

Algoritmos Genéticos para Otimização de soluções integrando carregadores de veículos eléctricos, auto-produção e armazenamento de energia.

FERNANDA CLAUDINO LEITE

outubro de 2023

ALGORITMOS GENÉTICOS PARA OTIMIZAÇÃO DE SOLUÇÕES INTEGRANDO CARREGADORES DE VEÍCULOS ELÉTRICOS, AUTO-PRODUÇÃO E ARMAZENAMENTO DE ENERGIA

Fernanda Claudino Leite



Instituto Superior de
Engenharia do Porto

Departamento de Engenharia Eletrotécnica

Mestrado em Engenharia Eletrotécnica – Sistemas Elétricos de Energia

2023

Uma tese apresentada como cumprimento parcial dos requisitos para obtenção de grau de mestre em Engenharia Eletrotécnica – Sistemas Elétricos de Energia

Candidato: Fernanda Claudino Leite, N° 1220532, 1220532@isep.ipp.pt

Orientação científica: Luís Augusto Correia Roque, lar@isep.ipp.pt

Co-orientação científica: Alzira Maria Teixeira da Mota, atm@isep.ipp.pt

Co-orientação científica: Selmo Eduardo Rodrigues Junior, selmo.junior@ifma.edu.br

Supervisão: Fernando Mauricio Teixeira de Sousa Dias, fmd@isep.ipp.pt



Departamento de Engenharia Eletrotécnica

Mestrado em Engenharia Eletrotécnica – Sistemas Elétricos de Energia

2023

Agradecimentos

Agradeço principalmente a Deus que permitiu essa caminhada e pelas pessoas que Ele colocou no meu caminho para contribuir de forma significativa com meu aprendizado. Agradeço à minha família, minha igreja, meus colegas de intercâmbio por todo aporte, agradeço ao IFMA por todo apoio e incentivo ao desenvolvimento acadêmico. Agradeço aos meus orientadores do ISEP por incentivarem e contribuírem de forma significativa para a conclusão desta etapa. Neste trabalho, agradecemos ao suporte financeiro por fundos nacionais através da FCT/MCTES (PIDDAC), no âmbito dos projetos 2022.02320.PTDC e 2022.02801.PTDC.

Resumo

É crescente a importância da energia renovável e da mobilidade elétrica, para enfrentar os desafios ambientais e energéticos atuais. Acerca da mobilidade elétrica, o número crescente de veículos elétricos a bateria e veículos elétricos híbridos *plug-in*, traz a necessidade de mais infraestrutura de carregamento, destes tipos de veículos, nas cidades e nas estradas, onde tais infraestruturas precisam estar conectadas à rede elétrica de distribuição, resultando em restrições como disponibilidade de potência. Este trabalho faz uma abordagem acerca do dimensionamento de uma estação de carregamentos rápidos de veículos elétricos, lidando com esse desafio através da implementação de um sistema de armazenamento de energia baseado em bateria BESS e considerando a inserção no sistema de uma fonte de energia renovável (energia solar). Pretendemos minimizar os custos globais de energia, para evitar atualizações futuras na infraestrutura e potencializar a integração de recursos de energia renovável. A metodologia adotada baseia-se no Algoritmo BRKGA, um método aplicado em problemas de otimização combinatória, para encontrar soluções ótimas que levem em consideração a carga de carros elétricos, a geração de energia renovável local e o armazenamento eficiente de energia com custos mínimos. Através de estudos de caso com diferentes cenários, implementamos a metodologia proposta. Foram obtidos resultados para o dimensionamento de uma estação de recarga com autoprodução de energia de fonte renovável que minimizam os custos de energia. Este trabalho, destaca a importância contínua da pesquisa em Algoritmos Genéticos e seu papel relevante na resolução de problemas complexos relacionados à energia e mobilidade elétrica, pavimentando o caminho para um futuro mais sustentável e ecologicamente consciente.

Palavras-Chave

Veículos Elétricos, Energias Renováveis, Algoritmos Genéticos, Sistemas de Armazenamento de Energia em Baterias, Carregamento

Abstract

The importance of renewable energy and electric mobility is growing to face current environmental and energy challenges. Regarding electric mobility, the growing number of battery electric vehicles and plug-in hybrid electric vehicles brings about the need for more charging infrastructure for these types of vehicles in cities and on roads, where such infrastructure needs to be connected to the electrical grid. distribution, resulting in restrictions such as power availability. This work takes an approach to the sizing of a fast charging station for electric vehicles, dealing with this challenge through the implementation of an energy storage system based on a BESS battery and considering the insertion into the system of a renewable energy source (energy solar). We aim to minimize global energy costs, to avoid future infrastructure upgrades and enhance the integration of renewable energy resources. The methodology adopted is based on the BRKGA Algorithm, a method applied to combinatorial optimization problems, to find optimal solutions that take into account the charging of electric cars, local renewable energy generation and efficient energy storage with minimum costs. Through case studies with different scenarios, we implemented the proposed methodology. Results were obtained for the design of a charging station with self-production of energy from renewable sources that minimize energy costs. This work highlights the continued importance of research in Genetic Algorithms and their relevant role in solving complex problems related to energy and electric mobility, paving the way for a more sustainable and ecologically conscious future.

Keywords

Electric Vehicles, Renewable Energies, Genetic Algorithms, Energy Storage Systems in Batteries, Charging.

Résumé

L'importance des énergies renouvelables et de la mobilité électrique augmente face aux défis environnementaux et énergétiques actuels. En ce qui concerne la mobilité électrique, le nombre croissant de véhicules électriques à batterie et de véhicules électriques hybrides rechargeables nécessite davantage d'infrastructures de recharge pour ces types de véhicules dans les villes et sur les routes, où ces infrastructures doivent être connectées au réseau électrique. , ce qui entraîne des restrictions telles que la disponibilité de l'énergie. Ce travail adopte une approche de dimensionnement d'une borne de recharge rapide pour véhicules électriques, relevant ce défi à travers la mise en œuvre d'un système de stockage d'énergie basé sur une batterie BESS et envisageant l'insertion d'une source d'énergie renouvelable (énergie solaire). Notre objectif est de minimiser les coûts énergétiques mondiaux, d'éviter de futures mises à niveau des infrastructures et d'améliorer l'intégration des ressources énergétiques renouvelables. La méthodologie adoptée est basée sur l'algorithme BRKGA, une méthode appliquée aux problèmes d'optimisation combinatoire, pour trouver des solutions optimales qui prennent en compte la recharge des voitures électriques, la production locale d'énergie renouvelable et le stockage efficace de l'énergie à des coûts minimes. A travers des études de cas avec différents scénarios, nous avons mis en œuvre la méthodologie proposée. Des résultats ont été obtenus pour la conception d'une borne de recharge avec autoproduction d'énergie à partir de sources renouvelables minimisant les coûts énergétiques. Ce travail souligne l'importance continue de la recherche en algorithmes génétiques et leur rôle pertinent dans la résolution de problèmes complexes liés à l'énergie et à la mobilité électrique, ouvrant la voie à un avenir plus durable et plus respectueux de l'environnement.

Mots-clés

Véhicules électriques, énergies renouvelables, algorithmes génétiques, systèmes de stockage d'énergie dans les batteries, recharge.

Índice

AGRADECIMENTOS	I
RESUMO	II
ABSTRACT	III
RÉSUMÉ	IV
ÍNDICE	V
ÍNDICE DE FIGURAS	VII
ÍNDICE DE TABELAS	IX
ACRÓNIMOS	X
1 INTRODUÇÃO	1
1.1 MOTIVAÇÃO	1
1.2 CONTEXTUALIZAÇÃO	2
1.3 OBJETIVOS	4
1.4 ORGANIZAÇÃO DO DOCUMENTO	5
2 ESTADO DA ARTE	6
2.1 MICRORREDES	6
2.2 MOBILIDADE ELÉTRICA	8
2.3 TÉCNICAS DE OTIMIZAÇÃO	9
2.4 CARREGAMENTO DE VEÍCULOS ELÉTRICOS	11
2.5 SISTEMAS DE ARMAZENAMENTO DE ENERGIA	13
2.5.1 Tecnologias de armazenamento de energia	13
2.5.2 Sistemas de armazenamento de energia em baterias	14
3 MODELAGEM	17
3.1 MODELAGEM DE CARREGAMENTO DE VEÍCULOS ELÉTRICOS	17
3.2 MODELAGEM DA GERAÇÃO FOTOVOLTAICA	20
3.3 CUSTO DE MANUTENÇÃO, IMPLEMENTAÇÃO E ENERGIA DO BESS	20
3.4 MODELAGEM DO SISTEMA DE ARMAZENAMENTO DE ENERGIA	22
3.5 FUNÇÃO OBJETIVO	23

3.6	RESTRIÇÕES DO PROBLEMA	24
4	METODOLOGIA	25
4.1	ALGORITMO BRKGA	28
5	ESTUDO DE CASO	35
5.1	CENÁRIOS	41
5.1.1	Cenário 1: Com energia comprada do Sistema Elétrico	41
5.1.2	Cenário 2: Com geração fotovoltaica	43
5.1.3	Cenário 3: Com Sistema de Armazenamento de Energia em Baterias (BESS)	46
5.1.4	Cenário 4: Com BESS e geração fotovoltaica	48
5.2	RESULTADOS	51
6	CONCLUSÕES	56
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	58

Índice de Figuras

Figura 1	Microrrede	7
Figura 2	Tipos de carros elétricos [16]	9
Figura 3	Vendas de veículos elétricos no mundo [17]	9
Figura 4	Comparação de tipos de baterias [39]	15
Figura 5	Fluxograma de um Algoritmo Genético [17]	27
Figura 6	Criação de nova geração no BRKGA [56]	29
Figura 7	<i>Crossover</i> enviesado [52]	30
Figura 8	Fluxograma de um BRKGA [57]	31
Figura 9	Pseudocódigo BRKGA [55]	33
Figura 10	Geração Fotovoltaica na primavera. (Autor)	37
Figura 11	Geração Fotovoltaica no Verão. (Autor)	37
Figura 12	Geração Fotovoltaica no Outono. (Autor)	38
Figura 13	Geração Fotovoltaica no Inverno. (Autor)	38
Figura 14	Demanda de potência para veículos elétricos na Primavera. (Autor)	39
Figura 15	Demanda de potência para veículos elétricos no Verão. (Autor)	40
Figura 16	Demanda de potência para veículos elétricos no Outono. (Autor)	40
Figura 17	Demanda de potência para veículos elétricos no inverno. (Autor)	41
Figura 18	Esquema para o cenário 1. (Autor)	42
Figura 19	Demanda máxima de EV's. (Autor)	42

Figura 20	Custos semanais do cenário 1. (Autor)	43
Figura 21	Potências máximas compradas da rede	43
Figura 22	Esquema para o cenário 2. (Autor)	44
Figura 23	Custos semanais do cenário 2. (Autor)	44
Figura 24	Demanda máxima de EV's cenário 2. (Autor)	45
Figura 25	Potência máxima comprada do sistema elétrico no cenário 2. (Autor)	45
Figura 26	Esquema para o cenário 3. (Autor)	46
Figura 27	Demandas máximas no cenário 3. (Autor)	46
Figura 28	Custos semanais do cenário 3. (Autor)	47
Figura 29	Potências máximas de Carga e Descarga no cenário 3. (Autor)	47
Figura 30	Nível máximo de Energia no BESS no cenário 3. (Autor)	48
Figura 31	Esquema para o cenário 4. (Autor)	48
Figura 32	Custos semanais do cenário 4. (Autor)	49
Figura 33	Demanda máxima de potência de EV cenário 4. (Autor)	50
Figura 34	Potências máxima de carga e descarga no cenário 4. (Autor)	50
Figura 35	Nível máximo de energia no BESS para o cenário 4. (Autor)	51
Figura 36	Custos em euros para cada cenário. (Autor)	52
Figura 37	Custos médios mensais nos 4 cenários. (Autor)	52
Figura 38	Estimativa de custos anuais nos 4 cenários. (Autor)	53
Figura 39	Comparação percentual entre os cenários. (Autor)	54
Figura 40	Níveis de Energia no BESS no cenário 3 e cenário 4. (Autor)	54

Índice de Tabelas

Tabela 1	Caracterização dos Veículos Elétricos [48]
----------	--

18

Siglas e Acrónimos

BESS	– Battery Energy Storage System
BEV	– Battery Electric Vehicles
BRKGA	– Biased Random-Key Genetic Algorithms
CAES	– Compressed Air Energy Storage
DC	– Direct Current
ERSE	– Entidade Reguladora dos Serviços Energéticos
ESS	– Energy Storage Systems
EU	– European Union
EV	– Electric Vehicle
EVSE	– Electric Vehicle Supply Equipment
FCEV	– Fuel Cell Electric Vehicles
GA	– Genetic Algorithm
GA-PSO	– Genetic Algorithm-Particle Swarm Optimization
HEV	– Hybrid Electric Vehicles
IEA	– International Energy Agency
IEC	– International Electrotechnical Commission
MILP	– Mixed Integer Linear Problem
PHEV	– Plug-in Hybrid Electric Vehicles
PSO	– Particle Swarm Optimization

PV - GIS – Photovoltaic Geographical Information System

RKGA – Random Key Genetic Algorithms

1. INTRODUÇÃO

1.1 MOTIVAÇÃO

A crescente participação dos veículos elétricos dentre os meios de transporte torna-se uma alternativa para minimizar as emissões de gases de efeito estufa na atmosfera. Apesar das tecnologias emergentes, existem desafios para que estes tipos de automóveis assegurem confiabilidade e sustentabilidade nos meios de transportes. Alguns destes desafios estão relacionados com as estações de carregamento de energia que são de fundamental importância para a mobilidade elétrica. Além da necessidade de se dispor destes pontos de carregamentos, é necessário ter um fornecimento de energia mais limpa para alimentação dos veículos elétricos.

Para tanto, ter uma cobertura (rede de estações) que permita assegurar o fornecimento de energia para a carga destes veículos, uma vez que, estes não percorrem distâncias muito longas, é substancial para garantir a confiabilidade destes meios de transporte. Logo, o dimensionamento tanto dos postos de carga, quanto das tecnologias para o fornecimento e armazenamento de energia, abrangendo todos os aspetos relevantes, são imprescindíveis.

1.2 CONTEXTUALIZAÇÃO

A descarbonização é o processo de redução ou eliminação das emissões de dióxido de carbono e outros gases de efeito estufa, a fim de mitigar as repercussões das mudanças climáticas. Este processo, envolve redução das emissões de carbono de uma ampla gama de fontes, incluindo geração de energia, transporte, indústria e edifícios. O objetivo da descarbonização é alcançar uma economia de emissões líquidas de carbono zero. Atualmente existem várias estratégias para alcançar esse objetivo, dentre elas se destaca a produção de energia por fontes renováveis, uma vez que, o uso de fontes de energias renováveis, como solar, eólica e hidrelétrica, permitem substituir os combustíveis fósseis na geração de eletricidade. Além disso, a eficiência energética que está relacionada à eficácia do uso de energia em edifícios, transportes e processos industriais pode ser um meio para reduzir o consumo de energia e emissões, ou seja, o uso da eletricidade para alimentar veículos, edifícios e processos industriais, substituindo o uso de combustíveis fósseis [1].

As metas para atingir as mudanças climáticas devido a emissão de carbono em todo o mundo tem sido o centro de muitos acordos entre nações, dentre eles existe o Protocolo de Quioto e o Acordo de Paris, que visam a diminuição das emissões de gases de efeito estufa na atmosfera que por sua vez contribuem para o aquecimento global. A mobilidade elétrica, é um dos meios para cumprir as metas ambientais estabelecidas por tais acordos que estão relacionadas como setor dos transportes [2].

O setor de mobilidade é um dos que mais emitem gases de efeito estufa na atmosfera. De acordo com a Agência Europeia da Energia, no ano de 2020 o setor de transportes foi responsável por um quarto das emissões de gases de efeito estufa, fazendo a sustentabilidade neste setor, um tema central de debates acerca do desenvolvimento sustentável em todo o mundo. Um dos meios que tem sido considerado neste cenário é a utilização de veículos elétricos [3].

A utilização de *Electric Vehicles* (EV) tem aumentado de forma significativa nos últimos anos. Isso porque, há uma preocupação com a questão ambiental e pelo aumento dos preços das fontes de combustíveis fósseis. Ainda, quando comparados com veículos a gasolina e outros combustíveis, a vantagem econômica e o impacto ambiental positivo nas emissões de gases de efeito estufa dos veículos é notória após uma certa distância [4].

Acerca da classificação, existem alguns tipos de veículos de acordo com determinadas especificações. Nomeadamente, os veículos com motores de combustão interna que são altamente poluentes devido à necessidade de combustíveis fósseis, os veículos com células de combustível e os veículos puramente elétricos, ou seja, compostos por baterias onde se armazena energia para alimentar o motor do veículo e que não emitem gases de efeito estufa [5].

Impulsionados não somente pelo panorama ambiental, o avanço da tecnologia na área de baterias, eletrônica de potência, controle dentre outras, também se torna um fator substancial para o aumento da utilização de veículos elétricos e participação na indústria automotiva. Ao passo que se nota a presença mais efetiva dos EV's, se percebe também, desafios para uma atuação eficiente destes meios de transporte, como a crescente necessidade de aumentar a distância que um veículo elétrico pode percorrer com uma carga, e por sua vez aumenta a necessidade de postos de recarga para estes veículos [6].

Um aspeto relevante no contexto dos EV's é o processo de carregamento, que por sua vez, se refere ao procedimento de recarga da bateria, tendo em vista que os EV's funcionam com eletricidade armazenada em uma bateria, que precisa ser recarregada periodicamente para que o veículo continue funcionando. Existem diferentes tipos de métodos de carregamento disponíveis, cada um com sua própria velocidade de carregamento e nível de conveniência. No geral, a infraestrutura de carregamento de um EV desempenha um papel importante na adoção generalizada de veículos elétricos, fornecendo aos motoristas opções de carga convenientes e acessíveis para atender às suas necessidades diárias [7].

Uma das tecnologias emergentes e que pode se configurar como uma solução para o carregamento de veículos elétricos são os Sistemas de Armazenamento de Energia em Baterias, do inglês *Battery Energy Storage System* (BESS), que permitem o armazenamento de energia de múltiplas formas para uma utilização posterior. Além disso, essa tecnologia já desempenha um papel importante na operação confiável e econômica de redes elétricas inteligentes com quantidades significativas de energia renovável. Logo, configura-se como uma alternativa para os desafios na utilização de veículos elétricos, tanto no carregamento, quanto no uso de fontes renováveis neste processo. [8].

Os desafios e problemas apresentados no contexto dos EV's e estações de carregamento, podem ser resolvidos buscando-se soluções ótimas por meio de técnicas de otimização que

são métodos que tem por objetivo encontrar a melhor solução possível dentro de um conjunto de possibilidades viáveis, levando em consideração certos critérios ou restrições. Problemas de otimização podem ser classificados em programação linear ou não linear. Na programação linear, a função objetivo e as restrições são lineares, na Programação não Linear, tem-se a função objetivo e pelo menos uma restrição não linear. Para resolver estes problemas de otimização existem diversos algoritmos que buscam uma solução, geralmente em termos de maximização ou minimização de uma função objetivo, dentro de um determinado conjunto de restrições [5].

Dentre os métodos existentes para resolver problemas de otimização, tem-se os algoritmos genéticos, do inglês, *Genetic Algorithm* (GA) que são inspirados no processo de seleção natural. Esses algoritmos usam um conjunto de soluções potenciais e as aprimoram iterativamente por meio de um processo de seleção, cruzamento e mutação. Outro algoritmo é o *Simulated Annealing*, que se caracteriza por ser uma técnica de otimização estocástica usada para encontrar o ótimo global de uma função objetivo não convexa e não linear, onde é usado um cronograma de resfriamento para diminuir gradualmente o espaço de busca e alcançar a solução ótima. O algoritmo *Particle Swarm Optimization* também muito utilizado, é inspirado no comportamento coletivo de enxames ou colônias. Essas técnicas são usadas para resolver problemas complexos de otimização e podem ser aplicadas a uma ampla gama de campos, como robótica, economia e biologia. No caso dos veículos elétricos a otimização pode ser aplicada na operação adequada da estação de carregamento maximizando o lucro ou minimizando custos de funcionamento da estação de EV [5].

1.3 OBJETIVOS

Este trabalho faz uma abordagem para o planejamento e operação das estações de carregamento de veículos elétricos, tendo como objetivo a otimização de soluções que integrem carregamento de veículos elétricos, autoprodução a partir de fontes de energia renovável (fotovoltaica), ligação com a rede elétrica e um sistema de armazenamento de energia baseado em baterias. Com a integração do sistema de armazenamento em baterias, objetiva-se minimizar os custos gerais de energia, evitando atualizações da infraestrutura e aprimorando a integração de energia renovável de recursos.

Este estudo também tem como objetivo o dimensionamento de um sistema estacionário de armazenamento de energia com tecnologias de baterias de íons de lítio através de uma oti-

mização das etapas de planejamento e operação, integradas em uma instalação elétrica que implementará estações de carregamento rápido. Este dimensionamento é resultado de uma otimização baseada no algoritmo *Biased Random-Key Genetic Algorithms* (BRKGA), cujo objetivo é a minimização dos custos de manutenção e instalação de um sistema de baterias, enquanto modela adequadamente os diferentes recursos como o BESS, o posto de carregamento de EV, carregamento e geração fotovoltaica.

1.4 ORGANIZAÇÃO DO DOCUMENTO

O presente trabalho está organizado em seções e subseções para abordar os aspectos e temas relevantes para este trabalho. Na primeira seção é apresentada uma introdução sobre o tema enfatizando a contextualização, a motivação e os objetivos para este trabalho. Na seção seguinte, tem-se o estado da arte com as contribuições presentes na literatura e são apresentadas por meio de subseções que abordam conteúdos relevantes para este trabalho como microrredes, mobilidade elétrica, técnicas de otimização, carregamento de veículos elétricos e sistemas de armazenamento de energia. Na seção 3, é apresentada a modelagem matemática do problema, considerando o carregamento de veículos elétricos, a geração fotovoltaica, sistema de armazenamento de energia, custos de manutenção e implementação deste sistema de armazenamento, a função objetivo e as restrições do problema. A seção 4, é composta pela metodologia utilizada neste trabalho onde é abordado acerca do algoritmo BRKGA. Na seção 5, é apresentado um estudo de caso composto por 4 cenários que consideram os conteúdos apresentados nas seções anteriores e os objetivos propostos. Na seção 6, são apresentadas as conclusões obtidas neste trabalho.

2. ESTADO DA ARTE

2.1 MICRORREDES

A definição de microrredes está relacionada com um grupo de cargas que são interligadas e distribuídas, e que têm a capacidade de se conectar ou desconectar da rede principal, ou seja, um sistema de energia autossuficiente que tem como objetivo fornecer estabilidade ao sistema durante várias interrupções da rede. As microrredes podem ser instaladas em diversos ambientes, como bairros residenciais, parques comerciais e industriais, bases militares, hospitais e universidades. Elas são frequentemente consideradas um componente-chave da transição para um sistema de energia mais sustentável e descentralizado, onde as comunidades locais têm maior controle sobre sua oferta e demanda de energia [9].

Acerca da sua estrutura (Figura 1), uma microrrede é composta por fontes de energia, dispositivos de armazenamento de energia e cargas elétricas que são interconectadas em uma área local. A configuração de uma microrrede pode variar de acordo com os recursos disponíveis, as necessidades específicas de instalação e das metas de operação. Logo, alguns elementos na organização são as fontes de energia renovável para gerar energia de maneira sustentável, dispositivos de armazenamento de energia para garantir uma disponibilidade contínua de energia, geradores convencionais para fornecer energia adicional quando as fontes reno-

váveis não estão gerando o suficiente, cargas elétricas que são os consumidores de energia, *backup* de emergência para garantir fornecimento contínuo de energia em casos de falhas, sistema de controle e proteção para garantir uma operação segura e estável e sistema de gerenciamento de energia para monitorar e controlar todas as fontes de energia, dispositivos de armazenamento e cargas conectadas à microrrede [10].

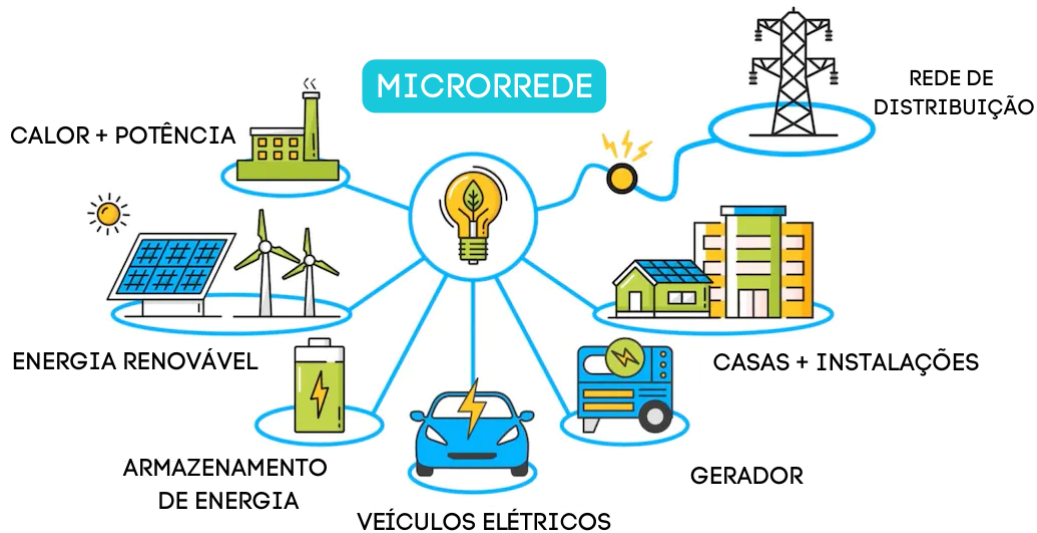


Figura 1 Microrrede

Devido às suas características, as microrredes, têm sido abordadas e relacionadas com diversos campos de estudo, tal como em [11] analisaram o impacto de EV de grande escala na operação e gestão da microrrede utilizando um algoritmo hibridizado de busca gravitacional e regressão de florestas aleatórias. Uma estratégia colaborativa de carregamento sem fio dinâmico de EV e sistema de energia híbrido em micro rede foi proposta por [12] a qual consiste em uma estrutura de duas camadas, uma camada com objetivo de minimizar a troca de energia entre a microrrede e a rede principal e a outra camada com o objetivo de alocar a potência de carregamento sem fio dinâmico para EV individuais.

Microrredes e EV podem ser associados para criar um sistema de energia mais sustentável. Exemplo disso, uma microrrede com fontes de energia renováveis pode fornecer energia para estações de carregamento de veículos elétricos, reduzindo a pegada de carbono do transporte. Da mesma forma, as baterias dos veículos elétricos podem ser usadas para armazenar o excesso de eletricidade gerada pela micro rede durante os períodos de baixa demanda e, em seguida, alimentar essa eletricidade de volta à rede durante os períodos de alta demanda. A integração de microrredes e EV também pode melhorar a resiliência e a confiabilidade

do sistema elétrico. No caso de uma queda de energia, uma microrrede pode continuar fornecendo eletricidade para infraestrutura crítica, como hospitais ou centros de resposta a emergências, enquanto os EV's podem ser usados como unidades móveis de armazenamento de energia para fornecer energia para residências ou empresas. No geral, a combinação de microrredes e EV pode ajudar a criar um sistema de energia mais sustentável e resiliente, além de reduzir as emissões de gases de efeito estufa e a dependência de combustíveis fósseis [13].

2.2 MOBILIDADE ELÉTRICA

A mobilidade elétrica compreende todos os veículos de rua que são alimentados por um motor elétrico e obtêm principalmente sua energia da rede elétrica, ou seja, podem ser carregados externamente. Em um campo mais abrangente, além dos EV a mobilidade elétrica inclui outros elementos importantes como o fornecimento de energia, infraestrutura de carregamento e o tráfego desses transportes. Dentre as vantagens da mobilidade elétrica, está a redução nas emissões de gases de efeito estufa e, portanto, configura-se como um meio fundamental para a EU (*European Union*) cumprir suas metas para neutralidade climática, em que se propõe a redução de 55% de emissões de CO₂ dos automóveis [14].

De maneira mais específica, segundo [15] um EV geralmente se refere a qualquer veículo alimentado parcial ou totalmente por uma bateria que pode ser conectada diretamente à rede elétrica e estes tipos de veículos oferecem vários benefícios, incluindo conveniência, eficiência, sustentabilidade e economia. Em geral são classificados (Figura 2) em *Battery Electric Vehicles* (BEV), ou seja, veículos que são movidos puramente por eletricidade, os *Plug-in Hybrid Electric Vehicles* (PHEV) são movidos por um motor convencional e um motor elétrico que por sua vez é carregado por uma fonte elétrica externa, os *Hybrid Electric Vehicles* (HEV) são semelhantes ao PHEV, sendo distinguidos pelo fato de os HEV não serem conectados à rede. Ainda, tem-se os *Fuel Cell Electric Vehicles* (FCEV) que possuem um motor elétrico, o qual utiliza hidrogênio comprimido e oxigênio que é obtido do ar.

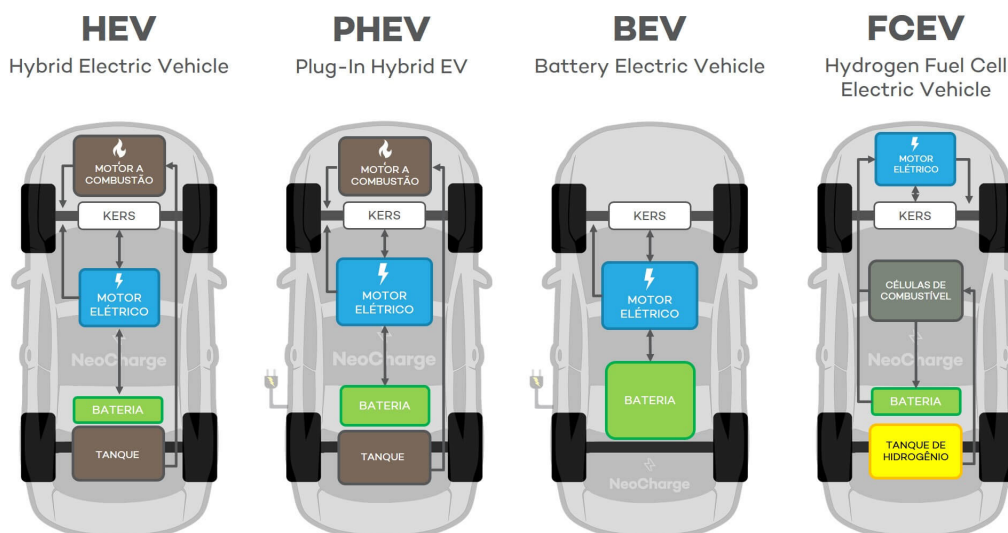


Figura 2 Tipos de carros elétricos [16]

Dos diferentes tipos de EV os mais comercializados no mundo são os PHEV e BEV. Os dados da IEA (*International Energy Agency*) acerca de comercialização (Figura 3) apresentam não apenas os veículos que são mais vendidos como também a evolução da utilização dos EV's em todo o mundo ao longo dos anos. Ainda, de acordo com a IEA, as projeções para vendas de veículos elétricos é de 36,9 milhões em todo o mundo e 9,6 milhões na Europa em 2030 [17].

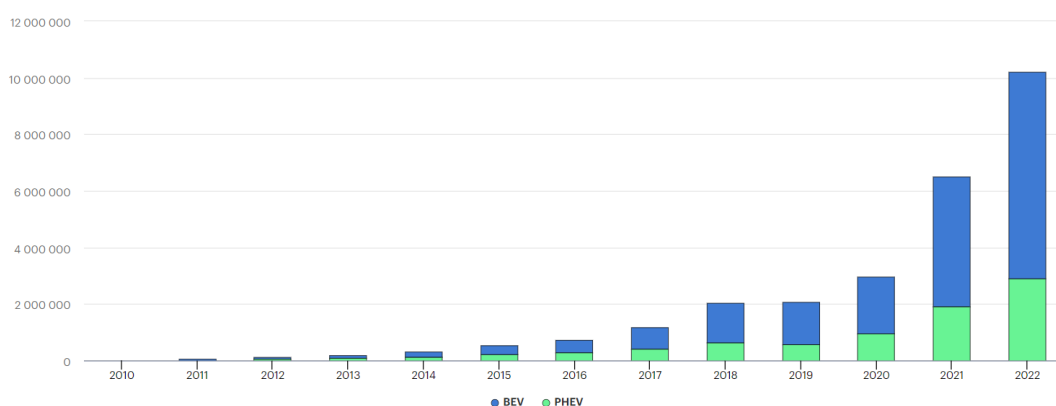


Figura 3 Vendas de veículos elétricos no mundo [17]

2.3 TÉCNICAS DE OTIMIZAÇÃO

As metodologias emergentes, sobretudo, na área de inteligência computacional, têm fomentado diversas aplicações em diversas áreas do cotidiano. Idealmente, as soluções obtidas a partir de métodos exatos, em problemas de programação linear, permitem garantir uma so-

lução ótima. Contudo, os métodos exatos requerem demasiados recursos computacionais, sobretudo em problemas de natureza combinatorial em que os tempos de execução computacional podem ser inviáveis, sendo apenas possível a sua aplicação em problemas de pequena dimensão. Assim, em muitos destes problemas tem sido aplicado com sucesso diversas meta-heurísticas que, ao contrário, dos métodos exatos são projetadas para encontrar soluções ótimas ou sub-ótimas em tempo computacional razoável. Elas são caracterizadas por serem algoritmos iterativos que exploram de forma inteligente o espaço de busca do problema, procurando soluções melhores com base em um critério de avaliação. Algumas meta-heurísticas são: *Tabu search*; *Simulated Annealing*; *Genetic Algorithm*; *Particle Swarm Optimization*, *Ant Colony* [5].

Dentro do campo da inteligência computacional, nomeadamente a computação evolucionária, tem-se diversas ferramentas com amplas utilizações, como os GA's que são métodos de pesquisa estocásticos não determinísticos baseados na genética e seleção natural para a resolução de problemas com espaços de solução complexos [8]. Os GA's têm sido utilizado para estimar os parâmetros do modelo de bateria de veículo elétrico [18]. Em seu trabalho [19] utilizaram a aplicação de GA para a otimização dos parâmetros de controle em veículos elétricos híbridos paralelos. Recentemente, [20] e [21] utilizaram GA para abordar a otimização de problemas envolvendo estações de carregamento de EV. Além destes, em [22] foram utilizados GA's para otimização de gerenciamento de energia de controle difuso.

Além dos GA's, outras técnicas de otimização têm sido aplicadas na área dos veículos elétricos de um modo geral. Um algoritmo híbrido *Genetic Algorithm-Particle Swarm Optimization* (GA-PSO) foi aplicado em [23] num problema de otimização multiobjetivo que foi formulado para obter variáveis a fim de reduzir perdas de energia, flutuações de tensão, custos de carregamento e fornecimento de demanda e custo de bateria de veículos elétricos. Em [24] o PSO foi aplicado na execução de um cronograma de carregamento ideal para os EV's, tendo como objetivo a otimização do perfil de tensão na Rede de Distribuição. Além disso, em [25] o PSO foi a ferramenta utilizada para encontrar uma estratégia de carregamento ideal de veículos elétricos levando em consideração as energias renováveis.

Dentre os tipos de GA's, os *Random Key Genetic Algorithms* (RKGA) são aplicados para resolução de problemas de sequenciamento em otimização combinatória em um vetor de N chaves aleatórias. Estas técnicas de otimização são aplicadas em programação, controle

de estoque, planejamento de produção e problemas de localização. Uma chave aleatória consiste em um vetor de números reais gerados no intervalo $[0,1]$, e o algoritmo aplica uma dinâmica de evolução simples em que são geradas uma série de populações [26].

Uma variante do RKGA são os BRKGA que têm sido utilizados para resolução de problemas de otimização nas áreas de roteamento de veículos, gestão de centrais elétricas, telecomunicações dentre outros [27]. Nas mais diversas abordagens o BRKGA é descrito como capaz de fornecer soluções de alta qualidade em tempos computacionais curtos [28] [29], obter soluções de boa qualidade para instâncias pequenas e grandes [30], ter bom desempenho, sendo considerada uma das meta-heurísticas com melhores resultados para problemas de reconfiguração de redes de distribuição de energia [31].

2.4 CARREGAMENTO DE VEÍCULOS ELÉTRICOS

Um dos desafios para a utilização de EV é o processo e infraestrutura de carregamento, uma vez que, com o aumento da utilização destes transportes, também tem-se um aumento na demanda de carga nas redes elétricas. De acordo com [17] são cada vez mais necessários carregadores acessíveis ao público, a fim de proporcionar o mesmo nível de conveniência e acessibilidade que para o reabastecimento de veículos convencionais. No final de 2022, existiam 2,7 milhões de pontos de carregamento públicos em todo o mundo, mais de 900 mil dos quais foram instalados em 2022, um aumento de cerca de 55% em relação ao stock de 2021. A Europa ocupa o segundo lugar, com cerca de 540.000 carregadores públicos no total em 2022, um aumento de 50% em relação ao ano anterior [17].

Nomeadamente, acerca do carregamento de veículos elétricos existe normas que são desenvolvidas para garantir a interoperabilidade, a segurança e a eficiência dos sistemas de carregamento de EV em todo o mundo. A norma IEC (*International Electrotechnical Commission*) 61851-1, também conhecida como IEC 61851-1:2010, é uma norma internacional publicada pela IEC que estabelece os requisitos gerais de carregadores para veículos elétricos. Essa norma fornece diretrizes e especificações técnicas para os carregadores elétricos e os sistemas de carregamento que são usados para carregar baterias de veículos elétricos e classifica quatro modos de carregamento, descritos como [66]:

- **Modo 1:** Máximo 16 A, 250 V/480V (Monofásico/trifásico), carregador *on-board* e conexão direta com a rede, sem função piloto ou proteções auxiliares.

- **Modo 2:** Máximo 32 A, 250 V/480V (monofásico/trifásico), mas limitado pelo ponto de conexão, conexão com a rede por meio de EVSE com plugues, com função piloto e proteções contra choque elétrico (IC- CPD), tipicamente limitado em 10A (2,4 kW).
- **Modo 3:** - Máximo 32 A/63 A, 250 V/ 480 (monofásico/trifásico); Valores típicos de 3,7 kW/ 7kW para conexões monofásicas e 11 kW/22 kW e até 43 kW para conexões trifásicas; Conexão permanente com a rede por meio de um EVSE, com função piloto e proteções contra choque elétrico;
- **Modo 4:** Popularmente referido como carga rápida CC, é o modo de recarga por meio de uma rede DC; A energia é transferida diretamente da estação de recarga para a bateria do veículo por meio de um carregador *off-board*; Valores típicos estende-se até 50 kW, 120 kW, 150 kW e futuramente 350 kW e 400 kW, em geral requer uma caixa montada na parede ou similares.

Em uma abordagem acerca do carregamento de EV's [32] destacam vários procedimentos de otimização de energia usadas para o carregamento de EV's que são importantes, pois aumentam a vida útil da bateria e contribuem para regular a tensão e a frequência. De acordo com os mesmos autores o carregamento controlado e otimizado de EV's melhora o desempenho das baterias de EV's e conserva a energia no sistema, minimizando a carga e as perdas de energia.

Em uma perspectiva mais ampla, [33] propuseram um projeto de uma estação de carregamento rápido de EV objetivando melhorar a rentabilidade das estações de carregamento rápido e diminuir a alta demanda de energia da rede. A estação inclui geração renovável (eólica e fotovoltaica) e um sistema de armazenamento, levando em consideração o horário de chegada e o estado de carga dos EV's. Em [34] são discutidas as categorias de infraestrutura de carregamento de veículos elétricos, com base na localização de carga e na tecnologia de carregamento, e são apontados também os recursos energéticos (baterias e células de combustível) necessários para veículos elétricos. Na literatura, de um modo geral, são desenvolvidos projetos de estações de carregamento para EV. Em [35] é proposta uma estação de carregamento alimentada por fontes de energia renováveis, como eólica ou fotovoltaica, usada como autônoma ou em configuração híbrida com sistema de armazenamento de bateria. Já a proposta em [36] consiste numa estação de carregamento de EV movida a energia renovável eólica conectada à rede.

2.5 SISTEMAS DE ARMAZENAMENTO DE ENERGIA

Sistemas de armazenamento de energia são dispositivos ou sistemas que permitem armazenar energia para uso posterior. Estes sistemas desempenham um papel crucial na gestão e integração de fontes de energia renovável intermitentes, como energia solar e eólica, além de fornecer benefícios em termos de estabilidade e confiabilidade do sistema elétrico.

2.5.1 Tecnologias de armazenamento de energia

As tecnologias de armazenamento de energia são utilizadas para armazenar este recurso para uso posterior. Isso pode ser útil em uma variedade de aplicações, como suavizar a saída de fontes de energia renováveis, fornecer energia de backup durante interrupções da rede e reduzir a demanda de pico na rede. Algumas destas tecnologias incluem baterias que são uma das formas mais comuns de armazenamento de energia, elas podem armazenar energia em forma química e podem ser usados para alimentar uma ampla gama de dispositivos e sistemas, desde pequenos dispositivos eletrônicos até veículos elétricos [37].

Além das baterias, se tem o armazenamento hidrelétrico bombeado o qual usa o excesso de energia para bombear água para uma reserva a montante, armazenando energia potencial. Quando a energia armazenada é necessária, a água é liberada para acionar turbinas, gerando eletricidade. Por sua vez, o *Compressed Air Energy Storage* (CAES) envolve a compressão de ar em um recipiente de armazenamento e, em seguida, libera-o para acionar uma turbina para gerar eletricidade, essa tecnologia pode ser usada para armazenar grandes quantidades de energia por longos períodos de tempo [37].

As tecnologias de volantes armazenam energia na forma de energia cinética. Eles podem ser usados para fornecer energia de *backup* de curto prazo ou para suavizar as flutuações na produção de fontes de energia renováveis. Já o armazenamento de energia térmica conserva energia na forma de calor ou frio. Por exemplo, o calor pode ser armazenado em um material como sal fundido e depois usado para gerar eletricidade posteriormente. Por fim, o armazenamento de hidrogênio que pode ser armazenado em tanques ou outros recipientes e depois usado para gerar eletricidade em uma célula de combustível. O depósito de hidrogênio é uma tecnologia promissora para armazenamento de energia a longo prazo, mas ainda é relativamente caro e apresenta alguns desafios técnicos [37].

2.5.2 Sistemas de armazenamento de energia em baterias

De forma bem geral a definição de sistemas de armazenamento de energia de Baterias, consistem em baterias recarregáveis que podem armazenar energia de diferentes fontes e descarregá-la quando necessário. O BESS consiste em uma ou mais baterias e pode ser usado para equilibrar a rede elétrica, fornecer energia de *backup* e melhorar a estabilidade da rede. Estes sistemas são ainda muito benéficos pois possuem maior flexibilidade, maior escalabilidade, custos baixos e maior eficiência quando comparados aos demais sistemas de armazenamento em rede. O princípio de funcionamento do BESS consiste no recebimento de eletricidade da rede elétrica nas baterias, diretamente da estação de energia ou de uma fonte de energia renovável, como painéis solares ou outra fonte, e subsequentemente armazenamento como corrente para liberá-la quando necessário [38].

É importante destacar as características específicas de cada tipo de bateria. A figura 4 apresenta um comparativo entre diferentes tipos de baterias de acordo com suas características, e esta comparação é importante para utilizar a bateria mais adequada de acordo com a necessidade de cada sistema de armazenamento. Essa análise permite identificar a tecnologia de bateria mais apropriada para atender aos requisitos específicos da aplicação e otimizar o desempenho, eficiência e custo do sistema. Algumas razões pelas quais a comparação é crucial incluem a capacidade de armazenamento, potência de carga e descarga, eficiência energética, ciclo de vida, segurança e custos [39].

Da figura 4 é importante destacar que a energia específica de uma bateria é uma medida da quantidade de energia armazenada por unidade de massa ou volume da bateria. É expressa em unidades como Wh/kg (watt-hora por quilograma) ou Wh/L (watt-hora por litro) e indica o quão densa é a bateria em termos de armazenamento de energia. A potência específica por sua vez é uma medida da quantidade de potência (energia por unidade de tempo) que a bateria pode fornecer por unidade de massa ou volume da bateria e é expressa em unidades como W/kg (watts por quilograma) ou W/L (watts por litro). Enquanto a energia específica se refere à capacidade total de armazenamento de energia de uma bateria, a potência específica se concentra na capacidade da bateria de fornecer energia de forma rápida e eficiente [40].

	Chumbo-ácido	Níquel cádmio	Enxofre de sódio	Íon de lítio	Cloreto de níquel de sódio
Potência limite superior alcançada	Múltiplas dezenas de MW	Dezenas de MW	Escala de MW	Dezenas de kW	Dezenas/baixas centenas de kW
Energia específica (Wh/kg)	35-50	75	150-240	150-200	125
Potência específica (W/kg)	75-300	150-300	90-230	200-315	130-160
Ciclo de vida	500-1500	2500	2500	1000-10000	2500+
Eficiência energética de carga/descarga	-80	-70	Até 90	-95	-90
Auto-descarga	2-5% ao mês	5-20% ao mês		-1% ao mês	

Figura 4 Comparação de tipos de baterias [39]

As energias renováveis configuram-se como um dos meios para alcançar a transição energética nos mais diversos setores em todo o mundo, alcançando também as metas climáticas para diminuição das emissões de gases de efeito estufa. Na literatura, em [41] consideraram a geração de energia renovável e veículos elétricos em um estudo sobre a integração e dimensionamento de sistemas de armazenamento de energia em baterias em edifícios comerciais. Em outra aplicação [42] aplicaram energia renovável ao sistema de carregamento de EV usando um dispositivo de armazenamento que pode carregar um veículo elétrico a um preço mais baixo depois de armazenar energia solar, em dispositivos de (ESS) (*Energy Storage Systems*). Em um outro cenário [20] apresenta a arquitetura do sistema de controle remoto de fontes de energias renováveis alimentadas por estação para carregamento de veículos elétricos.

Estas fontes mais limpas estão se tornando uma parcela importante da geração de energia. Embora muito benéfico para o meio ambiente, sua instabilidade causada pelas condições climáticas pode levar a problemas de qualidade de energia quando conectado à rede. A fim de minimizar essas flutuações de energia, um BESS pode ser acoplado, fornecendo ou absorvendo energia. Assim, os BESS são importantes e amplamente conhecidos por serem uma potencial solução para a integração de energias renováveis e carregamento de EV no sistema de energia [43]. Exemplo disso, em [44] é proposto um projeto e gerenciamento

mais otimizado de energia fotovoltaica e BESS para usuários com EV.

Estes sistemas de reserva de energia são apontados por [38] como uma solução para diminuir a demanda de energia na rede por meio da integração de um sistema de armazenamento em um cenário de carregamento de um EV. Acerca dos impactos na rede, [45] destacam que BESS diminuem tais impactos e ainda sugerem um projeto ideal da estrutura de uma estação de carregamento rápido de EV conectada a uma fonte de energia renovável e BESS. Foram utilizados também por [46] para atender a demanda de carga em uma abordagem baseada em formulação de um Problema de Otimização Linear Inteiro Misto (MILP) realizada em uma estação de carregamento de EV comercial baseada em fontes renováveis, nomeadamente, a solar e a fotovoltaica para obter o máximo lucro da venda de eletricidade para os EV's.

3. MODELAGEM

A modelagem matemática é o processo de criar representações matemáticas de fenômenos do mundo real. Este processo, envolve a identificação das variáveis relevantes para um problema específico, a formulação de equações ou relações que descrevem as interações entre essas variáveis e a análise dessas equações para obter *insights* ou prever o comportamento do sistema em estudo. Para a abordagem proposta neste trabalho serão modelados matematicamente o carregamento dos veículos elétricos, a geração de energia fotovoltaica, o sistema de armazenamento de energia em baterias assim como seus custos de manutenção, implementação e energia neste sistema [65].

3.1 MODELAGEM DE CARREGAMENTO DE VEÍCULOS ELÉTRICOS

Acerca dos veículos elétricos, um fator relevante é a escolha do veículo levando em conta a probabilidade associada a este. A potência, P^k , a capacidade de energia, E^k , e a autonomia, d_{max}^k . A quilometragem diária de um veículo segue uma distribuição exponencial, expressada pela equação (1) onde x indica as quilometragens diárias de condução .

$$f(x) = 0,0296^{(-0,0296x)}, x \geq 0 \quad (1)$$

A quilometragem média, da está definida na equação (2). O parâmetro d_{max}^k é o máximo de quilômetros possíveis pelo veículo k .

$$da = \frac{d_{max}^k}{2} \quad (2)$$

A equação (3) é a expressão que permite determinar a probabilidade do veículo k percorrer a distância diária da .

$$F(da) = \int_0^{\frac{d_{max}^k}{2}} f(x)dx \quad (3)$$

A quilometragem esperada em cada instante de tempo, d_a^t , é calculada com base na probabilidade de conduzir em cada instante de tempo para cada dia, $g(t)$. Em [47] encontra-se a distribuição da viagem de veículos nos dias de semana e aos fins de semana. As características como potência, energia e alcance dos veículos são uma importante definição, por isso, foram escolhidos cinco tipos representativos conjunto universo EV (Tabela 2).

Vc^k	$P^k(kW)$	$E^k(kW/h)$	$d_{max}^k(km)$	Pr^k
Vc^1	150	72,5	444	0,300
Vc^2	45	52	314	0,295
Vc^3	40	32	190	0,150
Vc^4	75	46	190	0,130
Vc^5	45	36	219	0,120

Tabela 1 Caracterização dos Veículos Elétricos [48]

Assim, através da multiplicação desta probabilidade pela probabilidade calculada na equação (3), obtém-se a probabilidade de conduzir em cada instante de tempo para cada dia, representada na equação (4).

$$d_a^k(t) = g(t) * F(da) \quad (4)$$

O estado de carga do veículo, S_0C , é calculado na equação (5), considerando o estado de carga no instante anterior e subtraindo a distância que o carro percorreu na sua viagem. Assume-se que no início das viagens o S_0C inicial ($t=0$) é de 100%.

$$S_0C_i^k(t) = S_0C_i^k(t-1) - \left(\frac{\int_{t-1}^t d_a^k dt}{d_{max}^k} * 100 \right) \quad (5)$$

A energia que o veículo perdeu, E_{EV} , nas suas baterias, é calculada na equação (6). É obtida assumindo uma proporção direta entre o estado da carga (S_0C), e a capacidade de energia do veículo elétrico (E^k).

$$E_{EV} = \frac{E^k * S_0C_i^k(t)}{S_0C(0)} \quad (6)$$

A energia que é necessária para carregar totalmente o veículo, E_{EVC} , é calculada na equação (7).

$$E_{EVC} = E^k - E_{EV} \quad (7)$$

Assumindo que a potência de carga, P_{EVC} , suportada pelo veículo elétrico, permanece a mesma durante o carregamento, o tempo que leva para carregar o veículo, $\Delta(t)$, pode ser calculado pela equação (8).

$$\Delta(t) = \frac{P_{EVC}}{E_{EV}} \quad (8)$$

A potência de carga, P_{EVC} , é traduzida pela função definida por ramos representado na equação (9). Se o limite da potência de carga do veículo elétrico for menor do que a saída de potência máxima do carregador, P_{ch} , a potência considerada deve ser igual ao limite da potência do veículo, P^k , caso contrário, a potência de carga deve ser igual ao *output* da potência do carregador.

$$\begin{cases} P_{EVC} = P^k, & \text{se } P^k \leq P_{ch} \\ P_{EVC} = P_{ch}, & \text{se } P^k > P_{ch} \end{cases} \quad (9)$$

3.2 MODELAGEM DA GERAÇÃO FOTOVOLTAICA

A energia fotovoltaica é modelada pelas equações (10) e (11). A equação (10) é a potência gerada pelos painéis fotovoltaicos no instante t , $P_{PV}(t) \cdot G(t)$ é a radiação solar no período dada pela ferramenta interativa do sistema de informação geográfico fotovoltaico (PVGIS). O conjunto de dados tem a radiação solar de hora em hora, com declive otimizado e azimuth, a otimização do declive e do azimuth é importante para garantir que os painéis solares recebam a quantidade máxima de radiação solar durante todo o ano, resultando em maior eficiência e produção de energia. A localização escolhida foi a norte de Portugal, A representa a área coberta pelos painéis fotovoltaicos em metros quadrados (m^2) e η_{PV} representa a eficiência do sistema.

$$P_{PV}(t) = G(t) * A * \eta_{PV} \quad (10)$$

A equação (11) indica a energia obtida pelos painéis fotovoltaicos, $E_{PV}(t)$, em cada momento t que pode ser usada para alimentar as estações de carregamento de veículos elétricos, vendida para a rede elétrica ligada ou para armazenar energia no sistema de armazenagem de energia.

$$E_{PV}(t) = \int_{t_1}^{t_2} P_{PV}(t) dt \quad (11)$$

3.3 CUSTO DE MANUTENÇÃO, IMPLEMENTAÇÃO E ENERGIA DO BESS

Os preços da energia são definidos pela ERSE que respeita os seus períodos e custos entre a distribuição da voltagem baixa e voltagem média. A eficiência do sistema, η_{ESS} , é traduzido na equação (12).

$$\eta_{ESS} = \eta_{ST} * \eta_{PCS} \quad (12)$$

A equação (13) indica os limites das variáveis da eficiência.

$$0 \leq \eta_{ESS} \leq 1, 0 \leq \eta_{ST} \leq 1, 0 \leq \eta_{PCS} \leq 1 \quad (13)$$

Onde η_{ST} é a eficiência da tecnologia de armazenamento e η_{PCS} corresponde à eficiência de conversão da potência armazenada em potência para consumo.

O custo de instalação da BESS, C_{IESS} , é definido na equação (14) e obtido entre a soma dos custos do sistema de conversão de potência (equação 15) e os custos associados com a tecnologia de armazenamento de energia na equação (16).

Os custos de instalação da BESS são dados por:

$$C_{IESS} = C_{PCS} + C_{ST} \quad (14)$$

Onde os custos do sistema de conversão de potência são obtidos por:

$$C_{PCS} = P_{\eta_{ESS}} * \eta_{PCS} * C_{\text{€/kW}} \quad (15)$$

E os custos associados à tecnologia de armazenamento de energia são obtidos por:

$$C_{ST} = C_{\text{€/kWh}} * \eta_{ESS} * E_{\eta_{ESS}} \quad (16)$$

Nas equações anteriores, P_{ESS} é a potência do sistema e a sua potência nominal é $P_{\eta_{ESS}}$. Os custos por unidade de energia e potência estão representados, respectivamente por $C_{\text{€/kWh}}$ e $C_{\text{€/kW}}$. Terão valores fixos, bem como a eficiência do sistema de armazenamento, η_{ST} . A manutenção do BESS é apresentada na equação (17):

$$Mc = C_{IESS} * d_{ESS} \quad (17)$$

Esta abordagem é similar à de [49]. Onde, se considera o custo de instalação ($C_{I_{ESS}}$) e a degradação anual definida pela variável d_{ESS} .

3.4 MODELAGEM DO SISTEMA DE ARMAZENAMENTO DE ENERGIA

A potência de carga (*charging power*), $P_{CESS}(t)$, é dada pela equação (18), para períodos de 1 hora. A variável $E_{ESS}(t)$ pode assumir valores positivos e negativos, uma vez que representa os valores de carga e descarga de energia. Esta variável deve assumir valores menores ou iguais do que a variável $P_{\eta_{ESS}}$, conforme a equação (19).

A potência carregada a partir do sistema de armazenamento é calculada por:

$$P_{CESS}(t) = E_{ESS}(t), \text{ com } E_{ESS}(t) \geq 0 \quad (18)$$

$$P_{CESS} \leq P_{\eta_{ESS}} \quad (19)$$

A equação (20) define o nível de energia do sistema de armazenamento de energia em cada período, em que o nível do próximo período é a soma entre o nível de energia atual e a energia carregada entre esses períodos. A equação (20) é válida para o processo de carregamento, onde é necessário definir potência de carga em cada instante que deve ser menor ou igual à potência nominal do sistema. O nível de energia quando ocorre carregamento do sistema de armazenamento é dado por:

$$El_{ESS}(t+1) = El_{ESS}(t) + \eta_{ESS} * \int_{t1}^{t2} P_{CESS}(t)dt \quad (20)$$

O processo de descarga é definido pelas equações (21) e (22), $P_{DESS}(t)$ indica a potência de descarga para cada momento t . A potência de descarga é dada pela equação (21), os períodos considerados são de 1 hora. A variável $E_{ESS}(t)$ pode assumir valores positivos e negativos, pois representa a carga e descarrega de energia. Esta variável deve ser menor ou igual à constante $P_{\eta_{ESS}}$.

$$P_{DESS}(t) = -E_{ESS}(t), E_{ESS}(t) \leq 0 \quad (21)$$

$$P_{DESS} \leq P_{\eta ESS} \quad (22)$$

A equação (23) indica o nível de energia do sistema de armazenamento de energia em cada período, quando ocorre descarregamento do sistema de armazenamento sendo o nível de energia do próximo período a soma entre o nível de energia do período atual e a descarga de energia neste período.

$$El_{ESS}(t+1) = El_{ESS}(t) + \frac{\int_{t1}^{t2} P_{DESS}(t)dt}{\eta_{ESS}} \quad (23)$$

Os limites dos níveis de energia no sistema de armazenamento estão representados pelas equações (24) e (25). Estes limites estão definidos entre 10% (El_{min}) e 90% (El_{max}) da energia nominal do sistema de armazenamento de energia.

$$El_{ESS} \leq El_{max} * E_{\eta ESS} \quad (24)$$

$$El_{ESS} \geq El_{min} * E_{\eta ESS} \quad (25)$$

3.5 FUNÇÃO OBJETIVO

O objetivo do problema consiste na minimização dos custos operacionais totais, incluindo a implementação de um sistema de armazenamento de energia numa estação de carregamento de veículos elétricos. A equação (26) representa a função objetivo em que considera os custos com transações de energia, custos de investimento da BESS e seus ciclos de vida. A função objetivo é caracterizada por:

$$Z = mincost = \sum_{t=1}^T C_{PEG}(t) * E_G(t) + Mc \quad (26)$$

Onde:

- $C_{PEG}(t)$: Preço da energia comprada à rede;
- $E_G(t)$: Energia comprada à rede;

- M_c : Manutenção do BESS.

3.6 RESTRIÇÕES DO PROBLEMA

A equação (27) traduz o equilíbrio do sistema em estudo. Este contempla o processo de carga/descarga do ESS, a energia comprada aos fornecedores e a procura pelos carregadores EV, bem como a energia produzida pelos painéis fotovoltaicos.

$$E_G(t) = E_{EVC}(t) + E_{ESS}(t) - E_{PV}(t) \quad (27)$$

A equação (28) define a potência nominal do sistema de armazenamento de energia, dada pelo valor absoluto máximo de E_{ESS} .

$$P_{\eta ESS} = \max |E_{SS}| \quad (28)$$

A equação (29) limita o número de ciclos do ESS. Esta condição é para maximizar a longevidade das baterias.

$$\sum_{t=1}^T P_{DESS}(t) \leq N * \eta_{ESS} * E_{\eta ESS} \quad (29)$$

4. METODOLOGIA

Este trabalho tem como objetivo minimização dos custos de implementação de um sistema estacionário de armazenamento de energia para buffer entre a rede elétrica e os carregadores dos veículos elétricos. Nesta seção, é apresentada a metodologia para abordar o problema de otimização do dimensionamento de uma estação de carregamento de veículos elétricos. Baseada em [47], em que é proposto uma abordagem probabilística tendo em conta a distância que um EV fará e a probabilidade de ser um carro com um determinado conjunto de características. Para definir as características dos veículos, é necessário serem escolhidos tipos EV para serem assumidos como universo EV.

O problema de otimização consiste na minimização dos custos de manutenção, operação e instalação de um BESS, enquanto modela adequadamente os diferentes recursos. Alguns fatores são importantes para minimização destes custos como, o dimensionamento adequado. O dimensionamento do sistema de armazenamento de energia pode ajudar a minimizar os custos, garantindo que o sistema não seja superdimensionado ou subdimensionado. O superdimensionamento pode levar a despesas desnecessárias com equipamentos, enquanto o subdimensionamento pode levar à diminuição da eficiência e do desempenho [50].

Além disso, outros fatores também são relevantes como a manutenção regular, uma vez que, a manutenção regular pode ajudar a prevenir avarias e prolongar a vida útil do seu sistema de

armazenamento de energia. Uma instalação adequada é fundamental para garantir que seu sistema de armazenamento de energia opere com eficiência e segurança. Por outro lado, o uso de fontes de energia renováveis, pois os sistemas de armazenamento de energia podem ser usados em conjunto com fontes de energia renováveis, como energia solar ou eólica, pode ajudar a minimizar os custos associados às fontes de energia tradicionais. Ao usar fontes de energia renováveis, é possível diminuir sua dependência da eletricidade da rede e reduzir seus custos de energia.

Os Algoritmos Genéticos GA são técnicas de otimização fundamentadas em uma busca que se baseia nos princípios de Genética e Seleção Natural e são ferramentas importantes em aplicações de problemas de otimização, sendo utilizados para encontrar soluções ótimas ou quase ótimas para problemas complexos [50]. É relevante destacar que um GA possui uma nomenclatura fundamental para a estrutura e implementação nos problemas do cotidiano. Nomeadamente, uma população é um subconjunto de todas as possíveis soluções codificadas para o problema proposto e um indivíduo codifica uma dessas soluções. O gene por sua vez, é descrito como uma posição de um elemento de um cromossomo sendo o valor que esse gene assume para um determinado cromossomo definido como alelo[51].

Outra terminologia importante de um GA é o genótipo que é a população no espaço de computação e neste espaço as soluções são representadas de forma que possam ser facilmente compreendidas e manipuladas usando um sistema de computação. O fenótipo por outro lado é a população no espaço de solução do mundo real em que as soluções são representadas de uma forma que são representadas no mundo real. Tanto o genótipo quanto o fenótipo estão relacionados pela decodificação e codificação, onde a decodificação é um processo de transformação de uma solução do genótipo para o espaço do fenótipo, enquanto a codificação é um processo de transformação do fenótipo para o espaço do genótipo [51].

Em um GA tem-se possíveis soluções para o problema proposto, onde tais soluções passam por uma recombinação e mutação, em seguida são gerados novos descendentes e assim este processo se repete ao longo das gerações. Cada possível solução (indivíduo) recebe um valor de aptidão baseado no valor da função objetivo, os indivíduos com melhor aptidão têm maior chance de gerar mais indivíduos aptos, ou seja, mais soluções possíveis. Assim, é dada continuidade ao processo de evolução aos melhores indivíduos/soluções até que o critério de parada se verifique [50].

Um dos motivos para a vasta aplicação dos GA's em problemas de otimização é sua capacidade de oferecer soluções suficientemente boas e rápidas para o problema. Além disso, as vantagens de serem métodos mais rápidos e eficientes em comparação com métodos tradicionais, otimiza funções discretas, contínuas, não lineares, não conexas e problemas multiobjetivos, apresenta um conjunto de soluções boas ao invés de apenas uma solução, e é favorável em problemas em que o espaço de busca é muito amplo e quando existem muitos parâmetros envolvidos.

A figura 5 apresenta o fluxograma com a estrutura de um GA onde inicia-se com uma população, que pode ser gerada aleatoriamente ou semeada por outras heurísticas, em seguida selecionam-se os pais dessa população para o cruzamento. Na etapa seguinte, os operadores de cruzamento e mutação são utilizados nos pais para gerar novos descendentes. E, finalmente, esses descendentes substituem os indivíduos existentes na população e o processo se repete.

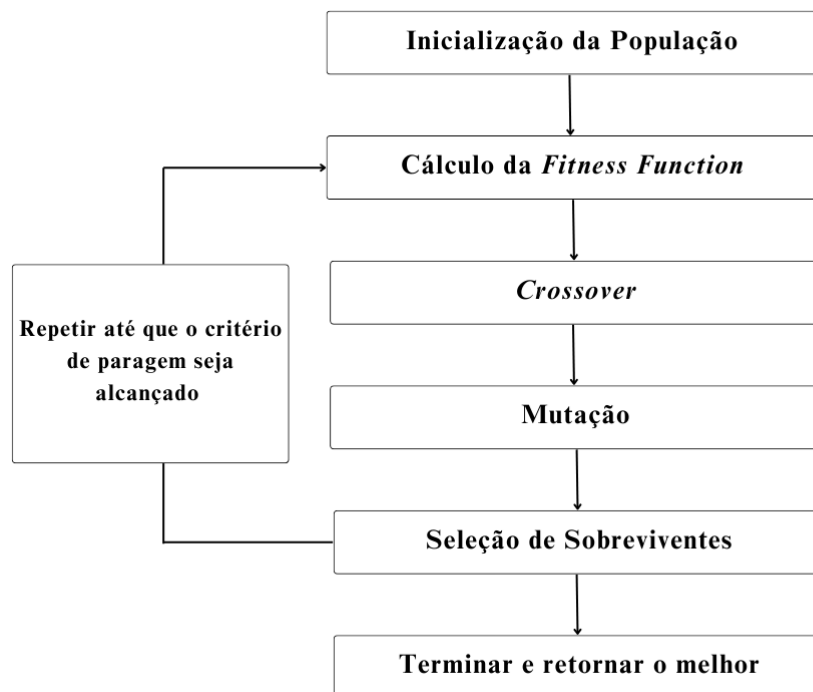


Figura 5 Fluxograma de um Algoritmo Genético [17]

Uma das variações dessa técnica de otimização foram introduzidas por [51] denominados GA's com chaves aleatórias aplicados na resolução de problemas de sequenciamento. Em GA's de chave aleatória enviesados, o viés é introduzido em dois estágios diferentes. Primei-

ramente, quando os pais são selecionados para cruzamento, boas soluções têm maior chance de serem escolhidas, pois um dos pais é sempre retirado de um subconjunto incluindo as melhores soluções. Em segundo lugar, a estratégia de cruzamento é mais propensa a escolher alelos do melhor pai para ser herdado pela descendência. Tais características justificam a utilização para o problema de otimização apresentado. Por outro lado, esta estratégia elitista, ainda sai mais reforçada, pela cópia efetuada de uma porcentagem significativa das melhores soluções de uma população para a população seguinte [52].

4.1 ALGORITMO BRKGA

O método proposto para ser aplicado no problema abordado é a utilização do Algoritmo Genético de chave aleatória enviesada (BRKGA). Tais algoritmos, são uma classe de algoritmos evolutivos comumente usados para resolver problemas de otimização de natureza combinatória, que usa uma codificação de chave aleatória enviesada para representar soluções. Nessa codificação, cada gene no cromossomo pode representar uma posição em uma permutação, uma variável de decisão binária em um problema, ou ainda um valor real no intervalo $[0,1]$ que devidamente decodificado representa um valor para uma variável de decisão do problema. O valor de cada gene é determinado por um número aleatório uniformemente distribuído no intervalo $[0,1]$. Os genes são então classificados em ordem crescente para criar uma permutação ou para definir a ordem das variáveis de decisão [53].

Uma etapa importante num BRKGA é a decodificação, que é usada para decodificar o cromossomo de chave aleatória para se tornar uma solução viável. O método de decodificação eficiente pode obter uma boa solução. Portanto, a especificação da etapa de decodificação é uma questão importante para o BRKGA. Para a realização desta etapa, existem métodos a serem utilizados no processo de decodificação como a decodificação básica no qual a prioridade é atribuída usando diretamente o valor do gene. O segundo método é a decodificação do valor do gene e combinação de prioridade ideal, no qual considera-se a prioridade dependendo do valor do gene, e uma prioridade ideal. O terceiro é o método híbrido que é uma combinação do primeiro e do segundo, no qual são obtidas duas soluções de um cromossomo e ao aplicar a decodificação híbrida, devem ser definidos os métodos para gerenciar o conjunto de elite [54].

Este algoritmo é uma variante meta-heurística do RKGA na qual a evolução dinâmica do BRKGA é semelhante ao algoritmo RKGA. A figura ?? ilustra a estratégia evolutiva deste

algoritmo, a qual a população é dividida em grupos de elite e não elite. Um grupo de elite é copiado para a próxima geração e um conjunto de pm novos indivíduos é gerado aleatoriamente e adicionado à nova geração. A inovação mais importante em comparação com o RKGA é a escolha dos pais para cruzamento, o BRKGA sempre escolhe um pai da elite e cruza com um pai proveniente da não elite. Em alguns casos, o segundo pai é selecionado da população geral, esse recurso torna o BRKGA tendencioso ao elitismo. A duplicação de pais é permitida na fase de reprodução, o que permite então um dos pais ter mais de um filho. Portanto, as chances de indivíduos de elite transmitirem características genéticas aumentam material para as gerações futuras [55].

Ainda de forma semelhante ao RKGA, o BRKGA sempre aplica o descrito anteriormente crossover uniformemente parametrizado. O que os difere é que, no BRKGA, a probabilidade pa de herdar um alelo do primeiro pai é sempre maior do que 0,5. Considerando que o primeiro progenitor é sempre um progenitor de elite, definir $pa > 0,5$ resulta em uma chance maior de a prole herdar genes de um pai de elite, adicionando um viés para genes de elite que não estavam presentes no RKGA original.

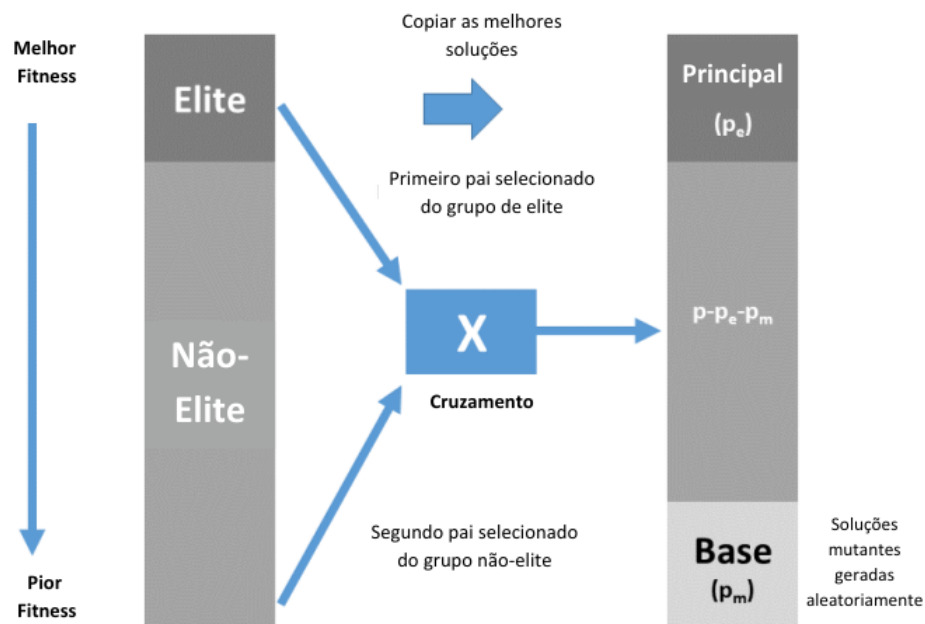


Figura 6 Criação de nova geração no BRKGA [56]

Ainda, de acordo com a figura 6, o BRKGA sempre opta por um genitor de elite (p_e) cruzando com um progenitor proveniente da não elite. Em alguns casos, o segundo pai é selecionado de toda a população e a repetição de pais é permitida na fase de reprodução, permitindo

então um dos pais ter mais de um filho. Como $p_e < p/2$, a probabilidade de um indivíduo de elite ser selecionado para cruzamento ($1/p_e$) é maior do que um indivíduo de não elite ($1/(p - p_e)$) [55].

Dentro da estrutura evolutiva do BRKGA é relevante destacar o processo de cruzamento onde um pai é selecionado e um ou mais descendentes são produzidos utilizando o material genético dos pais. No *crossover* enviesado (Figura 7) a seleção enviesada de genitores é realizada escolhendo aleatoriamente um dos genitores do conjunto de elite e o outro genitor do conjunto de não-elite. Dessa forma, as soluções de elite têm uma chance maior de cruzamento, e, portanto, de transmitir suas características às populações futuras. Para os cruzamentos enviesados, um número gerado aleatoriamente no intervalo $[0,1]$ determina qual dos pais retirar o gene. Se o número gerado for inferior ou igual a 0,7, a prole herda os genes do pai de elite com maior probabilidade (0,7 neste caso) [57].

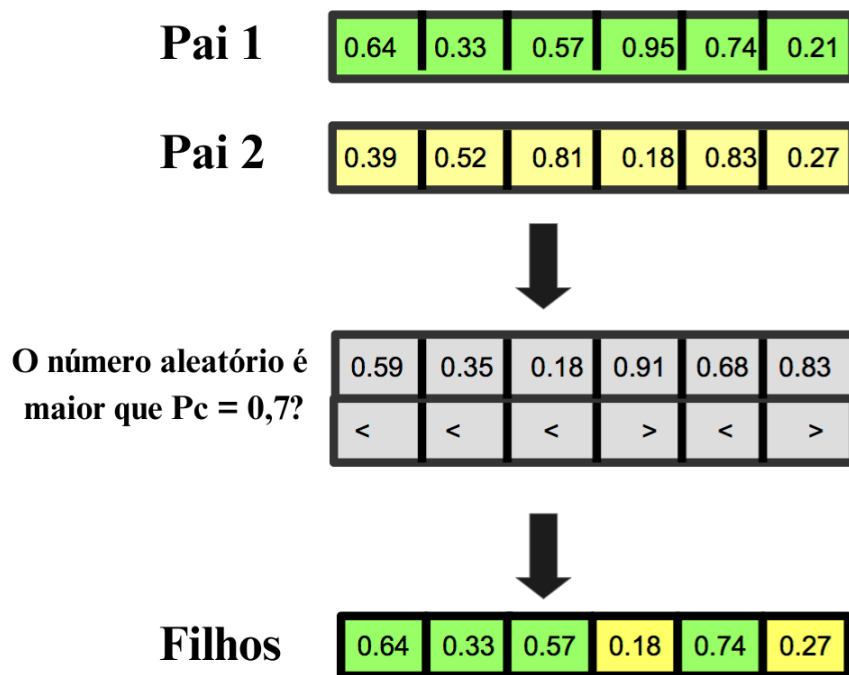


Figura 7 *Crossover* enviesado [52]

Nesta estrutura, representada na figura 8, há uma divisão clara entre a parte independente do problema do algoritmo e a parte dependente do problema. O problema parte independente não tem conhecimento do problema que está sendo resolvido. A única conexão com o problema de otimização combinatória que está sendo resolvido é a parte dependente do problema do algoritmo, onde o decodificador produz soluções a partir dos vetores de chaves

aleatórias e calcula a adequação dessas soluções [58].

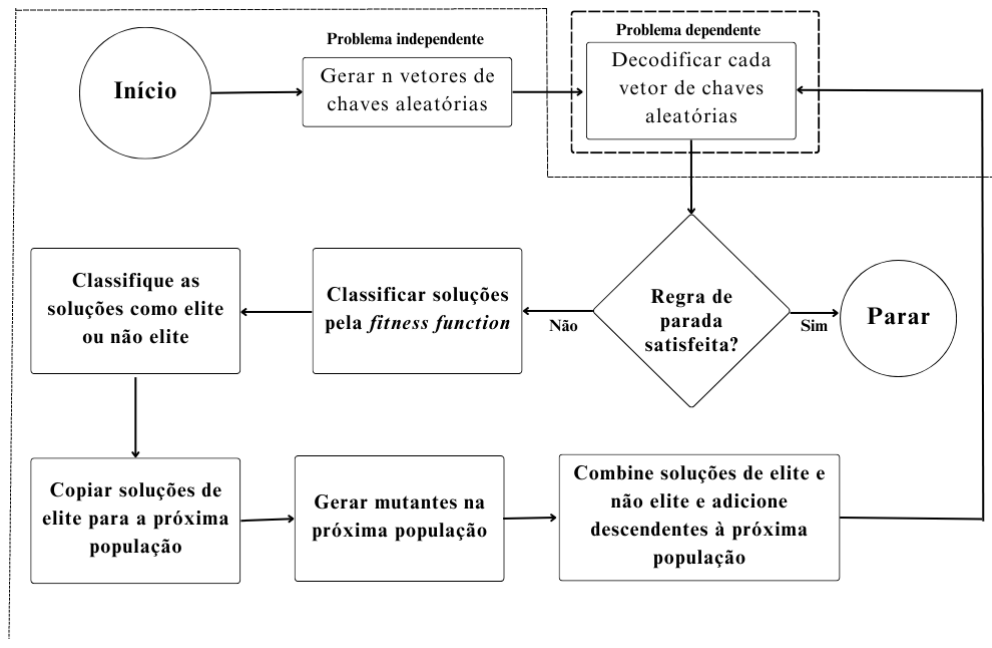


Figura 8 Fluxograma de um BRKGA [57]

A figura 8 apresenta o fluxograma de um BRKGA. Do fluxograma é válido destacar a etapa de decodificação e a avaliação da *fitness function*. Na decodificação os níveis de geração de saída são obtidos com base no vetor de chaves aleatórias. seus valores são calculados de forma que os limites mínimos e máximos sejam garantidos durante a fase de decodificação.

A expressão $(Y_j = Y_{min_j} + RK_j * (Y_{max_j} - Y_{min_j}))$ permite obter um valor para a variável (ou parâmetro) do problema, Y_j , a partir de cada alelo da random key, RK_j . Y_{min_j} e Y_{max_j} representam os limites inferior e superior da j -ésima variável. Note-se que a equação garante que a variável Y_j pertence ao intervalo $[Y_{min_j}; Y_{max_j}]$.

Portanto, na fase de decodificação a partir de cada cromossomo ou indivíduo associamos uma solução correspondente para o problema. Esse processo de decodificação mapeia as chaves aleatórias para as variáveis ou parâmetros específicos do problema.

A avaliação da *fitness function*, por sua vez, é uma etapa crucial no processo de otimização. A função de aptidão ou *fitness function* determina a qualidade ou adequação de uma solução candidata (individual) dentro da população. Atribui-se um valor numérico, também referido como uma pontuação de aptidão ou valor objetivo, para cada indivíduo com base em quão bem ele satisfaz os objetivos ou restrições do problema que está sendo resolvido. Ainda,

para cada indivíduo, o valor de aptidão é calculado usando a função objetivo adicionada de eventuais penalizações por violação das restrições do problema.

A combinação de objetivos é outra fase, na qual a otimização multiobjetivo, onde vários objetivos conflitantes estão envolvidos, a função de aptidão também pode envolver a combinação ou agregação dos valores objetivos individuais em uma única pontuação de aptidão. Essa agregação pode ser feita usando várias técnicas, como soma ponderada, produto ponderado ou dominância de Pareto. Por fim, a manipulação de restrições, ou seja, se o problema de otimização inclui restrições, a função de aptidão também pode avaliar até que ponto a solução viola essas restrições. Dependendo da abordagem, penalidades ou ajustes podem ser aplicados à pontuação de condicionamento físico para refletir o nível de violação. Isso ajuda a orientar a busca por soluções viáveis. É importante observar que a avaliação do *fitness* é realizada para cada indivíduo da população durante cada geração do BRKGA. Os valores de aptidão desempenham um papel crucial nos operadores de seleção e evolução do algoritmo, como seleção, cruzamento e mutação, que guiam a exploração e aproveitamento do espaço de busca.

Outra maneira de visualizar e compreender as características de algoritmos é através dos pseudocódigos. Na figura 9 está descrito o pseudocódigo do BRKGA, onde inicialmente, na linha 2, uma população *P* é iniciada. Na linha 4, a aptidão de cada indivíduo é calculada usando a solução obtida por decodificação. Na linha 5, a população é ordenada de acordo com a aptidão dos indivíduos. A elite e grupos não elite da população são divididos na linha 6. Na linha 7, os indivíduos elite são copiados para a nova população, enquanto na linha 8 a seleção dos pais para cruzamento é realizada. As linhas 9 e 10 mostram a aplicação dos operadores de mutação e cruzamento. Finalmente, a nova população é gerada na linha 11. O processo evolutivo vai até o critério de parada seja atendido e o algoritmo retorna a melhor solução encontrada.

Algoritmo BRKGA - Pseudocódigo**1: Procedimento BRKGA**

- 2: Gerar aleatoriamente a população inicial P;
- 3: **Enquanto** Critérios de parada não forem atendidos, **faça**;
- 4: Avaliar o *fitness* de cada indivíduo em P usando o *Decoder*;
- 5: Classificar a população P em ordem crescente de valores de aptidão;
- 6: Dividir P em grupos de elite e não elite;
- 7: Copiar indivíduos de elite da população atual para a próxima geração;
- 8: Selecionar um pai de elite para cruzar com um segundo pai da população não-elite;
- 9: Realizar o crossover uniforme parametrizado;
- 10: Gerar novos mutantes;
- 11: Atualizar a próxima população;
- 12: **Fim enquanto**
- 13: **Return** Retorna o melhor indivíduo da população
- 14: **Fim procedimento**

Figura 9 Pseudocódigo BRKGA [55]

Na literatura existem várias abordagens sugeridas em GA's para lidar com problemas de otimização que envolvem restrições, em que tais procedimentos são baseados em Métodos de funções de penalidades, métodos baseados em na busca de soluções viáveis, métodos baseados na preservação da viabilidade de soluções e métodos híbridos onde cada método possui suas características. Em Algoritmos Genéticos os métodos baseados em funções de penalidades são usados para lidar com restrições ou objetivos indesejáveis durante a otimização e são aplicadas para penalizar indivíduos que violam as restrições ou não atingem determinados critérios de desempenho. O objetivo destas funções é penalizarem soluções inviáveis reduzindo seus valores de aptidão proporcionalmente aos seus graus de violação de restrição, ou seja, quando a solução não satisfaz as restrições de desigualdade utilizam-se penalizações. [59]. Em geral podem ser funções de penalidade internas ou externas, sendo que em GA's são comumente utilizadas a funções de penalidade externa pois não há necessidade de começar com uma solução viável nestes tipos de funções. A formulação matemática de uma função de penalidade externa é descrita pela equação (30) :

$$\phi(\bar{x}) = f(\bar{x}) + \left[\sum_{i=1}^q r_i G_i + \sum_{j=q+1}^m c_j L_j \right] \quad (30)$$

onde $\phi(\bar{x})$ indica a nova função objetivo a ser otimizada, G_i e L_j são funções das restrições $g_i(\bar{x})$ e $h_j(\bar{x})$ respectivamente, r_i e c_j são parâmetros de penalidade. G_i e L_j são definidos e acordo com as equações (31) e (32) respectivamente:

$$G_i = \max [0, g_i(\bar{x})]^\beta \quad (31)$$

$$L_j = |h_j(\bar{x})|^\gamma \quad (32)$$

Em que β e γ são comumente 1 ou 2.

Dentro dos métodos baseados em funções de penalidade existem outras abordagens específicas como penalidades estatísticas, penalidades dinâmicas, penalidades de recozimento, penalidades adaptativas etc. Nomeadamente, a penalidade adaptativa, é um método em que os parâmetros de penalidade são atualizados a cada geração de acordo com as informações coletadas da população e os indivíduos são avaliados de acordo com a equação (33):

$$eval(\bar{x}) = f(\bar{x}) + \lambda(t) \left[\sum_{i=1}^q g_i^2(\bar{x}) + \sum_{j=q+1}^m |h_j(\bar{x})| \right] \quad (33)$$

O parâmetro da função de penalidade é definido na equação (33) por $\lambda(t)$ e é atualizado a cada geração.

5. ESTUDO DE CASO

O estudo de caso apresentado é constituído por quatro cenários diferentes para a infraestrutura de carregamento de EV. O quarto cenário, caracteriza-se pela utilização de diversas fontes para obtenção de energia, por exemplo, como a conexão com a rede de distribuição, geração fotovoltaica e sistemas de armazenamento de energia em baterias. Na composição de cada cenário foram utilizados períodos por semanas em diferentes estações do ano, visando uma análise mais completa dos custos com o objetivo de encontrar a melhor solução para o dimensionamento da estação de carregamento de veículos elétricos.

Existem elementos e fatores que são importantes a serem analisados e incluídos na implementação dos cenários, como o nível de energia em um sistema de armazenamento, é geralmente medido em quilowatt-hora (kWh) que é uma unidade de energia que representa a quantidade de energia consumida ou fornecida durante um período, ou seja, leva em consideração a potência (kW) e o tempo (horas) em que essa potência está sendo consumida ou fornecida. O nível de energia em um sistema de energia é importante para o planejamento, monitoramento e faturamento do consumo de energia. Também é usado para dimensionar a capacidade de geração e armazenamento de energia necessária para atender às demandas dos consumidores [67].

Outros fatores importantes são as potências tanto de carga quanto de descarga. A potência

de carga em um sistema de armazenamento refere-se à quantidade de energia que pode ser adicionada ao sistema de armazenamento proveniente da rede elétrica ou de fontes renováveis como geração fotovoltaica e eólica. A potência de descarga, por sua vez, é a potência demandada pelos consumidores no sistema. Representa a energia que está sendo retirada do sistema para alimentar cargas elétricas, como um veículo elétrico por exemplo. A potência de carga é medida em watts (W) e é importante para dimensionar a capacidade do sistema de energia em atender às necessidades dos consumidores. A potência de descarga, por sua vez, refere-se à quantidade de energia liberada ou fornecida por um sistema de armazenamento de energia. É a capacidade do sistema de liberar energia armazenada quando necessário. Geralmente, está associada a sistemas de armazenamento de energia, como baterias, acumuladores, capacitores, entre outros. É também em watts (W) e é importante para dimensionar a capacidade de um sistema de armazenamento em fornecer energia em momentos de demanda elevada ou quando o fornecimento de energia externo é interrompido. Por exemplo, em um sistema de armazenamento de energia solar, a potência de descarga é a capacidade da bateria em fornecer energia durante a noite ou em dias nublados [69].

Em suma a potência de carga está relacionada ao consumo de energia pelos dispositivos conectados a um sistema de energia, enquanto a potência de descarga está relacionada à capacidade de um sistema de armazenamento em liberar energia quando necessário. Ambos os conceitos são essenciais para garantir o funcionamento eficiente e confiável de um sistema de energia[69].

Acerca da geração de energia fotovoltaica é relevante destacar que este tipo de produção varia ao longo das estações do ano devido às diferenças na intensidade da luz solar e às condições climáticas [68]. Para este estudo de caso as informações foram obtidas pelo PV - GIS que é uma ferramenta que fornece dados geográficos e climáticos para sistemas fotovoltaicos, e oferece informações valiosas para avaliar o potencial de energia solar e o desempenho de instalações fotovoltaicas em vários locais. A estação da primavera (Figura 10) caracteriza-se por dias mais longos, a intensidade da luz solar aumenta gradualmente, podem ter dias nublados e chuvosos, o que pode afetar temporariamente a produção de energia.

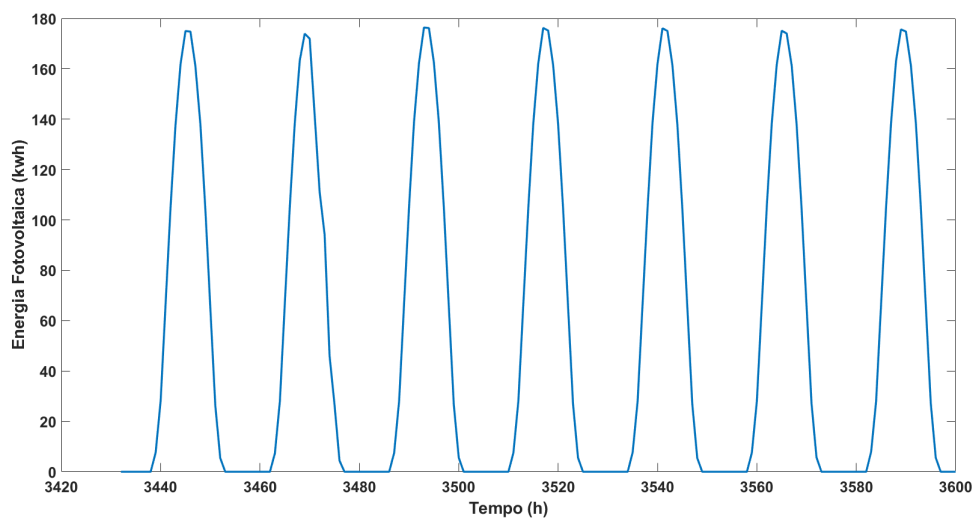


Figura 10 Geração Fotovoltaica na primavera. (Autor)

O verão (Figura 11) é geralmente a estação de maior geração de energia fotovoltaica. Os dias são mais longos e ensolarados, resultando em uma quantidade significativa de energia solar disponível para os painéis fotovoltaicos, e com temperaturas mais altas, os painéis fotovoltaicos geralmente têm um desempenho ligeiramente melhor em termos de eficiência de conversão de energia solar em eletricidade [60].

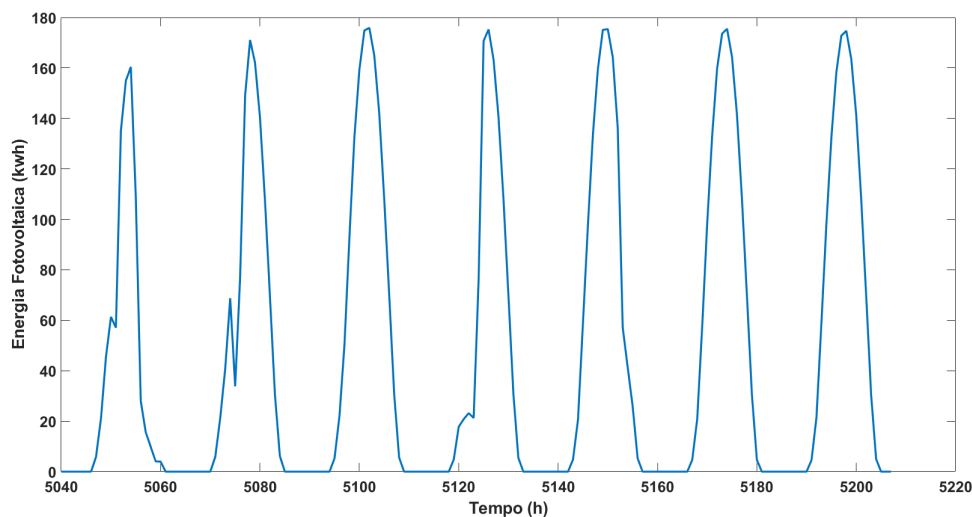


Figura 11 Geração Fotovoltaica no Verão. (Autor)

No outono (Figura 12), por sua vez, os dias começam a ficar mais curtos, e a intensidade da luz solar diminui gradualmente. Isso resulta em uma redução na geração de energia fotovoltaica em comparação com o verão. Além disso, as condições climáticas podem ser mais

instáveis, com maior probabilidade de chuvas e nebulosidade, o que pode afetar a produção de energia.

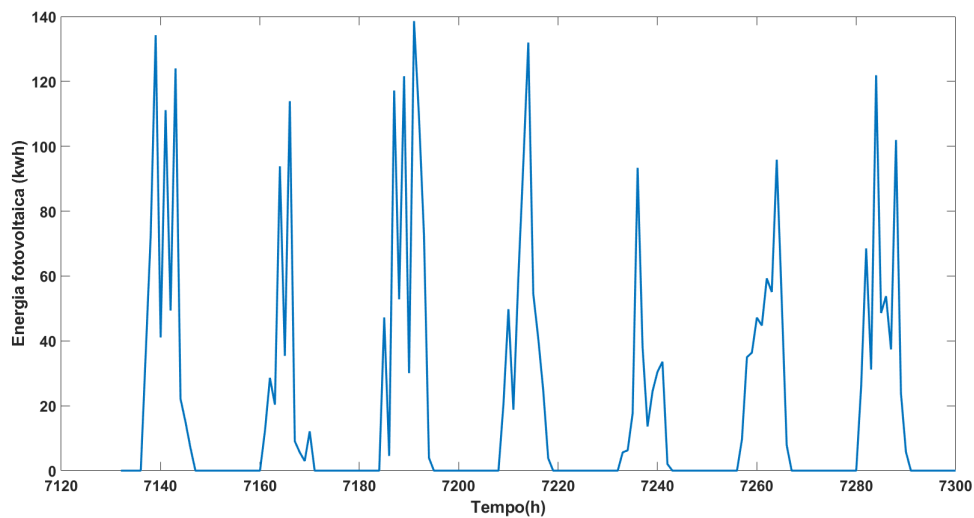


Figura 12 Geração Fotovoltaica no Outono. (Autor)

Por fim, o inverno (Figura 13) é caracterizado por ser a estação com menor geração de energia fotovoltaica. Os dias são mais curtos, com menos horas de luz solar disponível, o que limita a quantidade de energia que os painéis solares podem gerar. Além disso, as condições climáticas são frequentemente desafiadoras, com céu nublado, neve e chuva, o que pode reduzir ainda mais a produção de energia [60].

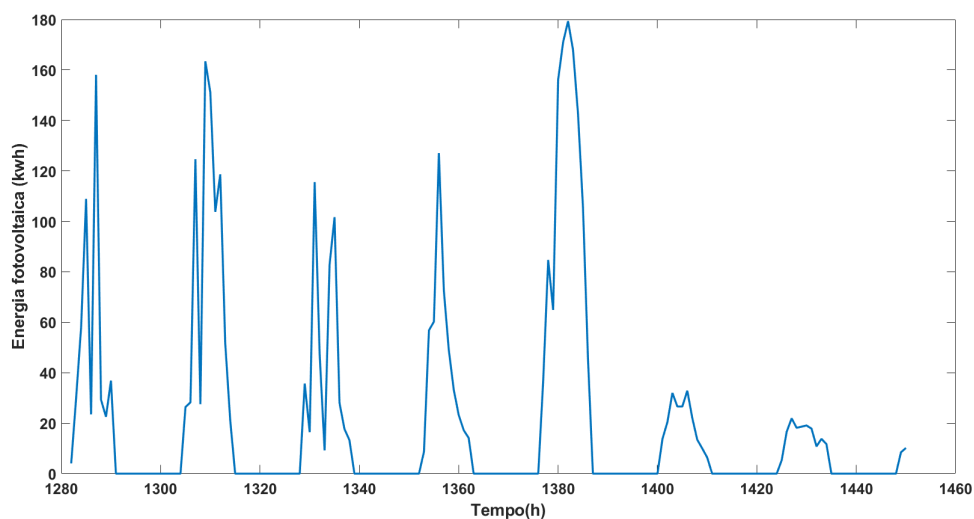


Figura 13 Geração Fotovoltaica no Inverno. (Autor)

A figura 14 apresenta a demanda de potência (kW) para veículos elétricos de em um pe-

ríodo de uma semana que equivale a 168 horas na estação da primavera, onde cada período possui suas características específicas. É relevante destacar que, vários fatores influenciam essa demanda, incluindo a temperatura ambiente, o uso do sistema de aquecimento ou ar-condicionado do veículo, e o comprimento das viagens. No entanto, em geral a demanda de carga de um veículo elétrico pode ser maior durante o inverno devido a temperaturas mais baixas e ao uso do sistema de aquecimento.

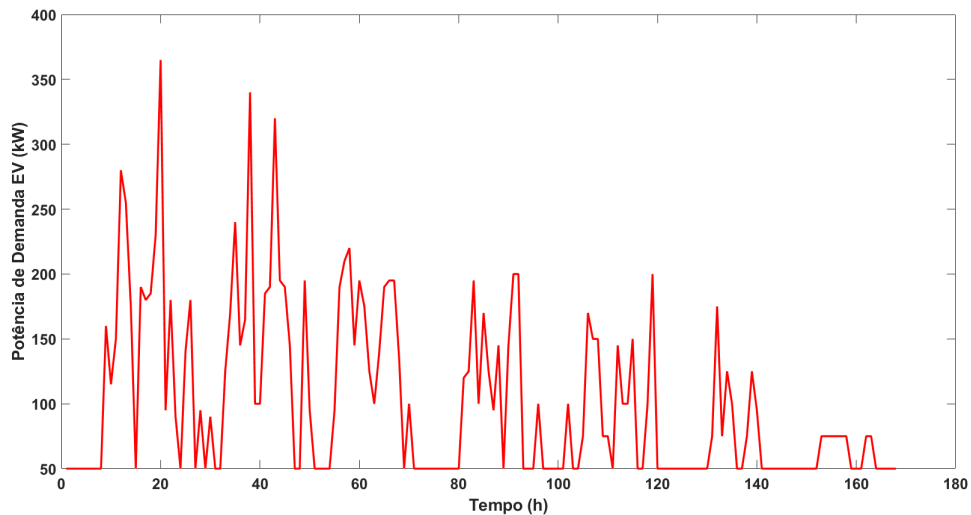


Figura 14 Demanda de potência para veículos elétricos na Primavera. (Autor)

A demanda de potência para veículos elétricos na estação do verão pode ser influenciada por diversos fatores sazonais, comportamentais e climáticos. A figura 15 mostra esta demanda para estação do verão, vale ressaltar que demanda de potência para veículos elétricos no verão pode variar de acordo com a localização geográfica, o perfil de uso dos veículos, a disponibilidade de infraestrutura de carregamento e outros fatores específicos de cada região.

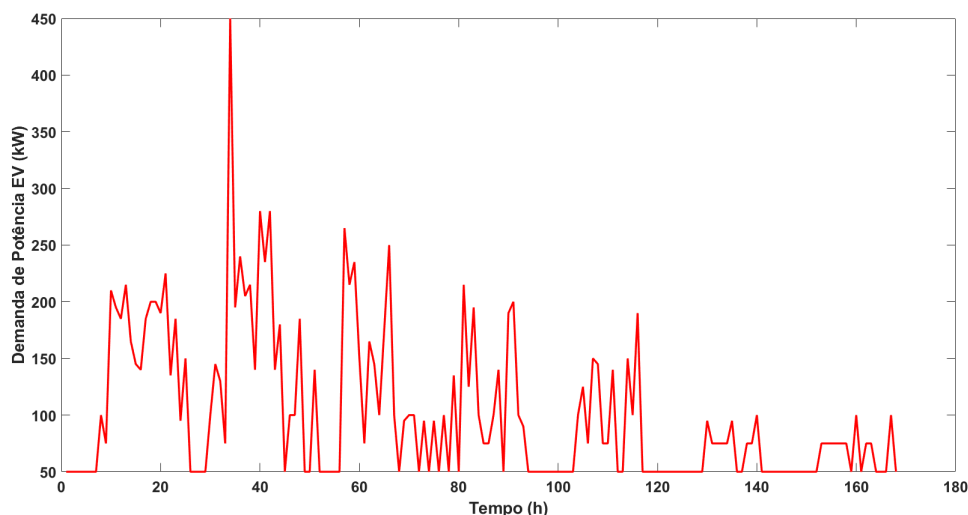


Figura 15 Demanda de potência para veículos elétricos no Verão. (Autor)

Na estação de outono estação do outono pode ser influenciada por fatores climáticos, comportamentais e políticas específicas de cada região. A figura 16 mostra a variação da demanda de potência na estação do outono para o período de 168h.

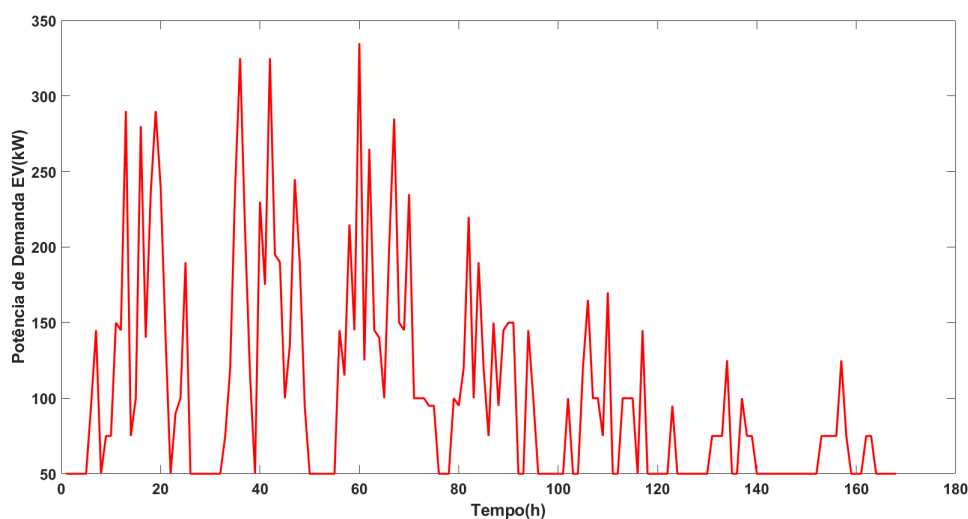


Figura 16 Demanda de potência para veículos elétricos no Outono. (Autor)

Ademais, no inverno, a demanda de potência (Figura 17) que por sua vez pode ser influenciada por diversos fatores específicos dessa estação. No inverno, as temperaturas geralmente são mais baixas, o que pode afetar o desempenho das baterias dos veículos elétricos. As baterias tendem a perder eficiência em temperaturas frias, o que pode resultar em uma demanda ligeiramente maior de potência para compensar a perda de autonomia. Ainda, durante

o inverno, o uso de aquecimento interno nos veículos é mais frequente e este aquecimento consome energia da bateria, o que pode aumentar a demanda de potência para os EV's.

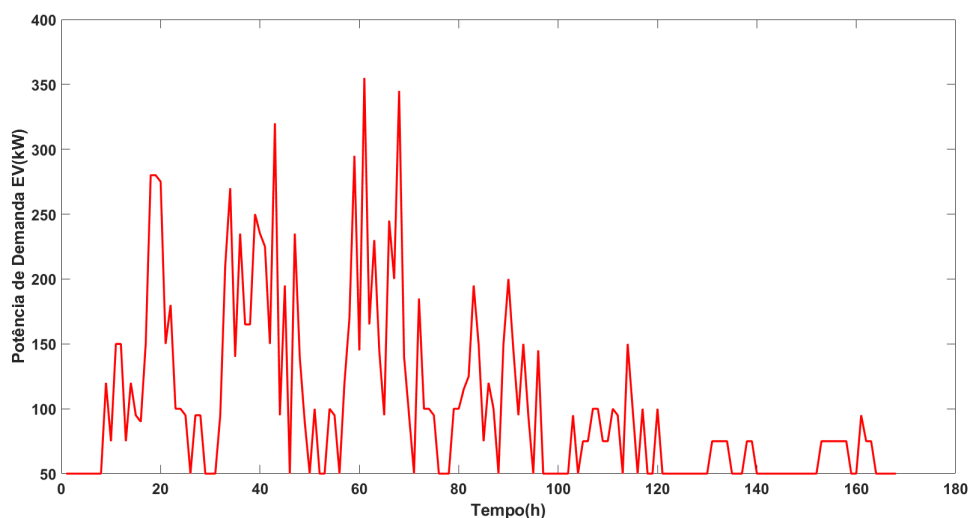


Figura 17 Demanda de potência para veículos elétricos no inverno. (Autor)

Todas essas informações (Figura (14)-(17)) indicam que a demanda de potência para veículos elétricos pode variar significativamente ao longo do ano, dependendo das condições climáticas e comportamentais específicas de cada estação. Tais informações podem ser úteis para o planejamento e gerenciamento da infraestrutura de carregamento e para entender os padrões de uso dos veículos elétricos em diferentes momentos do ano.

5.1 CENÁRIOS

A proposta de cenários desempenha um papel fundamental em estudos de caso, proporcionando uma estrutura e contexto que enriquecem a compreensão e análise de uma situação complexa ou problema. Ao criar cenários realistas e bem elaborados, os estudos de caso ganham em profundidade e aplicabilidade.

5.1.1 Cenário 1: Com energia comprada do Sistema Elétrico

O primeiro cenário proposto para implementação é esquematizado na figura 18, e caracteriza-se por possuir a energia comprada do sistema elétrico como fonte para recarga dos veículos elétricos.

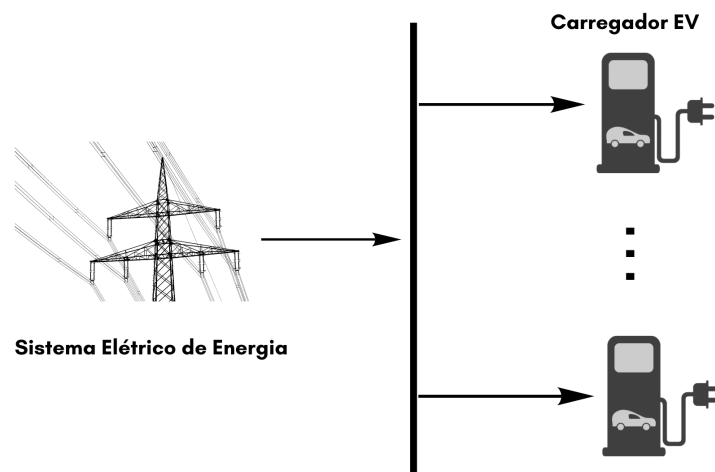


Figura 18 Esquema para o cenário 1. (Autor)

A figura 19 apresenta o gráfico com máxima demanda de potência para EV's dentro deste cenário. É notório que as estações do inverno e primavera apresentaram picos de demanda mais elevados se comparados com as demais estações do ano.

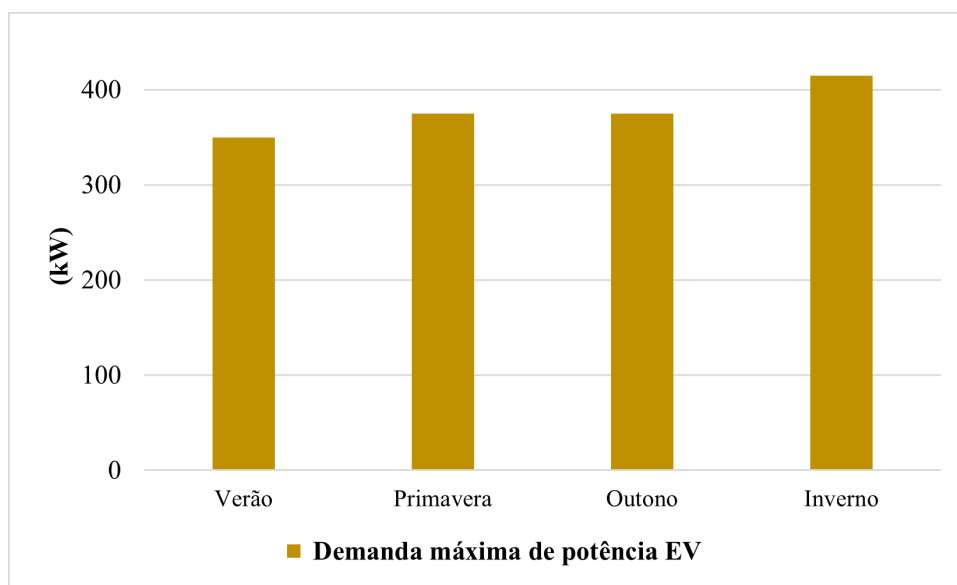


Figura 19 Demanda máxima de EV's. (Autor)

A demanda para recarga de EV's tem impacto direto nos custos de uma estação de recarga. Para este cenário é notório que os custos (figura 20) são semelhantes nas diferentes estações do ano, tendo destaque o período de inverno onde tem-se tanto um pico de demanda e maiores custos para o panorama 1.

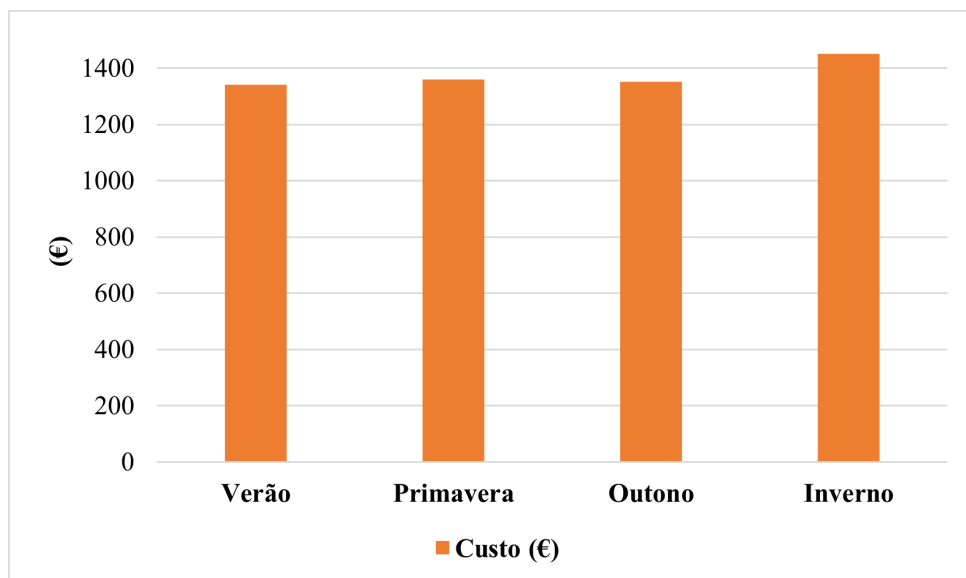


Figura 20 Custos semanais do cenário 1. (Autor)

Para este cenário observou-se potências máximas (Figura 21) compradas do sistemas eléctrico de energia para suprir a demanda, sobretudo, no inverno influenciando diretamente nos custos 20.

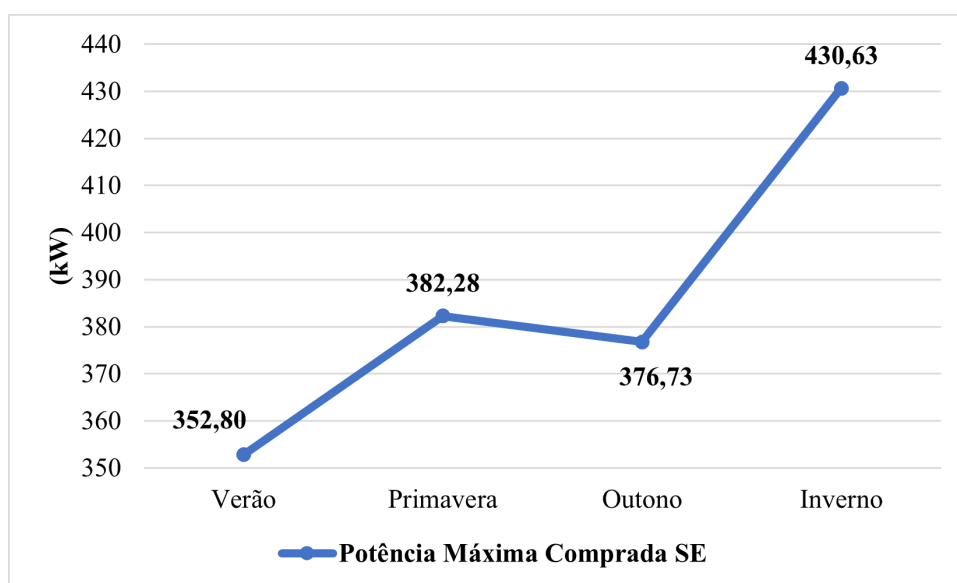


Figura 21 Potências máximas compradas da rede

5.1.2 Cenário 2: Com geração fotovoltaica

Para este panorama, esquematizado na figura 22, propõe-se a inserção de geração fotovoltaica como alternativa para recarga dos veículos eléctricos. Assim, além da energia comprada à rede eléctrica sugere-se uma fonte renovável para alimentar os EV's.

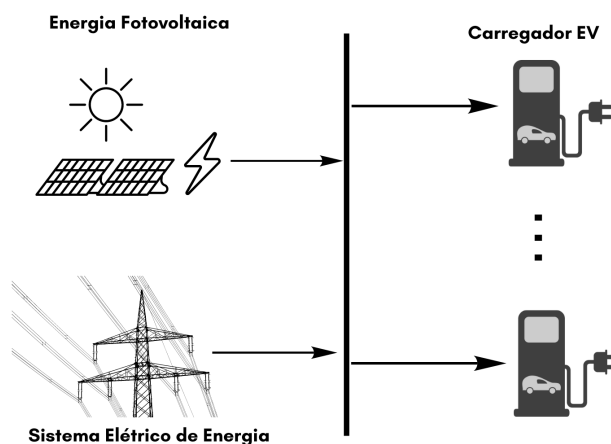


Figura 22 Esquema para o cenário 2. (Autor)

Os custos no cenário 2 (Figura 23) são mais elevados nas estações de outono e inverno, que são períodos onde não há muita geração de energia solar, sendo necessário adquirir energia do sistema elétrico para suprir a demanda.

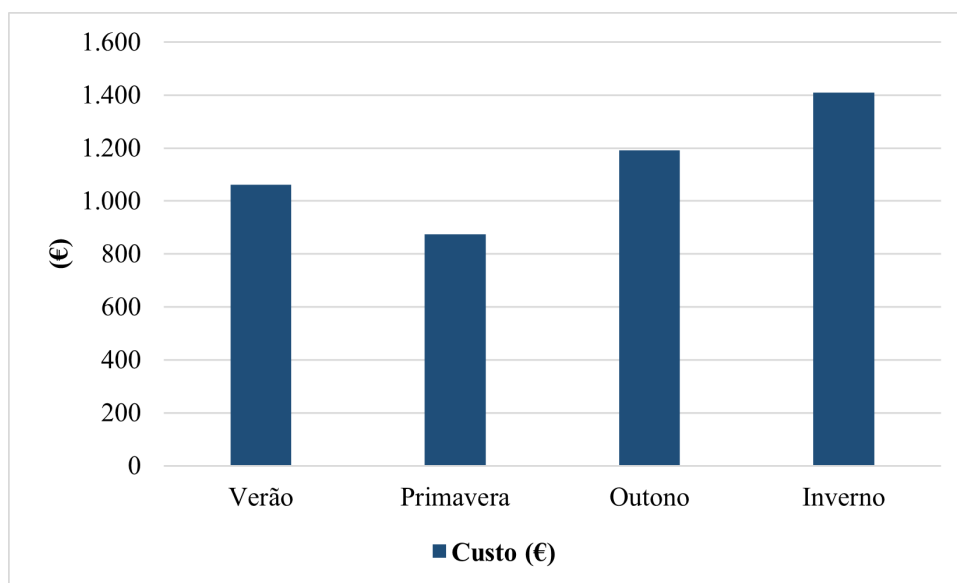


Figura 23 Custos semanais do cenário 2. (Autor)

Observando a demanda de veículos elétricos (Figura 24) é notória a procura de carga nas estações do inverno e verão. Mesmo com uma demanda elevada no verão, os custos (Figura 23) não são elevados, uma vez que, nesta estação existe um aproveitamento dos raios do sol para gerar energia solar que atenderá a demanda.

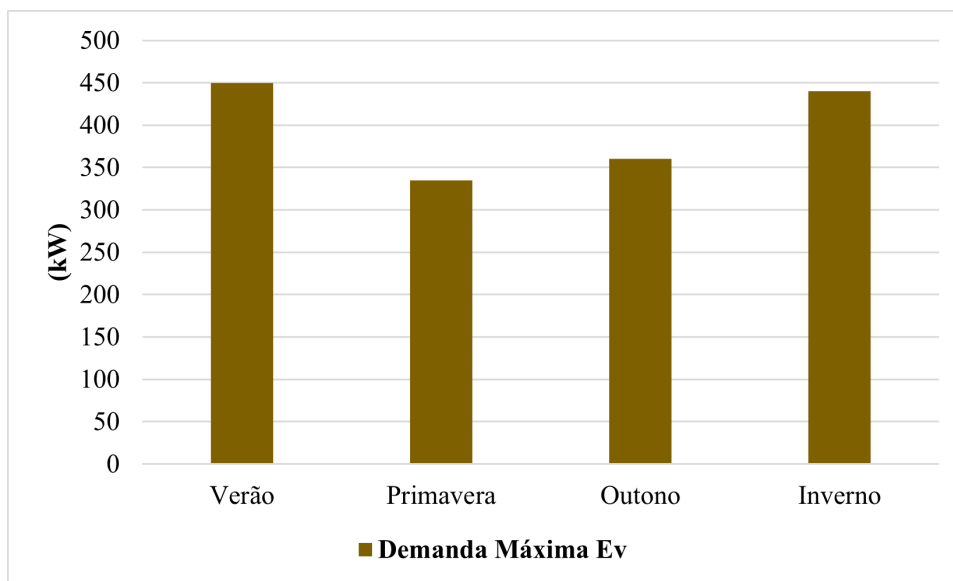


Figura 24 Demanda máxima de EV's cenário 2. (Autor)

A potência comprada do sistema elétrico de energia (Figura 25) neste panorama apresentou valores mais elevados no inverno e no verão. Apesar dos painéis solares captarem muitos raios solares gerando energia, observa-se (Figura 24) máximas demandas de potência para EV no verão, resultando em mais energia comparada à rede para suprir a demanda neste período. No inverno, há o maior pico de potência deste cenário, uma vez que, neste período não há muito o aproveitamento dos raios solares pois é uma estação caracterizada por chuvas e temperaturas mais baixas de um modo geral.

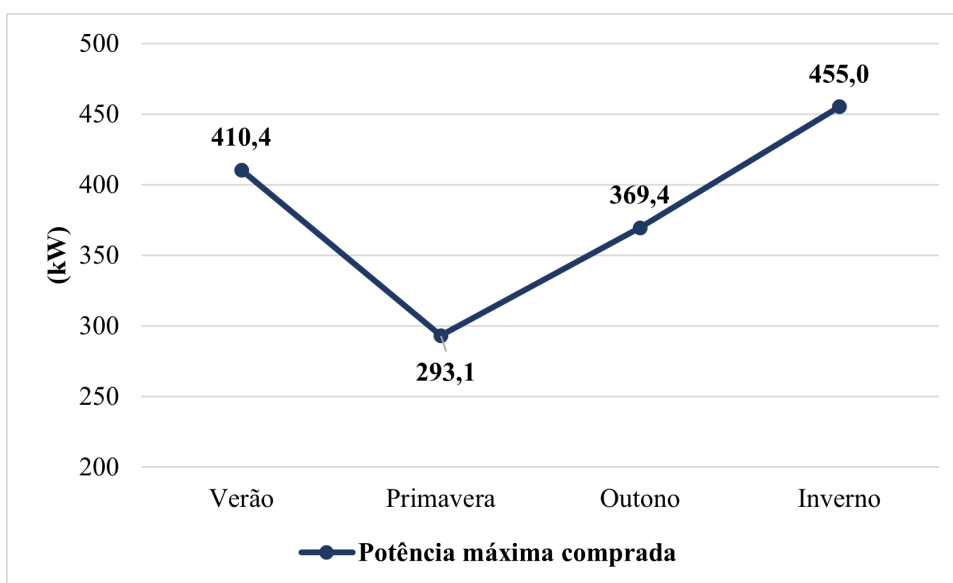


Figura 25 Potência máxima comprada do sistema elétrico no cenário 2. (Autor)

5.1.3 Cenário 3: Com Sistema de Armazenamento de Energia em Baterias (BESS)

Outro cenário proposto (Figura 26) que se configura com duas fontes para a recarga dos EV's, sendo a energia comprada da rede e um sistema de armazenamento de energia em baterias.

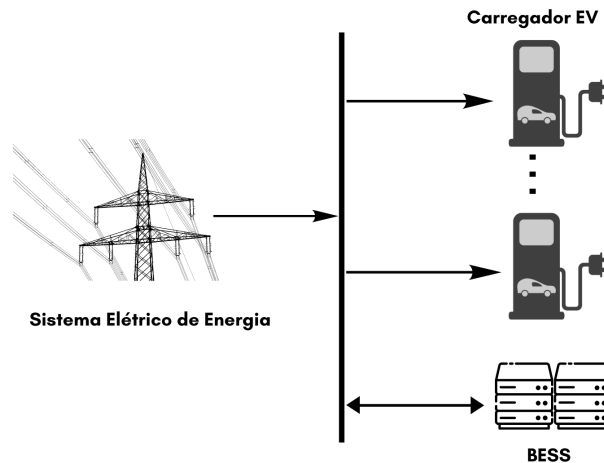


Figura 26 Esquema para o cenário 3. (Autor)

A figura 27 mostra os picos de demanda de potência, vale destacar que para este cenário tem-se demandas máximas na estações do outono e inverno. Como já fora mencionado, a demanda é um fator relevante nos custos, pois com demandas elevadas requerem mais recursos para suprir as necessidades de energia.

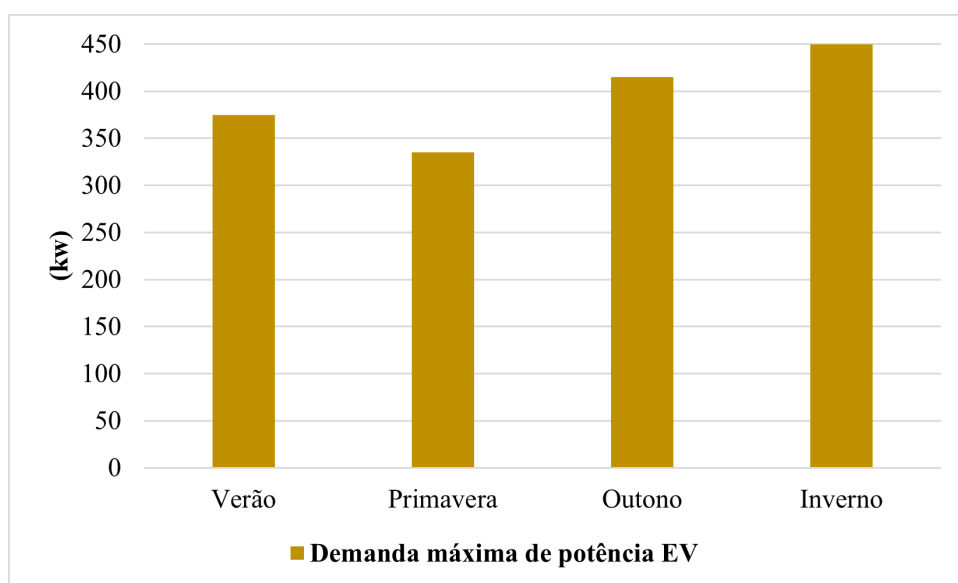


Figura 27 Demandas máximas no cenário 3. (Autor)

Da figura 28 é relevante destacar que os custos são mais elevados nas estações do inverno e outono, ou seja, nos dois períodos onde ocorreram demandas máximas de potência para recarga para os veículos elétricos

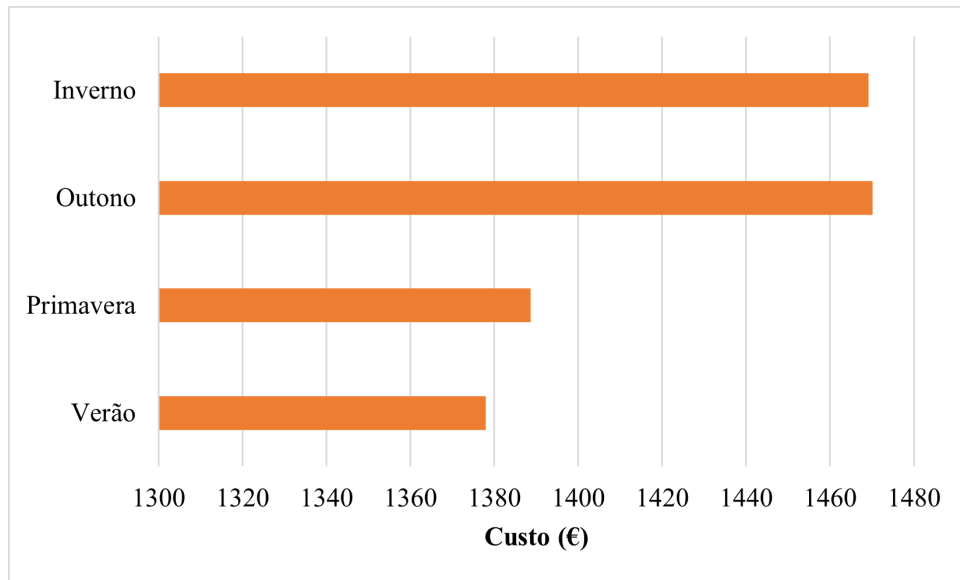


Figura 28 Custos semanais do cenário 3. (Autor)

Na figura 29 é possível ver a disposição das potência de carga e descarga para este cenário, uma vez que, dispõe de BESS em sua estrutura. Tanto a demanda máxima de potência de EV quanto os custo deste cenário são mais elevados nas estações de inverno e outono (Figuras (27) e (28))

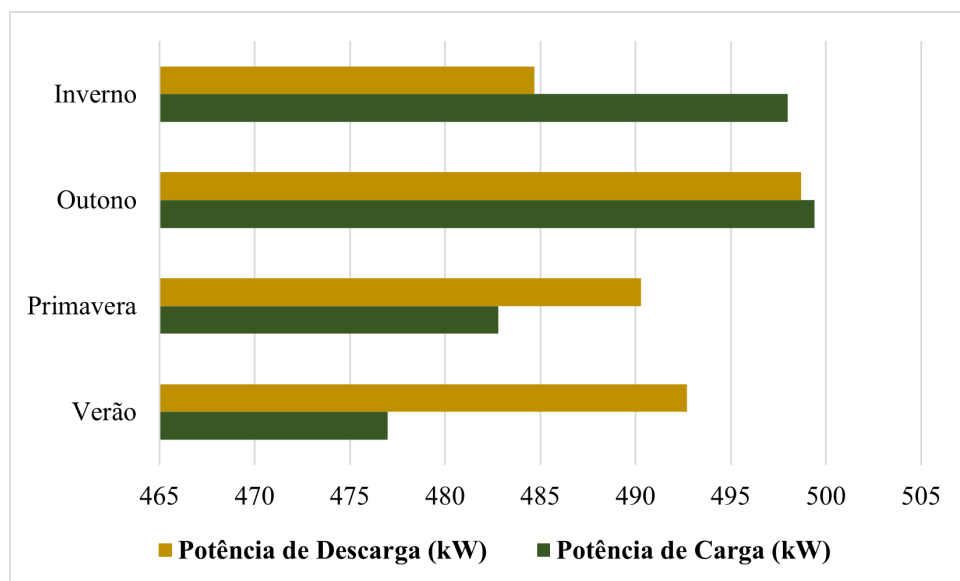


Figura 29 Potências máximas de Carga e Descarga no cenário 3. (Autor)

Outro fator importante dentro deste cenário é nível de energia no BESS (Figura 30), uma vez que o nível de energia indica quanto potencial de energia está disponível para ser usada quando necessário

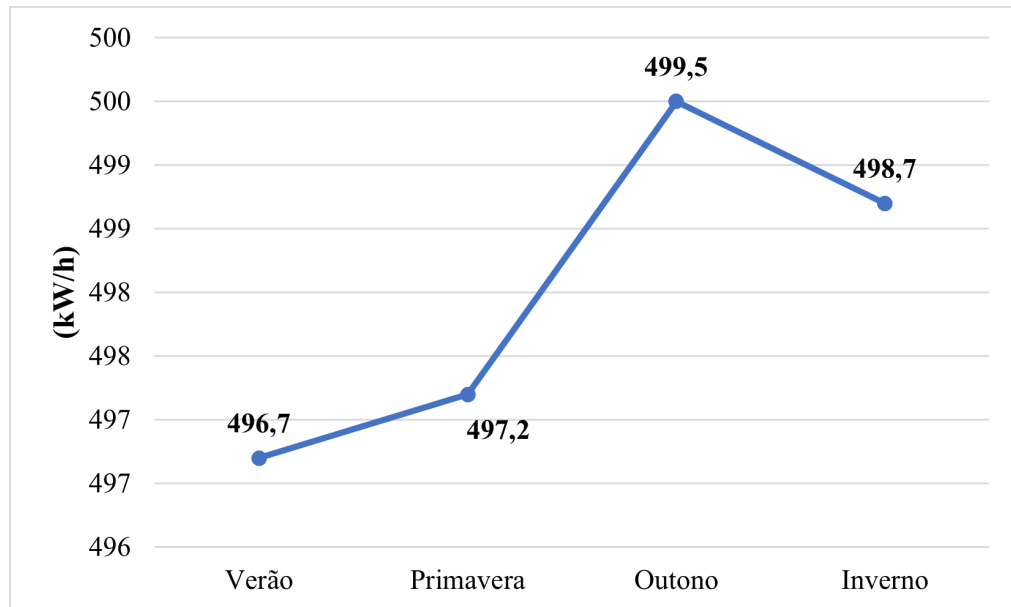


Figura 30 Nível máximo de Energia no BESS no cenário 3. (Autor)

5.1.4 Cenário 4: Com BESS e geração fotovoltaica

Um último cenário é proposto, onde envolve a inserção de elementos descritos nos cenários anteriores, como a geração fotovoltaica e BESS (Figura 31).

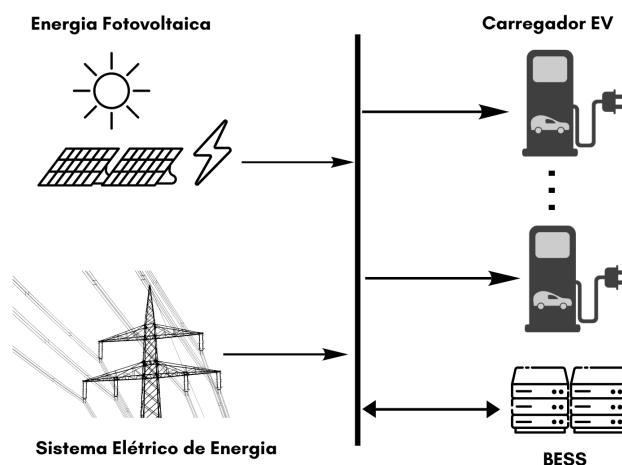


Figura 31 Esquema para o cenário 4. (Autor)

A Figura 32 apresenta o custo semanal levando em consideração a utilização das duas fontes

citadas, para o período proposto de 168 horas em diferentes estações do ano, como foi proposto nos cenários anteriores também. Nota-se, pela figura, que os custos são mais elevados no inverno e outono, se comparadas com as demais estações do ano.

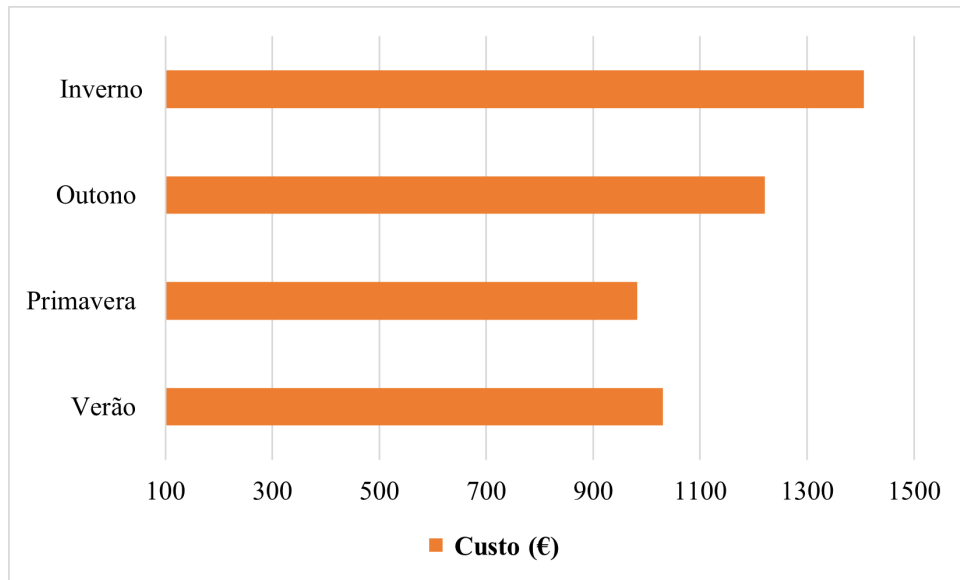


Figura 32 Custos semanais do cenário 4. (Autor)

A figura 33 apresenta a demanda de potência de veículos elétricos para o cenário, é relevante destacar que as demandas estão elevadas no inverno e outono, estações nas quais os custos são mais elevados uma vez que a geração fotovoltaica (Figura 12 e 13) é menor nestes dois períodos, sendo influenciadas pelas sazonalidades nesses períodos que ocorrem devido à mudança na quantidade de luz solar disponível durante essas estações, em comparação com a primavera e o verão. Assim, é necessário suprir a crescente demanda através de outras fontes, implicando em mais custos.

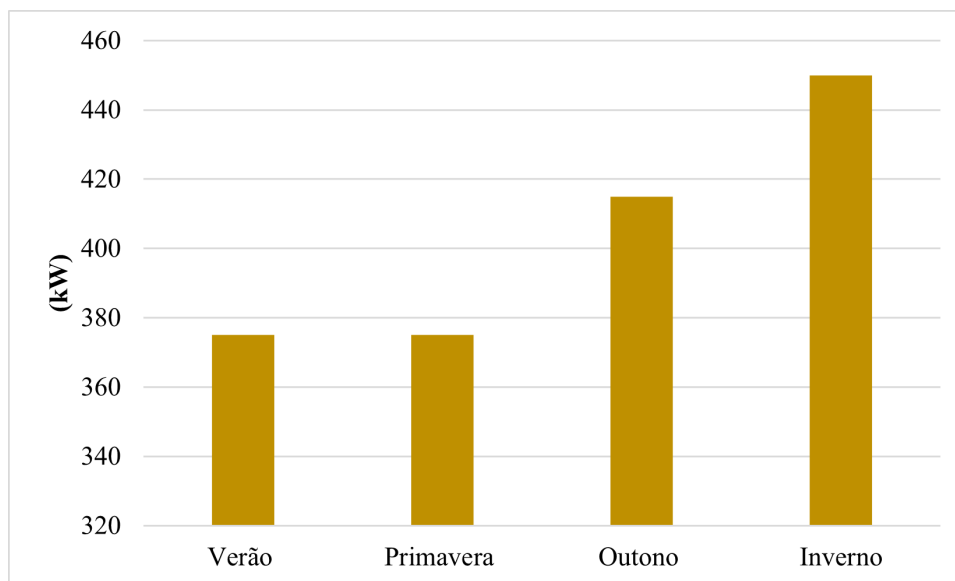


Figura 33 Demanda máxima de potência de EV cenário 4. (Autor)

Uma das alternativas propostas para suprir as necessidades de demanda neste cenário é a utilização do BESS. A figura 34 destaca valores máximos acerca das potências de carga e descarga no BESS. Nomeadamente a potência de carga refere-se à quantidade de energia elétrica que está sendo fornecida à bateria em um determinado período de tempo e a potência de descarga diz-se da quantidade de energia elétrica que a bateria é capaz de fornecer em um determinado período de tempo.

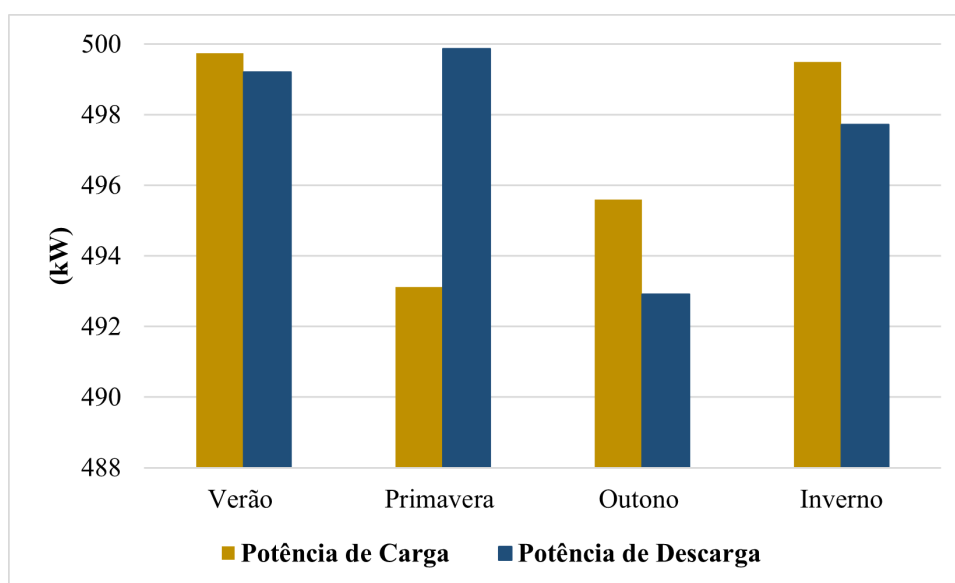


Figura 34 Potências máxima de carga e descarga no cenário 4. (Autor)

Outro fator importante acerca do BESS é o nível de energia que refere-se à quantidade total

de energia armazenada no BESS em um determinado período. Nota-se da figura 35 que na estação do inverno esse nível é mais baixo se comparado aos demais períodos.

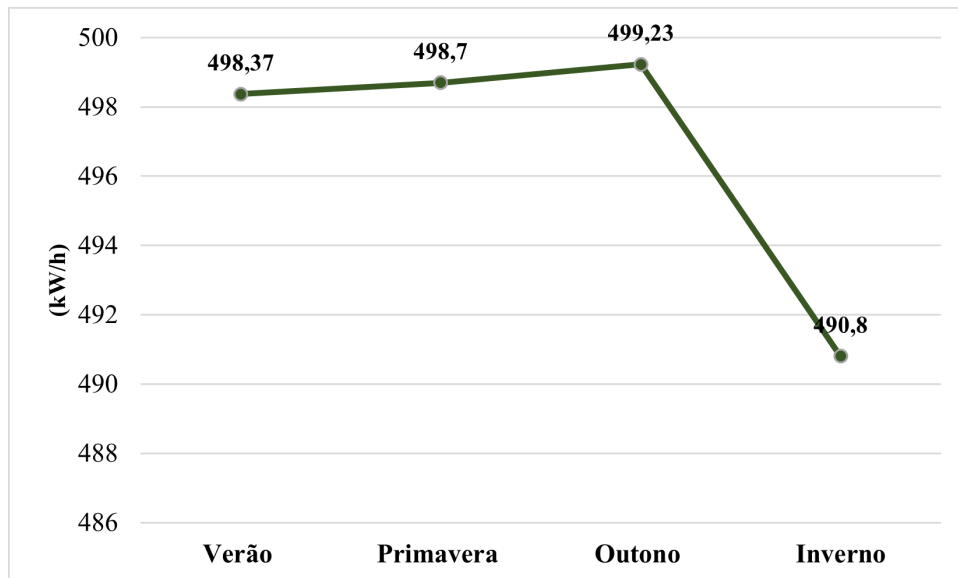


Figura 35 Nível máximo de energia no BESS para o cenário 4. (Autor)

5.2 RESULTADOS

A descrição dos cenários propostos proporcionam uma estrutura e contexto que enriquecem a compreensão e análise da otimização do dimensionamento das estações de carregamento de veículos. Os quatro cenários estudados com diferentes estruturas visaram uma proposta que minimize os custos para uma estação de carregamento de EV's. A figura 36 apresenta os resultados acerca dos custos para um período de 168 horas em 4 cenários em diferentes estações do ano. Da figura, é importante destacar que o cenário 2 apresenta os custos mais baixos, se comparados com os demais panoramas. Este cenário caracteriza-se por possuir um sistema de geração fotovoltaica e obtenção de energia comprada do sistema elétrico.

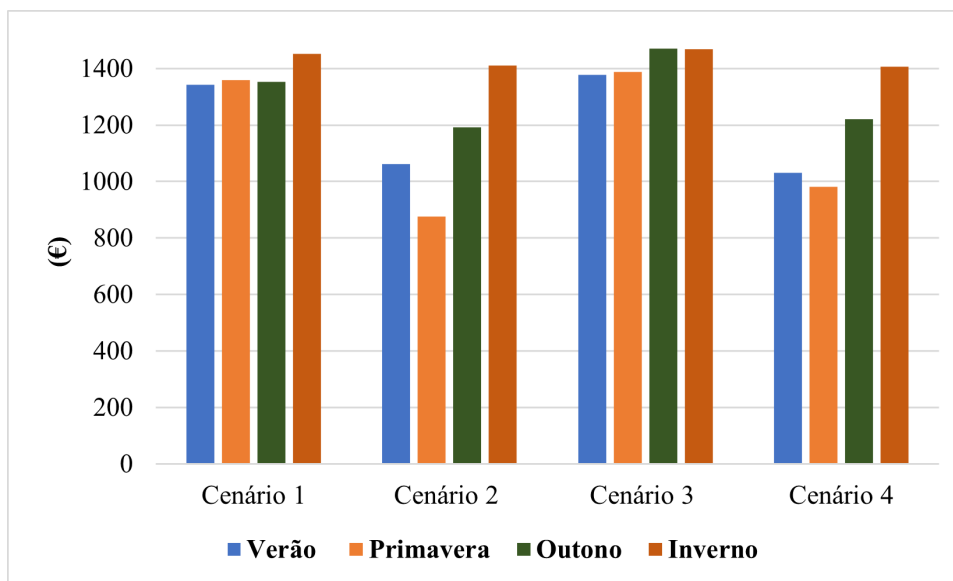


Figura 36 Custos em euros para cada cenário. (Autor)

Como já mencionado, muitos fatores influenciam os custos de uma estação de carregamento de EV's. Exemplo disso, para o cenário 1 onde os custos são mais elevados tem-se como fatores importantes o preço da energia e a demanda dos EV's em cada período de tempo. A diferença entre os valores acerca dos custos para o dimensionamento de uma estação de carregamento de EV's para os cenários propostos torna-se mais perceptível quando apresentados em um período mensal (Figura 37). É relevante destacar os custos elevados tanto para o primeiro, quanto para o terceiro cenários.

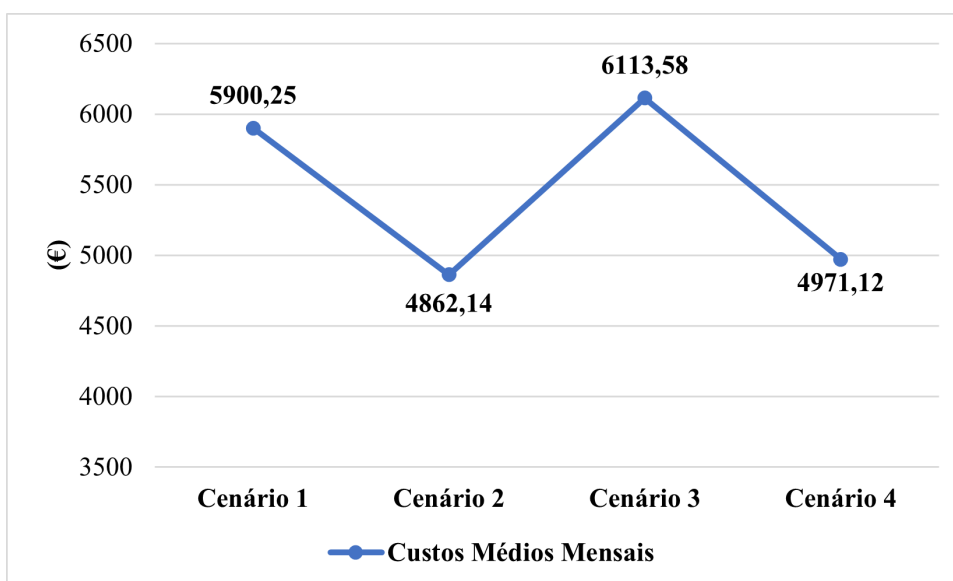


Figura 37 Custos médios mensais nos 4 cenários. (Autor)

Em uma estimativa anual, nota-se que o cenário 2 apresenta custos mínimos se comparados

com os demais. Isso se justifica, pela inserção de um sistema fotovoltaico para geração de energia, diminuindo a demanda de compra de energia do sistema elétrico.

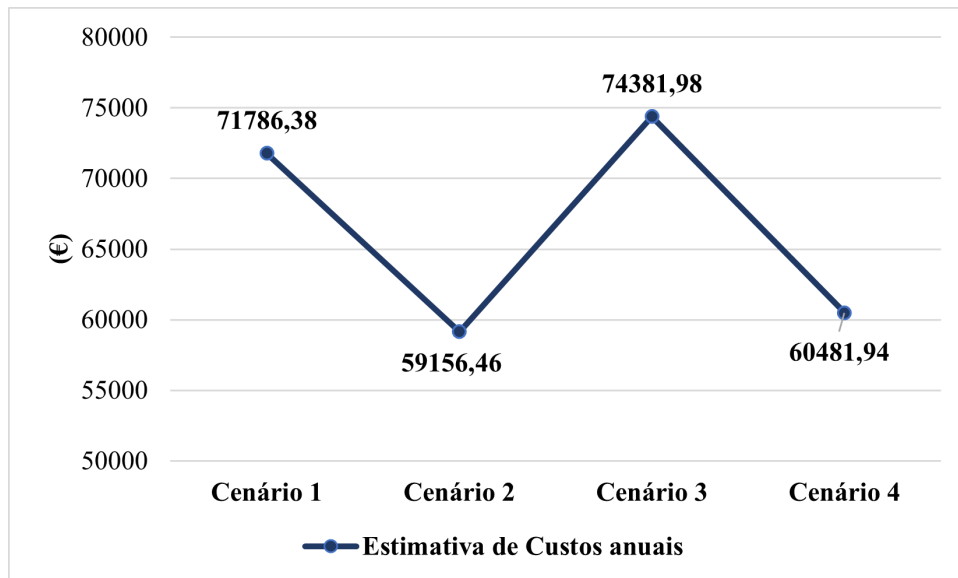


Figura 38 Estimativa de custos anuais nos 4 cenários. (Autor)

Em termos percentuais, tomando como referência o cenário 2, a figura 40 apresenta os resultados de comparação dos cenários propostos, observa-se que o cenário 1 tem um custo 21,35% maior se comparado com a referência, uma vez que depende do sistema elétrico para atender a demanda de carga para os veículos. O cenário 3 apresenta um percentual de custos 25,73% maior se comparado com o cenário 2, isso se justifica pela inserção do BESS que possui custos de manutenção e operação elevados. O cenário 4 apresenta o percentual menor se comparado com os demais, pois apesar de possuir geração fotovoltaica para atender a demanda, dispõe de sistema de armazenamento que possui custos elevados como destacado anteriormente.

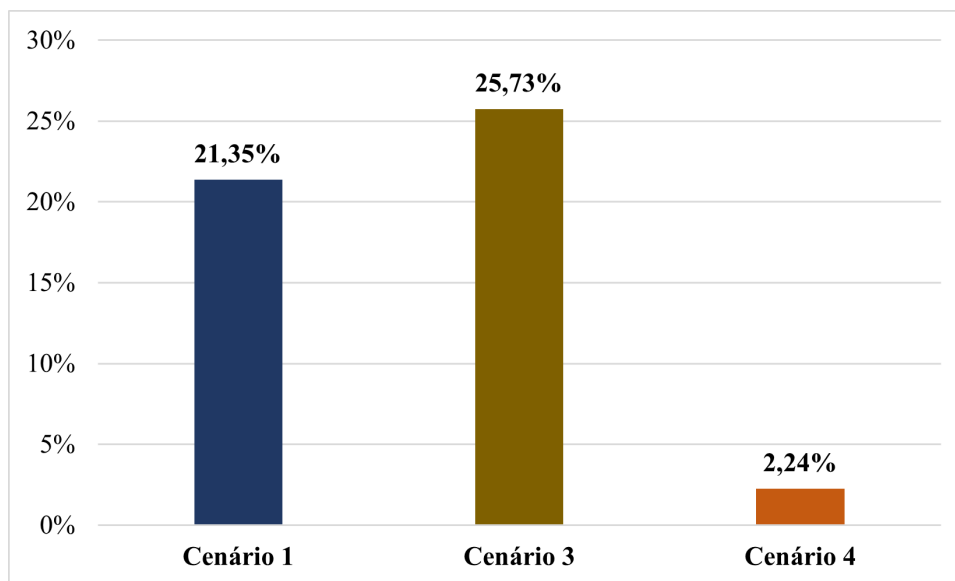


Figura 39 Comparação percentual entre os cenários. (Autor)

Em termos de níveis de energia para os cenários (cenários 3 e 4) é relevante destacar em geral que, no contexto de estações de carregamento de veículos, com níveis de energia mais altos (como uma estação de carregamento rápido) geralmente fornecerá potências de carga mais altas do que uma estação com níveis de energia mais baixos (como uma tomada elétrica residencial). Isso ocorre porque a potência de carga está relacionada à taxa na qual a energia é entregue ao veículo.

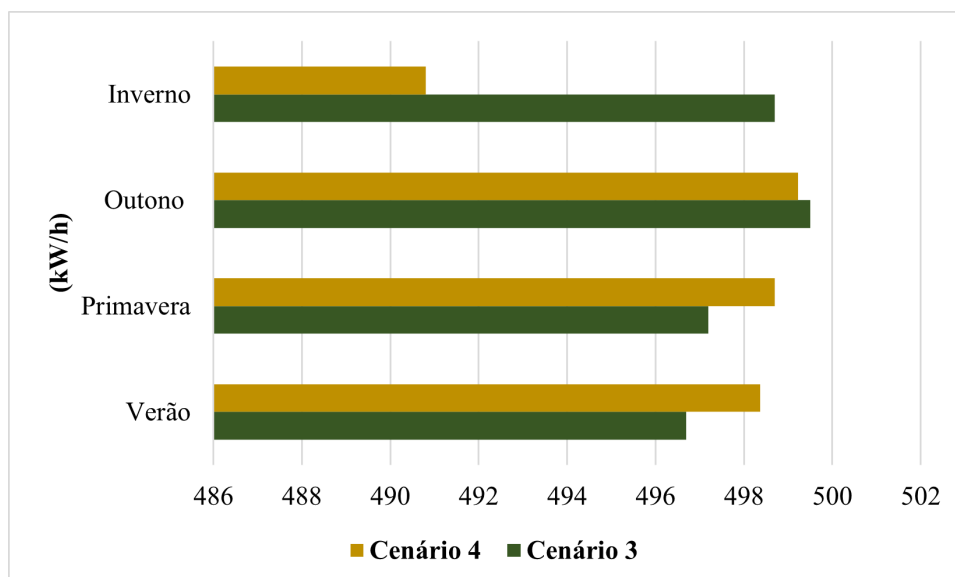


Figura 40 Níveis de Energia no BESS no cenário 3 e cenário 4. (Autor)

O dimensionamento de estações de carregamento de veículos elétricos com custos mínimos configura-se como um desafio tendo em vista a flutuação de demanda de energia, a incer-

teza na frequência de produção de energia renovável e a urgência da neutralidade climática. Em uma revisão acerca infraestrutura de carregamento baseada em energias renováveis para veículos elétricos, [61] destacam que a integração de fontes de energia renováveis, como a eólica e a solar, são algumas das soluções mais eficazes para atenuar este déficit enfrentado pelas redes, uma vez que as estações de carregamento tradicionais afetam a estabilidade da rede. Os sistemas de armazenamento de energia em baterias (BESS) são uma alternativa de resposta para a incerteza e variabilidade das fontes de renovável, por isso estão a receber mais atenção com quantidades crescentes de eletricidade produzida por tais fontes [62].

6. CONCLUSÕES

O dimensionamento de sistemas de recarga para veículos elétricos é um elemento fundamental para uma infraestrutura com recursos energéticos distribuídos. Minimizar os custos de implementação, operação e manutenção destas estações de carregamento é um objetivo a ser alcançado e neste trabalho foi abordado um método que teve como finalidade propor soluções ótimas que englobem os diversos fatores como energia renovável, sistemas de armazenamento de energia em baterias e energia do sistema elétrico, e apresentem soluções viáveis e com custos mínimos. Neste trabalho aplicamos um algoritmo (*Biased Random-Key Genetic Algorithms*) como ferramenta de otimização, o que pode representar uma mais valia para a incorporação de restrições técnicas não lineares associadas a este tipo de problema. A abordagem desempenhou um papel fundamental na metodologia empregada para lidar com a demanda de carga em veículos elétricos de bateria de carregamento rápido, cumprindo o objetivo principal desta dissertação. Nesse enfoque particular, a estratégia envolveu a descrição de cenários que considerou o fluxo de veículos elétricos até as estações de carregamento, juntamente com as condições de capacidade e carga das baterias. Adicionalmente, utilizou-se dados reais de radiação solar incidente para calcular a geração fotovoltaica. A incorporação de fontes de energia renovável nas infraestruturas de carregamento de veículos elétricos (BEV) desempenha um papel de extrema relevância na busca pela descarbonização e no al-

cance das diversas metas estabelecidas por instituições e órgãos políticos. A integração de recursos energéticos renováveis, como a geração fotovoltaica, permitirá que sistemas de armazenamento de energia em bateria (BESS) aproveitem o excedente de geração para reduzir a demanda de energia necessária para a carga. Tal sinergia culminará em uma redução nos custos operacionais das estações de carregamento rápido.

A avaliação do estudo de caso por meio de quatro cenários evidencia que a adoção da integração de Sistema de Armazenamento de Energia em Bateria (BESS) e energia fotovoltaica, resulta na redução dos custos operacionais de estações de carregamento rápido, ao mesmo tempo em que diminui a dependência de fontes de energia renovável e a potência contratada. O BESS capacita a infraestrutura a armazenar o excedente de energia proveniente de fontes renováveis, permitindo que essa energia seja utilizada fora dos períodos de pico, quando os custos energéticos são mais elevados. Essa abordagem não apenas implica em economia nos custos operacionais, mas também auxilia na mitigação de restrições técnicas na rede elétrica, frequentemente desencadeadas pelo carregamento de veículos elétricos (BEV). Ao comprovar esses benefícios, fica evidente que a implementação de um BESS e energia fotovoltaica representa uma escolha altamente vantajosa para as estações de carregamento rápido de veículos elétricos.

Referências Bibliográficas

- [1] SMITH, B. L., Woodhouse, M., Feldman, D., & Margolis, R. (2021, June). Towards Decarbonization: Establishing a Sustainable, Equitable, Diverse Workforce in the US Photovoltaic Industry. In 2021 IEEE 48th Photovoltaic Specialists Conference (PVSC) (pp. 2632-2636). IEEE.
- [2] BALOGH, J. M., & Mizik, T. (2023). Global Impacts of Climate Policy and Trade Agreements on Greenhouse Gas Emissions. *Agriculture*, 13(2), 424.
- [3] GALATI, A., Adamashvili, N., & Crescimanno, M. (2023). A feasibility analysis on adopting electric vehicles in the short food supply chain based on GHG emissions and economic costs estimations. *Sustainable Production and Consumption*, 36, 49-61.
- [4] Moraes, H. (2023). New approach for electric vehicles charging management in parking lots considering fairness rules. *Electric Power Systems Research*, 217, 109107.
- [5] Arif, S. M., Lie, T. T., Seet, B. C., Ayyadi, S., & Jensen, K. (2021). Review of electric vehicle technologies, charging methods, standards and optimization techniques. *Electronics*, 10(16), 1910.
- [6] Diahovchenko, I., Petrichenko, L., Borzenkov, I., & Kolcun, M. (2022). Application of photovoltaic panels in electric vehicles to enhance the range. *Heliyon*, 8(12).
- [7] Boche, A., Foucher, C., & Villa, L. F. L. (2022). Understanding microgrid sustainability: A systemic and comprehensive review. *Energies*, 15(8), 2906.
- [8] Bhoskar, M. T., Kulkarni, M. O. K., Kulkarni, M. N. K., Patekar, M. S. L., Kakan-dikar, G. M., & Nandedkar, V. M. (2015). Genetic algorithm and its applications to mechanical engineering: A review. *Materials Today: Proceedings*, 2(4-5), 2624-2630.
- [9] Boche, A., Foucher, C., & Villa, L. F. L. (2022). Understanding microgrid sustainability: A systemic and comprehensive review. *Energies*, 15(8), 2906.

- [10] Banerji, A., Sen, D., Bera, A. K., Ray, D., Paul, D., Bhakat, A., & Biswas, S. K. (2013, August). Microgrid: A review. In 2013 IEEE Global Humanitarian Technology Conference: South Asia Satellite (GHTC-SAS) (pp. 27-35). IEEE.
- [11] Nazir, M. S., Chu, Z., Abdalla, A. N., An, H. K., Eldin, S. M., M. Metwally, A. S., ... & Javed, M. S. (2022). Study of an Optimized Micro-Grid's Operation with Electrical Vehicle-Based Hybridized Sustainable Algorithm. *Sustainability*, 14(23), 16172.
- [12] Zhou, Z., Liu, Z., Su, H., & Zhang, L. (2022). Collaborative strategy of dynamic wireless charging electric vehicles and hybrid power system in microgrid. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 143, 108368.
- [13] Kumari, R., & Kumar, A. (2022, June). Vehicle-to-Grid Technology for Microgrid Frequency Regulation Using DC Fast Charging Architecture. In 2022 2nd International Conference on Emerging Frontiers in Electrical and Electronic Technologies (ICEFEET) (pp. 1-6). IEEE.
- [14] Caineng, Z. O. U., Xiong, B., Huaqing, X. U. E., Zheng, D., Zhixin, G. E., Ying, W. A. N. G., ... & Songtao, W. (2021). The role of new energy in carbon neutral. *Petroleum exploration and development*, 48(2), 480-491.
- [15] Amrani, Y. E., Motahhir, S., & Ghzizal, A. E. (2022). Vehicle Electrification Solutions: review and open challengers. *arXiv preprint arXiv:2208.07986*.
- [16] “Tipos de Carros Elétricos - Veículos Elétricos (VE) | NeoCharge.” <https://www.neocharge.com.br/tudo-sobre/carro-eletrico/tipos-veiculos-eletricos> (accessed Jul. 26, 2023)
- [17] “Global EV Data Explorer – Data Tools - IEA.” <https://www.iea.org/data-and-statistics/data-tools/global-ev-data-explorer> (accessed Jul. 26, 2023).
- [18] Chen, Z., Mi, C. C., Fu, Y., Xu, J., & Gong, X. (2013). Online battery state of health estimation based on Genetic Algorithm for electric and hybrid vehicle applications. *Journal of Power Sources*, 240, 184-192.
- [19] Afshar, A., Haddad, O. B., Mariño, M. A., & Adams, B. J. (2007). Honey-bee mating optimization (HBMO) algorithm for optimal reservoir operation. *Journal of the Franklin Institute*, 344(5), 452-462.

- [20] Jordán, J., Palanca, J., Martí, P., & Julian, V. (2022). Electric vehicle charging stations emplacement using genetic algorithms and agent-based simulation. *Expert Systems with Applications*, 197, 116739.
- [21] Zhou, G., Zhu, Z., & Luo, S. (2022). Location optimization of electric vehicle charging stations: Based on cost model and genetic algorithm. *Energy*, 247, 123437.
- [22] Wang, C., Liu, R., & Tang, A. (2022). Energy management strategy of hybrid energy storage system for electric vehicles based on genetic algorithm optimization and temperature effect. *Journal of Energy Storage*, 51, 104314.
- [23] Mozafar, M. R., Moradi, M. H., & Amini, M. H. (2017). A simultaneous approach for optimal allocation of renewable energy sources and electric vehicle charging stations in smart grids based on improved GA-PSO algorithm. *Sustainable cities and society*, 32, 627-637.
- [24] Bouhouras, A. S., Gkaidatzis, P. A., Panapakidis, I., Tsiakalos, A., Labridis, D. P., & Christoforidis, G. C. (2019, April). A PSO based optimal EVs Charging utilizing BESSs and PVs in buildings. In *2019 IEEE 13th International Conference on Compatibility, Power Electronics and Power Engineering (CPE-POWERENG)* (pp. 1-6). IEEE.
- [25] Shi, R., Xu, L., & Xue, Y. (2018, November). Research on coordinated charging strategy of electric vehicles based on PSO algorithm. In *2018 Chinese Automation Congress (CAC)* (pp. 1269-1273). IEEE.
- [26] Gonçalves, J. F., de Magalhães Mendes, J. J., & Resende, M. G. (2015). The basic multi-project scheduling problem. *Handbook on project management and scheduling* vol. 2, 667-683.
- [27] Prasetyo, H., Fauza, G., Amer, Y., & Lee, S. H. (2015, December). Survey on applications of biased-random key genetic algorithms for solving optimization problems. In *2015 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM)* (pp. 863-870). IEEE.
- [28] Gonçalves, J. F., Resende, M. G., & Costa, M. D. (2016). A biased random-key genetic algorithm for the minimization of open stacks problem. *International Transactions in Operational Research*, 23(1-2), 25-46.

- [29] Lalla-Ruiz, E., González-Velarde, J. L., Melián-Batista, B., & Moreno-Vega, J. M. (2014). Biased random key genetic algorithm for the tactical berth allocation problem. *Applied Soft Computing*, 22, 60-76.
- [30] Buriol, L. S., Hirsch, M. J., Pardalos, P. M., Querido, T., Resende, M. G., & Ritt, M. (2010). A biased random-key genetic algorithm for road congestion minimization. *Optimization Letters*, 4, 619-633.
- [31] De Faria, H., Resende, M. G., & Ernst, D. (2017). A biased random key genetic algorithm applied to the electric distribution network reconfiguration problem. *Journal of Heuristics*, 23, 533-550.
- [32] Draper, B., Yee, W. L., Pedrana, A., Kyi, K. P., Qureshi, H., Htay, H., ... & Howell, J. (2022). Reducing liver disease-related deaths in the Asia-Pacific: the important role of decentralised and non-specialist led hepatitis C treatment for cirrhotic patients. *The Lancet Regional Health–Western Pacific*, 20.
- [33] Domínguez-Navarro, J. A., Dufo-López, R., Yusta-Loyo, J. M., Artal-Sevil, J. S., & Bernal-Agustín, J. L. (2019). Design of an electric vehicle fast-charging station with integration of renewable energy and storage systems. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 105, 46-58.
- [34] Aduama, P., Al-Sumaiti, A. S., & Al-Hosani, K. H. (2023). Electric Vehicle Charging Infrastructure and Energy Resources: A Review. *Energies*, 16(4), 1965.
- [35] Vermaak, H. J., & Kusakana, K. (2014). Design of a photovoltaic–wind charging station for small electric Tuk–tuk in DR Congo. *Renewable energy*, 67, 40-45.
- [36] Fathabadi, H. (2017). Novel wind powered electric vehicle charging station with vehicle-to-grid (V2G) connection capability. *Energy conversion and management*, 136, 229-239.
- [37] Xiao, Y., Wu, W., Wang, X., Qu, Y., & Li, J. (2023). Economic potentials of energy storage technologies in electricity markets with renewables. *Energy Storage and Saving*, 2(1), 370-391.
- [38] Polat, H., Hosseinabadi, F., Hasan, M. M., Chakraborty, S., Geury, T., El Baghdadi, M., ... & Hegazy, O. (2023). A Review of DC Fast Chargers with BESS for Electric

Vehicles: Topology, Battery, Reliability Oriented Control and Cooling Perspectives. Batteries, 9(2), 121.

- [39] Guney, M. S., & Tepe, Y. (2017). Classification and assessment of energy storage systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 75, 1187-1197.
- [40] Sufyan, M., Rahim, N. A., Aman, M. M., Tan, C. K., & Raihan, S. R. S. (2019). Sizing and applications of battery energy storage technologies in smart grid system: A review. *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, 11(1).
- [41] Oltmanns, K., Telle, J. S., Steens, T., Hanke, B., & von Maydell, K. (2021, May). Integration and Dimensioning of Battery Storage Systems in Commercial Building Applications with Renewable Powerplants and Battery Electric Vehicles. In 2021 Sixteenth International Conference on Ecological Vehicles and Renewable Energies (EVER) (pp. 1-10). IEEE.
- [42] Jung, H., Jang, H., Han, H., Cho, K., Kang, B., & Park, S. (2022, November). Electric Vehicle Charging System to Reduce Carbon Emissions Using Photovoltaic Power Generation and ESS. In 2022 IEEE 5th Student Conference on Electric Machines and Systems (SCEMS) (pp. 1-4). IEEE.
- [43] Pinheiro, A. L., Ramos, F. O., Neto, M. M., Lima, R. N., Bezerra, L. G., & Washington, A. (2021, September). A Review and Comparison of Smoothing Methods for Solar Photovoltaic Power Fluctuation Using Battery Energy Storage Systems. In 2021 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference-Latin America (ISGT Latin America) (pp. 1-5). IEEE.
- [44] Shabbir, N., Kütt, L., Daniel, K., Astapov, V., Raja, H. A., Iqbal, M. N., & Husev, O. (2022). Feasibility investigation for residential battery sizing considering EV charging demand. *Sustainability*, 14(3), 1079.
- [45] Antarasee, P., Premrudeepreechacharn, S., Siritaratiwat, A., & Khunkitti, S. (2022). Optimal Design of Electric Vehicle Fast-Charging Station's Structure Using Metaheuristic Algorithms. *Sustainability*, 15(1), 771.
- [46] Dukpa, A., & Butrylo, B. (2022). MILP-based profit maximization of electric vehicle charging station based on solar and EV arrival forecasts. *Energies*, 15(15), 5760.

- [47] Negarestani, S., Fotuhi-Firuzabad, M., Rastegar, M., & Rajabi-Ghahnavieh, A. (2016). Optimal sizing of storage system in a fast charging station for plug-in hybrid electric vehicles. *IEEE transactions on transportation electrification*, 2(4), 443-453.
- [48] “Tesla Model 3 alcança o primeiro lugar na Europa, já que a Europa atinge 10% de participação no mercado de veículos elétricos — março de 2020 - CleanTechnica.” <https://cleantechnica.com/2020/04/30/tesla-model-3-reaches-1-in-europe-as-europe-reaches-10-market-share-march-2020/> (accessed Jul. 05, 2023)
- [49] Domínguez-Navarro, J. A., Dufo-López, R., Yusta-Loyo, J. M., Artal-Sevil, J. S., & Bernal-Agustín, J. L. (2019). Design of an electric vehicle fast-charging station with integration of renewable energy and storage systems. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 105, 46-58.
- [50] Félix, P. M. C. (2020). Battery energy storage system optimal sizing in a battery electric vehicle fast charging infrastructure (Doctoral dissertation).
- [51] Bean, J. C. (1994). Genetic algorithms and random keys for sequencing and optimization. *ORSA journal on computing*, 6(2), 154-160.
- [52] Roque, L. A., Fontes, D. B., & Fontes, F. A. (2014). A hybrid biased random key genetic algorithm approach for the unit commitment problem. *Journal of Combinatorial Optimization*, 28, 140-166.
- [53] Homayouni, S. M., Fontes, D. B., & Gonçalves, J. F. (2023). A multistart biased random key genetic algorithm for the flexible job shop scheduling problem with transportation. *International Transactions in Operational Research*, 30(2), 688-716.
- [54] Tangpattanakul, P., Jozefowicz, N., & Lopez, P. (2013, September). Biased random key genetic algorithm with hybrid decoding for multi-objective optimization. In *2013 Federated Conference on Computer Science and Information Systems* (pp. 393-400). IEEE.
- [55] BUENO, L. D. A. (2018). Biased random-key genetic algorithm for warehouse reshuffling (Master’s thesis, Universidade Federal de Pernambuco).
- [56] Lacerda, F. B., Chaves, A. A., & Lorena, L. A. N. (2019). A biased random-key genetic algorithm for the two-stage capacitated facility location problem.

- [57] Gonçalves, J. F., & Resende, M. G. (2011). Biased random-key genetic algorithms for combinatorial optimization. *Journal of Heuristics*, 17(5), 487-525.
- [58] Lacerda, F. B., Chaves, A. A., & Lorena, L. A. N. (2019). A biased random-key genetic algorithm for the two-stage capacitated facility location problem.
- [59] Kuri-Morales, A. F., & Gutiérrez-García, J. (2002, April). Penalty function methods for constrained optimization with genetic algorithms: A statistical analysis. In *Mexican international conference on artificial intelligence* (pp. 108-117). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- [60] Hou, X., Wild, M., Folini, D., Kazadzis, S., & Wohland, J. (2021). Climate change impacts on solar power generation and its spatial variability in Europe based on CMIP6. *Earth System Dynamics*, 12(4), 1099-1113.
- [61] Alkawsi, G., Baashar, Y., Abbas U, D., Alkahtani, A. A., & Tiong, S. K. (2021). Revisão da infraestrutura de carregamento baseada em energias renováveis para veículos elétricos. *Ciências Aplicadas*, 11(9), 3847.
- [62] Wankmüller, F., Thimmapuram, P. R., Gallagher, K. G., & Botterud, A. (2017). Impact of battery degradation on energy arbitrage revenue of grid-level energy storage. *Journal of Energy Storage*, 10, 56-66.
- [63] Melhem, F. Y., Grunder, O., Hammoudan, Z., & Moubayed, N. (2017). Optimization and energy management in smart home considering photovoltaic, wind, and battery storage system with integration of electric vehicles. *Canadian Journal of Electrical and Computer Engineering*, 40(2), 128-138.
- [64] Grassi, F., & Rech, C. ESTUDO NORMATIVO DE SISTEMAS DE RECARGA CONDUTIVA MODO 2 PARA VEÍCULOS ELÉTRICOS.
- [65] Shen, Z. J. M., Feng, B., Mao, C., & Ran, L. (2019). Optimization models for electric vehicle service operations: A literature review. *Transportation Research Part B: Methodological*, 128, 462-477.
- [66] Rosa, J. M. D., Rech, C., Beltrame, R. C., Salvatti, G. A., & Toebe, A. (2022). Sistema Automatizado de Testes de Estações de Recarga de Veículos Elétricos em Corrente Alternada. SEPOC 2022.

- [67] Padmanabhan, N., Ahmed, M., & Bhattacharya, K. (2019). Battery energy storage systems in energy and reserve markets. *IEEE Transactions on Power Systems*, 35(1), 215-226.
- [68] Kruitwagen, L., Story, K. T., Friedrich, J., Byers, L., Skillman, S., & Hepburn, C. (2021). A global inventory of photovoltaic solar energy generating units. *Nature*, 598(7882), 604-610.
- [69] Patrick, D. R., Fardo, S. W., & Fardo, B. W. (2022). *Electrical power systems technology*. River Publishers.