétrica experimenta das mesmas considerações climáticas pois, geralmente, abrangem áreas geográficas limitadas, sendo possível calcular, para cada mês, o número de eventos adversos e suas respectivas durações. A taxa de eventos (λ) foi calculada pela seguinte equação:

$$\lambda = \frac{N_{hw}}{D_{nw}} \text{ (ocorrências/hora)} \quad (5)$$

Onde, λ é o número de eventos em um mês dividido pela duração do tempo normal em horas no mesmo mês, ou seja, λ é a taxa de ocorrência por hora, N_{hw} é o número de ocorrências de vento forte para um mês específico e D_{nw} é a duração total em horas de tempo normal para um mês específico.

3.3. SIMULAÇÕES

3.3.1. Simulação de modelo de VE

Neste trabalho foi utilizado uma nova aplicação utilizando NHPP para integrar VEs a rede. Essa abordagem utiliza valores médios de chegadas de VEs para obter a curva $y(t)$. O $y(t)$ foi estimado através de linhas retas entre intervalos, assumindo que as transições ao longo do dia em uma EC não poderiam ter transições abruptas entre os instantes de tempo. Assim, as funções lineares por partes foram aplicadas. Após simular um ano de chegadas de VEs, utiliza-se as seguintes informações obtidas para calcular o próximo ano de chegadas utilizando SMCS. Esse algoritmo, gera informações como número de chegada de VE e seu período, são armazenadas em vetores para futuramente serem aplicadas na curva de perfil de carga.

3.3.2. Simulação de Modelo climático

Para o modelo de clima, será descrito o funcionamento dos algoritmos para gerar eventos aleatórios de ventos fortes, suas durações, velocidade do vento e eventos meteorológicos adversos, utilizando a distribuição de Weibull. Para gerar as durações de ventos fortes foi utilizado um algoritmo aplicando NHPP no qual registrou-se dados dessas durações. Em seguida foi aplicado um novo algoritmo com finalidade de registrar as velocidades de vento, a partir da distribuição de Weibull. Neste algoritmo, são armazenadas as diferenças de $\omega(t)^2$ e $\omega_{crit}(t)^2$, sendo empregado quando um novo evento de ventos fortes é amostrado no NHPP.

Em resumo, o NHPP é empregado em eventos meteorológicos adversos, considerando as condições meteorológicas adversas e o número de eventos de ventos fortes, o $\Delta\omega(t)^2$ que é a diferença entre o $\omega(t)^2$ e o $\omega_{crit}(t)^2$ quando $\omega(t) \geq \omega_{crit}(t)$. Após o armazenamento dos valores anuais, estes são utilizados sempre que um novo ano é simulado nas SMCS.

4. RESULTADOS ALCANÇADOS

Neste capítulo, serão apresentadas as simulações utilizadas para a validação dos testes e a comparação entre três cenários distintos sendo eles o cenário 1 representado pela condição sem VEs e sem condições climáticas adversas, o cenário 2 com VEs e sem condições climáticas adversas, e o cenário 3 com VEs e com condições climáticas adversas. A análise dos resultados obtidos em cada cenário permitirá uma compreensão dos impactos das variáveis estudadas na confiabilidade do sistema de distribuição de energia elétrica.

4.1. DESCRIÇÃO DO ESTUDO DE CASO

A presente seção tem como objetivo analisar os índices de confiabilidade simulados, avaliar os resultados obtidos e comparar a integração de veículos elétricos e as consequências do clima adverso no sistema. O cenário 1, representado pela condição sem VE e sem clima adverso, será utilizado como base inicial.

Primeiramente, serão analisados os índices sem a integração de VEs e sem a consideração do clima adverso. Em seguida, será avaliado o impacto apenas do clima adverso. Posteriormente, será integrada uma proporção de 30% de VEs, e, na sequência, uma proporção de 90%, considerando dois VEs por residência, conforme apresentado na Tabela 4. De acordo com Fernandes (2014), dois pontos de carregamento no sistema são capazes de carregar um VE com uma taxa de 3,6 kW ou 7,3 kW, dependendo do tipo de VE. A maioria dos VEs carrega com uma taxa de 7,3 kW.

Tabela 4: Índices do Sistema.

Índices do Sistema	SAIFI (Interrupções/ano)	SAIDI Horas/ano	CAIDI horas	ENS kWh	AENS kWh/consumidor
Sem VE e sem clima adverso	0,611	24,27	39,73	154,17	0,080
Sem VE, com o clima adverso	0,829	37,80	45,59	230,62	0,120
Com 90% de VE e sem clima adverso	0,653	25,42	38,88	174,13	0,091
Com 30% de VE e sem clima adverso	0,625	24,85	39,76	162,34	0,085
Com 30% VE e Clima Adverso	0,844	38,50	45,58	240,39	0,125

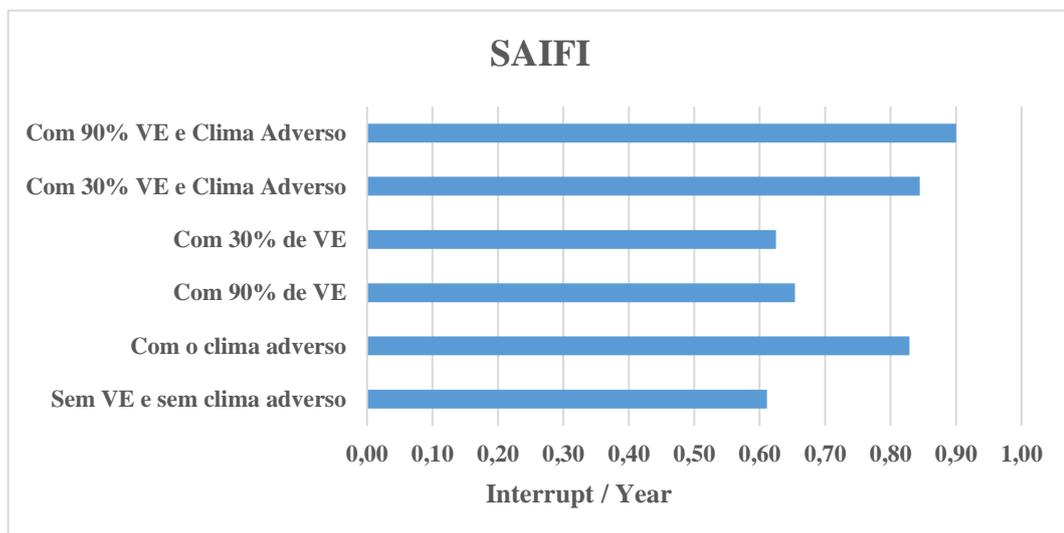
Com 90% VE e Clima Adverso	0,900	39,46	43,84	257,86	0,135
---------------------------------------	-------	-------	-------	--------	-------

Fonte: A autora (2024)

Realizando uma análise comparativa da tabela 4, observou-se que a presença de condições climáticas adversas aumenta significativamente os indicadores de interrupções e a energia não fornecida ENS. Quando comparado ao cenário sem clima adverso, o SAIFI aumenta de 0.611 para 0.829, e o SAIDI de 24.28 para 37.80 horas/ano. A introdução de 90% de veículos elétricos (VE) eleva os valores de SAIFI e SAIDI em comparação com os cenários sem VE e com 30% de VE. Sem clima adverso, 90% de VE resulta em SAIFI de 0.654 e SAIDI de 25.43 horas/ano, que são maiores do que os valores correspondentes para 30% de VE (SAIFI de 0.625 e SAIDI de 24.86).

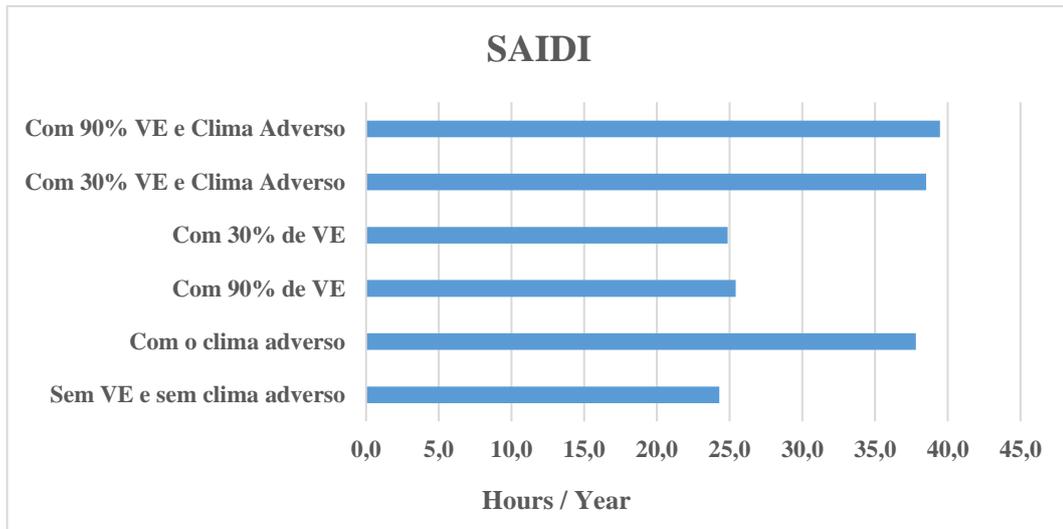
A combinação de alta penetração de VE e clima adverso apresenta os piores indicadores de desempenho. Com 90% de VE e clima adverso, o SAIFI é 0.900 e o SAIDI é 39.47 horas/ano. Mesmo com 30% de VE e clima adverso, os indicadores são significativamente piores do que sem VE e sem clima adverso, com SAIFI de 0.845 e SAIDI de 38.51 horas/ano, essas comparações podem ser observadas pelas Figuras 8 e 9.

Figura 5: Índice de Frequência Média de Interrupção do Sistema



Fonte: A autora (2024)

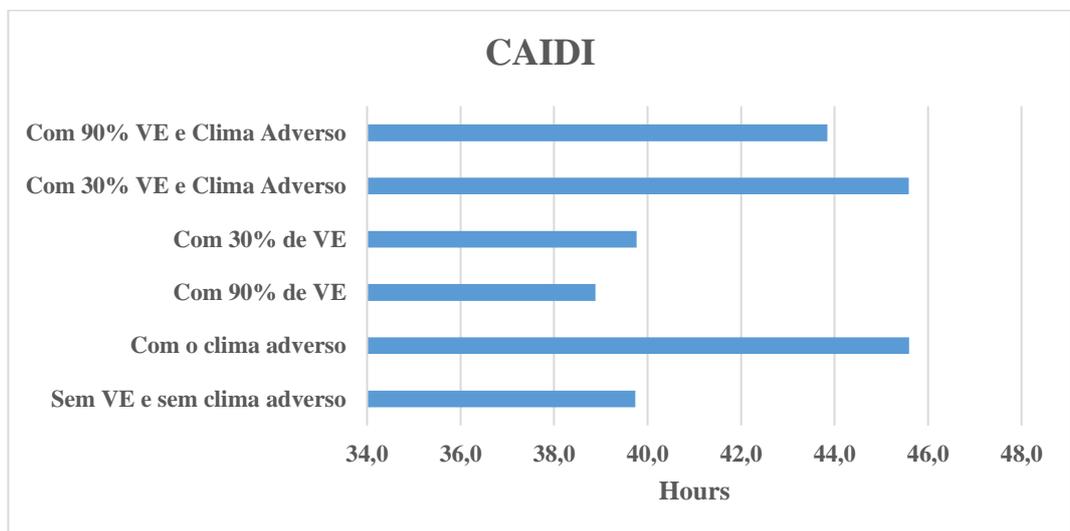
Figura 6: Índice de Duração Média de Interrupção do Sistema



Fonte: A autora (2024)

O CAIDI um dos principais indicadores de desempenho de redes elétricas, pois mede a duração média das interrupções de fornecimento de energia que afetam os consumidores, apresenta um aumento significativo com a presença de condições climáticas adversas, indicando que as interrupções duram mais tempo nessas circunstâncias, Figura 10.

Figura 7: Índice de Duração Média de Interrupção do Cliente



Fonte: A autora (2024)

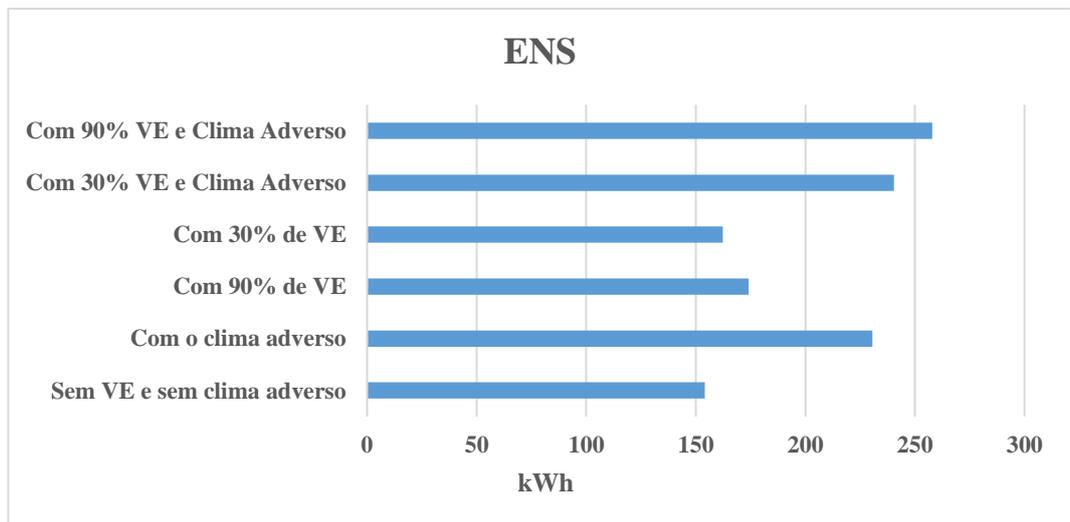
Isso sugere que eventos climáticos severos dificultam a restauração do serviço, possivelmente devido a danos mais extensos na infraestrutura. Em relação à penetração de veículos elétricos (VE), observa-se que com 30 e 90% de VE sem considerar as condições climáticas, o CAIDI diminui ligeiramente em comparação com o cenário base podendo indicar

que para os níveis introdução de veículos elétricos analisado o sistema é bastante robusto, não demonstrando impacto nos índices de confiabilidade.

Quando se combina a presença de VE e clima adverso, os resultados são variados. Com 30% de VE e clima adverso, o CAIDI aumenta em 14.7%, semelhante ao aumento observado apenas com clima adverso. Com 90% de VE e clima adverso, o aumento do CAIDI é um pouco menor (10.3%) do que apenas com clima adverso, mas ainda significativo. Isso sugere que a alta penetração de VE agrava os efeitos das condições climáticas adversas, embora não de forma tão severa quanto poderia ser esperado.

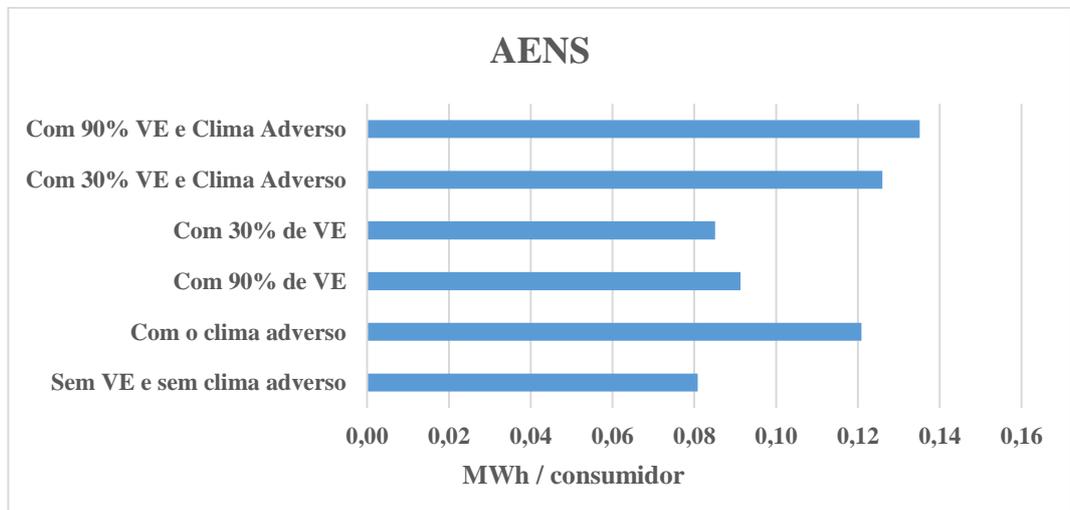
Já os valores de Consumo de Energia Não Fornecida (ENS) e Média por Consumidor (AENS), podem ser observados pelo Figura 11 e 12.

Figura 8: Índice de Energia Não Fornecida



Fonte: Fonte: A autora (2024)

Figura 9: Energia Média Não Fornecida.



Fonte: Fonte: A autora (2024)

Pelas figuras é possível observar que aumentam consideravelmente com a presença de condições climáticas adversas e maior penetração de veículos elétricos (VE). No cenário de referência, sem VE e sem clima adverso, os valores de ENS e AENS são 154,176 MWh e 0,0808 MWh/consumidor, respectivamente. Quando são introduzidas condições climáticas adversas, os valores de ENS aumentam para 230,623 MWh e AENS para 0,1209 MWh/consumidor, representando um aumento de aproximadamente 49,57% e 49,65%, respectivamente. Isso indica que as condições climáticas adversas têm um impacto substancial na energia não fornecida.

No cenário com 90% de penetração de VE, os valores de ENS e AENS são 174,136 MWh e 0,0913 MWh/consumidor, o que corresponde a um aumento de 12,94% e 12,96%, respectivamente. Com 30% de VE, os valores são 162,344 MWh para ENS e 0,0851 MWh/consumidor para AENS, um aumento mais moderado de 5,28% e 5,32%.

A combinação de 30% de VE com clima adverso resulta em valores de ENS de 240,396 MWh e AENS de 0,1260 MWh/consumidor, aumentando os índices em 56,00% e 55,91%, respectivamente. Já a combinação de 90% de VE com clima adverso apresenta os piores resultados, com ENS alcançando 257,861 MWh e AENS chegando a 0,1351 MWh/consumidor, refletindo um aumento significativo de 67,27% e 67,21%.

Esses resultados destacam que o impacto combinado de veículos elétricos e condições climáticas adversas resulta nos maiores aumentos em ENS e AENS. Mesmo a presença isolada de veículos elétricos, tanto em 30% quanto em 90%, causa um aumento nesses índices, porém, o impacto é mais pronunciado quando associado a condições climáticas adversas. Com tudo, foi possível observar que os cenários que combinam clima adverso e alta penetração de VE são os mais críticos para a confiabilidade do sistema elétrico, conforme evidenciado pelos aumentos significativos em ENS e AENS em comparação ao cenário de referência sem VE e sem clima adverso.

5. CONCLUSÃO

O estudo apresentou uma análise detalhada da confiabilidade do sistema de distribuição de energia elétrica, considerando a integração de veículos elétricos (VEs) e as condições climáticas adversas. A metodologia utilizada, baseada no software de simulação PS-Mora, desenvolvido pelo INESC-TEC, permitiu uma avaliação abrangente dos impactos dessas variáveis no sistema.

Os resultados mostraram que a integração crescente de VEs e a presença de condições climáticas adversas aumentam significativamente os índices de interrupção (SAIFI e SAIDI) e a energia não fornecida (ENS). A análise comparativa revelou que os cenários com alta penetração de VEs e clima adverso apresentam os piores indicadores de desempenho, destacando a necessidade de sistemas de monitoramento e controle mais sofisticados para garantir a continuidade do fornecimento de energia.

O estudo também evidenciou que, embora a introdução de VEs e o clima adverso agravem as falhas no sistema, a rede elétrica pode se adaptar, em certa medida, à carga adicional dos VEs, desde que sejam implementadas estratégias de carregamento adequadas. No entanto, a combinação de ambos os fatores ainda representa um desafio significativo, exigindo abordagens inovadoras e investimentos em infraestrutura para melhorar a resiliência do sistema elétrico.

Essas conclusões ressaltam a importância de integrar a previsão de eventos climáticos e o crescimento da mobilidade elétrica na formulação de políticas e no planejamento da infraestrutura de distribuição de energia. Estratégias proativas são essenciais para garantir a continuidade do fornecimento e a resiliência da rede frente às novas demandas e desafios.

5.1. TRABALHOS FUTUROS

- Avaliar a influência do clima adverso considerando a relação regional das fontes de energia renovável.
- Considerar diferentes classes de veículos para além dos veículos ligeiros de passageiros.
- Considerar diferentes estratégias de carregamento de veículos elétricos para análise da confiabilidade dos sistemas elétricos de potência.

REFERÊNCIAS

- AHMAD, Fareed et al. Optimal location of electric vehicle charging station and its impact on distribution network: A review. **Energy Reports**, v. 8, p. 2314-2333, 2022.
- AL-GABALAWY, Mostafa. Reinforcement learning for the optimization of electric vehicle virtual power plants. **International Transactions on Electrical Energy Systems**, v. 31, n. 8, p. e12951, 2021.
- BATISTA, Maria Rita; DE OLIVEIRA, Marcelo Escobar. Inserção de Veículos Elétricos em um Sistema de Distribuição de Energia Elétrica. **Caderno de Propriedade Intelectual e Transferência de Tecnologia**, v. 2, n. 2, p. 85-96, 2020.
- BHAVARAJU, M. P. et al. Proposed terms for reporting and analyzing outages of electrical transmission and distribution facilities. **IEEE Trans. Power Appar. Syst.:(United States)**, 1985.
- BLUME, S. W. *Electric Power System Basics For The Nonelectrical Professional*. IEEE PRESS, 2007.
- BORGES, Carmen LT et al. Avaliação da confiabilidade de compostos por simulação sequencial de Monte Carlo em ambientes de processamento paralelo e distribuído. **IEEE Transactions on power systems**, v. 16, n. 2, p. 203-209, 2001.
- BRASIL. [Presidente da República]. Decreto nº 2.335, de 6 de outubro de 1997. Regulamenta o Decreto-Lei nº 200, de 25 de fevereiro de 1967. Disponível em: https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/decreto/D2335.htm. Acesso em: 16 jul. 2024.
- DA SILVA, AM Leite et al. Analytical and Monte Carlo approaches to evaluate probability distributions of interruption duration. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 20, n. 3, p. 1341-1348, 2005.
- DAINA, Nicolò; SIVAKUMAR, Aruna; POLAK, John W. Opções de carregamento de veículos elétricos: Modelagem e implicações para serviços de carregamento inteligente. **Pesquisa em Transporte Parte C: Tecnologias Emergentes**, v. 36-56, 2017.
- DE LIMA, Viviane Luíse Silva et al. Análise estocástica da implantação de geração distribuída utilizando Simulação de Monte Carlo. In: 2021 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference-Latin America (ISGT Latin America). IEEE, 2021. P. 1-5.
- DE OLIVEIRA, G. H. S.; DOS SANTOS JÚNIOR, L. C.; ALVES, J. V. dos R.; TOSTES, M. E. de L.; RODRIGUES, C. E. M.; FORTE, K. H. S.; COUTO, G. A. S. Análise do Impacto da Recarga não Controlada de Veículos Elétricos em Alimentador Real Utilizando Método de Monte Carlo Para Distribuição das Cargas. **Revista Contemporânea**, [S. l.], v. 3, n. 07, p. 7376–7392, 2023. DOI: 10.56083/RCV3N7-007. Disponível em: <https://ojs.revistacontemporanea.com/ojs/index.php/home/article/view/1104>. Acesso em: 29 aug. 2023.

DIAS, Julio Alberto Silva. Modelo para Representação de Séries Temporais Correlacionadas com Aplicação na Avaliação da Confiabilidade por Simulação Monte Carlo Não-Sequencial. COPPE, Universidade Federal do Rio de Janeiro. Tese de Doutorado, 2014.

EPE - Empresa de Pesquisa Energética. *Anuário estatístico de energia elétrica*. 2024. Disponível em: <https://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/anuario-estatistico-de-energia-eletrica>. Acesso em: 16 jul. 2024.

FREITAG, Suelen C.; COSTA, Marcelo F.; SPERANDIO, Maurício. Análise da confiabilidade de sistemas elétricos de potência considerando condições climáticas e espaciais utilizando mapa auto-organizável. **Energia Sustentável, Redes e Redes**, v. 39, p. 101419, 2024.

GOEL, Sonali; SHARMA, Renu; RATHORE, Akshay Kumar. Uma revisão sobre a barreira e os desafios do veículo elétrico na Índia e a otimização do veículo para a rede. **Engenharia de transportes**, v. 4, p. 100057, 2021. See More

HELSETH, Arild. Modelling reliability of supply and infrastructural dependency in energy distribution systems. 2008.

HUSSAIN, Muhammad Tayyab et al. Estratégias de gestão ideal para resolver problemas de rede com veículos elétricos (VE): uma revisão. **Jornal de Armazenamento de Energia**, v. 102114, 2021.

IEA, Demanda de eletricidade resultante do uso de veículos elétricos, 2022, IEA, Paris <https://www.iea.org/data-and-statistics/charts/electricity-demand-resulting-from-the-use-of-electric-veiculos-2022>, IEA. Licença: CC BY 4.0

IEA, Executive summary, 2023, IEA, <https://www.iea.org/reports/global-ev-outlook-2023/executive-summary>. Acesso em: 16 jul. 2024.

IEA, Vendas de carros elétricos, 2016-2023, IEA, Paris <https://www.iea.org/data-and-statistics/charts/electric-car-sales-2016-2023>, IEA. Licença: CC BY 4.0

IRENA. *Crescimento recorde em renováveis alcançado apesar da crise energética*. 2023. Disponível em: <https://www.irena.org/News/pressreleases/2023/Mar/Record-Growth-in-Renewables-Achieved-Despite-Energy-Crisis-PT>. Acesso em: 16 jul. 2024.

KEMPTON, Willett et al. Energia do veículo para a rede: veículos com bateria, híbridos e células de combustível como recursos para energia elétrica distribuída na Califórnia. 2001.

KEMPTON, Willett; LETENDRE, Steven E. Veículos elétricos como nova fonte de energia para concessionárias de energia elétrica. **Pesquisa em Transporte Parte D: Transporte e Meio Ambiente**, v. 3, pág. 157-175, 1997.

KOVALEV, G. F.; LEBEDEVA, L. M. **Reliability of power systems**. Springer International Publishing, 2019.

KRUPENEV, Dmitry; BOYARKIN, Denis; IAKUBOVSKII, Dmitrii. Melhoria na eficiência computacional de uma técnica de avaliação de confiabilidade de sistemas elétricos de

potência baseada no método de Monte Carlo. **Engenharia de Confiabilidade e Segurança de Sistemas**, v. 204, p. 107171, 2020.

LI, Wenyuan; CHOUDHURY, Paul. Probabilistic transmission planning. **IEEE power and energy magazine**, v. 5, n. 5, p. 46-53, 2007.

MELLO, JCO; PEREIRA, MVF; DA SILVA, AM Leite. Avaliação do valor da confiabilidade em sistemas compostos baseados em simulação de Monte Carlo pseudo-sequencial. *Transações IEEE em Sistemas de Potência*, v. 3, pág. 1318-1326, 1994.

METZ, Michael; DOETSCH, Christian. Electric vehicles as flexible loads—A simulation approach using empirical mobility data **Energy**, v. 48, n. 1, p. 369-374, 2012.

MOJUMDER, MD Rayid Hasan et al. Tecnologias de veículo elétrico para rede (V2G): Impacto na rede elétrica e na bateria. **Sustentabilidade**, v. 14, n. 21, pág. 13856, 2022.

MOREIRA, Diogo Manuel Gorra. Simulação de uma rede de distribuição com veículos elétricos e produção renovável. 2013.

NAGHIBI, B.; MASOUM, MAS; DEILAMI, S. Efeitos da integração V2H no dimensionamento ideal de recursos renováveis em casas inteligentes com base em simulações de Monte Carlo. *Tecnologia de Energia de Energia IEEE. Sist. J.* **2018**, 5 , 73–84

NETO, Nelson Knak; PIOTROWSKI, Leonardo. Methodology for analysis of the impact of residential charging of electric vehicles. **IEEE Latin America Transactions**, v. 17, n. 06, p. 953-961, 2019.

POLAT, Önder; EYÜBOĞLU, Onur Hakkı; GÜL, Ömer. Simulação de Monte Carlo de cargas de veículos elétricos no retorno do trabalho para casa e impactos no lado de baixa tensão da rede de distribuição. **Engenharia Elétrica** , v. 1, pág. 439-445, 2021.

SADEGHIAN, O., NAZARI-HERIS, M., ABAPOUR, M. *et al.* Improving reliability of distribution networks using plug-in electric vehicles and demand response. *J. Mod. Power Syst. Clean Energy* **7**, 1189–1199 (2019).

SANGUESA JA, TORRES-SANZ V, GARRIDO P, MARTINEZ FJ, MARQUEZ-BARJA JM. Uma Revisão sobre Veículos Elétricos: Tecnologias e Desafios. *Cidades Inteligentes*. 2021; 4(1):372-404. <https://doi.org/10.3390/smartcities4010022>

SHARIFF, Samir M. et al. Uma revisão de última geração da tecnologia de veículo elétrico para rede (V2G). In: **Série de Conferências IOP: Ciência e Engenharia de Materiais** . Publicação IOP, 2019. p. 012103.

SILVA, Gabriela Mendes da et al. Estudo da confiabilidade de sistemas elétricos de potência considerando condições meteorológicas severas em cenários de alta integração de fontes de energia renováveis. 2022.

SOLANKE, Tirupati Uttamrao et al. A review of strategic charging–discharging control of grid-connected electric vehicles. **Journal of Energy Storage**, v. 28, p. 101193, 2020.

TENG J.; LIU Y. A novel ACS based optimum switch relocation method. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 18, n. 1, pp. 113-120, 2003. <https://www.epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/PublicacoesArquivos/publicacao-675/topico-638/BEN2022.pdf>

WANG, Yue; INFIELD, David. Markov Chain Monte Carlo simulation of electric vehicle use for network integration studies. ***International Journal of Electrical Power & Energy Systems***, v. 99, p. 85-94, 2018.

WENXIA LIU, MIN ZHANG, BO ZENG, LINWEI WU E JIANHUA ZHANG, "Analisando os impactos do carregamento de veículos elétricos na confiabilidade do sistema de distribuição", *IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies*, Tianjin, 2012, pp. 1-6, doi: 10.1109/ISGT-Asia.2012.63032490.

XING, Yong et al. Multi-type electric vehicle load prediction based on Monte Carlo simulation. ***Energy Reports***, v. 8, p. 966-972, 2022.

ZHONG, Zihan et al. Pesquisa em estratégia de recuperação de falhas em sistemas elétricos considerando a influência espacial e temporal do clima de tufões. In: **2023 IEEE 7th Conference on Energy Internet and Energy System Integration (EI2)**. IEEE, 2023. pág. 2732-2737.