

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
CAMPUS ARARANGUÁ
CENTRO DE CIÊNCIAS, TECNOLOGIAS E SAÚDE
DEPARTAMENTO DE ENERGIA E SUSTENTABILIDADE
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE ENERGIA

Gabriela Mendes da Silva

Estudo da confiabilidade de sistemas elétricos de potência considerando condições meteorológicas severas em cenários de alta integração de fontes de energia renováveis

Araranguá

2022

Gabriela Mendes da Silva

Estudo da confiabilidade de sistemas elétricos de potência considerando condições meteorológicas severas em cenários de alta integração de fontes de energia renováveis

Trabalho de Conclusão do Curso de Graduação em Engenharia de Energia do Centro de Ciências, Tecnologias e Saúde da Universidade Federal de Santa Catarina, como requisito para a obtenção do título de Engenheiro/a de Energia.
Orientador: Prof. Dr. Leonardo Elizeire Bremermann

Araranguá

2022

Gabriela Mendes da Silva

Estudo da confiabilidade de sistemas elétricos de potência considerando condições climáticas severas em cenários de alta integração de fontes de energia renováveis

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

Leonardo Elizeire Bremermann, Dr.
Universidade Federal de Santa Catarina

Giuliano Arns Rampinelli, Dr
Universidade Federal de Santa Catarina

Cássia Cruz Luiz, Eng.
Universidade Federal de Santa Catarina

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



Documento assinado digitalmente
Luciano Lopes Pfitscher
Data: 24/03/2022 18:46:11-0300
CPF: 757.239.050-15
Verifique as assinaturas em <https://v.ufsc.br>

Prof. Luciano Lopes Pfitscher, Dr.
Coordenador do Curso



Documento assinado digitalmente
Leonardo Elizeire Bremermann
Data: 24/03/2022 18:41:43-0300
CPF: 992.997.390-72
Verifique as assinaturas em <https://v.ufsc.br>

Prof. Leonardo Elizeire Bremermann, Dr.
Orientador



Documento assinado digitalmente
Gabriela Mendes da Silva
Data: 24/03/2022 18:42:39-0300
CPF: 070.054.729-00
Verifique as assinaturas em <https://v.ufsc.br>

Gabriela Mendes da Silva
Autor

Araranguá, 22 de março de 2022.

Ficha de identificação da obra.

Silva, Gabriela Mendes da
Estudo da confiabilidade de sistemas elétricos de
potência considerando condições climáticas severas em
cenários de alta integração de fontes de energia renováveis
/ Gabriela Mendes da Silva ; orientador, Leonardo Elizeire
Bremermann, 2022.
51 p.

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) -
Universidade Federal de Santa Catarina, Campus Araranguá,
Graduação em Engenharia de Energia, Araranguá, 2022.

Inclui referências.

1. Engenharia de Energia. 2. Confiabilidade. 3. Clima
adverso. 4. Energias renováveis. 5. Simulação de Monte
Carlo Sequencial. I. Bremermann, Leonardo Elizeire . II.
Universidade Federal de Santa Catarina. Graduação em
Engenharia de Energia. III. Título.

Este trabalho é dedicado aos meus amados pais.

AGRADECIMENTOS

Aos meus pais, Francisco e Rosani que sempre me apoiaram e acreditaram em mim em todos esses anos de graduação.

Ao meu orientador Prof. Dr. Leonardo Elizeire Bremermann por todo o suporte e conhecimento transmitido durante a elaboração deste trabalho. A todos os professores da Universidade Federal de Santa Catarina, por toda a dedicação ao ensino.

A Arieli, por todos os momentos compartilhados durante a graduação e após ela, sempre me incentivando a buscar o melhor caminho. A Bruna e Ioly pelos momentos de estudos em que nos motivamos a não desistir.

As minhas tias Ivete e Soeli, que mesmo de longe sempre foram as primeiras a me oferecerem um ombro amigo. Ao meu irmão André por me auxiliar nessa trajetória.

A toda a minha família, pelo suporte e compreensão.

Aos amigos que fiz na ENEjr, laboratório, TsF e CA pelo crescimento profissional e os momentos de descontração proporcionados.

A todos que de alguma forma fizeram parte da minha trajetória, o meu muito obrigada.

RESUMO

As fontes de energia renovável apresentam uma rápida expansão no mercado energético nacional devido, principalmente, a incentivos econômicos, diminuição do custo tecnológico e a questões ambientais. Assim, com a crescente inserção dessas fontes nos Sistemas Elétricos de Potência (SEP) é essencial observar os aspectos meteorológicos, visto que essas fontes de energia dependem do clima. Assim como a energia renovável, a penetração de Veículos Elétricos (VEs) na rede também está cada vez mais presente no dia-a-dia. Desta forma, condições meteorológicas adversas, juntamente com a integração de VEs, impactam na confiabilidade dos SEP. Portanto, este estudo visa avaliar a confiabilidade de sistemas de distribuição de energia utilizando métodos probabilísticos. A Simulação de Monte Carlo Sequencial (SMCS) é aplicada a fim de obter estes índices de confiabilidade do sistema. O non-homogeneous Poisson Process (NHPP) é utilizado para amostrar as chegadas de VEs às Estações de Carregamento (ECs) e os eventos de condições meteorológicas adversas. Analisando os resultados dos índices obtidos é possível discutir a respeito da indisponibilidade dos SEP.

Palavras-chave: Confiabilidade. Clima adverso. Energia renovável. Simulação de Monte Carlo Sequencial.

ABSTRACT

Renewable energy sources present a fast expansion in the national energy market, due to greater investments and environmental issues. Thus, with the increasing insertion of these sources in the Electric Power Systems (EPS) it is essential to observe the meteorological aspects, since these energy sources depend on the climate. As well as renewable energy, the penetration of Electric Vehicles (EVs) in the grid is also increasingly present in everyday life. Thus, adverse weather conditions, together with the integration of EVs, change the reliability of Electric Energy Systems (EES). Therefore, this study proposes to evaluate the reliability of power distribution systems using probabilistic methods. Sequential Monte Carlo Simulation (SMCS) is applied in order to obtain these system reliability indices. The non-homogeneous Poisson process (NHPP) is used to sample EV arrivals at Charging Point (PCs) and adverse weather events. Analyzing the results of the obtained indices, it is possible to discuss about the unavailability of the SEP.

Keywords: Reliability. Adverse weather. Renewable energy. Sequential Monte Carlo Simulation.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Utilização de fontes renováveis de energia no Brasil e no mundo para o ano de 2018	15
Figura 2 – Matriz energética brasileira de 2019.....	16
Figura 3 – Representação do sistema elétrico de potência.....	22
Figura 4 – Modelo de Markov a dois estados.....	25
Figura 5 – Comparação entre os números de VEs não atendidos com SAIFI.....	40
Figura 6 – Comparação entre os números de VEs não atendidos com SAIDI.....	40
Figura 7 – Taxa média de falha no carregamento de VEs nos nós.....	41
Figura 8 – Tempo médio de interrupção no carregamento de VEs nos nós.....	41
Figura 9 – Comparação entre os números de VEs não atendidos com SAIFI.....	43
Figura 10 – Comparação entre os números de VEs não atendidos com SAIDI.....	44
Figura 11 – Taxa média de falha no carregamento de VEs nos nós.....	44
Figura 12 – Tempo médio de interrupção no carregamento de VEs nos nós.....	45

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Passos Simulação de Monte Carlo Não-Sequencial	24
Quadro 2 – Passos Simulação de Monte Carlo Sequencial	25
Quadro 3 – Passos Simulação de Monte Carlo Pseudo-Sequencial	27
Quadro 4 – Passos simulação de climas severos em sistemas de distribuição.....	32

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Informações sobre a integração de veículos elétricos no SEE	37
Tabela 2 – Índices do nó NEV01	38
Tabela 3 – Índices do nó NEV02	39
Tabela 4 – Índices do sistema com VEs	39
Tabela 5 – Índices do nó NEV01	42
Tabela 6 – Índices do nó NEV02	42
Tabela 7 – Índices do sistema com VEs e condições meteorológicas adversas	43

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANEEL Agência Nacional de Energia Elétrica

ASAI Average Service Availability Index

ASUI Average Service Unavailability Index

AENS Average Energy Not supplied Index

BEN Balanço Energético Nacional

CAIDI Customer Average Interruption Duration Index

EC Estação de Carregamento

ENS Energy Not Supplied Index

EPE Empresa de Pesquisa Energética

E2G Energy to Grid

E2H Energy to Home

HPP Homogeneous Poisson Process

GD Geração Distribuída

MMC Método de Monte Carlo

MTTF Mean Time To Failure

MTTR Mean Time To Repair

NHPP Non-Homogeneous Poisson Process

PDE Plano Decenal de Energia

SAIFI System Average Interruption Frequency Index

SAIDI System Average Interruption Duration Index

SEE Sistemas de Energia Elétrica

SEP Sistemas Elétricos de Potência

SIN Sistema Interligado Nacional

SMC Simulação de Monte Carlo

SMCNS Simulação de Monte Carlo Não-Sequencial

SMCPS Simulação de Monte Carlo Pseudo-Sequencial

SMCS Simulação de Monte Carlo Sequencial

VE Veículo Elétrico

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	OBJETIVOS	19
1.1.1	Objetivo Geral.....	19
1.1.2	Objetivos Específicos	19
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	20
2.1	ESTADO DA ARTE	20
2.2	REFERENCIAL TEÓRICO	22
2.2.1	Métodos de simulação.....	23
2.2.1.1	<i>Monte Carlo Não-Sequencial</i>	<i>23</i>
2.2.1.2	<i>Monte Carlo Sequencial</i>	<i>24</i>
2.2.1.3	<i>Monte Carlo Pseudo-Sequencial</i>	<i>26</i>
3	METODOLOGIA.....	28
3.1	VEÍCULOS ELÉTRICOS	28
3.2	ÍNDICES DE CONFIABILIDADE	28
3.3	REPRESENTAÇÃO DE CLIMAS SEVEROS EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA	30
3.3.1	Metodologia de Monte Carlo Sequencial aplicada em condições meteorológicas severas.....	31
3.4	MODELO DE VEÍCULO ELÉTRICOS.....	33
3.4.1	Chegadas de veículos elétricos nas estações de carregamento.....	33
3.4.2	Considerações sobre veículos elétricos e estações de carregamento.....	34
3.4.3	Curva de carga durante um ano.....	35
3.5	MODELO DE CLIMA ADVERSO	35
3.6	ALGORITMO DE SIMULAÇÃO	36

3.6.1	Algoritmo de simulação de modelo de veículo elétrico.....	36
3.6.2	Algoritmo de simulação de modelo meteorológico.....	36
3.7	DESCRIÇÃO E ESTUDO DE CASO	37
3.7.1	Estudo de caso 1.....	37
3.7.2	Estudo de caso 2.....	37
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	38
4.1	ÍNDICES DE CONFIABILIDADE COM VEÍCULOS ELÉTRICOS SEM CONSIDERAR CONDIÇÕES METEOROLÓGICAS ADVERSAS	38
4.2	ÍNDICES DE CONFIABILIDADE COM VEÍCULOS ELÉTRICOS CONSIDERANDO CONDIÇÕES METEOROLÓGICAS ADVERSAS	42
5	CONCLUSÃO.....	46
6	REFERÊNCIAS.....	48

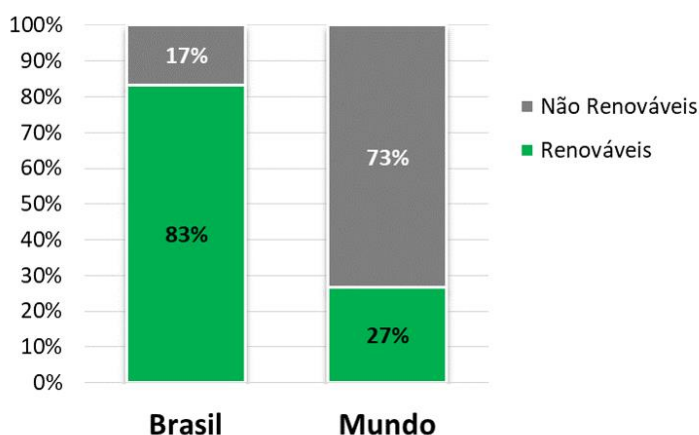
1. INTRODUÇÃO

Os Sistemas Elétricos de Potência (SEP) são constituídos por usinas geradoras, linhas de alta tensão de transmissão e sistemas de transmissão de energia elétrica. Nos últimos anos progrediram muito em questões econômicas, sociais e ambientais. Cada vez mais, questões relacionadas às fontes de energia têm trazido o aumento de iniciativas orientadas para o controle e integração dos recursos energéticos, principalmente dos renováveis (NASCIMENTO, et. al., 2012).

Fatores como a disponibilidade de recursos, interesses comerciais, domínio de tecnologias e recentemente, a preservação do meio ambiente levaram as diferentes regiões do mundo a diferentes escolhas para a composição de suas matrizes energéticas. Além disso, com o aumento do consumo nas últimas décadas, foi necessário diversificar as matrizes energéticas de produção de energia (FARIAS; SELITTO, 2011).

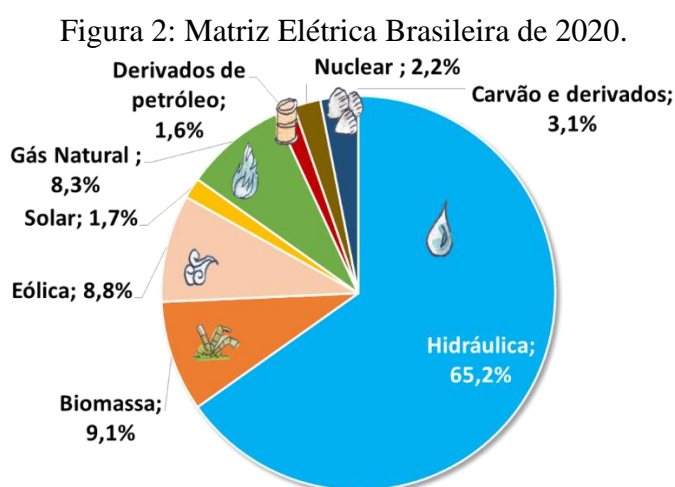
A implantação de novas fontes de energia tem ganhado cada vez mais espaço na matriz de energia elétrica brasileira, seguindo a tendência mundial. De acordo com o último Plano Decenal de Expansão de Energia (PDE), publicado pela Empresa de Pesquisa Energética (EPE), relativo ao ano de 2030, cerca de 87% de toda energia elétrica produzida no Brasil deverá ser proveniente de fontes renováveis (EPE, 2021). Como é possível observar na Figura 1, o Brasil, atualmente, destaca-se na utilização de fontes de energia renováveis em uma comparação mundial.

Figura 1: Utilização de fontes renováveis de energia no Brasil e no Mundo para o ano de 2019.



Fonte: BEN 2021, EPE.

No Brasil, devido a elevada quantidade de rios com grandes extensões, a maior parte da geração de energia elétrica é produzida por usinas hidrelétricas. Essa maneira de geração é considerada renovável, pois as águas utilizadas para o acionamento são recursos naturais e são naturalmente restabelecidas pela própria natureza. Porém, atualmente, tem-se investido, cada vez mais, em outras fontes de energia renovável, como a solar, eólica e biomassa. Dentre essas, a energia solar e eólica vem ganhando um destaque cada vez maior na matriz energética brasileira (DIAS, et. al., 2019). Na Figura 2 é possível observar a composição do cenário energético brasileiro para o ano de 2019.



Fonte: BEN 2021, EPE.

A busca por alternativas mais limpas e independentes de combustíveis fósseis se reflete também nos sistemas de transporte, assim colocando os veículos elétricos (VEs) em destaque. Com a iminente chegada de novas tecnologias de VEs no Brasil, será necessário investigar as consequências sobre o aumento de demanda que será exigida dos SEP. No cenário brasileiro, a matriz energética utilizada para o transporte é de apenas 20% de origem renovável (STEINER, 2018). Com exceção das grandes hidrelétricas, a contribuição das fontes renováveis na matriz elétrica ainda representa uma pequena parcela, porém as taxas de crescimento são elevadas e maiores do que qualquer outra geração convencional. Sabendo disso, e considerando a variabilidade da geração solar e eólica, tornam-se necessários estudos que visam avaliar como se dá o comportamento dos Sistemas de Energia Elétrica (SEE) frente a inserção destas novas fontes (BUSS; BREMERMAN, 2020).

A diversificação da geração de energia significa que diferentes formas de produção podem complementar-se, levando a uma produção total de energia mais uniforme e com melhores desempenhos. Devido à crescente difusão das renováveis na matriz energética, os

projetos de futuros sistemas de geração que utilizam apenas avaliações de reservas estáticas, a reserva que é capaz de atender toda a demanda de carga prevista, não parece ser o suficiente para garantir a segurança de operação dos SEP (SANTOS, et. al., 2018).

Como as fontes de energias renováveis possuem uma dependência muito grande do clima e variam conforme alteram-se, isso modifica diretamente a capacidade instalada. 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). Na literatura técnica, há poucos trabalhos que abordam o conceito de reserva operacional para análises a médio e longo prazo, geralmente a reserva operacional é planejada para um curto período de tempo. Isso se dá pois não é possível saber com precisão qual a necessidade energética que será necessária futuramente (SANTOS, et. al., 2018). Com o intuito de garantir o funcionamento adequado do SEP as reservas estáticas e operacionais podem ser calculadas por métodos determinísticos ou probabilísticos.

Os métodos determinísticos são conhecidos por não considerarem o comportamento estocástico dos componentes de um sistema e o comportamento dependente do tempo. O que significa que eles são simples, rápidos e, em geral, conservadores (BREMERMANN, et. al., 2014). Dessa forma, o método determinístico é o mais utilizado pelos operadores e planejadores do SEP, além de se basearem em critérios de confiabilidade, assim garantindo aos consumidores o fornecimento de energia com o mínimo possível de interrupções. Geralmente esse método projeta o valor da reserva energética a partir de um cenário que apresente condições depreciativas de operação do sistema, ou ainda estabelece uma porcentagem de reserva em função do maior nível de carga previsto na rede (BUSS, 2019).

A principal objeção aos métodos determinísticos é que a partir deles não é possível explicar a natureza probabilística ou estocástica do comportamento do SEP, as falhas dos componentes ou as demandas dos consumidores (BILLINTON; ALLAN, 1996). Os métodos probabilísticos são mais complexos, devido a necessitarem de um nível de modelagem altamente detalhado de seus componentes e fontes. Os dados históricos, por exemplo, são muito importantes nesse método para se obterem resultados confiáveis. Atualmente, as concessionárias de energia empenham-se em avaliar todos os cenários possíveis com base em dados do passado e, a partir disso, buscam prever as condições e necessidades futuras. Esse método é utilizado em cálculos de taxas de falha e tempo de reparo, além de ser normalmente utilizado para a tomada de decisões de curto prazo (FERNANDES, 2012).

Utilizando os métodos determinísticos e probabilísticos 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 SEE, sendo assim, mais fácil planejar os investimentos necessários para um contínuo melhoramento no sistema (TRONCHONI, 2008).

O desempenho dos SEP é muito suscetível a variações no clima, principalmente a eventos extremos de chuvas e ventos. No Brasil, eventos de interrupções no fornecimento de energia elétrica decorrentes de descargas elétricas associadas a tempestades são bastante frequentes nas regiões sul e sudeste do país. A detecção de padrões atmosféricos responsáveis por eventos climáticos extremos e o conhecimento a respeito dos efeitos da variabilidade climática é de extrema importância para o planejamento e elaboração de projetos de operação e manutenção dos SEE. Além disso, análises dessa natureza podem gerar informações de grande utilidade a fim inserir no SEP medidas preventivas em casos de condições meteorológicas adversas que prejudicam as linhas aéreas de transmissão e distribuição (FARIAS; CORREIA, 2008).

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).

Os índices de confiabilidade podem ser calculados através de métodos analíticos ou de simulação (BILLINTON; ALLAN, 1996). Devido a escalabilidade, flexibilidade e precisão o Método de Monte Carlo (MMC) é empregado na maioria das avaliações de confiabilidade dos SEP. Esse inclui diversos métodos estatísticos que se baseiam em amostragens aleatórias para obter resultados numéricos, isto é, repetindo consecutivas simulações um elevado número de vezes, para se calcular probabilidades, tal como se registrassem os resultados reais em jogos de casino (daí o nome). O Método de Monte Carlo é a designação para a simulação estocástica, usando números aleatórios, a partir de qualquer distribuição de probabilidade para avaliar de forma numérica um modelo matemático que permita estimar o comportamento de um sistema ou um processo que envolve variáveis aleatórias. A principal vantagem da Simulação de Monte

Carlo (SMC) é que esta oferece uma solução robusta e eficiente para avaliação dos sistemas (DIAS, et. al, 2019).

1.1 OBJETIVOS

Nessa seção, serão apresentados o objetivo geral e os objetivos específicos do presente trabalho.

1.1.1 Objetivo Geral

Este trabalho tem como objetivo avaliar a Confiabilidade de Sistemas Elétricos de Potência em cenários de alta integração de fontes renováveis de energia, em condições meteorológicas severas e de integração de VEs.

1.1.2 Objetivos Específicos

- Estudar metodologias probabilísticas aplicadas a confiabilidade do Sistema elétrico de Potência:
 - Simulação de Monte Carlo Sequencial (SMCS);
 - Modelos dos elementos de um Sistema Elétrico de Potência (SEP);
 - Índices de Confiabilidade.
- Estudar modelos de confiabilidade para o SEP.
- Implementar um sistema teste para avaliação da confiabilidade de SEP.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 ESTADO DA ARTE

A maioria das interrupções causadas nas linhas aéreas da rede de distribuição de energia são causadas devido a condições meteorológicas severas, como tempestades (chuvas intensas), tornados e elevadas velocidades dos ventos. As interrupções nas linhas aéreas são muito mais prováveis durante climas adversos do que em climas amenos, dias sem tempestades e ventanias. Cada evento de clima severo deve ser tratado de forma independente. Pois, cada evento possui uma duração e intensidade diferentes e isso faz com que o modelo seja muito mais realista. Se for considerado um local com muito vento, é óbvio que se os sistemas de distribuição são afetados por essas condições, mais falhas acontecerão e a duração média da interrupção será maior, considerando que nenhuma restauração pode ser feita até que o evento de mau tempo seja encerrado (BOLLEN, 2001. FERNANDES, 2012).

Na região nordeste dos EUA, por exemplo, tempestades de ventos afetaram severamente a região. No estado de Connecticut em agosto de 2011, houve interrupções no sistema de distribuição, por causa dessas tempestades que deixaram, cerca de 800.000 consumidores sem energia elétrica, causando um prejuízo de U\$ 200 milhões às concessionárias de energia. Com essa e outras tempestades e furacões, observou-se que é de extrema relevância estudar a confiabilidade dos sistemas de energia para assim, identificar suas fraquezas e aumentar a proteção contra desastres naturais (LI et. al., 2014).

Em *Effects of adverse weather and aging on power system reliability*, BOLLEN, 2001 aponta que as interrupções devido a eventos de condições meteorológicas severas, não são constantes durante o ano e com isso a taxa de falha é, em média, $0,015 \text{ ano}^{-1}$ nos sistemas de distribuição de energia. Porém se forem analisados somente os períodos que apresentaram condições meteorológicas adversas esse valor é mais elevado. Avaliando eventos com uma maior duração, não implicou em um aumento das interrupções. Porém, vale ressaltar que, eventos com maiores durações, podem acabar rompendo diversas falhas no SEP, dessa forma, é de extrema relevância que haja um planejamento minucioso para que as concessionárias distribuidoras de energia sejam capazes de mitigar, ou até mesmo controlar, os impactos dessas falhas nos seus consumidores.

A instalação de Geração Distribuída (GD) vem sendo muito utilizada para elevar a confiabilidade dos sistemas de distribuição, pois influencia no controle e proteção dos SEE. A GD pode, por exemplo, aliviar o carregamento dos alimentadores de modo a permitir o aumento

na capacidade de transferência de carga. Este aumento depende consideravelmente do tamanho, tecnologia e variação do recurso utilizado pela GD. Uma atenção especial tem sido dada à energia solar, principalmente, devido a questões ambientais. No entanto, esta fonte de energia juntamente com suas variações de capacidade pode aumentar significativamente a complexidade da análise do sistema (NASCIMENTO et. al., 2012).

BUSS & BREMERMAN, 2020 destacam que a reserva estática do SEE diminui à medida que a inserção da geração solar fotovoltaica aumenta, indicando maior confiabilidade em cenários com mais unidades desta fonte. Ainda, verificando a influência da variação da radiação solar de um ano para o outro, os resultados mostram que os índices sofrem maiores impactos à medida que os anos apresentam menor radiação solar e a diferença vai diminuindo à medida que séries solares aumentam os níveis de radiação. Consequentemente, menor capacidade nominal de GD maior será a confiabilidade do sistema, ou menor é a necessidade de reserva secundária.

Ye Linhao et. al. propõe um mecanismo para reduzir as falhas nas microrredes utilizando VEs como um recurso ao lado da demanda com funções de carga controláveis e armazenamento de energia. O tempo de carregamento de um VE é flexível e é rapidamente regulado através de estações de carregamento (ECs) sob controle unificado de carga e descarga. Assim, VEs podem auxiliar na GD e no armazenamento de energia no sistema. Os resultados das simulações demonstraram que, utilizando os VEs dessa forma, a confiabilidade das microrredes sofreu uma melhora considerável. O número médio de falta de energia é reduzido em 10,2% e a média anual do tempo de queda é reduzida em 15,2% (LINHAO et. al. 2018).

A instalação de GD pode ser relacionada com alguns tipos de geração de energia, as convencionais (combustíveis fósseis) e as energias renováveis, como a solar fotovoltaica por exemplo. A avaliação dos índices de confiabilidade desses dois tipos pode ser realizada utilizando SMC. O papel da GD nesses casos é de elevar os níveis de confiabilidade das redes de distribuição de energia, provendo carregar ECs de ônibus elétricos. É assumido que os componentes do sistema, como linhas e cabos, apresentam uma taxa de falha constante. Implementando-se os processos de Markov e as SMC, obteve-se que os índices de confiabilidade são aumentados na presença de GD solar em cada EC dos consumidores, ônibus (MAKANDAR; ATLA; VELAMURI, 2016).

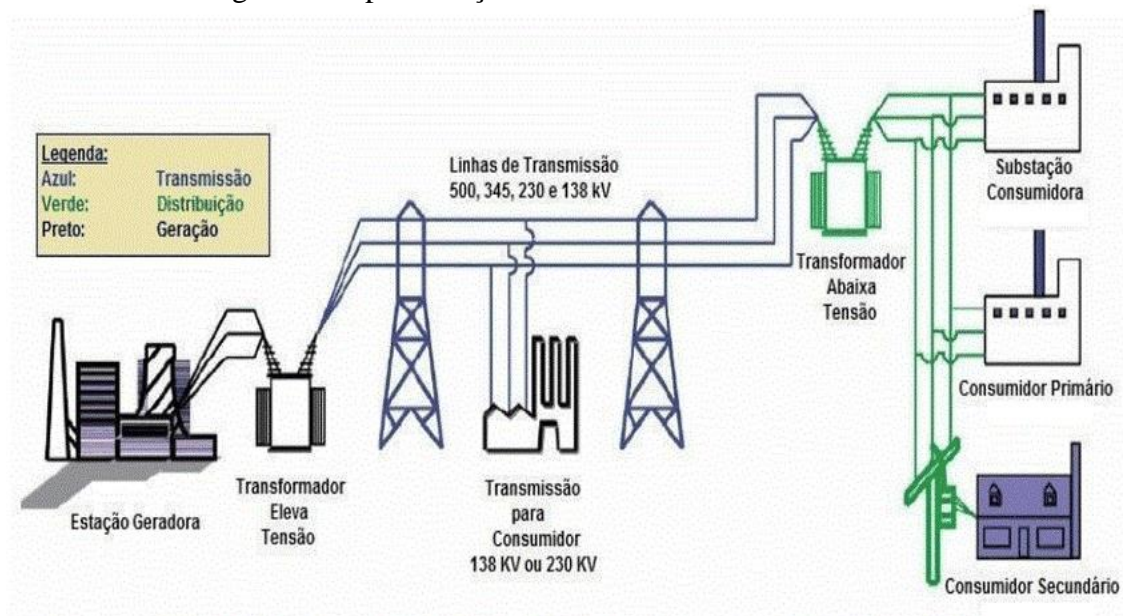
A confiabilidade de sistemas de distribuição pode melhorar com a inserção de VEs, que podem servir como fonte de *energy to home (E2H)* e *energy to grid (E2G)*. Durante interrupções no sistema o VE pode alimentar a casa do consumidor com sua energia

armazenada. Assim como, 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. Portanto, o SEP pode se beneficiar muito conforme a indústria de VEs evoluir com maior energia e capacidade de potência (XU; CHUNG, 2016).

2.2 REFERENCIAL TEÓRICO

No Brasil o SEP é interligado formando o Sistema Interligado Nacional (SIN). O SIN percorre as regiões Sul, Sudeste, Centro-oeste, Nordeste e parte do Norte, conectando grande parte do território brasileiro. Dessa forma, há uma grande possibilidade de linhas de transmissão se interconectam com regiões distintas do país, assim elevando a confiabilidade no fornecimento de energia elétrica em casos de condições adversas em determinadas regiões (STEINER, 2018). A Figura 3 apresenta o SEP com uma representação dos sistemas de geração, transmissão e distribuição.

Figura 3: Representação do Sistema Elétrico de Potência.



Fonte: ANEEL, 2017.

Há uma grande pressão nos SEE para lidar com o elevado aumento de carga e atender aos requisitos de operação da rede, sendo necessário ajustar a geração, transmissão e distribuição de energia para corresponder às mudanças de carga necessárias. Assim, um desafio

para os próximos anos será a utilização dos recursos naturais em conjunto com a demanda a fim de otimizar a operação dos SEP (LINHAO, 2018).

As técnicas de avaliação de confiabilidade evoluíram ao longo das últimas décadas, quando houve uma grande expansão das matrizes energéticas renováveis (XU; CHUNG, 2016). Por meio de históricos de eventos passados é possível traçar tendências futuras e realizar diagnósticos mais precisos dos SEE. Com esses históricos, ou previsões por meio de técnicas probabilísticas, é possível avaliar a confiabilidade dos sistemas de distribuição de energia elétrica (CARDOSO, 2021).

As SMC destacam-se entre as metodologias estudadas no estudo de confiabilidade dos SEP, pois podem ser utilizadas de forma aleatória e ou sequencial, dependendo dos objetivos de cada estudo. Destaca-se a SMCS, pois é aplicada em eventos que ocorrem em ordem cronológica (CARDOSO, 2021. BUSS, 2019).

2.2.1 Métodos de Simulação

Os métodos de simulação fornecem hipóteses dos índices de confiabilidade em um período de segurança simulando o comportamento estocástico dos componentes do sistema. As SMC foram os primeiros métodos de simulação que são baseados em índices estatísticos a serem amplamente implementados. Por meio de amostragem de variáveis aleatórias, é possível simular o comportamento do sistema em relação aos índices de confiabilidade obtendo uma estimativa rigorosa desses índices (BUSS, 2019. FERNANDES, 2012).

2.2.1.1 Monte Carlo Não-Sequencial

A Simulação de Monte Carlo Não-Sequencial (SMCNS) é utilizada com maior frequência em avaliações de sistemas de geração ou transmissão de energia. O conceito principal desse método é amostrar, independente de períodos de tempo em que ocorrem, uma quantidade suficiente de estados do sistema, através da utilização de distribuição de probabilidade. Da mesma forma, é importante calcular e testar funções para cada estado do sistema de forma a medir os índices de confiabilidade. (BUSS, 2019. FERNANDES, 2012).

A SMCNS pode ser executada seguindo os passos apresentados no Quadro 1 descritos por Bremermann (2014):

Quadro 1 - Passos Simulação de Monte Carlo Não-Sequencial.

Passo	Procedimento
1	Inicializar o número de amostras $N=0$;
2	Fazer uma amostra de todos os estados do sistema de suas respectivas distribuições de probabilidade, atualizar N ;
3	Calcular o resultado das funções de teste para índices de confiabilidade de cada estado do sistema de amostra;
4	Estimar os índices de confiabilidade como a média dos valores da função;
5	Calcular o coeficiente de variação β , se o grau de confiança for aceitável, então pare, se não, volte para a etapa 2.

Fonte: BREMERMAN (2014).

O SMCNS possui uma desvantagem que está relacionada a incapacidade de trazer à tona, detalhadamente, as características cronológicas do sistema. No entanto, é capaz de estimar os índices de confiabilidade em um período inferior em comparação com a SMCS. Além de ocorrências de falha, esse método pode ser extrapolado para outros tipos de amostras, com diferentes características, por exemplo, parâmetros de carga, estados hidrológicos e meteorológicos (FERNANDES, 2012).

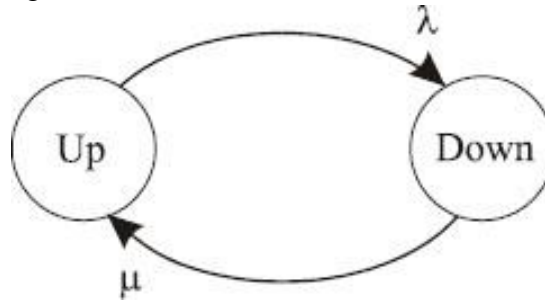
2.2.1.2 Monte Carlo Sequencial

A abordagem sequencial é baseada na amostragem da distribuição de probabilidade da extensão do estado do componente. Esse atributo torna a técnica como a mais adequada para lidar com sistemas nos quais a reprodução da cronologia de ocorrência dos eventos é essencial para uma avaliação correta dos índices de confiabilidade. Com a utilização dos processos de Markov é possível descrever o comportamento aleatório de sistemas que variam discretamente ou continuamente com respeito ao tempo e espaço. Variações aleatórias discretas ou contínuas são conhecidas como processos estocásticos. Porém, nem todos os processos estocásticos podem ser modelados utilizando a abordagem básica de Markov. Assim, o comportamento do sistema deve ser caracterizado por uma falta de memória, de maneira que os estados futuros de um sistema sejam independentes de todos os estados passados, exceto o imediatamente anterior. Portanto, o comportamento aleatório futuro de um sistema depende apenas de onde ele está no presente, não de onde esteve no passado ou de como chegou a sua posição atual (CARDOSO, 2021).

Estudos de confiabilidade de sistemas de distribuição geralmente consideram que os tempos até a falha e reparo de equipamentos elétricos seguem uma distribuição exponencial com taxas de falha e de reparo constantes. Sabendo as taxas de falha (λ) e reparo (μ) de cada

unidade de geração, é possível, através do modelo Markoviano, determinar a probabilidade de o gerador estar no estado de alta ou de baixa. A Figura 4 mostra um modelo Markoviano a dois estados *Up* e *Down* (ligado e desligado) com parâmetros de transição μ e λ (BILLINTON; ALLAN, 1996. BUSS; BREMERMAN, 2020).

Figura 4: Modelo de Markov a dois estados.



Fonte: BUSS & BREMERMAN, 2020.

Considerando um modelo de Markov de dois estados é possível simular o processo estocástico de operação do sistema através de suas distribuições de probabilidades. Considerando um modelo de componente único, um componente tem dois estados: estado operacional e estado de reparo. Esses estados são associados ao *mean time to failure* (MTTF) e *mean time to repair* (MTTR) para cada componente do sistema (BREMERMAN et. al., 2014. FERNANDES, 2012).

Os passos da Simulação de Monte Carlo Sequencial (SMCS) são representados a seguir no Quadro 2:

Quadro 2 - Passos Simulação de Monte Carlo Sequencial.

Passo	Procedimento
1	Iniciar o estado de todos os componentes. Em geral, assume-se que todos os componentes estão no estado <i>UP</i> ou operacional. Definir o número máximo de anos a ser simulado $N_{máx}$ e os critérios de convergência β . Definir o número de anos para um $N_{ano} = I$;
2	Definir o tempo de simulação para zero $t = 0$ e somente um no número de anos simulados $N_{ano} = N_{ano} + I$;
3	<p>Amostra do estado dos componentes do sistema em uma base anual. A distribuição exponencial é usada para abordar a duração do estado do componente e é calculada da seguinte forma:</p> $T_i = \frac{1}{\alpha_i} \ln(U_i)$ <p>Onde U_i é um número aleatório uniformemente distribuído entre $[0, 1]$, i representa o número do componente. Os valores de MTTF e MTTR são representados por α, e são utilizados de acordo com o estado atual do sistema;</p>

4	Atualizar o tempo de simulação t , de acordo com as transições de estado selecionadas;
5	Para obter os índices de confiabilidade anuais, avalie a função de teste sobre os valores acumulados;
6	Atualizar o resultado das funções de teste de confiabilidade e os índices correspondentes;
7	Se o ano simulado não estiver no final, voltar ao passo 4. Caso contrário, ir para o passo 8;
8	Estimar os valores médios esperados dos índices anuais como a média dos resultados para cada sequência simulada;
9	Testar os critérios de parada de acordo com suas definições no início do processo de simulação. Em geral, o número de anos amostrados e o índice de convergência são os critérios selecionados para finalizar o processo de simulação;
10	Caso os critérios de parada não sejam atingidos, repetir o passo 2 a cada intervalo de tempo e registrar os resultados de cada duração amostrada para todos os componentes. Caso contrário, ir ao passo 11;
11	Finalizar o processo se o grau desejado de confiança for alcançado. Caso contrário, voltar a etapa 2.

Fonte: BREMERMAN (2014).

A SMCS possui uma desvantagem que é o tempo de computação e armazenamento de memória são mais longos que de outros métodos. Porém as vantagens de utilização como a facilidade de calcular o índice de frequência real, considerar distribuições exponenciais e não exponenciais e calcular distribuições de probabilidade estatística dos índices de confiabilidade além do valor esperado trazem uma grande aplicabilidade a esse método (FERNANDES, 2012).

2.2.1.3 Monte Carlo Pseudo-Sequencial

O objetivo da Simulação de Monte Carlo Pseudo-Sequencial (SMCPS) é utilizar o método SMCNS para selecionar as falhas dos estados do sistema e a SMCS em casos em que há uma interrupção completa do SEP. A principal diferença entre essa abordagem e as anteriores é que abrange diferentes circunstâncias. Os intervalos de tempo de cada estado de transição são seguidos enquanto os métodos anteriores cumprem a duração das amostragens. Dessa forma, a SMCPS retém o cálculo de eficiência da simulação não-sequencial e a capacidade de reter os aspectos cronológicos da simulação sequencial (FERNANDES, 2012).

A abordagem Pseudo-Sequencial pode ser resumida pelos passos representados no Quadro 3:

Quadro 3 - Passos Simulação de Monte Carlo Pseudo-Sequencial.

Passo	Procedimento
1	Fazer uma amostra de duração de cada componente no estado real;
2	Avaliar o desempenho do estado do sistema amostrado por um período de tempo. Se o estado do sistema for <i>UP</i> , volte ao passo 1, se o estado do sistema for <i>DOWN</i> estime a função de teste para os índices de confiabilidade e vá para o passo 3;
3	Obter a sequência de interrupção com base na simulação para frente/para trás;
4	O critério de parada também se baseia na incerteza relativa das estimativas. Portanto, é necessário calcular o β , se a convergência for alcançada então pare senão retornar ao passo 1.

Fonte: FERNANDES (2012).

3.METODOLOGIA

3.1 VEÍCULOS ELÉTRICOS

Com o avanço da tecnologia os motores elétricos desenvolveram-se apresentando um melhor desempenho e diminuição do consumo de combustíveis fósseis. A partir disso, atualmente os VEs apresentam um tempo de carregamento flexível e que pode ser rapidamente regulado pelas ECs sob controle unificado de carga e descarga. Essa mudança na mobilidade das pessoas, onde veículos com motor de combustão serão substituídos por VEs, acionará uma nova preocupação ao planejamento e expansão das linhas de transmissão e distribuição de energia. Muitos estudos já foram desenvolvidos sobre o ponto de vista de geração, bem como o impacto dos VEs na curva de carga e na rede de abastecimento. É importante enfatizar que os VEs serão integrados diretamente ao SEP, assim sendo necessário avaliar e projetar melhores técnicas para a elevação dos índices de confiabilidade dos SEE (FERNANDES, 2012. LINHAO et. al. 2018).

3.2 ÍNDICES DE CONFIABILIDADE

As redes de distribuição têm como função proporcionar o fornecimento de energia aos consumidores com a máxima continuidade possível. A qualidade do serviço prestado pelas empresas de distribuição é avaliada por meio de indicadores de continuidade calculados com base em informações estatísticas que caracterizam o número e a duração de interrupções no fornecimento de energia aos consumidores. Atualmente, as empresas brasileiras devem atender a padrões mensais, trimestrais e anuais estabelecidos pela ANEEL (CARDOSO, 2021). Os indicadores de continuidade podem ser calculados pelas seguintes relações:

System Average Interruption Frequency Index (SAIFI):

O SAIFI representa o índice de frequência de interrupção média do sistema e pode ser estimado através da equação:

$$SAIFI = \frac{\text{Número total de interrupções dos consumidores}}{\text{Número total de consumidores atendidos}} = \frac{\sum \lambda_i N_i}{\sum N_i} \quad (1)$$

Onde N_i é o número de clientes e λ_i é a taxa de falha do ponto de carga i .

System Average Interruption Duration Index (SAIDI)

O SAIDI retrata o índice de duração média de interrupção do sistema e é calculado através da equação:

$$SAIDI = \frac{\text{Soma das durações das interrupções dos consumidores}}{\text{Número total de consumidores atendidos}} = \frac{\sum U_i N_i}{\sum \lambda_i N_i} \quad (2)$$

Onde U_i é o tempo de interrupção anual do ponto de carga i .

Customer Average Interruption Duration Index (CAIDI)

O CAIDI descreve o índice de duração média de interrupção do cliente e pode ser medido através da equação:

$$CAIDI = \frac{\text{Soma das durações das interrupções dos consumidores}}{\text{Número total de interrupções dos consumidores}} = \frac{\sum U_i N_i}{\sum \lambda_i N_i} \quad (3)$$

Average Service Availability Index (ASAI)

O ASAI corresponde ao índice médio de disponibilidade do serviço e pode ser determinado através da equação:

$$ASAI = \frac{\text{Horas disponíveis de atendimento aos consumidores}}{\text{Horas exigidas dos consumidores}} = \frac{\sum N_i 8760 - \sum N_i U_i}{\sum N_i 8760} \quad (4)$$

Onde 8760 é o número médio de horas por ano.

Average Service Unavailability Index (ASUI)

O ASUI caracteriza o índice médio de indisponibilidade de serviço e pode ser previsto através da equação:

$$ASUI = \frac{\text{Horas indisponíveis de atendimento aos consumidores}}{\text{Horas exigidas dos consumidores}} = \frac{\sum N_i U_i}{\sum N_i 8760} \quad (5)$$

Energy Not Supplied Index (ENS)

O ENS corresponde ao índice de energia não fornecida e pode ser medido através da equação:

$$ENS = \sum L_{a(i)} U_i \quad (6)$$

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.

Utilizando esses dados é possível calcular os índices de confiabilidade do sistema. Com as informações fornecidas é possível calcular a média da taxa de falha, duração da interrupção e duração anual da interrupção. Além desses índices existem outros comumente utilizados por concessionárias para descrever e representar a confiabilidade de sistemas elétricos de potência (FERNANDES, 2012).

3.3 REPRESENTAÇÃO DE CLIMAS SEVEROS EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA

As condições meteorológicas alteram a taxa de falha dos componentes dos SEE. Dessa forma é necessário desenvolver abordagens analíticas de simulação, a fim de integrar os modelos meteorológicos nas avaliações de confiabilidade. As taxas de falhas dos componentes são mais prováveis em certos períodos do ano, em que há uma maior ocorrência de climas adversos (FERNANDES, 2012). Assim, o modelo meteorológico pode ser dividido nas seguintes categorias:

Clima normal: todas as condições meteorológicas não designadas como grandes tempestades ou em que ocorrem desastres.

Grandes tempestades: clima severo pode vir a causar desastres que excedem os limites do projeto calculados causando:

- Grandes danos ao SEP;
- Porcentagem elevada de consumidores com problemas na rede (essa porcentagem é definida pela concessionária);
- Tempo de restauração dos serviços maior que o especificado.

Em geral, a porcentagem de consumidores com problemas no sistema é de 10% em 24 horas. No Brasil a maioria dos danos no sistema são causados em períodos que apresentam tempestades com altas velocidades de vento e chuva.

Clima adverso: condições meteorológicas que causam um aumento extraordinário da taxa de falha dos componentes do sistema, no período em que essas condições ocorrem. Porém não se encaixam como grandes tempestades. Pode ser definido selecionando valores adequados e combinações como: tempestades, fortes ventanias, precipitação, etc.

Como existem adversidades em utilizar os três tipos climáticos, neste trabalho serão utilizados somente o estado normal e o estado adverso. Aqui, as condições de clima normal e clima adverso foram consideradas independentes. Portanto, é possível avaliar e estudar as duas condições independentes, sendo que cada condição climática apresenta sua própria taxa de falha. Para determinar condições meteorológicas em diferentes estados, é necessário estabelecer quais circunstâncias prejudicam o funcionamento correto dos componentes do sistema. Dessa forma é de extrema relevância ter dados confiáveis em relação ao clima, tanto o normal quanto o adverso, mesmo sem apresentar falhas (FERNANDES, 2012).

3.3.1 Metodologia de Monte Carlo Sequencial aplicada em condições meteorológicas severas

As simulações de Monte Carlo, comentadas anteriormente, são métodos que possuem uma utilização complexa, dessa forma, apenas as transições meteorológicas, que utilizam esse método serão apresentadas. Essa metodologia considera a integração de aspectos climáticos, como condições meteorológicas severas, para o seu funcionamento, seguindo os passos, descritos no Quadro 4 por (FERNANDES, 2012):

Quadro 4 - Passos simulação de climas severos em sistemas de distribuição.

Passo	Procedimento
1	Iniciar algoritmo em $t = 0$;
2	Gerar eventos de ventos com elevadas intensidade e duração;
3	Gerar componentes estocásticos e seus atributos;
4	Avaliar a transição e obter o próximo instante de transição;
5	
5.1	Caso se encontre clima adverso, fazer uma amostra das taxas de falha e o tempo de interrupção/restauração do sistema para o tempo adverso;
5.2	Se a falha em clima normal for encontrada, pegar o componente e fazer uma amostra do tempo para interrupção/restauração em condições meteorológicas normais;
6	
6.1	Se a falha afetar as linhas de distribuição de energia, conglomerar o número de cortes na rede e a quantidade de energia não fornecida aos consumidores;
6.2	Se a falha não afetar as linhas de distribuição então o instante t é atualizado para o próximo instante de transição;
7	Avaliar t ;
7.1	Se $t > 8760$ (ano) calcular os índices de confiabilidade, armazenar e avaliar o β ;
7.1.1	Se $\beta < 5\%$, então pare a simulação e registre os resultados;
7.1.2	Caso contrário, voltar ao passo 3;
7.2	Se $t \leq 8760$ (ano) voltar para ao passo 3.

Fonte: FERNANDES (2012).

Antes de iniciar o algoritmo SMCS é necessário definir a tipologia da grade e apresentar as características do componente. Então, deve-se amostrar os eventos de ventos fortes juntamente com sua intensidade e duração (FERNANDES, 2012).

Enquanto os componentes elétricos dos SEE são frequentemente modelados pelo modelo de Markov, neste trabalho é utilizado o *non-homogeneous Poisson process* (NHPP). Pois com o NHPP é possível modelar o impacto de tempestades, fortes ventanias e outros eventos que causam interrupções de energia de longa duração na confiabilidade do sistema de energia. A diferença entre o *homogeneous Poisson process* (HPP) e o NHPP é que no último a taxa de ocorrência se dá em função do tempo (ALVEHAG; SODER, 2011. BREMERMAN, 2014).

Iniciando o processo a SMCS é considerada um sistema com um componente. A taxa de falha deste componente e o tempo de interrupção do mesmo formam uma amostra em condições meteorológicas normais. A partir disso a próxima transição deve ser avaliada, para se obter qual foi a causa dessa mudança, essa pode ser um evento meteorológico severo ou uma falha do componente em condições de clima normal (ALVEHAG; SODER, 2011).

Esse componente é avaliado e comparado com o próximo período que apresenta clima adverso. Caso ocorra um evento meteorológico severo, as taxas de falhas e o tempo de

interrupção são amostrados e a duração da interrupção é comparada ao tempo de duração do evento. Se o tempo de interrupção for inferior à duração do evento meteorológico rigoroso, é provável que seja uma falha em apenas um componente do sistema. Caso não haja falhas mesmo nessas condições, esse período é adicionado ao clima normal. Dessa forma, os componentes continuam a sequência cronológica em condições meteorológicas normais considerando o tempo de interrupção anterior (FERNANDES, 2012).

Quando ocorrem essas falhas na rede em condições meteorológicas severas, os sistemas não são restaurados imediatamente. É necessário aguardar até que o clima volte ao normal para se iniciar a restauração, dessa forma garantindo uma maior segurança aos colaboradores e consumidores. Ou seja, em quando ocorrem esses eventos o tempo de restauração dos SEP é o tempo de duração do evento de tempo adverso mais o tempo de interrupção (ALVEHAG; SODER, 2011).

Após todos esses eventos, o tempo é alterado de t para $t + T$, onde T é o tempo de duração até a próxima transição. Assim, o novo instante t é calculado e caso o instante for maior que 8760 (ou um ano), significa que se passou um ano para que os dados de confiabilidade sejam computados e armazenados. O coeficiente β é calculado no final deste ano. Considerou-se que a simulação converge com $\beta < 5\%$ para o pior índice de confiabilidade (FERNANDES, 2012).

3.4 MODELO DE VEÍCULO ELÉTRICO

O modelo de VE apresentado nesse tópico pode ser dividido em três segmentos principais, as chegadas de VEs nas EC, a criação da curva de carga durante um ano e a integração dessas informações utilizando o método de Monte Carlo sequencial para calcular os índices de confiabilidade do ponto de carga assim como os índices de confiabilidade do sistema (FERNANDES, 2012).

3.4.1 Chegadas de veículos elétricos nas estações de carregamento

Inicialmente, para modelar as chegadas de VEs em EC, foram feitas algumas considerações em relação ao modelo de chegadas de VEs.

Considerando:

- 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, λ é a taxa de ocorrência e U é o número pseudoaleatório.

- Supõe-se que o intervalo de tempo real entre chegadas de VEs seja independente dos intervalos anteriores.
- Considera-se que os eventos de chegadas não ocorram simultaneamente.

A partir disso, é apresentada uma abordagem baseada no NHPP, que baseia-se na amostragem quando o VE chega a EC apresentando uma distribuição de tempo não uniforme, que possui uma expressão para aceitar ou rejeitar as chegadas nas EC. Assim, de acordo com a $\lambda(t)$ (taxa de ocorrência variável no tempo), o NHPP foi o melhor processo em que esse modelo se encaixava. O $\lambda(t)$ foi baseado em uma pesquisa, realizada no ano de 2000 em Portugal, que considera a mobilidade das pessoas. Assim, foi possível obter valores médios de chegadas de VE por hora. A partir desses dados, obteve-se uma curva λ contínua e variável ao longo do tempo, esse método possibilita representar o número de chegadas e alterar a taxa de ocorrência de hora em hora (FERNANDES, 2012).

3.4.2 Considerações sobre veículos elétricos e estações de carregamento

Cada VE tem suas características próprias, que variam conforme marcas, modelos, potência, potência de carregamento e armazenamento de energia. A fim de obter-se as taxas de potência de carregamento, considera-se que os VEs são conectados a um ponto de carregamento em comum. Para este trabalho foram consideradas taxas de carregamento de 16 Amperes ou 32 Amperes, dependendo da bateria do VE. Admitiu-se que para VEs com baterias de 7,3kWh carregam com uma corrente de 16 Amperes e o restante é carregado com uma corrente de 32 Amperes. Essas considerações são feitas devido às 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 (FERNANDES, 2012).

Assim que um VE chega a uma EC, as informações sobre a quantidade de carga da bateria são amostradas. Ou seja, sua duração na EC é randomizada entre zero e um, em que zero representa uma bateria totalmente descarregada e uma totalmente carregada. O perfil de duração do carregamento dos VEs é considerado um processo aleatório, pois não há dados confiáveis suficientes a serem aplicados. Isto é, para esse modelo um VE pode ser carregado de

5 minutos até a carga completa do VE. Outra consideração importante é quando o automóvel chega a EC e é posto para carregar ele permanece carregando até que a bateria esteja completa. Quando o carregamento finaliza o VE deixa a EC (FERNANDES, 2012).

Quaisquer limitações de espaço físico ou em relação a disponibilidade de potência não foram consideradas neste trabalho. Dessa forma, não existem limitações quanto a quantidade de veículos conectados a EC. Por conseguinte, foi possível estudar diferentes porcentagens de integração de VEs na rede de distribuição.

3.4.3 Curva de carga durante um ano

A fim de elaborar uma curva de carga e estudar os índices de confiabilidade, foi necessária a manipulação dos dados obtidos. Fatores como, o instante que os VEs chegam ou saem da EC, número de VEs em cada período de transição, energia consumida, horários das transições e a carga acumulada nas simulações são considerados na criação da curva de carga. A curva de carregamento dos veículos elétricos segue o horizonte temporal da curva de carga tradicional e, portanto, é horária. Desta forma, a curva de carga anual possui 8760 horas. Com essas informações é possível estimar os impactos do carregamento no SEP, realizar a comparação sem a integração de VEs na rede e, dessa forma, avalia-se os índices anuais de confiabilidade para sistemas de distribuição.

É importante ressaltar que na simulação é necessário ter cautela e coerência nos intervalos das transições. Neste trabalho, as transições são realizadas em t^- em que t é um instante de transição. Em termos matemáticos as operações são realizadas no intervalo $[t^-, t)$.

3.5 MODELO DE CLIMA ADVERSO

Uma vez que a taxa de ocorrência de clima adverso (como eventos de fortes ventanias e eventos de raios) varia ao longo do ano é necessário utilizar NHPP. A respeito do NHPP é importante considerar a taxa de ocorrência dependendo do tempo, $\lambda(t)$. A fim de parametrizar os NHPP para eventos de fortes ventanias e eventos de raios, é necessária, para uma melhor corroboração, a utilização de dados meteorológicos. A intensidade e a duração de cada evento criado pelo NHPP são aleatórias e retiradas de distribuições de probabilidade com base em estatísticas meteorológicas (FERNANDES, 2012).

3.6 ALGORITMO DE SIMULAÇÃO

3.6.1 Algoritmo de Simulação do Modelo de Veículo Elétrico

Uma abordagem utilizando valores médios de chegadas de VEs foi utilizada para obter a curva $\lambda(t)$. O $\lambda(t)$ foi estimado através de linhas retas entre intervalos, assim, assumiu-se que as transições ao longo do dia em uma EC não poderiam ser abruptas entre os intervalos de tempo. Dessa forma, o NHPP foi aplicado nas simulações de chegadas de VEs nas EC, assim sendo possível obter-se amostras coerentes das chegadas dos VEs. Após simular um ano de chegadas de VEs, utiliza-se as informações obtidas (como número de VEs, características individuais e curvas de carga) para calcular o próximo ano de chegadas utilizando as SMCS.

Esta foi uma nova aplicação utilizando NHPP para integrar VEs na rede. A partir desse algoritmo, informações como o número de chegada de VEs e seu período são armazenadas em vetores para futuramente serem aplicados na curva de carga de cada algoritmo.

3.6.2 Algoritmo de Simulação de Modelo Meteorológico

Os algoritmos para gerar os eventos aleatórios de ventos fortes de Weibull, bem como suas durações, velocidade do vento ao quadrado do delta de Weibull e os eventos meteorológicos adversos são descritos no abaixo.

- Inicialmente foi aplicado um algoritmo para gerar as durações de ventos fortes de Weibull, utilizando NHPP e as amostras foram registradas;
- Em seguida foi utilizado outro algoritmo a fim de gerar as velocidades de vento de Weibull delta square. Nesse algoritmo a diferença entre, $\omega(t)^2$ e $\omega_{crit}(t)^2$ são amostradas. Esse método é utilizado quando um novo evento de ventos fortes é amostrado no algoritmo NHPP.

Em resumo o NHPP é empregado em eventos meteorológicos adversos. No modelo de VE uma metodologia semelhante foi utilizada, porém nesta aplicação foram consideradas condições meteorológicas adversas e o número de eventos de ventos fortes, o $\Delta\omega^2(t)$ que é a diferença entre o $\omega(t)^2$ e o $\omega_{crit}(t)$ 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.

3.7 DESCRIÇÃO E ESTUDO DE CASO

No total o sistema possui 1.908 locais consumidores, sendo considerado que cada consumidor do sistema dispõe de dois VEs, ou seja, um total de 3.816 VEs no sistema. A integração dos VEs no SEP é uma porcentagem do total de consumidores no sistema de distribuição. Inicialmente, espera-se obter-se uma integração de 23% do total de consumidores, após isso 50% e 90%. Os pontos de carregamento do sistema podem carregar um VE com uma taxa de 3,6kW ou 7,3kW, dependendo do tipo de VE. A maioria dos VEs carregam a uma taxa de 7,3kW como demonstrado na Tabela 1.

Tabela 1 – Informações sobre a integração de veículos elétricos no SEE.

% de VEs total por consumidores	23%	50%	90%
Expectativa n° de VEs	438,84	954,0	1717,2
Expectativa de carga (kW)	3203,532	6964,2	12535,56

Fonte: A autora (2022).

3.7.1 Estudo de Caso 1

No Estudo de Caso 1, o sistema é configurado com integração de VE e considerando condições meteorológicas normais. Assim, são definidos os índices de confiabilidade para diferentes penetrações de VEs no SEP.

3.7.2 Estudo de Caso 2

No Estudo de Caso 2, o sistema é configurado com integração de VE e considerando condições meteorológicas adversas. Assim, são definidos os índices de confiabilidade para diferentes cenários apresentando VEs no SEP.

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

O objetivo desta seção é avaliar os resultados obtidos e comparar a integração de VEs e as consequências do clima adverso no sistema. A perspectiva dos consumidores, o impacto das interrupções na EC nos VEs e seus clientes também são avaliados. Aqui o sistema sem a integração de VEs não será avaliado.

Dois nós foram escolhidos relacionados a EC, o NEV01 e NEV02. Os parâmetros utilizados na escolha foram, os nós estarem em diferentes distâncias da subestação e em dois pontos extremos de diferentes geradores. Assim, é possível avaliar como diferentes pontos da rede afetam a EC.

Uma variável que representa o número de VEs que tentavam conectar-se a EC no instante da interrupção foi desenvolvida para representar o número médio de VEs não atendidos. Essa variável será utilizada para comparar as diferenças na integração de VEs e integração de VEs com o efeito das condições meteorológicas adversas com o SAIFI e SAIDI no sistema. Por fim, a intenção é avaliar a perspectiva dos consumidores sobre o impacto das interrupções de energia nas ECs nos VEs.

4.1 ÍNDICES DE CONFIABILIDADE COM VEÍCULOS ELÉTRICOS SEM CONSIDERAR CONDIÇÕES METEOROLÓGICAS ADVERSAS

Neste item são demonstrados os resultados do Estudo de Caso 1, os índices do sistema e os índices nos dois nós NEV01 e NEV02 onde os VEs estão conectados. Nas Tabelas 2 e 3 são apresentados os índices dos nós NEV01 e NEV02, a taxa média de falhas ao ano (λ) e o tempo médio de interrupção (U) que é dado em horas por ano. Observa-se que as duas ECs apresentam índices de carregamento diferentes, ou seja, são expostas a diferentes condições.

Tabela 2 – Índices do nó NEV01.

% de integração de VEs	Número de VEs não atendidos	λ	U
23%	80,94485152	0,271886	7,531568
50%	176,5323855	0,271722	7,562146
90%	305,8482287	0,271739	7,511857

Fonte: A autora (2022).

Tabela 3 – Índices do nó NEV02.

% de integração de VEs	Número de VEs não atendidos	λ	U
23%	90,2040108	0,261473	8,286524
50%	193,3617694	0,260664	8,140678
90%	342,7532206	0,263285	8,142081

Fonte: A autora (2022).

Comparando o número de VEs não atendidos nos dois nós, demonstrados nas Tabelas 2 e 3, com o número total de VEs no sistema constata-se que quando a uma integração de VEs de 23%, os nós NEV01 e NEV02 apresentam cerca de 2% de VEs não atendidos no sistema. Quando a integração é de 50% o número de VEs não atendidos é 5% em todo o sistema. E o que se refere a inserção de 90% de VEs na rede o número de VEs não atendidos é de, aproximadamente, 8% para os dois nós demonstrados.

Na Tabela 4 são demonstrados diferentes índices do sistema para diferentes porcentagens de integração de VEs na rede.

Tabela 4 – Índices do sistema com VEs.

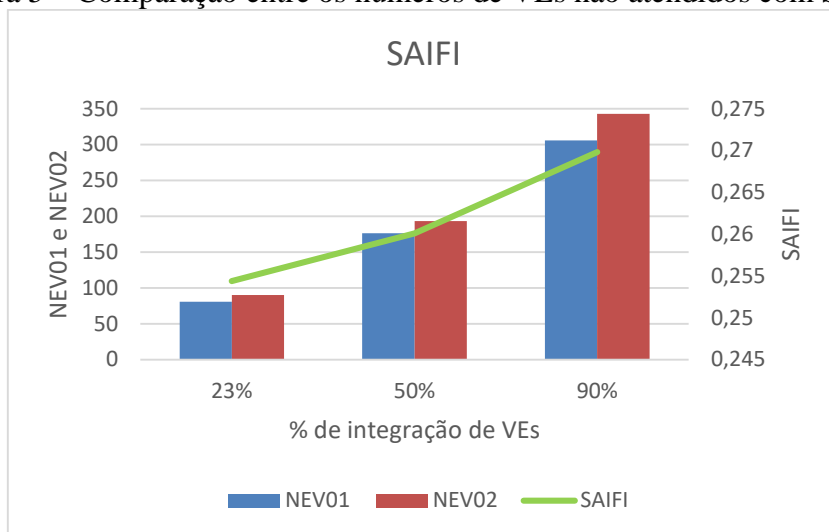
% de integração de VEs	SAIFI	SAIDI	CAIDI	ASAI	ASUI	ENS	AENS
23%	0,254384	3,960037	29,70042	0,999548	0,000452	43,8378	0,022976
50%	0,260112	4,184581	28,17518	0,999522	0,000478	46,26885	0,024247
90%	0,269818	4,454949	28,41371	0,999491	0,000509	49,69388	0,026045

Fonte: A autora (2022).

Após analisar a Tabela 4 é possível observar que os índices SAIFI, SAIDI, ASUI, ENS E AENS elevam-se conforme a integração de VEs na rede aumenta. Em relação ao ASAI, esse índice age de forma contrária, ou seja, os valores diminuem conforme eleva-se a porcentagem de integração. Isso se dá pois como houve um aumento na carga na rede a disponibilidade do sistema diminuiu. Por fim, acerca do CAIDI o índice inicialmente sofre uma diminuição quando passa de 23% de integração para 50%, porém ao passar para 90% nota-se que sofre um pequeno aumento. Devido às simulações não serem constantes os resultados dos índices podem aumentar e diminuir como é apresentado nesse índice. Assim é possível provar que nenhum dos índices apresenta uma curva linear.

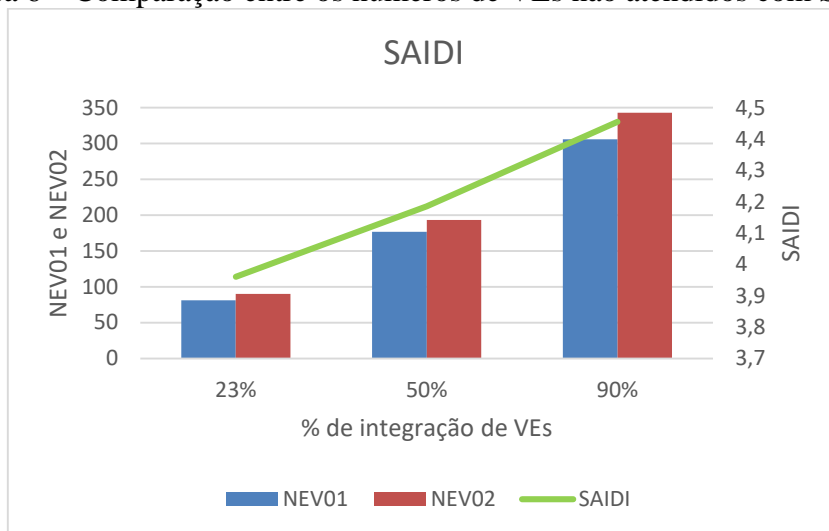
A comparação entre os índices do sistema para a integração de VEs é apresentada nas Figuras 5 e 6.

Figura 5 – Comparação entre os números de VEs não atendidos com SAIFI.



Fonte: A autora (2022).

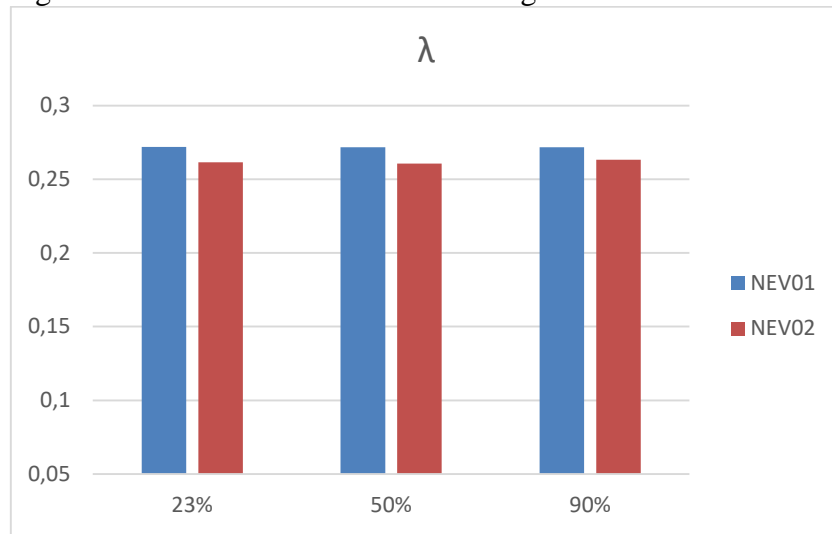
Figura 6 – Comparação entre os números de VEs não atendidos com SAIDI.



Fonte: A autora (2022).

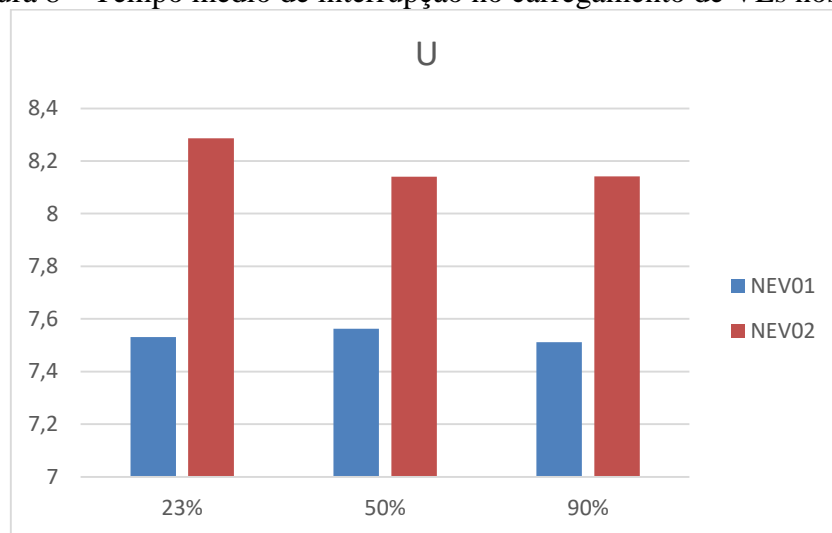
Conforme observado nas Figuras 5 e 6 é possível notar que o SAIFI e SAIDI elevam-se à medida que a inserção de VEs aumenta no SEP. Verifica-se que na comparação entre os números de VEs não atendidos com SAIFI o NEV02 apresenta maiores valores em relação ao NEV01. A curva que representa o SAIFI é praticamente linear, o que condiz com o restante dos dados do gráfico. Na Figura 5 acerca da comparação entre os números de VEs não atendidos com SAIDI nota-se que o NEV01 apresentou valores menores em comparação com o NEV02. A curva que representa o SAIDI é praticamente linear, o que condiz com o restante dos dados do gráfico. Há possibilidade dessa diferença de valores dos índices nos dois nós dar-se pelas diferentes características da localização dos nós.

Figura 7 – Taxa média de falha no carregamento de VEs nos nós.



Fonte: A autora (2022).

Figura 8 – Tempo médio de interrupção no carregamento de VEs nos nós.



Fonte: A autora (2022).

Observando a Figura 7 é possível verificar que a taxa média de falha no carregamento de VEs nos nós NEV01 e NEV02 é praticamente constante nas três simulações de inserção de VEs no SEP. Na Figura 8 percebe-se que o comportamento do tempo médio de interrupção (U) no carregamento de VEs nos nós também se mantém estável nas três porcentagens de índices apresentados, visto que na média o comportamento é muito próximo.

4.2 ÍNDICES DE CONFIABILIDADE COM VEÍCULOS ELÉTRICOS CONSIDERANDO CONDIÇÕES METEOROLÓGICAS ADVERSAS

Aqui são demonstrados os resultados do Estudo de Caso 2, os índices do sistema e os índices nos dois nós NEV01 e NEV02 onde os VEs estão conectados. A presente seção considera a integração de VEs com condições meteorológicas adversas no SEP. Nas Tabelas 5 e 6 são demonstrados os índices dos nós NEV01 e NEV02, a taxa média de falhas ao ano (λ) e o tempo médio de interrupção (U) que é dado em horas por ano. Assim como nos resultados apresentados na seção anterior, as duas ECs apresentam índices de carregamento diferentes, ou seja, são expostas a diferentes condições.

Tabela 5 – Índices do nó NEV01.

% de integração de VEs	Número de VEs não atendidos	λ	U
23%	132,2622081	0,386943	12,09037
50%	284,5091202	0,387339	11,95309
90%	515,504902	0,385621	11,96248

Fonte: A autora (2022).

Tabela 6 – Índices do nó NEV02.

% de integração de VEs	Número de VEs não atendidos	λ	U
23%	128,6698514	0,397028	11,32412
50%	282,6700644	0,398605	11,42216
90%	516,2794118	0,402505	11,58424

Fonte: A autora (2022).

Comparando as Tabelas 5 e 6 com as Tabelas 2 e 3, percebe-se que ao considerar condições meteorológicas adversas no sistema o número de VEs não atendidos, o λ e o U do sistema aumentam. Isso demonstra que quando consideradas condições meteorológicas adversas há maiores chances de falhas no sistema. No momento em que a integração de VEs no SEP é de 23% o número de VEs não atendidos é 4%. Quando a inserção de 50% de VEs na rede o número de VEs não atendidos é de, aproximadamente, 8% para os dois nós demonstrados. E, por fim, quando a inserção de 90% de VEs na rede o número de VEs não atendidos é de, aproximadamente, 14%.

Tabela 7 – Índices do sistema com VEs e condições meteorológicas adversas.

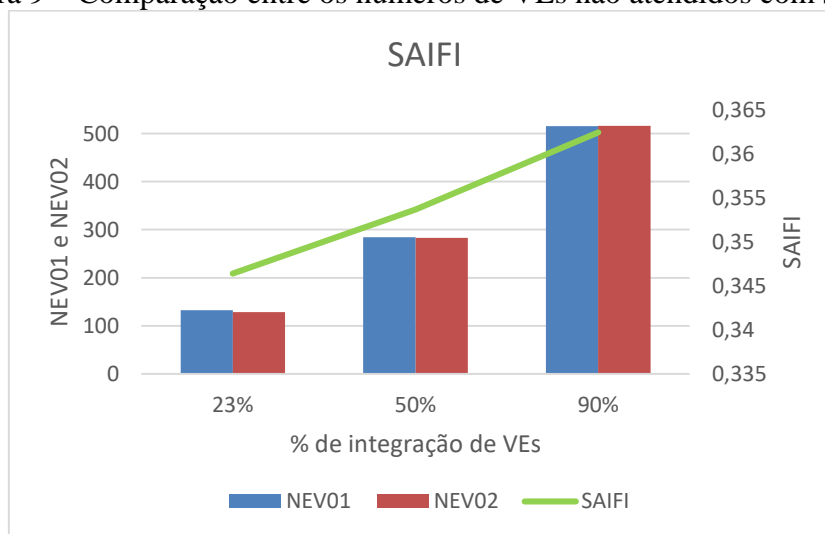
% de integração de VEs	SAIFI	SAIDI	CAIDI	ASAI	ASUI	ENS	AENS
23%	0,346382	6,894984	54,71154	0,999213	0,000787	72,29622	0,037891
50%	0,353638	7,086093	54,05651	0,999191	0,000809	75,11567	0,039369
90%	0,362421	7,386233	53,98397	0,999157	0,000843	79,38639	0,041607

Fonte: A autora (2022).

Considerando os dados da Tabela 7 é possível notar que os índices SAIFI, SAIDI, ASUI, ENS E AENS elevam-se conforme a integração de VEs na rede aumenta. Acerca do CAIDI e ASAI os índices diminuem conforme a porcentagem de integração aumenta. Comparando a Tabela 7 com os dados apresentados na seção anterior é possível verificar um aumento nos índices do sistema quando adicionadas as condições meteorológicas adversas.

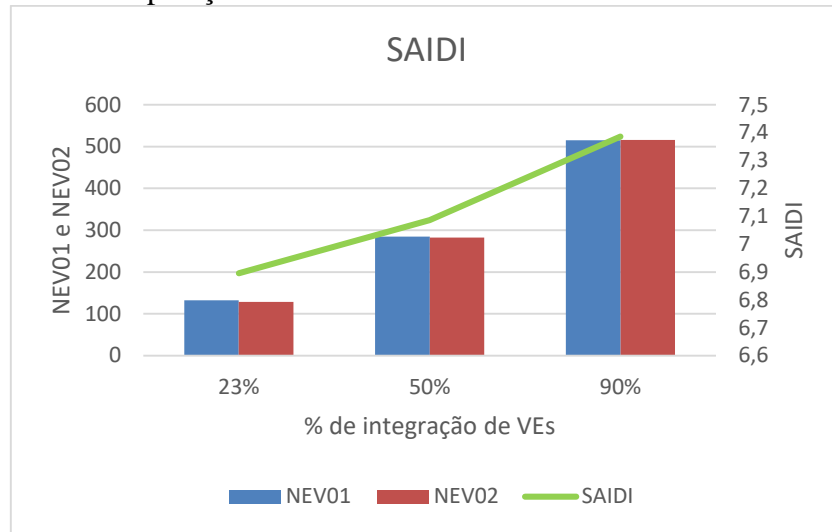
A comparação entre os índices do sistema para a integração de VEs com a inserção de condições meteorológicas adversas é apresentada nas Figuras 9 e 10.

Figura 9 – Comparação entre os números de VEs não atendidos com SAIFI.



Fonte: A autora (2022).

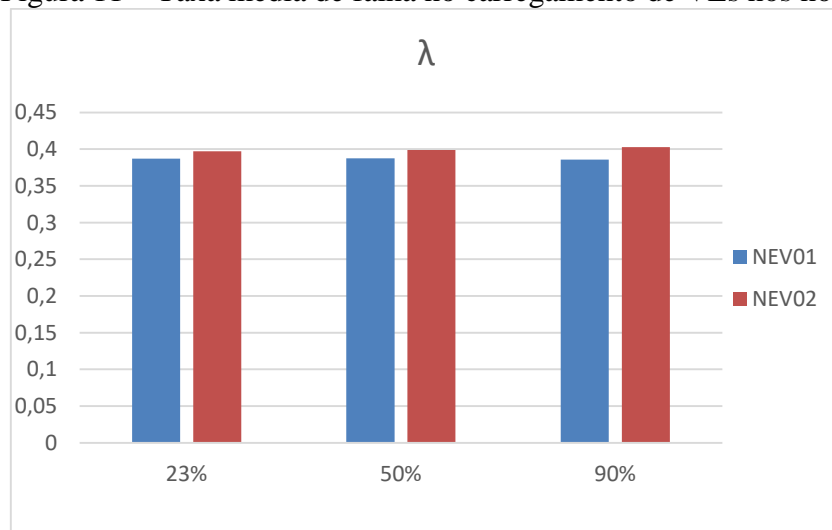
Figura 10 – Comparação entre os números de VEs não atendidos com SAIDI.



Fonte: A autora (2022).

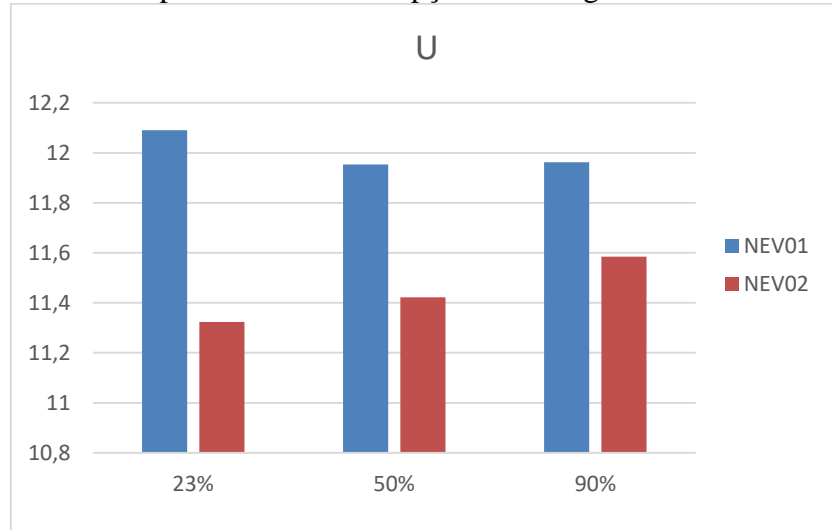
Assim como na seção anterior, a partir das Figuras 9 e 10 observa-se que o SAIFI e SAIDI elevam-se à medida que a inserção de VEs aumenta no SEP. Comparando-se os números de VEs não atendidos com SAIFI o NEV01 apresenta valores um pouco maiores nos índices de integração de 23% e 50%, em relação ao NEV02. A curva que representa o SAIFI é praticamente linear, o que condiz com o restante dos dados do gráfico. Em relação a Figura 10, que apresenta a comparação entre os números de VEs não atendidos com SAIDI, observa-se que o NEV01 apresentou valores maiores em comparação com o NEV02, nos índices de integração de 23% e 50%. A curva que representa o SAIDI é praticamente linear, o que condiz com o restante dos dados do gráfico.

Figura 11 – Taxa média de falha no carregamento de VEs nos nós.



Fonte: A autora (2022).

Figura 12 – Tempo médio de interrupção no carregamento de VEs nos nós.



Fonte: A autora (2022).

Na Figura 11, assim como na Figura 7, a taxa média de falha manteve-se praticamente constante nos dois nós e nas três simulações de inserção de VEs no SEP. Porém, na Figura 7 os maiores valores se dão no nó NEV01 e quando há consideração de condições meteorológicas adversas os valores mais altos se dão no nó NEV02. Provavelmente essa diferença de valores nos índices dos dois nós seja pelas diferentes características da localização dos nós.

Na Figura 12 identifica-se que no nó NEV01 quando a integração de VEs é de 23% o U é maior que nas ocasiões que a integração é de 50% e 90%, em que o U , praticamente, estabiliza-se. Na mesma Figura, porém observando o nó NEV02, verifica-se que conforme a porcentagem de integração de VEs no sistema aumento o índice U passa por uma leve elevação. Por fim, comparando o Estudo de Caso 1 com o Estudo de Caso 2, o que se pode concluir é que as condições meteorológicas têm uma influência significativa nos SEP.

5. CONCLUSÃO

Esse trabalho teve como objetivo estudar a confiabilidade do SEP considerando condições meteorológicas severas em cenário de alta integração de fontes de energia renovável. Apesar de as fontes de energia renováveis ainda representarem uma estreita parcela nos SEE, o crescimento continua expandindo de maneira rápida. A utilização do modelo NHPP possibilita entender o impacto causado pelos VEs e o impacto causado por condições meteorológicas adversas na rede.

A análise dos dois casos estudados, o Estudo de Caso 1 em que o NHPP é utilizado para gerar as chegadas de VEs nas ECs e o Estudo de Caso 2 em que a mesma metodologia é utilizada para variar os padrões do clima, utilizando uma taxa de ocorrência mensal. Ao comparar os resultados dos índices de confiabilidade (SAIFI, SAIDI, CAIDI, ASAI, ASUI, ENS e AENS) é fácil identificar o crescimento destes considerando a ordem anterior.

A utilização do NHPP utilizando a metodologia da SMCS permite avaliar cada evento de forma detalhada, isso origina um modelo mais próximo da realidade. Cada evento gerado possui uma intensidade e duração diferente, assim os eventos seguem uma variação muito próxima às análises estatísticas. Sendo assim, pode-se afirmar que a metodologia está devidamente ajustada e atuando com precisão.

Considerando uma região que apresente condições meteorológicas variáveis os SEE serão afetados pelo ambiente e, assim, a região está sujeita a mais falhas durante o ano. Examinando o número de VEs não atendidos nas ECs em períodos de eventos de clima adverso é possível notar o quanto o clima impacta na confiabilidade do sistema. Além disso, como o número de falhas anuais é maior, o tempo de duração média das interrupções também eleva-se. Isso se dá pois é recomendado que nenhuma restauração seja realizada até que o evento de clima adverso esteja finalizado.

Como a utilização de VEs está sendo difundida de maneira ágil, devido a incentivos de eletromobilidade, metas de redução de poluentes e planos de mudanças climáticas, o estudo da confiabilidade dos SEP é cada vez mais relevante para esse cenário. Desse modo, é coerente validar que com o aumento da utilização de VEs, e considerando condições meteorológicas adversas, os SEP necessitarão de mais investimentos e pesquisas. Ampliações e melhorias tanto na geração de energia elétrica quanto nos sistemas de transmissão e distribuição de energia devem ser realizadas para a adaptação as ECs.

Sugestões para trabalhos futuros:

- Avaliação da confiabilidade para sistemas de geração;
- Outras metodologias para modelagem de VEs;
- Inclusão de novas estratégias de carregamento de V2G e V2H.

6. REFERÊNCIAS

ALVEHAG, Karin; SODER, Lennart. **A Stochastic Weather Dependent Reliability Model for Distribution Systems**. 2011. IEEE. Disponível em:

<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/4912640>. Acesso em: 24 ago. 2021.

ANEEL. **Transmissão, distribuição e comercialização de energia elétrica**: transmissão e distribuição de energia elétrica. Transmissão e distribuição de energia elétrica. 2017.

Disponível em: http://www.labtime.ufg.br/modulos/aneel/mod4_uni1_sl6.html. Acesso em: 12 out. 2021.

EPE [Empresa de Pesquisa Energética] Balanço Energético Nacional (BEN) 2010: Ano base 2009, 2010. Disponível em < <https://ben.epe.gov.br> >. Acesso em ago/2021.

EPE [Empresa de Pesquisa Energética] Balanço Energético Nacional (BEN) 2020: Ano base 2019, 2020. Disponível em < <https://ben.epe.gov.br> >. Acesso em ago/2021.

BILLINTON, R.; ALLAN, R. N. Reliability Evaluation of Power Systems. New York: Plenum. 2. ed. 1996. 514 p.

BOLLEN, Math Hj. Effects of Adverse Weather and Aging on Power System Reliability. In: COMMERCIAL POWER SYST. TECH. CONF., 1., 2000, Clearwater, FL, Usa. **Effects of Adverse Weather and Aging on Power System Reliability**. Clearwater, FL, Usa: Ieee Ind., 2000. p. 63-68.

BREMERMANN, Leonardo E.; **IMPACT EVALUATION OF THE LARGE SCALE INTEGRATION OF ELECTRIC VEHICLES IN THE SECURITY OF SUPPLY**. 2014. 204 f. Tese (Doutorado em Sistemas Sustentáveis de Energia) Faculty of Engineering of University of Porto, Porto.

BREMERMANN, Leonardo E.; MATOS, Manuel; LOPES, João A. Peças; ROSA, Mauro. Electric vehicle models for evaluating the security of supply. **Electric Power Systems Research**, [S.L.], v. 111, p. 32-39, jun. 2014. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.epsr.2014.02.001>.

BUSS, Beatriz Silveira. **AValiação da CONFIBILIDADE DE SISTEMAS DE GERAÇÃO PREDOMINANTEMENTE RENOVÁVEIS**. 2019. 44 f. TCC (Graduação) - Curso de Engenharia de Energia, Energia e Sustentabilidade, Universidade Federal de Santa Catarina, Araranguá, 2019.

BUSS., Beatriz S.; BREMERMAN, Leonardo E.. Avaliação da confiabilidade de sistemas com diferentes níveis de inserção da fonte Solar Fotovoltaica. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SISTEMAS ELÉTRICOS - SBSE2020, 8., 2020, Santo André/Sp. **Anais do Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos 2020**. [S.L.]: Sbabra, 2020. p. 1-7. Disponível em: https://www.sba.org.br/open_journal_systems/index.php/sbse/article/view/2428/1939. Acesso em: 02 ago. 2021.

CARDOSO, Manuela Luz. **Alocação de Indicadores de Passagem de Falta em Redes de Distribuição com base em Custos de Compensação por Interrupção Consumidora**. 2021. 112 f. Tese (Doutorado) - Curso de Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Centro Tecnológico, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2021.

DIAS, Márcio J.; SANTOS, Murillo V.; QUEIROZ, Hélio S.; COSTA, Jorge M. A.; RODRIGUES, Rosemberg F. N.; SOUZA, Lorena F. de; DIAS, Sonimar R. M.; MENEZES, Vítor S.. Utilização de Simulações pelo Método Monte Carlo para Avaliação dos Índices de Confiabilidade num Sistema Fictício de Geração de Energia. **Revista Processos Químicos**, -, v. -, n. -, p. 55-62, jun. 2019.

FARIAS, Leonel Marques; SELITTO, Miguel Afonso. Uso da energia ao longo da história: evolução e perspectivas futuras. **Revista Liberato**, -, v. 12, n. 17, p. 1-10, jun. 2011.

FARIAS, Wendell Rondonelli Gomes; CORREIA, Magaly de Fátima. DESCARGAS ATMOSFÉRICAS E INTERRUPÇÕES DE ENERGIA ELÉTRICA NA ÁREA DA CHESF: Relação com Variáveis atmosféricas em anos de El Niño e La Niña. **Revista Brasileira de Meteorologia**, São José dos Campos/Sp, v. 23, n. 3, p. 270-281, set. 2008.

FERNANDES, João Filipe Silva. **Modeling Adverse Weather and Electric Vehicles Integration in the Distribution Systems Reliability Assessment**. 2012. 106 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Master In Electrical And Computers Engineering Major Energy, Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, Porto, 2012.

LI, Gengfeng; ZHANG, Peng; LUH, Peter B.; LI, Wenyuan; BIE, Zhaohong; SERNA, Camilo; ZHAO, Zhibing. Risk Analysis for Distribution Systems in the Northeast U.S. Under Wind Storms. In: IEEE TRANSACTIONS ON POWER SYSTEMS, 2., 2014, -. **Risk Analysis for Distribution Systems in the Northeast U.S. Under Wind Storms**. -: Ieee Ind., 2014. v. 29, p. 889-898.

LINHAO, Ye; KE, Wang; XU, Chen; TINGCHENG, Huang; MENG Ying, Liu. Reliability Evaluation of Microgrid Considering Electric Vehicles and Demand Response. In: : INTERNATIONAL CONFERENCE ON POWER SYSTEM TECHNOLOGY (POWERCON), -, 2018, Guangzhou, China. **Reliability Evaluation of Microgrid Considering Electric Vehicles and Demand Response**. -: Ieee Ind., 2018. v. 1, p. 1668-1672.

MAKANDAR, Mehetaj; ATLA, Chandra Shekhar Reddy; VELAMURI, Prof. Sankar. Reliability Assessment of Distribution System with Renewable Distributed Generation. In: BIENNIAL INTERNATIONAL CONFERENCE ON POWER AND ENERGY SYSTEMS:TOWARDS SUSTAINABLE ENERGY (PESTSE), -, 2016, Bengaluru, Índia. **Reliability Assessment of Distribution System with Renewable Distributed Generation**. Bengaluru, Índia: Ieee Ind., 2016. p. 1-5.

NASCIMENTO, Luiz C.; SILVA, Armando M. Leite da; ROSA, Mauro; ISSICABA, Diego; LOPES, João A. P. **IMPACTO NA CONFIABILIDADE DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA SUJEITOS À RESTRIÇÃO DE CARGA E INTEGRADOS A RECURSOS ENERGÉTICOS DISTRIBUÍDOS**. 2012. Disponível em: <http://repositorio.inesctec.pt/handle/123456789/3422>. Acesso em: 05 ago. 2021.

SANTOS, Fernando Manuel Carvalho da Silva; BREMERMAN, Leonardo Elizeire; BRANCO, Tadeu da Mata Medeiros; ISSICABA, Diego; ROSA, Mauro Augusto da. Impact Evaluation of Wind Power Geographic Dispersion on Future Operating Reserve Needs. **Energies**, [S.L.], v. 11, n. 11, p. 2863-2875, 23 out. 2018. MDPI AG. <http://dx.doi.org/10.3390/en11112863>.

STEINER, Djéssica. **DESENVOLVIMENTO E IMPLEMENTAÇÃO DE UMA FERRAMENTA DE SIMULAÇÃO DE CASOS PARA ANALISAR O IMPACTO DE VEÍCULOS ELÉTRICOS EM REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA**. 2018. 48 f. TCC (Graduação) - Curso de Engenharia de Energia, Universidade Federal de Santa Catarina, Araranguá, 2018.

TRONCHONI, Alex Bernsts. **IDENTIFICAÇÃO DE CAUSAS DE DESLIGAMENTOS NÃO PROGRAMADOS EM REDES DE DISTRIBUIÇÃO**. 2008. 131 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Mestrado em Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2008.

XU, N. Z.; CHUNG, C. Y.. Reliability Evaluation of Distribution Systems Including Vehicle-to-Home and Vehicle-to-Grid. In: IEEE TRANSACTIONS ON POWER SYSTEMS, 1., 2016, -. **Reliability Evaluation of Distribution Systems Including Vehicle-to-Home and Vehicle-to-Grid**. -: Ieee Ind., 2016. v. 31, p. 759-768.