

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DE CAMPINAS

**CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS, AMBIENTAIS E DE
TECNOLOGIA
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA**

BRUNO ROMÃO

**ALGORITMO GENÉTICO COM CHAVES
ALEATÓRIAS TENDENCIOSAS APLICADO A
OTIMIZAÇÃO PARA GERENCIAMENTO DO
CARREGAMENTO DE VEÍCULOS ELÉTRICOS EM
AMBIENTES EMPRESARIAIS**

CAMPINAS

2020

BRUNO ROMÃO

**ALGORITMO GENÉTICO COM CHAVES
ALEATÓRIAS TENDENCIOSAS APLICADO A
OTIMIZAÇÃO PARA GERENCIAMENTO DO
CARREGAMENTO DE VEÍCULOS ELÉTRICOS EM
AMBIENTES EMPRESARIAIS**

Trabalho de conclusão de curso apresentada como exigência para obtenção do Título de Bacharelado em Engenharia Elétrica do Centro de Ciências Exatas, Ambientais e de Tecnologia, da Pontifícia Universidade Católica de Campinas.

Orientador: Prof. Frank Herman Behrens

PUC- CAMPINAS

2020

Pontifícia Universidade Católica de Campinas
Centro de Ciências Exatas, Ambientais e de Tecnologia
Faculdade de Engenharia Elétrica

Autor: ROMÃO, Bruno

Título: Algoritmo Genético com Chaves Aleatórias Tendenciosas Aplicado a Otimização para Gerenciamento do Carregamento de Veículos Elétricos em Ambientes Empresariais

Trabalho de conclusão de curso apresentada como exigência para obtenção do Título de Bacharelado em Engenharia Elétrica do Centro de Ciências Exatas, Ambientais e de Tecnologia, da Pontifícia Universidade Católica de Campinas.

BANCA EXAMINADORA

Orientador Prof. Frank Herman Behrens

1º Examinador (Prof. Dr. Carlos Alberto de Castro Junior)_____

2º Examinador (Profa. Dra. Marina Lavorato de Oliveira)_____

Campinas, 26 de novembro de 2020

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus por tudo que tem feito por mim, pela saúde, pela família, pela oportunidade de estar me formando em uma excelente Universidade e ter me ajudado até o presente momento.

A meus pais por estarem dispostos a me ajudar em todo o momento que precisei, pelo apoio, companheirismo, e especialmente aos meus avós por terem me proporcionado toda a ajuda necessária durante todos os meus estudos. Gratidão sem igual a toda a minha família, sem Deus e sem eles não teria alcançado esta conquista.

A Pontifícia Universidade Católica de Campinas pela disponibilidade da infraestrutura no decorrer do meu desenvolvimento acadêmico e a todos os professores que contribuíram para enriquecer a minha formação.

Ao Prof. Eric Alberto de Mello Fagotto por ter me dado a oportunidade de participar do seu grupo de pesquisa e pela experiência acadêmica que me proporcionou durante os trabalhos de iniciação científica, grande respeito e gratidão por seus ensinamentos.

Aos Prof. Alexandre Monteiro da Silva e Prof. Francisco Salles Cintra Gomes por terem me dado a oportunidade de exercer atividades de monitoria o que contribuiu significativamente para minha formação acadêmica. Minha admiração e grande respeito por vocês.

Ao Prof. Frank Herman Behrens pela excelente orientação durante o desenvolvimento do trabalho, disposição e por proporcionar seu conhecimento acadêmico para a realização do trabalho.

Aos Prof. Ralph Robert Heinrich e Prof. Marina Lavorato de Oliveira por terem proporcionado seus conhecimentos para o desenvolvimento do trabalho e pela disposição durante a execução.

A empresa Venturus por disponibilizar seus colaboradores Francisco Gonçalves, Lucas Porto Maziero e Rhuan Edson Caldini Costa que foram essenciais para o desdobramento do trabalho.

Aos meus amigos Euler e Gabriel por toda a paciência, companheirismo e familiaridade durante todo o período da faculdade. Gratidão por toda a ajuda na vida universitária e no desenvolvimento deste trabalho.

“Temos de fazer o melhor que podemos. Esta é a nossa sagrada responsabilidade humana”

Albert Einsten
(1879-1955)

RESUMO

ROMÃO, Bruno. *Algoritmo Genético com Chaves Aleatórias Tendenciosas Aplicado a Otimização para Gerenciamento do Carregamento de Veículos Elétricos em Ambientes Empresariais*. 2020. 72f. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia Elétrica). Centro de Ciências Exatas, Ambientais e de Tecnologia. Pontifícia Universidade Católica de Campinas.

A inserção dos veículos elétricos na rede pode causar sobrecarga no sistema elétrico. O aumento da demanda contratada pode garantir o carregamento sem inferir em penalizações no contrato de energia de empresas, estabelecimentos comerciais ou residências, porém agrega maiores custos na conta de energia e pode causar sobrecargas no sistema elétrico. Desta forma, uma alternativa para manter o contrato atual da empresa ou estabelecimento e não ocorrer sobrecargas no sistema elétrico é o gerenciamento do carregamento dos veículos elétricos. A partir de um sistema central é possível gerenciar as cargas dos pontos de carregamento e monitorar o carregamento dos veículos. Considerando isto, foi desenvolvido um algoritmo de otimização para gerenciamento do carregamento de veículos elétricos visando-se a diminuição do custo. Devido os métodos exatos de solução de problemas buscarem a solução ótima e requererem altos recursos computacionais optou-se por utilizar de uma metaheurística em que busca uma solução adequada em menor tempo computacional. A metaheurística utilizada foi o BRKGA (*Biased Random-Key Genetic Algorithm*) e a partir de uma API (*Application Programming Interface*) do BRKGA aplicada ao Problema do Caixeiro Viajante foi desenvolvido o algoritmo para o problema de gerenciamento de carregamento de veículos elétricos. Considerando-se um cenário de simulação de um ambiente empresarial com 4 e 12 veículos em condições iniciais distintas procurou-se analisar o desempenho do algoritmo em gerenciar o carregamento dos veículos em um tempo limite de carregamento de 6 horas respeitando-se a demanda contratada da empresa. O algoritmo desenvolvido obteve sucesso no gerenciamento do carregamento dos veículos em todos os casos simulados respeitando-se o tempo limite de carregamento e a demanda contratada pela empresa.

Palavras-Chave: **Veículos Elétricos; Carregamento; Metaheurística; BRKGA; Otimização.**

ABSTRACT

ROMÃO, Bruno. *Genetic Algorithm with Biased Random-Key Applied to Optimization for Electric Vehicles Charging Management in Companies Environment*. 2020. 72f. Final Paper (Graduate Course in Electrical Engineering). Center for Exact, Environmental and Technology Sciences. Pontifícia Universidade Católica de Campinas.

The electric vehicles in the electrical network can cause overload in electrical system. The increasing in electrical demand contracted may ensure electric vehicles charging without penalties to companies, commercial establishments or houses, however this add more costs to energy bill and can cause overload in electrical system. Thus, one option to keep the current company electrical contract of companies or commercial establishments and avoid overload in electrical system is electric vehicles charging management. From a central system is possible to manage the loads of the charger points and monitor electrical vehicles charging. Then, developed an optimization algorithm to electric vehicles charging management to decrease charging costs. Due to heuristic methods search for the optimal solution and demand high computational efforts considered a metaheuristic, which search a suitable solution in less computational time. The metaheuristic used was BRKGA (Biased Random-Key Genetic Algorithm) and from a BRKGA API (Application Programming Interface) applied to Travelling Salesman Problem developed an algorithm to electric vehicles charging management problem. To the simulation environment considered a company environment with 4 and 12 vehicles in different initial conditions and evaluated the performance of the algorithm in electric vehicles management with restrictions to the charging time to 6 hours and to the company electrical demand contracted. The developed algorithm presented success in the electric vehicles charging management in all simulated cases and respected all the restrictions related to limited time to charging and the company electrical demand contracted.

Palavras-Chave: **Electric Vehicles; Charging; Metaheuristic; BRKGA; Optimization.**

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Tipos de Plugs	19
Figura 2 - Carregador WEMOB WEG residencial com tomada tipo 2.....	20
Figura 3 - Carregador EVlink de recarga semi-rápida com tomada tipo 2	21
Figura 4 - Carregador ABB rápido com suporte para CCS, CHAdeMO e AC de tipo 2 (opcional) cabo AC de 22 ou 43 kW ou tomada CA de 22 kW.....	22
Figura 5 - Multiplicação entre um cromossomo e um vetor de chaves aleatórias.	29
Figura 6 - Processo de geração de populações para uma população com 4 indivíduos.....	31
Figura 7 - Fluxograma Geral do Problema.....	33
Figura 8 - Fluxograma geral do BRKGA	36
Figura 9 - Renault Zoe	44
Figura 10 - Curva típica comercial	45
Figura 11 - Curva de carga estimada da empresa Venturus.....	46
Figura 12 - Soluções de carregamento geradas pelo algoritmo.....	50
Figura 13 - Curva de SOC dos veículos durante simulação do carregamento	51
Figura 14 - Curvas de demanda e potência total consumida pelos veículos	51
Figura 15 - Soluções de carregamento geradas pelo algoritmo.....	53
Figura 16 - Curva de SOC dos veículos durante simulação do carregamento	54
Figura 17 - Curvas de demanda e potência total consumida pelos veículos	54
Figura 18 - Soluções de carregamento geradas pelo algoritmo.....	56
Figura 19 - Curva de SOC dos veículos durante simulação do carregamento	56
Figura 20 - Curvas de demanda e potência total consumida pelos veículos	57
Figura 21 - Soluções de carregamento geradas pelo algoritmo.....	59
Figura 22 - Curva de SOC dos veículos durante simulação do carregamento	60
Figura 23 - Curvas de demanda e potência total consumida pelos veículos	60
Figura 24 - Soluções de carregamento geradas pelo algoritmo.....	62
Figura 25 - Curva de SOC dos veículos durante simulação do carregamento	63
Figura 26 - Curvas de demanda e potência total consumida pelos veículos	63
Figura 27 - Soluções de carregamento geradas pelo algoritmo.....	65
Figura 28 - Curva de SOC dos veículos durante simulação do carregamento	66
Figura 29 - Curvas de demanda e potência total consumida pelos veículos	66

LISTA DE TABELAS E QUADROS

Tabela 1 - Casos considerados para simulação	47
--	----

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AC - *Alternating Current*

API - *Application Programming Interface*

BEV – *Battery Electric Vehicle*

BRKGA - *Biased Random-Key Genetic Algorithm*

CCS - *Combined Charging System*

CFC - Clorofluorcarboneto

CH₄ – Gás Metano

CHAdEMO - CHArge de MOve

CO₂ – Dióxido de Carbono

DC – *Direct Current*

EV – *Electric Vehicle*

EVSE – *Electric Vehicle Supply Equipment*

GB – *Gigabyte* (unidade de medida de informação)

Gt – *Gigatonelada* (unidade de medida de massa)

GPRS - *General Packet Radio Service*

GSM - *Global System for Mobile Communication*

h – hora (unidade de medida de tempo)

HEV – *Hybrid Electric Vehicle*

IP – *Internet Protocol*

ISO - *International Organization for Standardization*

kW – *Quilowatt* (unidade de medida de potência)

kWh – *Quilowatt-hora* (unidade de medida de energia)

LAN - *Local Area Network*

OCA – *Open Charge Alliance*

OCPP - *Open Charge Point Protocol*

PHEV - *Plug-in Hybrid Electric Vehicle*

RFID - *Radio Frequency Identification*

RKGA - *Random-Key Genetic Algorithm*

SIM - *Subscriber Identity Module*

SOC – *State of Charge*

TCP - *Transmission Control Protocol*

TE - Tarifa de Energia

TUSD - Tarifa de Uso do Sistema de Distribuição

SUMÁRIO

1	introdução	12
2	Objetivo	16
2.1	<i>Objetivos gerais</i>	16
3	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	17
3.1	<i>Tipos de Veículos Elétricos e Baterias</i>	17
3.2	<i>Modos de Carga</i>	18
3.3	<i>Tráfego de Informações</i>	22
4	eSTADO DA ARTE	24
5	Metodologia	28
5.1	<i>Linguagem de Programação</i>	28
5.1.1	Python.....	28
5.2	<i>Sistema Operacional</i>	28
5.3	<i>Metaheurística</i>	28
5.3.3	<i>Cenário de Simulação Proposto</i>	44
6	RESULTADOS	48
7	CONCLUSÕES E CONSIDERAÇÕES FINAIS	67
8	Referências Bibliográficas	69

1 INTRODUÇÃO

Há uma grande preocupação mundial quanto a emissão de gases de efeito estufa os quais provocam o aquecimento global. O dióxido de carbono (CO₂) proveniente da queima de combustíveis fósseis, queimadas e desmatamentos são responsáveis por 60% do efeito estufa. O gás metano (CH₄) produzido por queima de biomassa, aterros sanitários entre outras fontes tem participação de 15 a 20% e os clorofluorcarbonos (CFCs) utilizados em itens comerciais e industriais são responsáveis por até 20% (PROCLIMA, 2020).

Desta forma, foi aprovado o Acordo de Paris em 2015, um tratado mundial com o objetivo de reduzir o aquecimento global. As medidas acordadas passam a valer a partir de 2020 para todos os 195 países participantes do acordo (CEBDS, 2019). Como citado, o CO₂ representa um dos gases que tem maior contribuição para o aquecimento global e as emissões globais de CO₂ são da ordem de 7,6Gt (PROCLIMA, 2020). O setor de transporte emprega praticamente 100% de combustíveis fósseis e tem uma participação considerável nas questões climáticas, contribuindo em 22% para a emissão global de gases de efeito estufa (RIBEIRO, COSTA, 2000). Deste modo, observa-se que existe um grande esforço mundial para a redução de veículos a combustão em circulação. O Reino Unido decretou o fim da venda de carros a combustão, incluindo os híbridos, até 2035 (JORNAL DO CARRO, 2020). Madri, Cidade do México e Atenas definiram como data limite 2025 e a França como um todo até 2040, enquanto que no Brasil a Comissão de Constituição de Justiça do Senado Federal aprovou um projeto de lei do Senado de número 304 de 2017 (PLS 304/2017) que define a proibição da venda de veículos movidos a gasolina e diesel a partir de 1º de janeiro de 2030 (BANDEIRA, 2020).

O Brasil possui agências ambientais fiscalizadoras de atividades geradoras de poluição para cada estado, sendo uma das principais a CETESB (Companhia Ambiental do Estado de São Paulo). A CETESB tem a responsabilidade pelo licenciamento, controle, fiscalização de atividades geradores de poluição e, além disso, avalia e monitora a qualidade ambiental de modo a garantir a qualidade das águas, do ar e do solo em todas as regiões do Estado de São Paulo (CETESB, 2020). Na parte de emissão veicular, são gerados diagnósticos sobre a emissão da frota circulante e são gerados planos de controle para a fiscalização das emissões

veiculares. Para este controle pode-se citar a inspeção ambiental de veículos a qual consiste em uma avaliação periódica vinculada ao licenciamento e unidades móveis de fiscalização equipadas com opacímetros, conforme identificados no Plano de Controle de Poluição Veicular 2017-2019 da CETESB.

Apesar destes esforços para redução da emissão de poluentes terem gerado resultados positivos e as emissões atmosféricas estejam diminuindo em várias regiões do país, a qualidade do ar nas grandes cidades ainda apresenta níveis de poluição inseguros para a população, de acordo com o relatório de Emissões Veiculares no Estado de São Paulo da CETESB. Como boa parte da poluição atmosférica é proveniente das emissões veiculares, as agências reguladoras e o governo buscaram a introdução de legislação mais restritiva. A aprovação dos novos limites de emissões veiculares, em 2018, trouxe novos desafios para a indústria automobilística, principalmente a fase PROCONVE L8 (Programa de Controle da Poluição do Ar por Veículos Automotores) que entrará vigor a partir de 2025, que traz como novidade a adoção de limites de emissão pela frota de veículos vendidos. Se um fabricante vender muitas unidades de um veículo mais poluente, deverá compensar com a venda de veículos com baixíssima emissão. Assim os fabricantes deverão introduzir cada vez mais veículos elétricos e híbridos no mercado visando manter as emissões de sua frota dentro do estabelecido.

Conseqüentemente, o mercado de carros elétricos terá um aumento significativo nos próximos anos. Há uma previsão de que no Brasil, em 2030, os carros elétricos representarão 5% da frota, com vendas de 180 mil unidades ao ano (EPOCA NEGOCIOS, 2019). Estima-se que em 2030 o estoque global de veículos elétricos deve atingir em torno de 130 milhões, segundo os dados da *International Energy Agency* (IEA).

Sob a ótica da autonomia, o comportamento do usuário pode influenciar nas estratégias de carregamento. Nos mercados onde há uma quantidade significativa de veículos elétricos, foi popularizado o termo "ansiedade da autonomia", que é o medo que o usuário tem de acabar a bateria do carro no meio da viagem e ficar na rua. Assim, mesmo que não precise, o motorista procura manter a bateria carregada o máximo possível. Por consequência disso, os potenciais consumidores preferem veículos com consideravelmente mais autonomia (DIMITROPOULOS, RIETVELD, OMMEREN, 2013). No entanto, estudos práticos demonstraram que a preferência por mais disponibilidade de bateria diminui conforme a experiência do usuário com o

veículo aumenta (FRANKE, KREMS, 2013) e que as necessidades de autonomia de boa parte das pessoas estão abaixo de 160 quilômetros por carga (PEARRE et al 2011). Assim, o impacto da ansiedade da autonomia nos hábitos de carregamento tende a diminuir ao longo do tempo.

Diferentemente dos carros a combustão, os veículos elétricos se diferem em dois aspectos: tempo e ambiente de carregamento (GONÇALVES, 2019). O tipo de recarga pode ser classificado em três níveis. No nível 1 a recarga é lenta e pode durar em torno de 8 horas, utilizando uma potência de até 3 kW. Este nível é definido para ambientes residenciais ou empresariais. No nível 2 a recarga pode durar em torno de 4 horas com potência entre 10 e 20 kW, frequentemente este nível é estabelecido entre empresas ou estações públicas. No nível 3 a recarga é rápida e pode durar apenas 30 minutos com potência superior a 40 kW, neste caso deve-se ter uma estação especializada (EVGO, 2020. SOARES, ALMEIDA, LOPES, 2013).

Desta forma, os veículos elétricos representam uma nova carga para o sistema elétrico. Segundo dados da EMOTIVE (2016), um Renault Zoe foi utilizado em um teste para atividades diárias por cerca de 6 meses e representou um acréscimo de 243,7 kWh no consumo mensal da residência do usuário. Logo, além do planejamento para a capacidade do sistema elétrico, as características do modo com que as pessoas realizarão o reabastecimento podem gerar impactos na rede elétrica (GONÇALVES, 2018). Uma situação em que, por exemplo, os funcionários de uma empresa ao chegar ao estacionamento colocam seus carros para realizar a recarga em períodos próximos pode resultar numa sobrecarga do sistema elétrico. Desta maneira, é inevitável que exista um controle sobre as cargas dos veículos elétricos.

Shan Cheng e Peng-Fei-Gao (2018) consideram a utilização de uma função que representa a probabilidade da distância percorrida diária pelo carro elétrico, a potência média em 100 km e a capacidade da bateria para estimar a demanda de carregamento e, a partir de critérios de restrição da rede elétrica como potência de cada carregador, capacidade de potência, entre outros, estabelecem um algoritmo de otimização para encontrar a solução de carregamento que atenda aos requisitos do sistema.

A questão que se apresenta neste trabalho é a demonstração através de uma prova de conceito do modelamento e respectivo algoritmo de controle de carga coletiva empresarial proposto a uma situação real, adequando seus parâmetros à realidade local. A proposta deve utilizar estratégias inteligentes de maneira a redistribuir a potência de carregamento entre os veículos e a partir das demandas

adicionais estabelecer a redistribuição de forma a atender a demanda contratada e, conseqüentemente, não gerar custos adicionais de energia pelo carregamento. Adicionalmente, ela satisfazer as necessidades dos usuários e gerar confiabilidade quanto ao sistema de carregamento.

2 OBJETIVO

2.1 Objetivos gerais

Neste trabalho pretende-se construir um algoritmo de gerenciamento de recarga de veículos elétricos a partir dos dados da rede de uma empresa típica que será utilizada como caso de estudo, considerando as restrições da rede empresarial. Levando em conta o número aproximado de funcionários e uma estimativa da quantidade de veículos elétricos para o ano de 2030, este trabalho visa realizar a coordenação ótima do carregamento para o número estimado de veículos utilizando um algoritmo genético com chaves aleatórias tendenciosas.

2.2. Objetivos específicos

- Identificar as restrições da rede empresarial a partir da análise das informações disponibilizadas;
- Encontrar o modelo do carregador adequado para a realidade da empresa;
- Elaborar um cenário de simulação a partir dos dados disponibilizados e das informações referentes aos veículos elétricos existentes no mercado.
- Desenvolver um algoritmo de otimização adaptado para o gerenciamento de carregamento de veículos elétricos utilizando-se o Algoritmo Genético com Chaves Aleatórias Tendenciosas, ou do inglês BRKGA (*Biased Random-Key Genetic Algorithm*).
- A partir da definição do ambiente de simulação com todas as variáveis referentes a rede da empresa, o modelo do veículo e o modelo do carregador, então validar o algoritmo desenvolvido.

3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

3.1 Tipos de Veículos Elétricos e Baterias

Atualmente vem crescendo o conceito de veículos elétricos devido aos impactos danosos ao meio ambiente derivados da contaminação do ar e pela poluição sonora causada pela atuação dos motores a combustão. De outra forma, é uma perspectiva inteligente perante a elevação do preço do petróleo e um possível encerramento do ciclo de utilização de combustíveis fósseis. Todos esses pontos são para atender as pressões internacionais, as quais visam a redução das emissões globais de agentes poluentes que contribuem para o efeito estufa. (CALÇADO, 2015). Sendo assim, os veículos elétricos podem ser classificados da seguinte forma:

Veículos Elétricos Híbridos (HEV): Os veículos híbridos possuem como característica um sistema complementar, ou seja, é constituído por dois motores um a combustão interna a álcool, gasolina ou a diesel e o segundo elétrico, ambos podem atuar de forma conjunta ou separadamente, e o sistema ainda possui um conjunto de baterias e controladores. Os HEV's não podem ser carregados a partir da rede elétrica, sendo assim, as baterias são recarregadas pelo motor a combustão e pela frenagem regenerativa que converte a energia cinética que seria dissipada pela pastilha de freio, em energia elétrica para a recarga das baterias. (CALÇADO, 2015; ARIAS, 2015).

Veículos Elétricos Híbridos Plug-in (PHEV): Esse tipo de veículo funciona como os HEV's, porém os PHEV's possuem recarregamento das baterias a partir de fontes externas, ou seja, o veículo pode ser acoplado a rede elétrica através de tomadas. Desta forma, permite uma maior economia no custo de combustível para os usuários (CALÇADO, 2015; ARIAS, 2015).

Veículos Elétricos à Bateria (BEV): Este modelo de veículo é constituído puramente de um motor de tração elétrica, suas baterias necessitam ser recarregadas por uma fonte externa de energia ou também pela frenagem regenerativa que utiliza o motor elétrico atuando como gerador para ajudar na desaceleração do veículo. (CALÇADO, 2015; ARIAS, 2015)

Uma das principais dificuldades atuais encontradas no desenvolvimento de veículos elétricos e híbridos está no sistema de armazenamento de energia, ou seja, no conjunto de baterias. Esses acumuladores de energia necessitam conter uma elevada densidade de potência e energia, que são características essenciais para a

tecnologia de veículos elétricos e híbridos. Em meio as diversas tecnologias utilizadas na fabricação de baterias, as mais utilizadas no meio automobilístico são:

Hidreto Metálico de Níquel: Este tipo de bateria possui um custo moderado, densidade de energia duas vezes maior que as baterias comuns (chumbo-ácido), mas sua densidade de potência é limitada em relação ao volume (espaço de armazenamento) e possui uma taxa de auto descarga elevada reduzindo assim a vida útil da mesma. São mais adequadas para veículos híbridos. (CALÇADO, 2015; ARIAS, 2015; CPQD, 2015)

Íons de Lítio: Esta bateria possui densidade de energia, densidade de potência e eficiência de carga/descarga superiores as baterias comuns e de NiMH. Porém, possuem custos mais elevados e necessitam de um controle de temperatura, ou seja, muitas vezes necessitam de um elaborado sistema de refrigeração. Essa tecnologia é utilizada em muitos PHEV's e atualmente nos modelos BEV's. (CALÇADO, 2015; ARIAS, 2015; CPQD, 2015)

Chumbo-ácido: São baterias comuns, utilizadas atualmente em veículos a combustão interna. Possuem um valor relativamente baixo, elevada densidade de potência e baixa densidade de energia. (CALÇADO, 2015; ARIAS, 2015; CPQD, 2015).

Nano titanato: Esta bateria utiliza nanotecnologia para sua operação, possuindo uma longa duração, carregamento rápido e uma maior segurança. (CALÇADO, 2015; ARIAS, 2015; CPQD, 2015)

3.2 Modos de Carga

No mercado de equipamentos para recarga de veículos elétricos existem diversos padrões de tomadas com diferentes tecnologias, suas principais características estão descritas na figura 1.

Figura 1 - Tipos de Plugs

TIPO 1	TIPO 2	CHAdemo	CCS
			
Entrada monofásica (120Vca ou 240Vca) para recarga em CA	Recarga em Corrente Alternada (CA)	Recarga em Corrente Contínua (CC)	Recarga em monofásico CA, trifásico CA e rápido CC
Nível 1 – recarga lenta, tensão de 120Vca, corrente máxima 16 A – Utilizado em instalações residenciais	Normal, Semirrápido e Rápida	Potência máxima de 62,5kW	Combo tipo 1 – a parte superior é para recarga CA (nível 1 e 2) até 19kW, a parte inferior possui duas entradas para carga rápida em CC até 100kW
Nível 2 – tensão 240Vca, corrente máxima 80 A – Utilizado em eletropostos públicos	Conexões para sistemas monofásico ou trifásicos, corrente de recarga permitida é de 13 a 63 A e potência de recarga entre 3,7kW e 44kW	Recarga Rápida em CC	Combo tipo 2 – é igual ao combo tipo 1 realiza recargas em CA e CC, porém a parte superior é do tipo 2, com potência até 43kW
Padrão Americano	Padrão Europeu	Padrão Asiático	-

Fonte: CPFL ENERGIA (2019)

3.2.1 Doméstico

Neste modo o usuário conecta o carro em um carregador do Tipo 1 ou Tipo 2 em casa e deixa o veículo carregando, normalmente durante a noite (PAUL STENQUIST, 2019). Enquanto instalações de carregamento de alta tecnologia à beira das rodovias tornará o uso dos carros elétricos mais prático, é a conveniência da disponibilidade de equipamentos domésticos em casa que convencerá muitos usuários a migrar para os elétricos (OFFICE OF ENERGY EFFICIENCY & RENEWABLE ENERGY, [20--]). Mais de 80% dos proprietários de veículos elétricos carregam em casa porque é conveniente e barato. Carregar em uma casa de uma única família normalmente se aproveita das tarifas residenciais mais baratas e estáveis. O custo anual de recarga pode ser menor que o consumo de um aparelho de ar condicionado. Carregar em um complexo residencial de várias famílias, como um condomínio ou um apartamento é possível, mas pode ser complexo e é mais parecido com carregamento público. Os equipamentos de recarga em casa podem ser do tipo 1 (EVSE – Electric Vehicle Supply Equipment) ou do tipo 2, que é um pouco mais complexo. Carregar com carregador do Tipo 2 é mais rápido, porém exigem equipamentos adicionais e adaptações na instalação elétrica.

Figura 2 - Carregador WEMOB WEG residencial com tomada tipo 2



Fonte: WEG, 2020

3.2.2 Carregamento enquanto estacionado

Neste modo o usuário aproveita-se da infraestrutura disponível enquanto usa os serviços do local. É muito utilizada no local de trabalho, estacionamentos de shopping centers e estações públicas de recarga. O serviço normalmente é privado e o carregamento pode ser lento ou rápido. Os carregadores são tipicamente AC do tipo 2 e o serviço pode ser cobrado ou gratuito.

Figura 3 - Carregador EVlink de recarga semi-rápida com tomada tipo 2



Fonte: SCHNEIDER ELECTRIC, 2019

3.2.3 Estações rápidas de carregamento

São estações de carregamento normalmente instaladas em locais públicos que superam todas as limitações do carregamento em corrente alternada. São essenciais para viagens de longas distâncias e grandes frotas. Ao fornecer corrente contínua diretamente à bateria, a velocidade de recarga tem o potencial de ser significativamente aumentada. O tempo de recarga depende também da capacidade da bateria e da capacidade da rede elétrica do local, dentre outros fatores, mas muitos carros têm capacidade de receber uma recarga de 80% em uma hora ou menos na maioria dos carregadores DC disponíveis atualmente. Existem três principais padrões de recarga rápida: o CCS (Combined Charging System), o CHAdeMO (CHArge de MOve) e o modelo proprietário da Tesla.

Figura 4 - Carregador ABB rápido com suporte para CCS, CHAdeMO e AC de tipo 2 (opcional) cabo AC de 22 ou 43 kW ou tomada CA de 22 kW.



Fonte: ABB, 2020

3.3 Tráfego de Informações

Existem vários participantes no âmbito do carregamento de veículos elétricos como os fabricantes de veículos, fabricantes de estações de recarga, empresas responsáveis pela operação das estações de recarga, concessionário de energia elétrica entre outras. Desta forma, é necessário que exista flexibilidade da utilização do veículo elétrico no momento da recarga e ocorram padronizações de equipamentos assim como dos protocolos de comunicação (VENTURUS, 2020).

Quanto a questão dos equipamentos, já existem iniciativas quanto a padronização de conectores para permitir que o usuário possa carregar seu veículo para que haja compatibilidade entre os conectores e os sistemas de recarga. Em relação a padronização da comunicação entre os equipamentos e o veículo foram criados dois protocolos específicos para o processo de recarga os quais estão sendo amplamente utilizados: a ISO 15118 e o OCPP (VENTURUS, 2020).

A ISO 15118 se enquadra em um padrão internacional da *International Organization for Standardization* (ISO) e especifica a comunicação entre o veículo elétrico e a estação de carga. Determina os termos e definições para transferência de

energia sem fio ou com fio, transferência de energia tanto da estação de carregamento ao veículo quanto do veículo a estação para fornecimento de energia e entendimento do processo de autenticação e pagamento da recarga (ISO, 2019). Então, pela interoperabilidade entre o veículo e a estação oferece o Plug & Charge (Conecta & Carrega) o qual permite que o veículo seja reconhecido pelo ponto de recarga e o serviço seja autorizado. Também, esta modalidade possibilita que a cobrança seja realizada de forma eletrônica (VENTURUS, 2020).

Por outro lado, o OCPP (Open Charge Point Protocol - Protocolo de Ponto de Recarga Aberta), definido pela OCA (Open Charge Alliance - Aliança de Recarga Aberta), é um protocolo para comunicação entre a estação de recarga e o sistema de gerenciamento dos operadores de recarga de veículos elétricos. Desta maneira, o OCPP permite que independentemente do fabricante do equipamento de recarga várias estações de carregamento possam ser gerenciadas remotamente por meio de um sistema de gerenciamento (VENTURUS, 2020).

A partir da utilização do protocolo OCPP o gerenciamento pode ser realizado remotamente. Então são observados parâmetros referentes a demanda atual em relação a demanda contratada e a gestão da carga de cada ponto de recarga para que o limite de demanda contrata não seja ultrapassado. Também este gerenciamento pode ser realizado localmente se existir um sistema operacional adaptado para a gestão do carregamento dos veículos elétricos (SCHNEIDER ELECTRIC, 2019).

4 ESTADO DA ARTE

A partir das normatizações de redução de CO₂ para 2020/21 espera-se que a produção europeia atinja 4 milhões de veículos elétricos anualmente em 2025. Desta forma, a partir do relatório de Transportes e Meio Ambiente da Federação Europeia (2020), é possível observar o planejamento estratégico para a instalação de pontos de carregamento de maneira a atender a demanda de carregamento dos EVs. Ao final de 2019 estava previsto 185.000 pontos públicos de carregamento na Europa e o plano visa atingir a instalação de 1,3 milhões de pontos públicos em 2025 por todo o continente e perto de 3 milhões em 2030. O plano principal também inclui a cobertura completa de toda a estrada europeia em 2025 (TRANSPORT & ENVIRONMENT, 2020).

Em relação a infraestrutura de carregamento, todas as estações públicas de carregamento devem ser equipadas com sistema de medição inteligente, o qual realiza a medição do consumo de energia e pode transmitir e receber dados de forma eletrônica. Desta forma, tanto o usuário recebe informações de custos e preços pelo carregamento quanto o sistema de operação recebe informações de consumo. Entretanto, em aplicações de carregadores privados, esta abordagem não se aplica devido a menor potência de carregamento e a utilização do ponto de carga por maior tempo. Logo, pode ser incluído um sistema de medição inteligente que controla a potência de carregamento de forma a modular a carga para carregar em períodos fora de ponta (TRANSPORT & ENVIRONMENT, 2020).

Deste modo, algumas empresas têm desenvolvido algumas tecnologias que visam atender as expectativas quanto ao carregamento dos veículos elétricos. A Schneider Electric apresenta as soluções EVLink tanto para residência quanto para estações públicas e privadas, possuindo carregadores dos modos 2, 3 e 4 (SCHNEIDER ELECTRIC, 2019).

O ponto de carga EVLink pode operar de forma independente na estação de forma que os pontos de carga são conectados no mesmo painel de proteção, porém efetuam o carregamento de forma independente. O consumo pode ser medido e as estações podem ser conectadas a um supervisor para gerenciamento do carregamento para determinar o limite de potência a ser utilizado baseado na demanda diária. Se conectado a um supervisor, a comunicação pode ser realizada através do protocolo OCPP ou a supervisão pode ser realizada localmente através de um sistema de gerenciamento por modbus TCP/IP (SCHNEIDER ELECTRIC, 2019).

Outra forma alternativa para gerenciar a disponibilidade de energia é o EVLink Load Management System (Sistema de Gerenciamento de Carga EVLink). Com este sistema é possível considerar as necessidades relacionadas ao uso dos veículos que serão carregados e controlar de 3 a 1000 pontos de carga a partir da utilização do EVLink Load Management System associado a um medidor de potência, conexão 3G/4G e, se necessário, pode ser conectado a um supervisor. Ao conectar o veículo ao carregador, o carregamento inicia, entretanto, a potência de saída pode ser automaticamente limitada de forma a atender as restrições definidas no EVLink Load Management System no que diz respeito ao custo e a eficiência energética. O controlador opera de acordo com os parâmetros selecionados e dados recebidos dos pontos de carga (SCHNEIDER ELECTRIC, 2019).

Outra empresa atuante no mercado de carregamento de veículos é a ABB a qual apresenta diversas soluções para sistemas de carregamento de veículos elétricos. Dessa forma, dentre as suas soluções se destaca a plataforma EVLunic. Esta solução é utilizada tanto para setores públicos quanto para setores comerciais. Sendo eles encontrados em quatro diferentes níveis de especificação.

O modelo EVLunic em suas versões mais completas possui um sistema de autenticação via RFID. Este modelo possui um sistema de rede do tipo mestre/escravo tornando possível o carregamento com gerenciamento de carga. O dispositivo mestre (Pro M-series) pode ser conectado a um roteador/switch através de uma interface LAN, Wi-Fi, ponto de acesso Wi-Fi ou GSM. Se a interface utilizada for do tipo LAN ou WLAN (Wi-Fi) o roteador deve estar conectado à internet para que possa se conectar a um back-end OCPP. Já se a interface escolhida for por ponto de acesso Wi-Fi permite que o dispositivo master possa se conectar a um dispositivo móvel, após se conectar é possível executar configurações através da interface da web. Para realizar a conexão com um back-end OCPP externo via GSM, um cartão SIM deve ser instalado durante o comissionamento, possibilitando a conexão pela rede celular. (ABB GROUP, 2019)

O dispositivo master é capaz de controlar até 15 dispositivos escravos do tipo Pro S-series e ainda permite configurar a corrente máxima para o grupo de carregadores e os mesmos enviam a informação para os veículos sobre qual o valor do limite de corrente que pode ser fornecido pelo sistema, desta forma a demanda não é ultrapassada (ABB GROUP, 2019).

No Brasil a situação da infraestrutura de recarga ainda é pequena e insuficiente para atender a demanda dos veículos elétricos. Não existe uma estatística oficial, mas segundo o aplicativo PlugShare, há pouco mais de 300 estações de carregamento no país, a maioria nas grandes cidades da costa brasileira, ao passo que em 2019 existiam 40.021 postos de combustíveis, de acordo com a Agência Nacional de Petróleo.

Este cenário deverá ser diferente nos próximos anos. Estudos da CPFL Energia estimam que o Brasil precisará de 80 mil eletropostos públicos até 2030 para acompanhar o ritmo de crescimento do mercado de veículos elétricos nacional. A regulamentação do setor também está se movimentando. Em julho de 2018, a Aneel (Agência Nacional de Energia Elétrica) publicou a Resolução Normativa 819/2018 que disciplina a recarga de veículos elétricos no Brasil. A norma permite que qualquer interessado, tais como distribuidoras, postos de combustíveis, shopping centers e empreendedores, realize serviços de recarga com fins comerciais, a preços livremente negociados. A Agência optou por uma regulamentação leve, garantindo a viabilidade dessa atividade sem impacto nas tarifas dos consumidores de energia elétrica.

O Brasil vem buscando o mercado de estações de carregamento para veículos elétricos, um exemplo disso é a empresa brasileira WEG que trouxe para o mercado seu modelo WEMOB, um modelo de posto de recarga voltado tanto para ambientes públicos como para comerciais. Essa central está disponível em dois grandes grupos os Wall e Parking.

O modelo Wall é indicado para uso interno ou externo com grau de proteção IP54. Este dispositivo possui funções contra curto-circuito, sobrecorrente e falha de comunicação, além de bloqueio/liberação de carga por chave mecânica. Esse modelo possui conexão com o usuário de forma automática e não utiliza os protocolos de comunicação OCPP, RFID, WEMOB Management Platform (Plataforma/APP/API), GPRS e Ethernet. (WEG, 2020)

O modelo Parking foi desenvolvido para uso compartilhado em estacionamentos públicos e privados. Este modelo permite o carregamento de até dois veículos de forma simultânea e seu controle é realizado de forma segura via protocolo RFID, aplicativos para celular ou através de operações automáticas. O gerenciamento remoto inteligente é realizado através do protocolo Open Charge Point Protocol (OCPP), que permite conectar as estações com os usuários e operadores através de

portais na nuvem. Além disso, este modelo possui os protocolos de comunicação OCPP1.6, GPRS, Ethernet e WEMOB Management Platform (Opcional) (WEG, 2020).

5 METODOLOGIA

Após realizar o estudo teórico ao longo do processo de desenvolvimento desse projeto, analisou-se as características do carregamento dos veículos elétricos em um ambiente empresarial com o intuito de modelar matematicamente de forma a respeitar os parâmetros da realidade local e satisfazer as necessidades dos usuários.

Para o desenvolvimento, foi utilizada a linguagem de modelagem matemática voltada para o processo de otimização de sistemas, com o intuito de facilitar o desenvolvimento de uma metaheurística que atenda ao problema proposto.

5.1 Linguagem de Programação

Atualmente existem diversas linguagens de programação presentes no mercado e cada uma delas possui características próprias, o que permite que o desenvolvedor realize simulações com níveis diferentes de alcance de dados. Neste trabalho considerou-se a linguagem *Python*.

5.1.1 Python

O Python é uma linguagem de programação de alto nível desenvolvida por *Guido van Rossum*, essa ferramenta permite a orientação a objeto, é interpretada, legível, multiplataforma, multiparadigma e é usada em diferentes aplicações, desde desenvolvimento web até redes neurais. Neste trabalho considerou-se a versão *Python 3.8*, utilizando-se o ambiente de desenvolvimento integrado *Pycharm Community Edition 2020.2.1*. Ambos podem ser obtidos de forma gratuita.

5.2 Sistema Operacional

O *Python* pode ser instalado em diferentes sistemas operacionais como: *Windows, Linux/UNIX, Mac OS X, Other* (PYTHON, 2020). Neste trabalho, o sistema operacional utilizado foi o *Windows 7 Ultimate x64* em um notebook pessoal com 6GB de RAM.

5.3 Metaheurística

Os métodos exatos de resolução de problemas de otimização, em muitos casos, exigem mais processamento computacional. Desta maneira, a utilização de métodos exatos para resolução de problemas contendo uma grande quantidade de

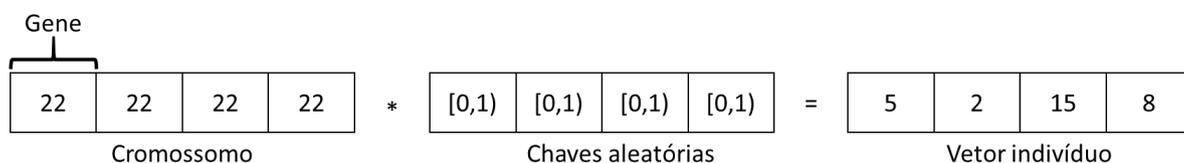
dados é inviável, devido ao conjunto que compreende as possíveis soluções contendo as variáveis do problema a ser otimizado aumentar de forma exponencial. Deste modo, as metaheurísticas são mais indicadas nestes casos. A metaheurística é um método heurístico para resolver problemas de otimização combinatória, que visa entregar boas soluções em um tempo aceitável e geralmente é aplicada em problemas de difícil resolução, onde não se conheça outro tipo de algoritmo para resolução do mesmo (SILVA, 2019).

Os algoritmos genéticos são métodos heurísticos que utilizam operadores genéticos como reprodução, cruzamento e mutação nos cromossomos para gerar novas populações através da combinação de melhores soluções progressivamente aperfeiçoadas (SILVA, 2019). A partir dos Algoritmos Genéticos, Bean (1994) introduziu os Algoritmos Genéticos com Chaves Aleatórias (ou RKGA, do inglês *random-key genetic algorithms*) os quais a partir de um vetor de chaves aleatórias representa uma solução do problema.

5.3.1 Algoritmo Genético de Chaves Aleatórias

Uma chave aleatória pode ser definida como um número real aleatório contido no intervalo $[0,1)$. Além disso, um algoritmo determinístico recebe esse vetor de números aleatórios como parâmetro e o associa a uma solução do problema, este algoritmo é denominado decoder (RESENDE, 2013). Para criar um indivíduo da população este vetor de números aleatórios é multiplicado por um vetor denominado de cromossomo que tem as características do problema a ser resolvido. Cada posição do cromossomo é denominada gene. Como exemplo deste trabalho um cromossomo que representa o modo de carregamento de 4 veículos então tem 4 genes de modo que cada gene representa a potência de carregamento de cada veículo, considerando então uma potência máxima carregamento de 22kW para cada veículo. A multiplicação entre o cromossomo e o vetor de números aleatórios resultando no vetor indivíduo pode ser então exemplificada pela figura 5.

Figura 5 - Multiplicação entre um cromossomo e um vetor de chaves aleatórias.



O RKGGA inicia com uma população inicial de p vetores e n chaves aleatórias, as quais produzem uma série de populações. Então, são selecionadas as melhores soluções correspondendo a um pequeno conjunto chamado de elite, sendo menor do que $p/2$, e o restante da população é particionada ao conjunto chamado de não-elite. A avaliação das soluções depende do cálculo de aptidão (ou função *fitness*) do problema a ser resolvido. Neste trabalho o cálculo de aptidão considerado foi o custo de energia. Então, cada vetor indivíduo de potência é multiplicado pelo intervalo de carregamento e então multiplicado pelo custo da energia. Então, somando-se os custos de energia o indivíduo é avaliado pelo cálculo de aptidão. De modo que os melhores indivíduos são os indivíduos que representam menor custo.

$$\min C (1)$$

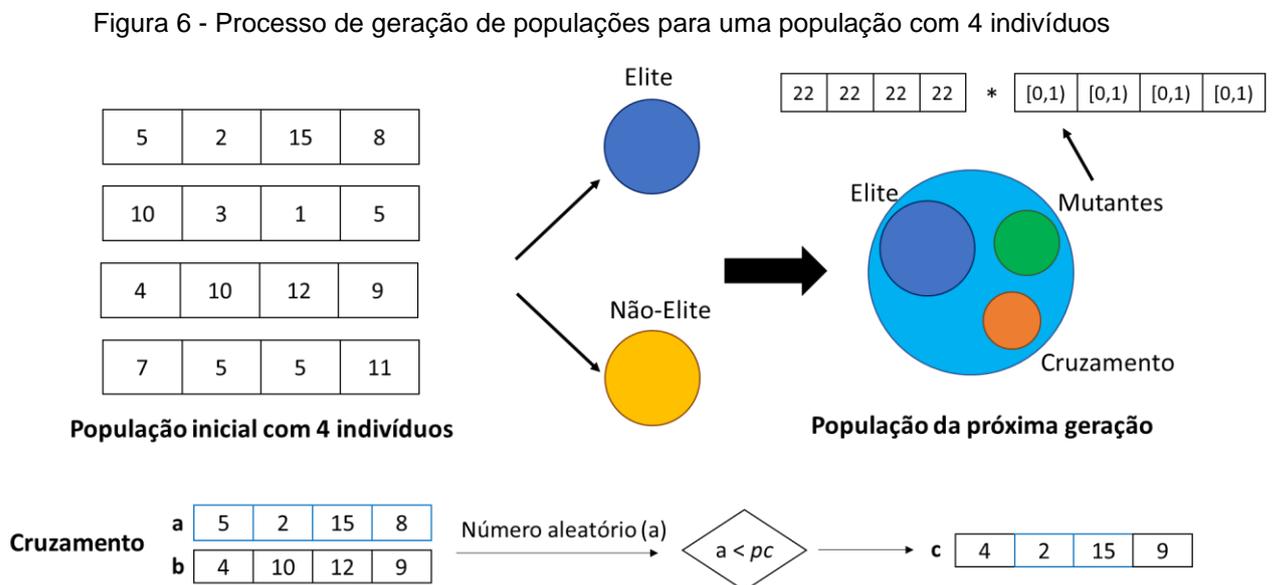
s. a.

$$C = \sum_{i=1}^m v[i] * t * (TUSDf + TEf) * f + \sum_{i=1}^m v[i] * t * (TUSDp + TEp) * p \quad m \in N (2)$$

Em que v representa o vetor indivíduo a ser avaliado pelo cálculo de aptidão, $TUSDf$ representa a Tarifa de Uso dos Sistemas Elétricos de Distribuição para horários fora de ponta e TEf representa a Tarifa de Energia Consumida para horários fora de ponta, de modo que o fator multiplicativo f para a equação representativa do problema recebe o valor '1' para horários fora de ponta e para horários de ponta recebe o valor '0'. Enquanto que $TUSDp$ representa a Tarifa de Uso dos Sistemas Elétricos de Distribuição para horários de ponta e TEp representa a Tarifa de Energia Consumida para horários de ponta, de modo que o fator multiplicativo p para a equação representativa do problema recebe o valor '1' para horários de ponta e para horários fora de ponta recebe o valor '0'. Os horários de ponta considerados neste problema são entre 18h00 e 21h00. O conjunto N representa o tamanho do vetor indivíduo e t representa o intervalo de tempo de carregamento dos veículos.

A partir disso todos os vetores elite são copiados, sem receberem alguma mudança, para formar uma população de uma próxima geração. Essa característica do elitismo indica o princípio darwinista no RKGGA. Logo, vetores mutantes chamado de pm são gerados a partir da multiplicação entre um cromossomo e um vetor de chave aleatórias conforme o mesmo processo de formação de indivíduos da

população inicial. Então, são adicionados a população de modo a garantir que a população não convirja a um ótimo local. Para completar o número inicial da população, p vetores são gerados a partir do processo de cruzamento. De modo que sejam a e b vetores escolhidos como pais e c o filho resultante. A probabilidade de receber um gene do pai a é pa enquanto que a probabilidade de receber um gene do pai b é $pb = 1 - pa$ (RESENDE, 2013). Desta maneira, a probabilidade pc de cruzamento pode ser escolhida de modo a tender a escolher o gene do pai a ou pai b . Na figura 6 se encontra um exemplo do processo de geração das populações para populações com 4 indivíduos.



O BRKGA difere do RKGGA na forma em que ocorre a seleção dos pais para cruzamento e como o cruzamento é implementado. Enquanto que no RKGGA os pais são selecionados de forma aleatória dentro da população inteira, no BRKGA um pai sempre é escolhido dentro do conjunto elite e o outro pai é escolhido no conjunto não-elite ou em alguns casos dentro da população inteira. Pelo fato de $p_e < p/2$, no BRKGA um vetor elite tem probabilidade $1/p_e$ de ser escolhido para cada cruzamento, o que resulta em uma probabilidade menor de um vetor não elite ser escolhido, $1/(p-p_e)$. Ambos realizam a combinação entre os pais de acordo com o cruzamento uniforme parametrizado de Spear e DeJong (1991), porém a pequena diferença entre o BRKGA e RKGGA no momento da seleção dos pais faz com que o BRKGA seja superior ao RKGGA e atinja a solução com um menor número de interações e isto independe do problema a ser resolvido. Desta forma, neste trabalho considerou-se a utilização do

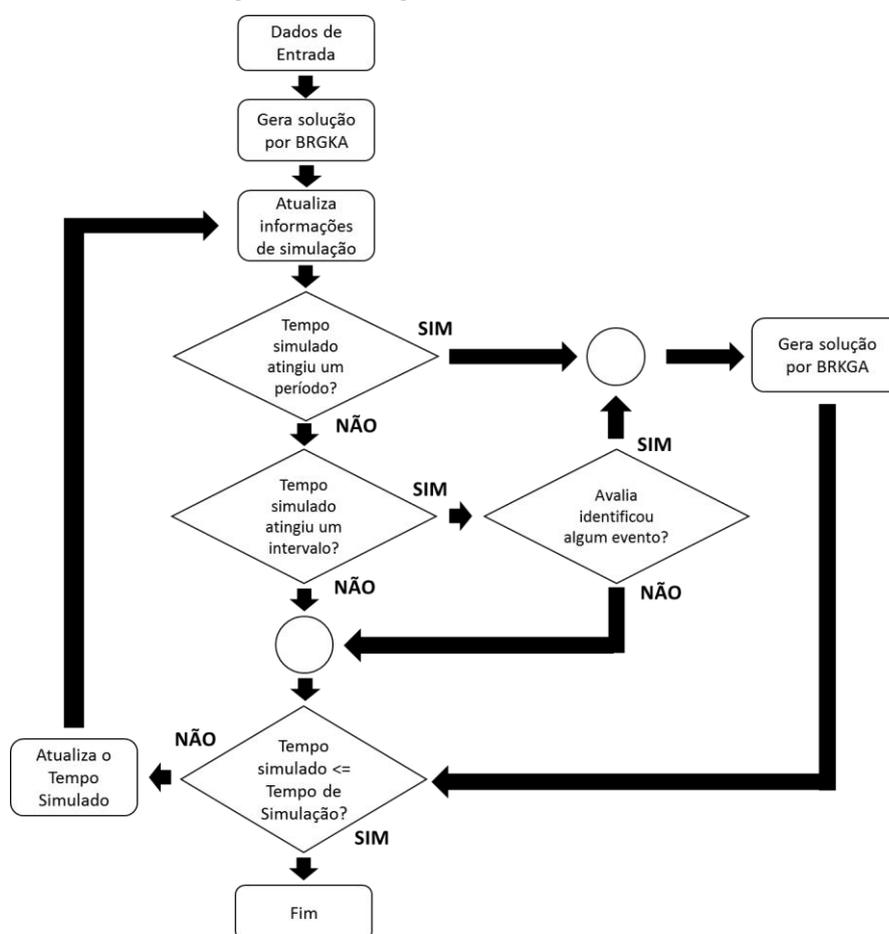
algoritmo BRKGA para ser aplicado ao problema de otimização de gerenciamento de carregamento de veículos elétricos e a probabilidade pc de cruzamento de forma a tender a escolha para genes dos indivíduos elite, sendo de 70%(RESENDE, 2013).

5.3.2 Fluxograma do problema de gerenciamento de carregamento de veículos elétricos

A partir de uma API (*Application Programming Interface*) do BRKGA aplicado a um problema de otimização conhecido como Problema do Caixeiro viajante, realizou-se a execução do algoritmo de otimização para o problema de gerenciamento de carregamento de veículos elétricos. Desta maneira, os módulos referentes aos processos de geração da população e processo de evolução não necessitaram grandes modificações, mas apenas foram necessárias adaptações quanto ao algoritmo principal, definição dos cromossomos e o processo de decodificação, os quais serão descritos posteriormente. Na figura 7 se encontra o fluxograma geral de como opera o algoritmo de gerenciamento de carregamento dos veículos desenvolvido.

São disponibilizados os dados de entrada dos veículos e parâmetros do algoritmo e então é gerada uma solução inicial de carregamento. Em seguida, inicia-se um laço de repetição que se repete até que o tempo de simulação seja atendido. Ao entrar neste laço, as informações dos veículos são atualizadas. Caso atingir um período de tempo definido ou um intervalo de tempo definido com um evento, então é gerada uma solução de carregamento. Se esta solução obedecer a potência mínima de carregamento que satisfaça o tempo limite de 6 horas, então o tempo é incrementado e o laço se repete. Caso contrário, a solução é gerada novamente até que se atinja a restrição de potência mínima. Desta forma, o algoritmo gera soluções instantâneas a partir das informações dos veículos.

Figura 7 - Fluxograma Geral do Problema



Fonte: O autor (2020)

5.3.2.1 Dados de Entrada

Dados de entrada para o algoritmo:

- Tamanho da população: o tamanho da população é o número de indivíduos que compõem a população. Neste trabalho considerou-se a população com 4 indivíduos.
- Critério de parada: dentro da classe do BRKGA são geradas novas populações a partir dos processos evolutivos. Então, o critério de parada no caso do BRKGA é o número de gerações a partir da primeira população de indivíduos gerada. Foi considerado como critério de parada o número máximo de 50 gerações;
- Taxa da população que estará na população elite: como explicado anteriormente parte da população é formada pelos melhores indivíduos, considerou-se 10% da população como elite;

- Taxa de cruzamento: é a probabilidade de um filho herdar o gene do seu pai de elite, adotou-se como 70% de probabilidade;
- Taxa de mutação: é a porcentagem da população que será composta por indivíduos mutantes, utilizou-se uma taxa de 20%.

Dados de entrada dos carregadores e veículos, para todos os parâmetros foram considerados vetores com tamanho igual ao número de veículos e cada posição do vetor corresponde a um determinado veículo:

- SOC (*State of Charge*) desejado: informação do SOC desejado ao final do carregamento. O SOC representa a quantidade de carga da bateria do veículo em porcentagem.
- SOC atual: dados de SOC considerados no início do carregamento.
- Energia da bateria: corresponde a capacidade da bateria de cada veículo, neste trabalho considerou-se a mesma capacidade para todos os veículos.
- Quais conectados: representa a informação binária de quais carros estão conectados nos carregadores, sendo '0' para não conectado e '1' conectado.
- Potência do carregador: considerou-se que todos os carregadores possuem a mesma potência podendo-se variar de 0kW a 22kW.
- Quais carregar: foi criado com o intuito de se caso algum veículo atingir o SOC desejado então não deve continuar recebendo potência.
- Autonomia disponível: representa a quantidade de autonomia dos veículos em quilômetros no início do carregamento.
- Tempo de espera: o tempo que cada veículo permanece conectado nos carregadores.

Dados de entrada referentes a rede e tempo de simulação:

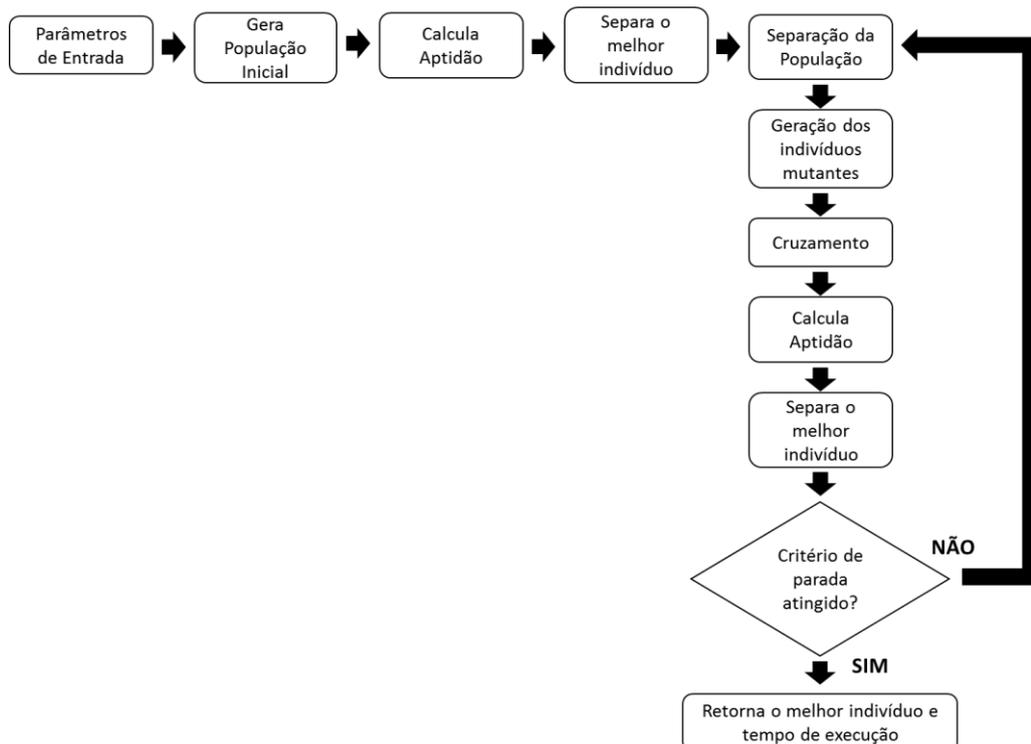
- Demanda contratada: considerando a demanda contratada da empresa Venturus então foi considerada como 770kW.
- Tabela dos horários de ponta: foi considerado como horário de ponta entre as 18h00 e 21h00 enquanto que os outros horários foram considerados como fora de ponta. Neste trabalho somente considerou-se dias úteis durante a simulação.

- Curva de demanda da empresa: a partir da curva estimada foi criado um vetor em que cada posição do vetor espaçados em 1 hora representa a potência ativa naquele momento.
- Tempo de simulação: para as simulações foi considerado 10 horas, entre o período das 08h00 até às 18h00 do dia 02 de novembro de 2020.
- Demanda disponível: a partir da curva de demanda da empresa e a interpolação de uma determinada hora é possível determinar o valor de potência ativa em determinado instante. Realizando a diferença entre demanda contratada e este valor de demanda da empresa interpolado é possível então determinar a demanda disponível naquele determinado instante para ser utilizado durante o carregamento dos veículos.
- Período de cálculo de solução: a cada determinado período a potência dos carregadores é atualizada de acordo com as informações atualizadas de cada veículo. Considerou-se que a cada 15 minutos de simulação era gerada uma nova solução de carregamento.
- Intervalo de tempo para verificação de eventos: adotou-se que a cada 10 segundos fosse realizada uma avaliação das informações de variação da demanda, se a demanda utilizada ultrapassava a demanda contratada, se algum carro fosse desconectado ou se algum carro atingisse o SOC desejado então seria calculada uma nova solução de carregamento.

5.3.2.2 Gera Solução por BRKGA

Na figura 8 se encontra o fluxograma geral de funcionamento da classe BRKGA.

Figura 8 - Fluxograma geral do BRKGA



Fonte: O autor (2020)

5.3.2.2.1 Parâmetros de entrada

Para executar a classe BRKGA do algoritmo, são definidos alguns parâmetros descritos anteriormente. Desta forma, é informada a classe o tamanho da população, o número máximo de gerações como critério de parada, a taxa de cruzamento, a taxa de mutação, a taxa de população elite, a quantidade de carregadores, a potência do carregador, a demanda disponível naquele instante, a informação de horário de ponta ou fora de ponta, energia faltante e o tempo limite restante.

A energia faltante é definida como a energia necessária para que se atinja o tempo limite de carregamento de 6 horas, conforme a seguinte equação (3):

$$\text{energia faltante} = \text{energia bateria} * (\text{SOC desejado} - \text{SOC atual}) \quad (3)$$

Enquanto que o tempo limite restante é a diferença do tempo máximo de carregamento de 6 horas em segundos em relação ao tempo simulado, respeitando o número de carregadores (n° carregadores). Observando que para o tempo simulado foi criada uma variável ' i ' a qual a cada laço de repetição é incrementada em '1', de

forma que a cada incremento é considerado 1 segundo de tempo de simulação. A equação 4 representa o cálculo do tempo limite restante:

$$\text{tempo limite restante} = (\text{tempo máximo} - i) * n^{\circ} \text{ carregadores (4)}$$

5.3.2.2.2 Gera População Inicial

A partir de um laço de repetição são gerados indivíduos a partir do tamanho da população, neste caso a população tem 4 indivíduos. Então, são criados vetores cromossomos com o mesmo tamanho do número de veículos, para 4 veículos vetores de 4 posições e para 12 veículos vetores de 12 posições. Somente são gerados indivíduos válidos respeitando a condição da demanda disponível e da potência mínima de carregamento.

Para satisfazer a demanda disponível é realizado o cálculo de potência disponível para cada carregador, então é dividido o valor de demanda disponível pelo número de carregadores e é denominado como potência disponível para o carregador. Caso esta potência disponível for maior que a potência nominal do carregador de 22kW então são definidos limites: o limite inferior como a potência mínima e o limite superior como a potência nominal do carregador.

Caso a potência disponível para o carregador for menor que a potência nominal do carregador isto significa que a demanda disponível naquele instante é menor do que 22kW para cada veículo, então caso todos os valores de potência mínima forem menores que a potência disponível do carregador o limite inferior é definido como potência mínima e o limite superior é definido como potência disponível do carregador para satisfazer a demanda disponível naquele instante. Caso algum valor de potência mínima for maior que a potência disponível do carregador então o limite inferior é definido como metade da potência disponível do carregador e o limite superior é definido como a potência disponível do carregador.

O limite superior e limite inferior são utilizados como o intervalo em que o cromossomo deve estar para que obedeça as restrições de demanda e potência mínima. Logo, são gerados os cromossomos e cada posição recebe um valor aleatórios entre 0 e 1, conforme a definição de chaves aleatórias, e cada posição é multiplicada pelo vetor pelo limite superior definido anteriormente. Caso este cromossomo gerado não esteja dentro do limite inferior e superior um laço de

repetição se inicia e o cromossomo é gerado até que se atenda as restrições do limite inferior e superior, garantindo que o cromossomo gerado seja válido.

5.3.2.2.3 Calcula Aptidão

Este método pertencente a classe do BRKGA faz o cálculo de custos dos indivíduos. Desta forma, é executado o processo de decodificação na classe Decoder. Então, são informados a esta classe o tamanho dos cromossomos, a potência do carregador, a demanda disponível, a informação de horário de ponta, a energia faltante, tempo limite de carregamento e o cromossomo correspondente a um cada indivíduo da população.

Primeiramente são somados todos os valores do cromossomo correspondendo a potência total de carregamento dos veículos para aquele cromossomo. Então, se caso a soma exceder o valor da demanda disponível o custo daquele cromossomo recebe um valor de 99999,20, de forma a representar que aquele indivíduo não obedece a demanda disponível. Se caso a potência mínima, a qual representa o valor de potência para atingir o carregamento de 6 horas, não for atingida então o custo recebe o valor de 99999,32, de forma a invalidar aquele indivíduo. A potência mínima é calculada de acordo a equação (5).

$$potência\ mínima = \frac{energia\ faltante}{tempo\ limite\ restante} \quad (5)$$

Neste trabalho considerou-se os seguintes valores para as tarifas de energia:

- Tarifa TUSD horário de ponta (R\$): 0,92351439
- Tarifa TUSD horário de fora de ponta (R\$): 0,09623548
- Tarifa TE horário de ponta (R\$): 0,55558844
- Tarifa TE horário fora de ponta (R\$): 0,33485942

Deste modo, se o horário pertence ao horário de ponta é utilizada a soma das tarifas TUSD e TE para ponta enquanto que se pertencer ao horário fora de ponta é utilizada a soma das tarifas TUSD e TE para fora de ponta. Esta soma então é multiplicada pelos valores de potências do cromossomo e a soma das suas posições resulta no custo de carregamento e este valor é retornado caso o indivíduo não seja invalidado pelas restrições de demanda e potência mínima. Esse processo então é

realizado para cada indivíduo da população e é resultada uma lista contendo todas as aptidões de cada indivíduo.

5.3.2.2.4 Separa o melhor indivíduo

A partir da lista de aptidões então se encontra o menor valor de custo e o índice correspondente a este valor. Então, a partir do índice encontrado se encontra o indivíduo correspondente na população. Desta forma, a cada vez que se gera uma nova população a partir dos valores de aptidão é selecionado o melhor indivíduo e armazenado na lista de melhores indivíduos.

5.3.2.2.5 Separação da População

Neste método é realizado o processo de separação dos indivíduos da população em indivíduos elite e não elite, de modo que os indivíduos da população elite são os que possuem menores valores de custo e representam 10% da população, enquanto que os indivíduos não elite representam 90% da população e representam valores de custo maiores que os indivíduos elite. Deste modo, os elementos são ordenados e separados pela lista de aptidões em população elite e não elite. Então, a população elite é separada para fazer parte da próxima geração.

5.3.2.2.6 Geração dos Indivíduos Mutantes

Como descrito anteriormente a taxa de mutação é de 20%, desta forma são gerados cromossomos em 20% do tamanho da população para compor a nova população. Assim como os cromossomos são gerados em 5.3.3.2.2 (Gera População Inicial) em mutação é realizado o mesmo procedimento, então a partir da demanda disponível são definidos o limite inferior e superior e a partir destes limites é gerado novos cromossomos até que se gere um que esteja dentro dos limites considerados e seja válido.

5.3.2.2.7 Cruzamento

Como explicado anteriormente 10% da nova população é a população elite, 20% são indivíduos mutantes, desta forma os outros 70% são gerados a partir do cruzamento entre a população elite e não elite. Então, por seleção por roleta a partir das porcentagens encontradas de cada aptidão em relação ao total das aptidões os indivíduos são selecionados caso um número aleatório gerado for menor do que a

porcentagem de aptidão daquele determinado indivíduo. Este procedimento de seleção por roleta é realizado para escolher um pai da população não elite e uma mãe da população elite. Para se realizar o cruzamento é gerado um número aleatório e se caso o número aleatório for menor que a taxa de cruzamento, a qual é de 70%, então o gene da mãe elite é selecionado, caso contrário o gene do pai não elite é selecionado. Este procedimento de gerar um número aleatório e escolher um gene da mãe e do pai se repete até que se complete o número total de genes para formar um cromossomo completo e desta forma são gerados novos filhos para compor a nova população. Observando-se que novamente a preferência é pelos indivíduos elite de forma que a probabilidade de se escolher um gene elite é de 70%.

5.3.2.2.8 Separa o melhor Indivíduo e Calcula Aptidão

Depois de gerada a nova população a lista de aptidão é atualizada conforme o item 5.3.3.2.3 a partir das aptidões calculadas dos novos indivíduos da população. Também a lista de melhores indivíduos é atualizada conforme mesmo procedimento do item 5.3.3.2.4.

5.3.2.2.9 Critério de parada atingido?

Desta forma, o processo se inicia novamente pela separação da população, são gerados novos indivíduos mutantes, se executa o cruzamento, calcula a aptidão da nova população e é selecionado o melhor indivíduo. Deste modo, são geradas novas populações até que o critério de parada de no máximo 50 novas gerações seja atingido, não considerando a população inicial.

5.3.2.2.10 Retorna o melhor indivíduo e tempo de execução

Depois que o critério de parada é atingido então é retornado ao programa principal o melhor indivíduo de todas as gerações geradas pelo BRKGA e o tempo de execução para gerar o melhor resultado.

5.3.2.3 Atualiza informações de simulação

Ao entrar no laço de repetição dependente do tempo de simulação então o tempo simulado representado pela variável 'i' é incrementado em '1'. Em seguida, este tempo simulado é convertido em hora, minuto e segundo. Este tempo simulado convertido é utilizado na interpolação da demanda da empresa para desta forma se

descobrir qual o valor aproximado da demanda da empresa naquele instante. Então, descoberto o valor da demanda da empresa é realizada a diferença da demanda contratada com a demanda da empresa e então é encontrado o valor de demanda disponível naquele instante. Também, são atualizadas as informações referentes a horário de ponta ou fora de ponta.

A cada solução gerada pelo BRKGA é necessário que as informações dos veículos sejam atualizadas de modo a simular que a cada determinado tempo do laço de repetição os veículos são carregados. Então, foi criada a classe Atualiza a qual recebe a solução gerada pelo BRKGA, o SOC atual dos veículos, o SOC desejado dos veículos, a energia da bateria dos veículos, o intervalo de tempo a cada vez que se repete o laço, o qual foi considerado de 1 segundo, o tempo máximo de carregamento, a quantidade de carregadores, potência total de carregamento, quais carros permanecem carregando (quais carregar) e quais permanecem conectados (quais conectados).

Inicialmente na classe Atualiza é verificado se algum dos veículos atingiu o SOC desejado, criando-se a variável SOC atingido a qual compara se o SOC atual dos veículos é maior ou igual ao SOC desejado. Então, quais carregar recebe a negação de SOC atingido multiplicado a quais conectados. Desta forma, se algum dos carros atingiu o SOC desejado, a posição do veículo correspondente para SOC atingido será nível lógico '1'. Realizando-se a negação este nível se torna em '0' e então mesmo que quais conectados esteja em nível lógico '1', significando que o veículo ainda está conectado, aquele determinado veículo não recebe mais carga do carregador.

Após isso se realizada a atualização do nível de carga das baterias. Para isso inicialmente se converte o tempo simulado de 1 segundo em horas, resultando-se em $1/3600$ horas. Este intervalo de tempo então é multiplicado ao valor de potência gerado pelo BRKGA e então se tem a energia carregada dos veículos durante aquele intervalo de tempo. A partir disto é atualizada a informação do SOC atual. Para isso o valor de energia encontrado é dividido pela energia da bateria em 100% de SOC e este valor resultante é multiplicado por 100, representando o ganho de SOC a cada veículo. Esta multiplicação do ganho de SOC também é multiplicada por quais carregar para indicar que os carros que já atingiram o SOC desejado não devem continuar carregando. Logo, este ganho de SOC é somado ao SOC atual dos veículos.

A partir do ganho de SOC as informações de autonomia disponível são atualizadas. O ganho de SOC é multiplicado pela autonomia dos veículos em 100% de SOC e então este ganho de autonomia é somado a autonomia disponível dos veículos.

O tempo limite restante é atualizado e então recebe o tempo máximo em segundos, o qual é o tempo de 6 horas em segundos, menos o tempo simulado *'i'* desta forma quanto mais se aproxima do tempo máximo de carregando em menor tempo os veículos precisam atingir a potência mínima de carregamento. A diferença dos tempos máximo e tempo simulado é multiplicada pelo número de carregadores. Quando o tempo limite restante é atingido então este vetor de tempo é zerado. O tempo de espera é atualizado com a mesma variável *'i'* somando-se o valor anterior com a variável *'i'*.

A energia faltante também é atualizada a partir da informação de SOC atual já com o ganho de SOC. Então, a energia da bateria é multiplicada pela diferença do SOC desejado pelo SOC atual e multiplicada por 100, pois SOC desejado e SOC atual estão em porcentagem.

Por fim, é atualizada a informação de potência total de carregamento dos veículos o qual é a soma dos valores de potência da solução gerada pelo BRKGA, também multiplicada por quais carregar. Finalmente, são retornados ao programa principal SOC atual, potência total de carregamento, energia faltante e tempo limite restante. De forma a cada iteração se mantém atualizadas estas informações para serem disponibilizadas ao BRKGA para gerar soluções correspondentes aos níveis atuais dos veículos.

5.3.2.4 Tempo simulado atingiu um período?

O tempo simulado (variável *"i"*) representa o intervalo entre o início da simulação e o momento atual, em segundos. Ele foi criado para registrar a evolução do tempo e evitar que a simulação passe do tempo de máximo. A cada iteração a variável *"i"*, que foi iniciada em zero é incrementada em uma unidade.

O cálculo de novos valores ocorre em períodos determinados, por exemplo a cada 15 minutos. Nesta etapa o código verifica se o tempo entre o último cálculo e o momento atual de simulação já atingiu o período determinado, de 15 minutos, por exemplo. No caso positivo de o tempo simulado *"i"* ter atingido um período a variável *"calcula"* recebe *"True"*, o que indica a necessidade de um novo cálculo de resultados.

5.3.2.5 Tempo simulado atingiu um intervalo?

O monitoramento dos parâmetros de rede é feito na classe Avalia a um intervalo determinado de 10 segundos. Nessa etapa o código verifica se já passou o intervalo de 10 segundos desde a última avaliação. No caso positivo, inicia-se a classe Avalia. No caso negativo o código segue para os próximos passos.

5.3.2.6 Avalia identificou algum evento?

A classe Avalia é responsável por identificar a cada intervalo de 10 segundos se houve algum evento relevante para que uma nova solução de carregamento seja calculada pelo BRKGA. Recebe a demanda disponível daquele instante, a demanda da empresa interpolada para aquele instante, a demanda contratada, quais carros estão conectados, o SOC atual, o SOC desejado e as seguintes variáveis a 1 segundo antes de entrar na classe Avalia: demanda disponível, quais conectados e quais carregar. Como essas variáveis são armazenadas antes de entrar na classe Avalia são denominadas: demanda anterior, quais conectados anterior e quais carregar anterior.

Desta maneira, primeiramente se realizada uma comparação da demanda disponível daquele instante em relação a demanda anterior. Caso esta variação for maior que 10% então uma variável lógica calcula recebe Verdadeiro. Também é comparado o valor de demanda da empresa em relação a demanda contratada e se por algum motivo específico como uma carga adicional não esperada provocar o aumento da demanda da empresa e a demanda exceder a demanda contratada a variável calcula também recebe Verdadeiro para que a solução de carregamento seja recalculada de modo a diminuir a potência de carregamento.

Caso algum veículo seja desconectado a partir da comparação de quais conectados anterior e quais conectados naquele instante é possível identificar isto, logo calcula recebe Verdadeiro. Também, como descrito anteriormente, se quais carregar, a qual representa se algum veículo atingiu SOC desejado, for diferente de quais carregar anterior então calcula recebe Verdadeiro, pois mostra que algum veículo atingiu o SOC desejado.

Desta forma, Avalia retorna a variável lógica calcula e se algum dos eventos ocorrer retorna o valor Verdadeiro significando que uma nova solução precisa ser gerada pelo BRKGA. Também, a variável quais carregar é retornada.

5.3.2.7 Tempo simulado \leq Tempo de Simulação?

O objetivo desta etapa é verificar se o tempo simulado “i” atingiu o tempo de simulação, que é o intervalo em segundos entre o início e o fim planejados da simulação. Se a simulação vai, por exemplo, das 8h00 às 18h00, ao atingir o “i” equivalente a 18h o tempo simulado receberá “True”, o que significa que a simulação terminou e os resultados serão mostrados. Enquanto a simulação não terminar o algoritmo seguirá para a próxima etapa que atualiza o tempo simulado.

5.3.2.8 Atualiza o Tempo Simulado

Nesta etapa o código incrementa em uma unidade a variável “i” que registra o tempo simulado em segundos e recomeça o laço de repetição a partir do ponto “Atualiza informações de simulação”.

5.3.3 Cenário de Simulação Proposto

Para a escolha do modelo do veículo a ser utilizado, considerou-se um modelo compacto dentre os modelos que mais se destacaram em 2019 (AUTOESPORTE, 2019) tais como Chevrolet Onix e Renault Kwid e em 2020 o Fiat Argo (EXAME, 2020). Desta forma, adotou-se para a simulação o modelo Renault Zoe, classificado como 100% elétrico. Possui bateria com capacidade de 41kWh, autonomia de 300km e tempo de carregamento de 3 a 10 horas (AUTOESPORTE, 2020). O tempo de carregamento utilizado para simulação foi de 6 horas.

Figura 9 - Renault Zoe

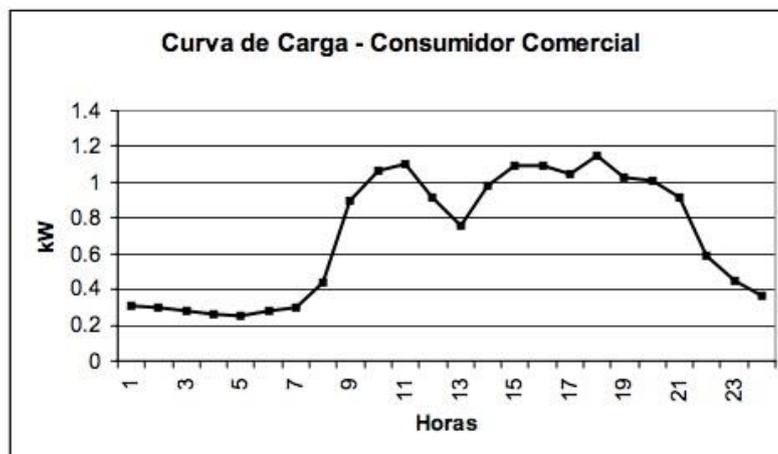


Fonte: AUTOESPORTE, 2020.

Um parâmetro essencial da bateria que foi considerado nas simulações foi o SOC. Este parâmetro indica o nível de carga da bateria em porcentagem relativa à sua capacidade. Desta forma, um veículo com 10% de SOC está com apenas 10% da capacidade disponível da sua bateria. Deste modo, foram considerados casos de SOC a 0%, 25%, 50%, 75% e 95%.

O ambiente escolhido de simulação foi a empresa Venturus. Desta forma foram disponibilizadas informações sobre o contrato de energia para que fosse possível estimar a curva de carga da empresa. A demanda contratada foi considerada de 770kW, conforme contrato. Para estimar a curva de carga da empresa, considerou-se uma curva típica de consumo. Como o horário de trabalho dos funcionários da Venturus obedece ao horário comercial, das 08h00 até às 17h00, com horário de almoço em torno de 12h00 às 14h00 quando ocorre o desligamento de equipamentos como ar condicionado, entre outros, então considerou-se o padrão de uma curva de carga de um consumidor comercial conforme figura 10.

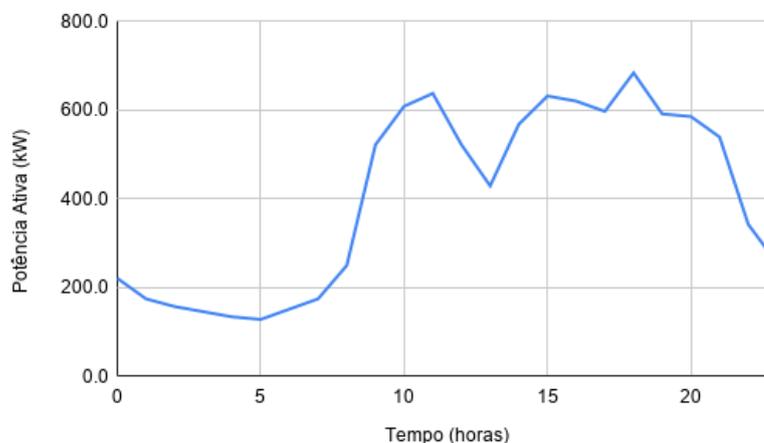
Figura 10 - Curva típica comercial



Fonte: CURVA DE CARGA, 2016.

Logo, a partir dos dados de energia média mensal foi estimado o valor de energia diária média e então a potência ativa média utilizada pela empresa diariamente. A partir disso distribuiu-se este valor encontrado de potência média diária de 7795kW de forma proporcional de acordo com a curva típica da figura 10. Desta forma, a curva de carga utilizada para as simulações se encontra na figura 11.

Figura 11 - Curva de carga estimada da empresa Venturus



Fonte: O autor (2020)

Como descrito anteriormente que os funcionários trabalham em horário comercial o tempo de simulação foi considerado das 08h00 até às 18h00, considerando 10 horas de simulação.

A empresa tem em torno de 250 funcionários, como estima-se que em 2030 os veículos elétricos vão representar 5% da frota brasileira (EPOCA NEGOCIOS, 2019) então considerou-se um número máximo de 12 veículos elétricos e como mínimo de 4 veículos.

O modelo do carregador utilizado para simulação foi escolhido do catálogo da SCHNEIDER ELECTRIC (2019). Então, o modelo apropriado para um ambiente empresarial seria o modelo *EVlink Parking*, podendo-se ser aplicado em casas e condomínios também. Este modelo disponível em 7,4kW ou 22kW, considerou-se então um modelo de 22kW disponível para cada veículo. Este modelo também é aplicável a realidade da empresa pois permite ser conectado ou não a um sistema de supervisão pelos protocolos de comunicação OCPP 1.5 ou OCPP 1.6, o que permitiria o gerenciamento dos carregadores.

Na tabela 1 se encontram os casos de simulação a partir dos parâmetros descritos anteriormente considerando a variação do parâmetro de SOC para cada veículo em três casos diferentes (a, b e c):

Tabela 1 - Casos considerados para simulação

Capacidade da Bateria (kWh)	41	41
SOC (%)	a) 0, 0, 0, 0 b) 25, 50, 0, 0 c) 25, 50, 75, 95	a) 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0. b) 25, 25, 25, 50, 50, 50, 0, 0, 0, 0, 0, 0. c) 25, 25, 25, 50, 50, 50, 75, 75, 75, 95, 95, 95.
Horário de simulação:	08h-18h	08h-18h
Número de veículos:	4	12
Potência do carregador (kW)	22	22

Fonte: O autor (2020)

As seguintes restrições deveriam ser respeitadas durante a simulação:

- Tempo limite de carregamento de cada veículo de no máximo 6 horas de forma a garantir que o SOC desejado de 100% fosse atingido;
- A soma das potências de todos os carregadores não deveria exceder o valor da demanda contratada de 770kW.

6 RESULTADOS

Após a definição do cenário de simulação iniciou-se a geração dos resultados de modo a analisar a capacidade do algoritmo em gerenciar o carregamento dos veículos e garantir que a demanda contratada de 770kW fosse respeitada, o tempo limite de carregamento de 6 horas fosse atingido e o SOC desejado de 100% para todos os veículos fosse atendido. Considerou-se também a avaliação do tempo de execução do algoritmo. Observa-se também que para todas as simulações foram considerados constantes as seguintes variáveis conforme tabela 1: capacidade da bateria, horário de simulação e potência do carregador.

6.1 Cenário 1 – 4 veículos

Para o primeiro cenário de simulação considerou-se 4 veículos de modo a variar as condições iniciais de SOC atual.

6.1.1 Primeira condição (a)

Nesta primeira condição foram considerados todos os veículos com SOC inicial de 0%. Esta condição representa a condição mais crítica de carregamento para 4 veículos, pois seria uma condição em que todos os veículos estão com as baterias descarregadas completamente e iniciariam a carga em 0% de SOC.

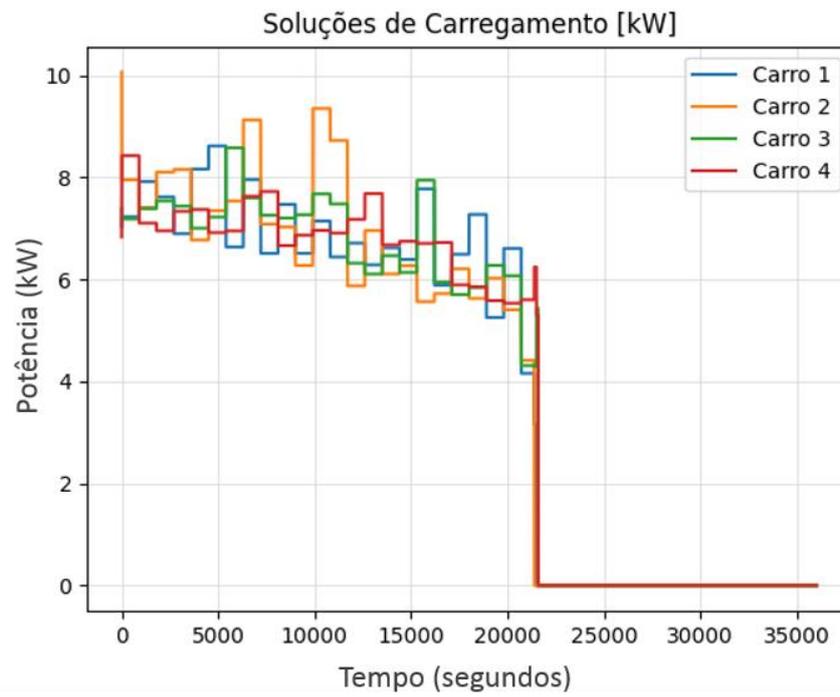
Na figura 12 se encontram as soluções de carregamento geradas pelo BRKGA a partir das condições do veículo. É possível notar que as soluções para cada veículo obedecem a aleatoriedade do algoritmo. Devido o cromossomo de chaves aleatórias ser multiplicado pelo valor de potência do carregador de 22kW, então em alguns momentos certos veículos dentre os 4 simulados atingem picos de forma aleatória. Esta aleatoriedade garante que o algoritmo explore os valores de potência disponível de forma a minimizar o custo de carregamento naquele intervalo e identificar a solução mais adequada em relação ao custo e a potência mínima para atingir o tempo limite de carregamento.

Na figura 13 é encontrada a curva de SOC dos veículos a partir das soluções de carregamento geradas pelo algoritmo. Desta forma, a partir das soluções geradas o carregamento atingiu o SOC desejado de 100% para todos os veículos com tempo de carregamento de 21591 segundos, em tempo de simulação, o que representa 5,9975 horas de carregamento atingindo o tempo limite de carregamento de 6 horas.

Na figura 14 se encontram as curvas de demanda disponível da empresa, demanda contratada de 770kW e a curva de potência de carregamento total dos veículos. A curva de demanda disponível é a diferença entre a demanda contratada de 770kW e a demanda utilizada estimada da empresa, desta forma a curva de demanda disponível representa a potência disponível para carregamento dos veículos elétricos já considerando a potência estimada utilizada pela empresa. A curva de potência de carregamento total dos veículos representa a somatória dos valores de potência dos carregadores dos veículos. É possível notar que a potência de carregamento total em todo o intervalo de carregamento está abaixo da demanda disponível que pode ser utilizada para carregamento. Desta forma, todas as soluções de carregamento geradas quando somadas obedecem a demanda disponível e não ultrapassam em nenhum momento a demanda contratada, o que poderia acarretar penalizações na conta de energia da empresa.

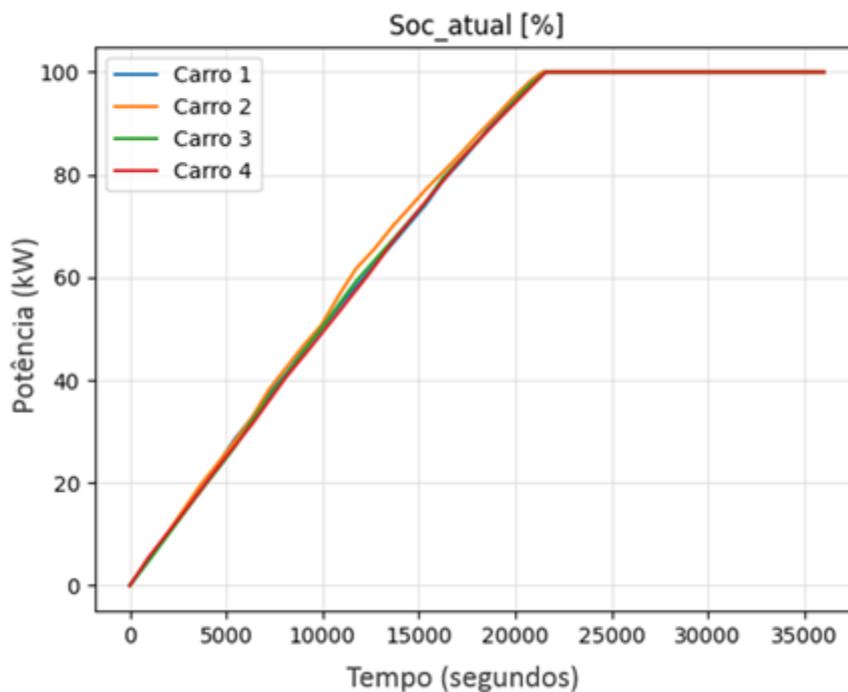
Deste modo, a partir dos resultados encontrados para os 4 veículos é possível afirmar que o algoritmo teve sucesso no gerenciamento do carregamento dos veículos. O tempo de execução do algoritmo em *Python* para o tempo simulado de 10 horas foi de apenas 26,13 segundos e não houve nenhuma interrupção do algoritmo durante a execução.

Figura 12 - Soluções de carregamento geradas pelo algoritmo



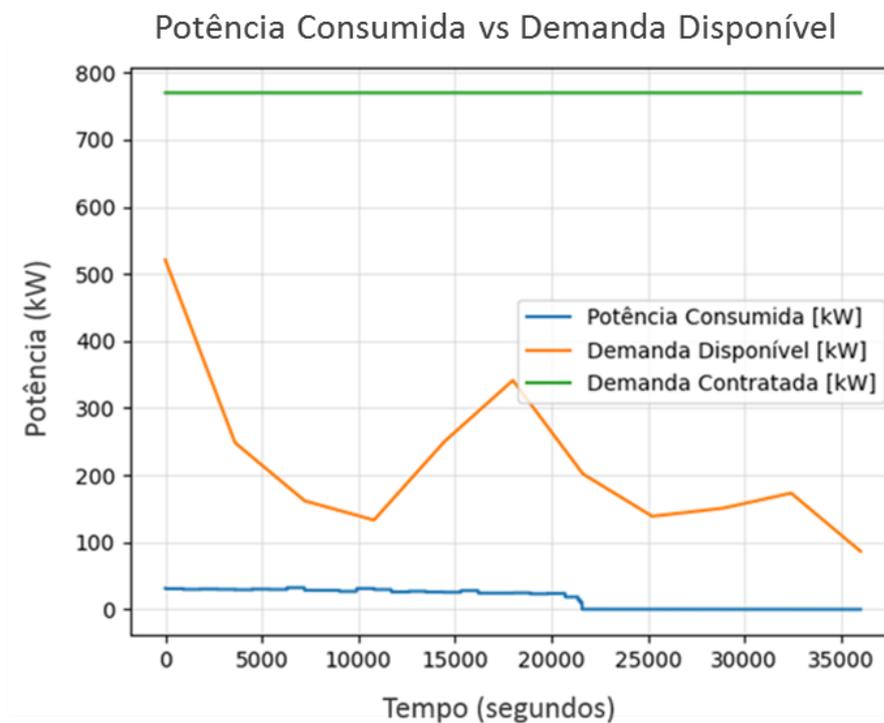
Fonte: O autor (2020)

Figura 13 - Curva de SOC dos veículos durante simulação do carregamento



Fonte: O autor (2020)

Figura 14 - Curvas de demanda e potência total consumida pelos veículos



Fonte: O autor (2020)

6.1.2 Segunda Condição (b)

Nesta condição foram considerados 1 veículo com SOC inicial de 25% (Carro 1), 1 veículo com SOC inicial de 50% (Carro 2) e 2 veículos com SOC inicial de 0% (Carros 3 e 4). Esta condição representa uma condição intermediária em que 2 veículos estão em situação crítica de carregamento e os outros 2 possuem necessidades diferentes de carregamento.

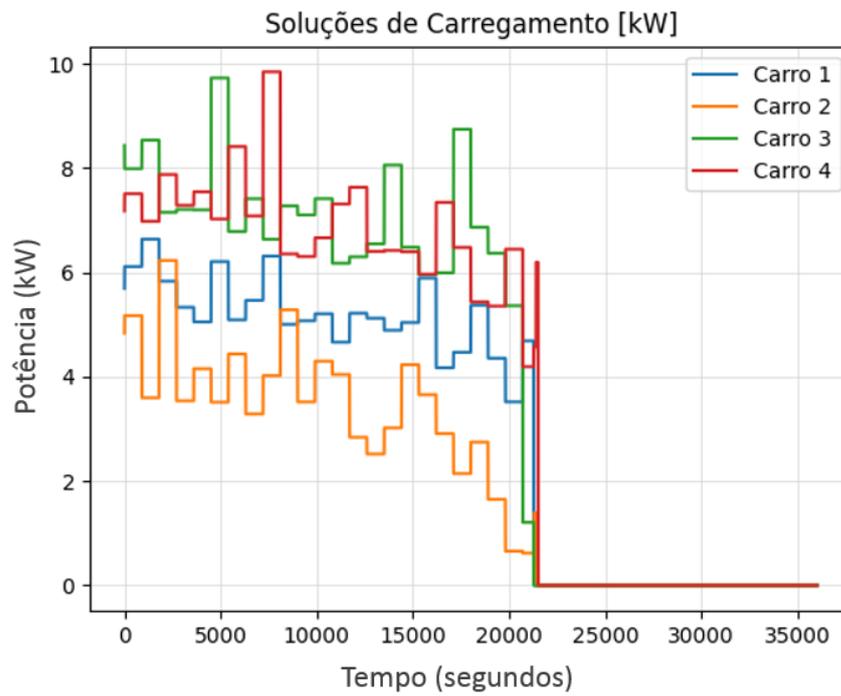
Na figura 15 se encontram as soluções de carregamento geradas pelo BRKGA a partir das condições do veículo. É possível notar que as soluções geradas nesta condição não obedeceram ao mesmo padrão que se observou na Primeira Condição (a) em os veículos estavam nas mesmas condições de SOC inicial com 0%. Devido 2 veículos estarem em condições iniciais críticas de 0% de SOC então as soluções de maior potência são destes veículos (Carros 3 e 4), enquanto os Carros 1 e 2 por possuírem SOC maiores (25% e 50%, respectivamente) recebem menores valores de soluções de potência para carregamento. Entretanto, a aleatoriedade do algoritmo se manteve e foi possível identificar que em condições distintas de SOC inicial as soluções de maior carregamento são dos veículos com menores SOC. O que é compreensível pelo fato de se ter um tempo limite de carregamento, então se tem maiores valores de potência para atingir o carregamento de todos os veículos.

Na figura 16 é encontrada a curva de SOC dos veículos a partir das soluções de carregamento. A partir das soluções geradas todos os veículos atingiram o SOC desejado de 100% com tempo de carregamento de 21501 segundos, em tempo de simulação, ou 5,9725 horas. Assim como no primeiro caso todos os veículos carregaram em 100% de SOC abaixo do tempo limite de carregamento de 6 horas.

Na figura 17 se encontram as curvas de demanda disponível da empresa, demanda contratada de 770kW e a curva da potência de carregamento total dos veículos. Os resultados de potência de carregamento estão abaixo da demanda disponível que pode ser utilizado, assim como no resultado do primeiro caso. Então, todas as soluções de carregamento geradas somando-se a potência total de carregamento atendem a restrição quando a estarem abaixo da demanda disponível a ser utilizada e não exceder a demanda contratada.

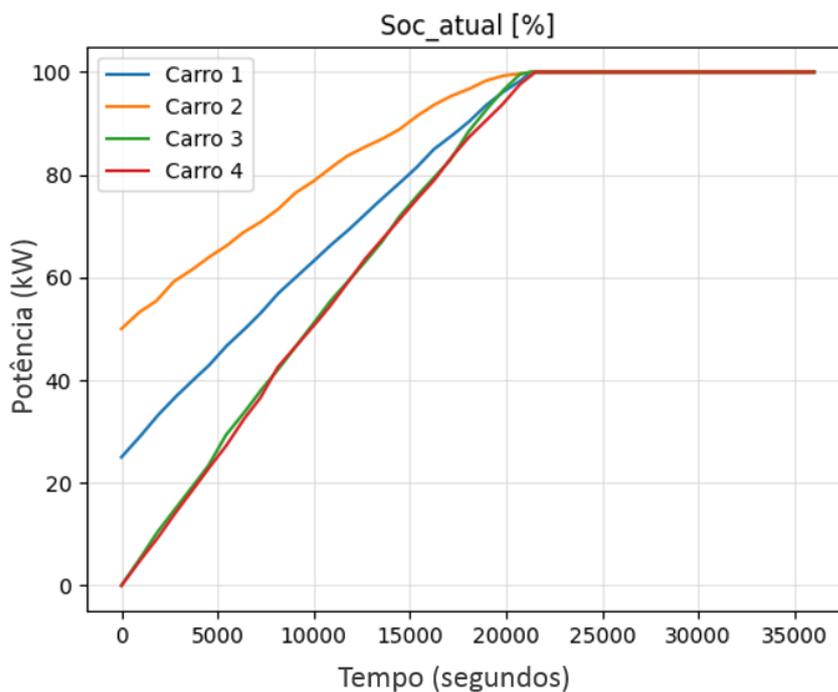
Desta maneira, é possível afirmar que o algoritmo também teve sucesso no gerenciamento de carregamento de 4 veículos nas condições de SOC iniciais propostas. O tempo de execução para o tempo simulado de 10 horas foi de apenas 19,86 segundos e não houve nenhuma interrupção do algoritmo durante a execução.

Figura 15 - Soluções de carregamento geradas pelo algoritmo



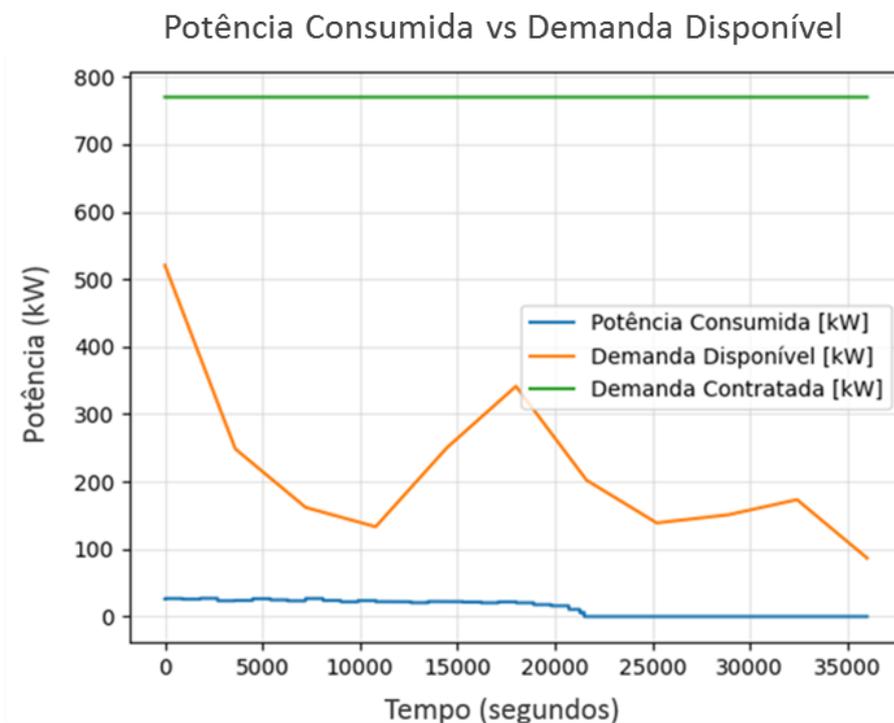
Fonte: O autor (2020)

Figura 16 - Curva de SOC dos veículos durante simulação do carregamento



Fonte: O autor (2020)

Figura 17 - Curvas de demanda e potência total consumida pelos veículos



Fonte: O autor (2020)

6.1.3 Terceira Condição (c)

Na última condição para 4 veículos foram considerados 1 veículo com SOC inicial de 25% (Carro 1), 1 veículo com SOC inicial de 50% (Carro 2), 1 veículo com SOC inicial de 75% (Carros 3) e 1 veículo com SOC inicial de 95% (Carro 4). Esta condição representa uma condição mais próxima da realidade de uma empresa como a Venturus, pois dificilmente um funcionário sairia da sua residência com 0% de carga de SOC e pode ocorrer de nem todos estarem com carga próxima dos 100%.

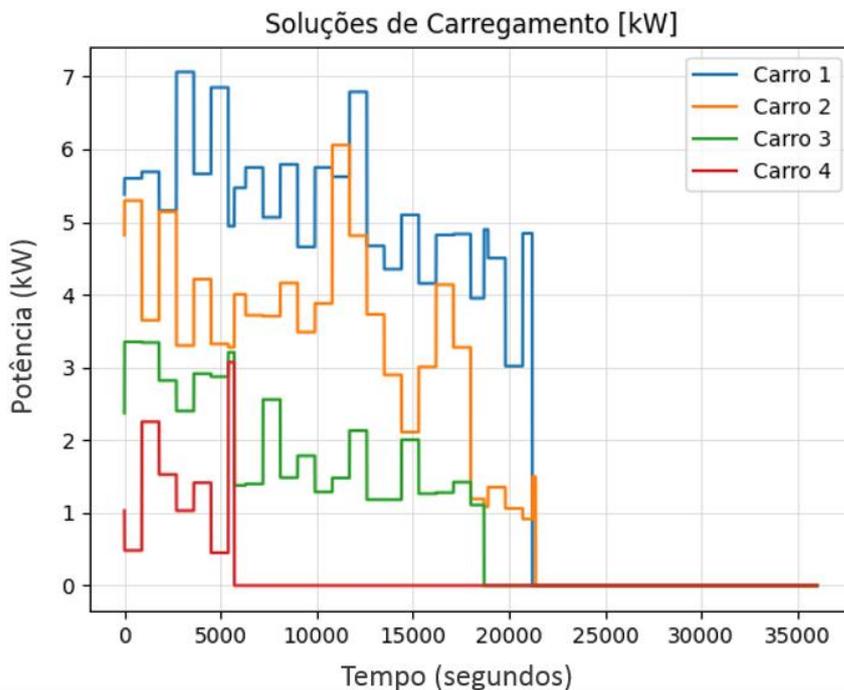
Na figura 18 se encontram as soluções de carregamento geradas pelo BRKGA a partir das condições do veículo. Assim como observado nos resultados da segunda condição se observa claramente que os valores maiores de potência são entregues aos veículos que possuem menor SOC inicial. Novamente se nota a aleatoriedade do algoritmo também na condição para diferentes valores de SOC inicial para 4 veículos.

A curva de SOC dos veículos a partir das soluções de carregamento se encontram na figura 19. A partir das soluções geradas todos os veículos atingiram o SOC desejado de 100% com tempo de carregamento de 21371 segundos, em tempo de simulação, ou 5,936 horas. Assim como no primeiro caso todos os veículos carregaram em 100% de SOC abaixo do tempo limite de carregamento de 6 horas.

Na figura 20 se encontram as curvas de demanda disponível da empresa, demanda contratada de 770kW e a curva da potência de carregamento total dos veículos. Como nos resultados anteriores a curva de carregamento total dos veículos se manteve abaixo da demanda disponível para carregamento e também obedeceu a demanda contratada pela empresa.

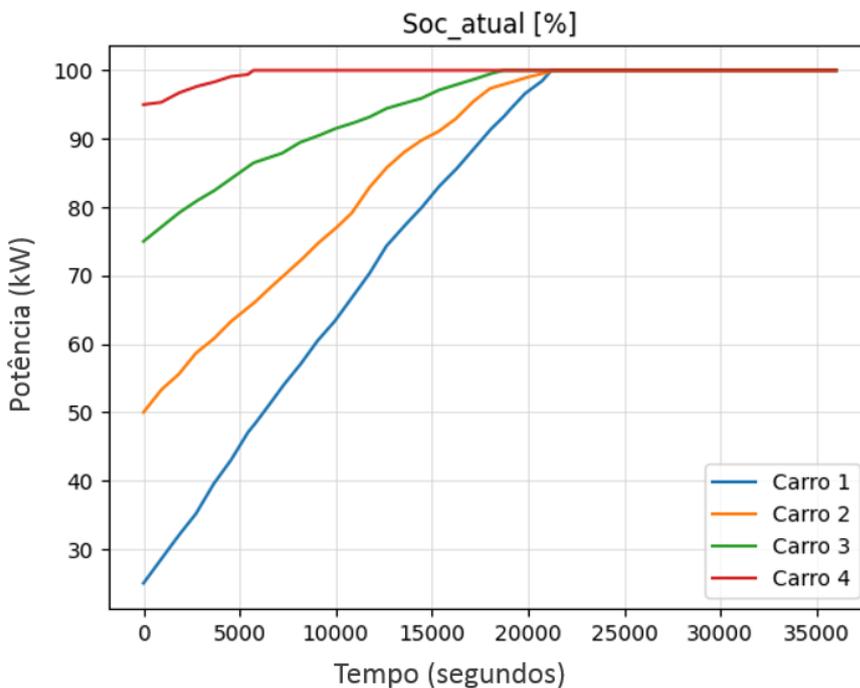
Logo, o algoritmo também obteve sucesso no gerenciamento do carregamento dos veículos nas condições propostas. O tempo de execução para o tempo simulado de 10 horas foi de apenas 20,05 segundos e não houve nenhuma interrupção do algoritmo durante a execução.

Figura 18 - Soluções de carregamento geradas pelo algoritmo



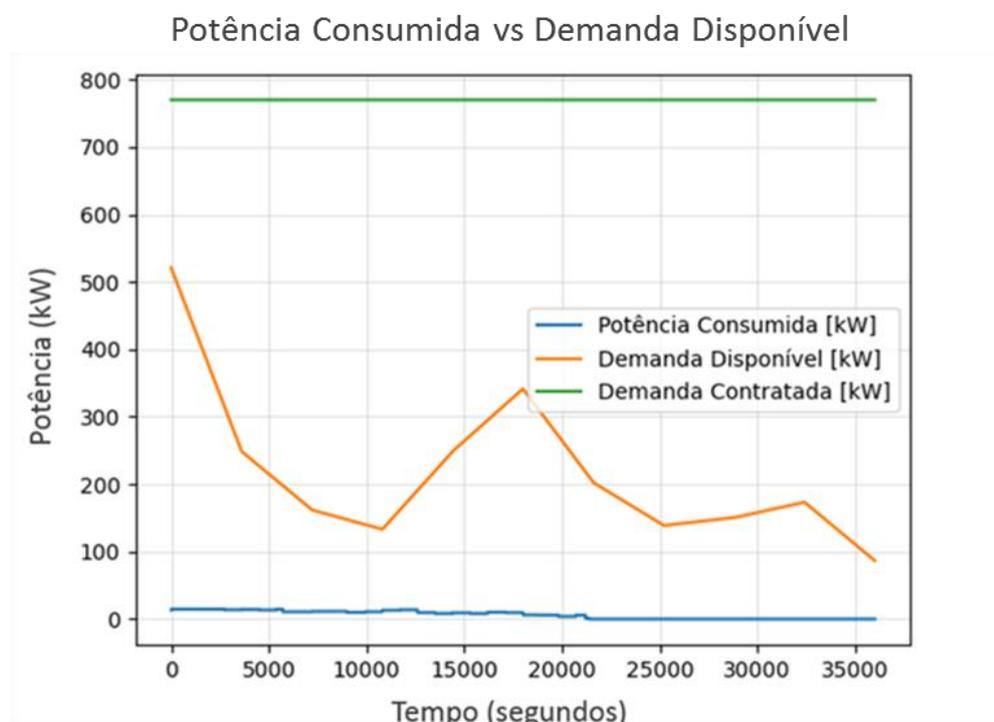
Fonte: O autor (2020)

Figura 19 - Curva de SOC dos veículos durante simulação do carregamento



Fonte: O autor (2020)

Figura 20 - Curvas de demanda e potência total consumida pelos veículos



Fonte: O autor (2020)

6.2 Cenário 2

Para o segundo cenário de simulação considerou-se 12 veículos de modo a variar as condições iniciais de SOC atual.

6.2.1 Primeira Condição (a)

Nesta primeira condição para o Caso 2 foram considerados todos os veículos com SOC inicial de 0%. Esta condição representa a condição mais crítica de carregamento para 12 veículos, de modo a simular uma situação em que todos os veículos estão com as baterias descarregadas completamente.

Na figura 21 se encontram as soluções de carregamento geradas pelo BRKGA a partir das condições do veículo. Assim como na primeira condição do cenário 1, as soluções estão concentradas dentro de determinada variação, a qual neste caso a variação ocorre cerca de 6kW entre as soluções, sem considerar os picos de potência. Como são mais veículos que estão sendo simulados e os números são gerados de forma aleatória então as soluções de carregamento seguem a aleatoriedade de forma mais dispersa do que se observou com 4 veículos. O fato do Carro 2 ter picos de potência de carregamento se deve ao fato de ter iniciado o

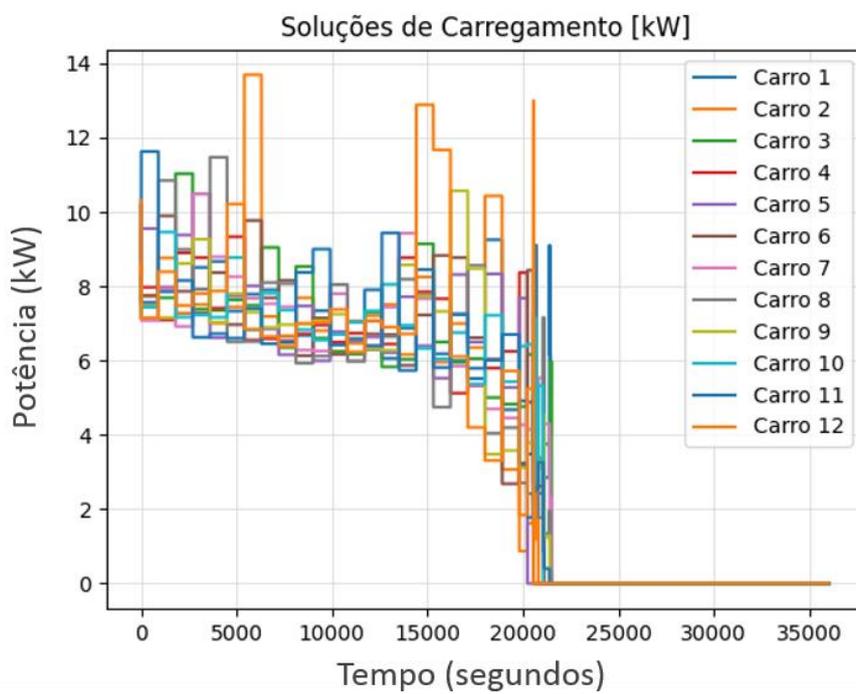
carregamento com potências menores, mas o que poderia ter ocorrido com quaisquer outros veículos devido a todos iniciarem com mesmo SOC e as soluções serem aleatórias de modo a buscar a melhor solução instantânea.

Na figura 22 é encontrada a curva de SOC dos veículos a partir das soluções de carregamento. A curva de carregamento de 12 veículos é semelhante a curva de carregamento para 4 veículos o que mostra que para 4 ou 12 veículos o padrão de carregamento para valores iguais de SOC iniciais dos veículos segue aproximadamente uma curva linear. Desta forma, a partir das soluções geradas o carregamento atingiu o SOC desejado de 100% para todos os veículos com tempo de carregamento de 21511 segundos, em tempo de simulação, o que representa 5,975 horas de carregamento atingindo o tempo limite de carregamento de 6 horas.

Na figura 23 se encontram as curvas de demanda disponível da empresa, demanda contratada de 770kW e a curva da potência de carregamento total dos veículos. Para apenas 4 veículos o máximo de potência que poderia ser entregue para os veículos seria de 88kW, enquanto para 12 veículos a potência se torna considerável podendo-se atingir máxima potência de 264kW, isto considerando todos os carregadores com potência máxima de 22kW. Desta maneira, analisando-se a curva de demanda disponível caso realizasse o carregamento sem o gerenciamento entre o período aproximado de 7500 segundos e 1250 segundos, em que ainda estaria ocorrendo o carregamento, a potência total consumida pelos veículos ultrapassaria a demanda disponível para ser utilizada. Logo, neste caso se vê o gerenciamento das potências de carregamento crucial para que sejam controladas de forma a respeitar os limites de demanda de uma empresa. Nesta simulação para todos os veículos com 0% de carga inicial durante todo o período de carregamento os limites de demanda disponível e demanda contratada foram respeitados.

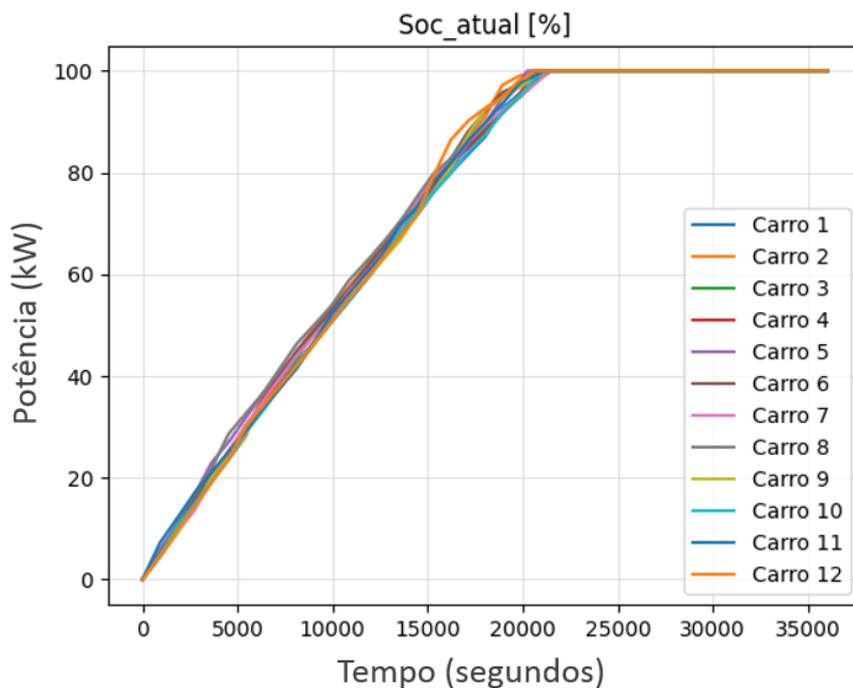
Deste modo, a partir dos resultados encontrados para os 12 veículos é possível afirmar que o algoritmo teve sucesso no gerenciamento do carregamento dos veículos. O tempo de execução para o tempo simulado de 10 horas foi de 353,53 segundos, ou aproximadamente 6 minutos. O número de veículos neste caso de simulação foi maior do que no cenário 1 e a distribuição é uniforme para os valores aleatórios gerados entre $[0,1)$. Deste modo, as soluções necessitaram de valores mais próximos do valor máximo de potência para atender a potência mínima de carregamento e foram obtidas por um número maior de iterações. Isso resultou em um tempo maior de execução do algoritmo.

Figura 21 - Soluções de carregamento geradas pelo algoritmo



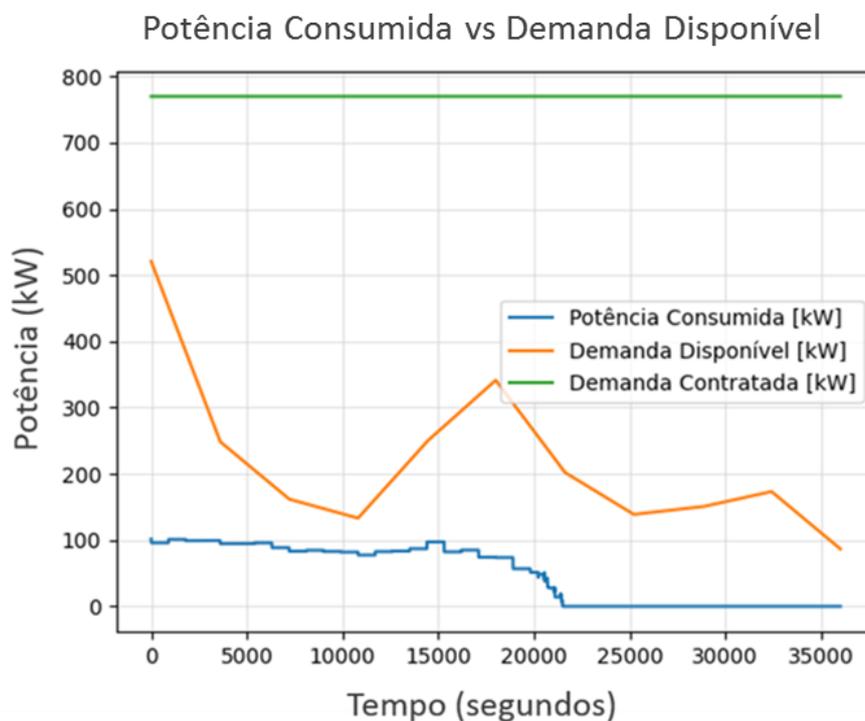
Fonte: O autor (2020)

Figura 22 - Curva de SOC dos veículos durante simulação do carregamento



Fonte: o autor (2020)

Figura 23 - Curvas de demanda e potência total consumida pelos veículos



Fonte: O autor (2020)

6.2.2 Segunda Condição (b)

Para a segunda condição foi considerada uma situação similar à do cenário 1, porém de forma proporcional aos 12 veículos. Dos Carros 1 a 3 todos com SOC inicial de 25%, dos Carros 4 a 6 todos com SOC inicial de 50%, enquanto dos Carros 7 a 12 todos com SOC inicial de 0%.

Na figura 24 se encontram as soluções de carregamento geradas pelo BRKGA a partir das condições do veículo. Assim como observado nas condições anteriores o padrão da aleatoriedade se manteve e as soluções de maiores valores de potência foram entregues aos veículos com menor SOC inicial. Diferentemente das outras simulações ocorreu um elevado pico de potência no final do carregamento dos veículos, em específico no carregamento do Carro 12, o qual possuía SOC inicial de 0%. Nesta simulação pode se notar que devido a alguns veículos completarem o SOC desejado de 100% e outros ao final do carregamento não terem atingido o SOC desejado então foi entregue uma quantidade maior de potência nos últimos intervalos para que fosse atingido o carregamento em tempo limite de 6 horas, pelo fato também de ser um dos veículos com SOC inicial de 0%.

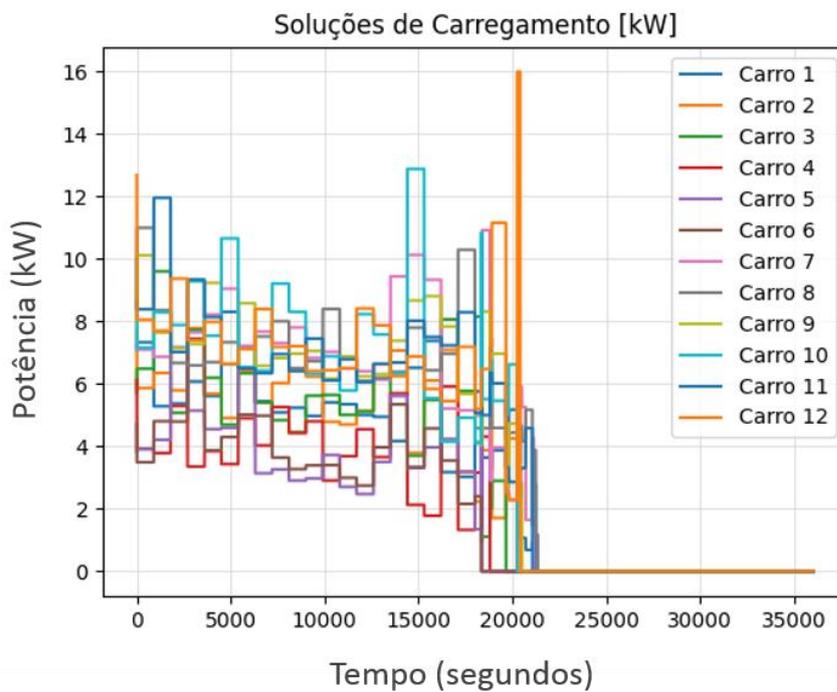
Na figura 25 é encontrada a curva de SOC dos veículos a partir das soluções de carregamento. As curvas de carregamento encontradas nesta condição foram semelhantes aos resultados anteriores, seguindo-se o padrão de uma curva linear para o carregamento de veículos com mesmo SOC inicial. Deste modo, a partir das soluções geradas o carregamento atingiu o SOC desejado de 100% para todos os veículos com tempo de carregamento de 21351 segundos, em tempo de simulação, o que representa 5,931 horas de carregamento atingindo o tempo limite de carregamento de 6 horas.

Na figura 26 se encontram as curvas de demanda disponível da empresa, demanda contratada de 770kW e a curva da potência de carregamento total dos veículos. Semelhantemente como nos resultados anteriores para 4 veículos em condição similar os valores de potência para 12 veículos respeitaram a demanda disponível e não ultrapassaram o valor de demanda contratada. Desta maneira, atingindo soluções adequadas de carregamento.

Deste modo, nesta condição de simulação foi possível observar que o algoritmo obteve sucesso no gerenciamento do carregamento dos veículos. O tempo de execução para o tempo simulado de 10 horas foi de 45,94 segundos. De tal forma

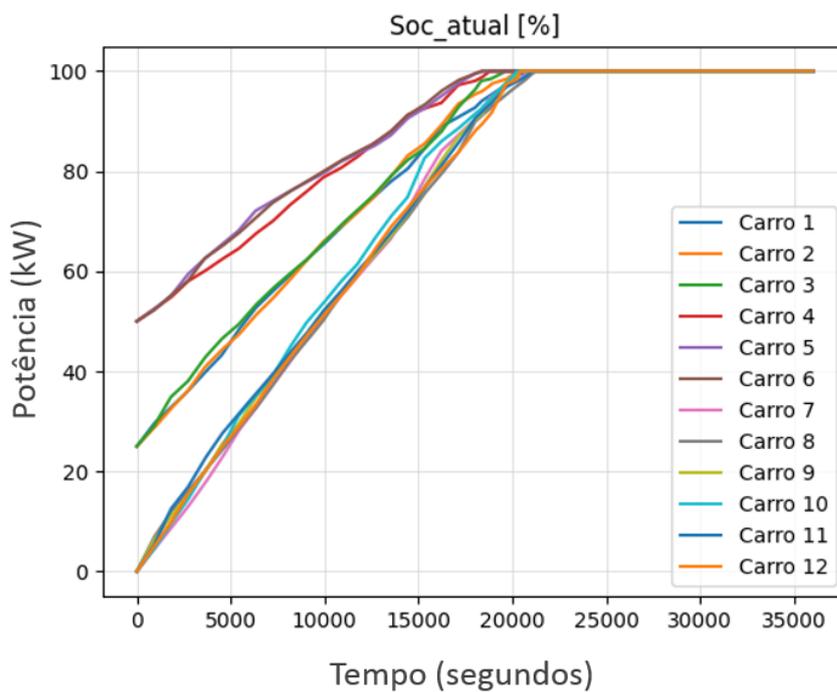
que não ocorreu nenhuma interrupção durante a simulação de carregamento pelo algoritmo.

Figura 24 - Soluções de carregamento geradas pelo algoritmo



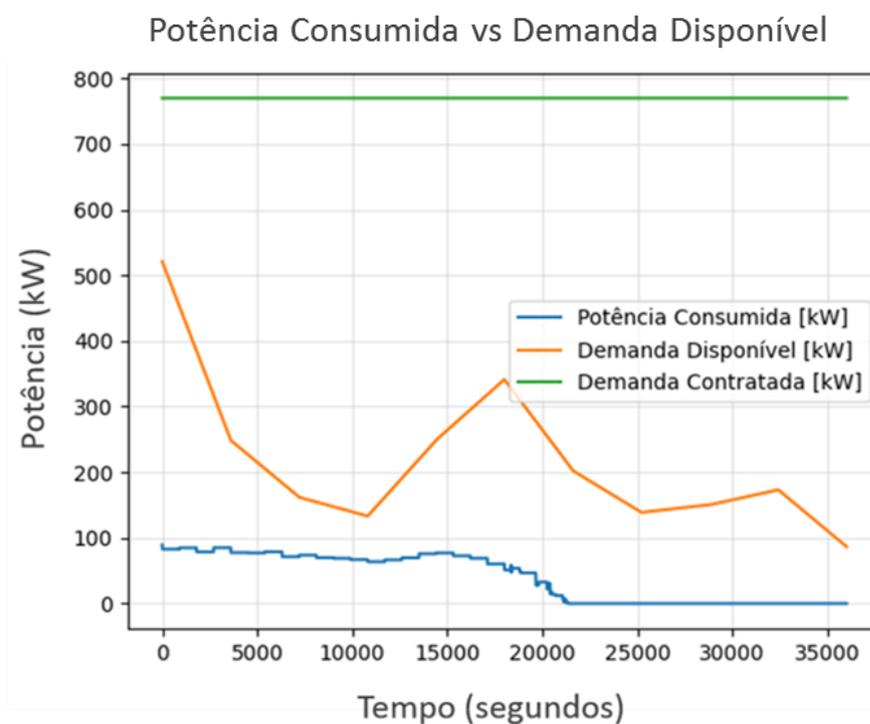
Fonte: O autor (2020)

Figura 25 - Curva de SOC dos veículos durante simulação do carregamento



Fonte: O autor (2020)

Figura 26 - Curvas de demanda e potência total consumida pelos veículos



Fonte: O autor (2020)

6.2.3 Terceira Condição (c)

Para a terceira condição foi considerada uma situação similar à do cenário 2, entretanto de forma proporcional aos 12 veículos. Dos Carros 1 a 3 todos com SOC inicial de 25%, dos Carros 4 a 6 todos com SOC inicial de 50%, dos Carros 7 a 9 todos com SOC inicial de 75% e dos Carros 10 a 12 todos com SOC inicial de 95%. Assim como citado anteriormente esta simulação representa a condição mais próxima da realidade, porém neste caso para 12 veículos.

Na figura 27 se encontram as soluções de carregamento geradas pelo BRKGA a partir das condições do veículo. Similarmente a simulação anterior um dos veículos com SOC inicial em 0%, Carro 11, atingiu picos de carregamento em alguns intervalos. Devido as soluções serem geradas de forma aleatória e veículos com menor quantidade de SOC inicial precisarem de mais carga então se justifica os picos de carregamento. A aleatoriedade das soluções também se manteve conforme nos resultados anteriores.

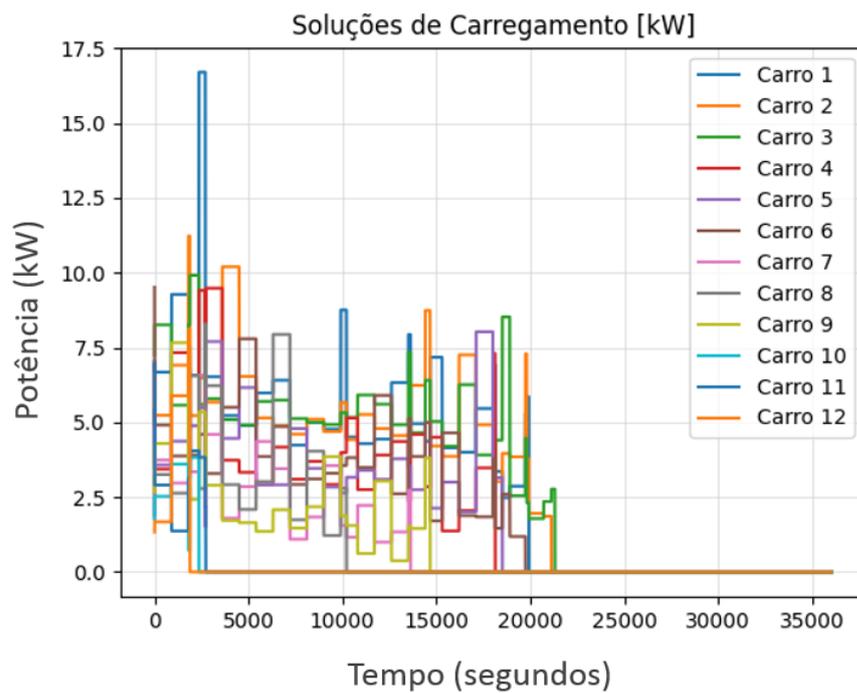
Na figura 28 é encontrada a curva de SOC dos veículos a partir das soluções de carregamento. As curvas de carregamento encontradas nesta condição foram semelhantes aos resultados anteriores, seguindo-se o padrão de uma curva linear para o carregamento de veículos com mesmo SOC inicial. Somente pode-se observar uma variação da curva aproximada de forma linear dos Carros de 7 a 9 o que pode ter sido provada pela aleatoriedade dos resultados gerados para os Carros de 7 a 9. Deste modo, a partir das soluções geradas o carregamento atingiu o SOC desejado de 100% para todos os veículos com tempo de carregamento de 21301 segundos, em tempo de simulação, o que representa 5,917 horas de carregamento atingindo o tempo limite de carregamento de 6 horas.

Na figura 29 se encontram as curvas de demanda disponível da empresa, demanda contratada de 770kW e a curva da potência de carregamento total dos veículos. Apesar dos picos de carregamento encontrados nas soluções geradas para o Carro 11 novamente a restrição quanto a demanda disponível foi atendida e todos os valores de potência total de carregamento mantiveram-se abaixo da demanda contratada.

Deste modo, nesta condição de simulação foi possível observar que o algoritmo obteve sucesso no gerenciamento do carregamento dos veículos. O tempo de execução para o tempo simulado de 10 horas foi de 22,47 segundos. De tal forma

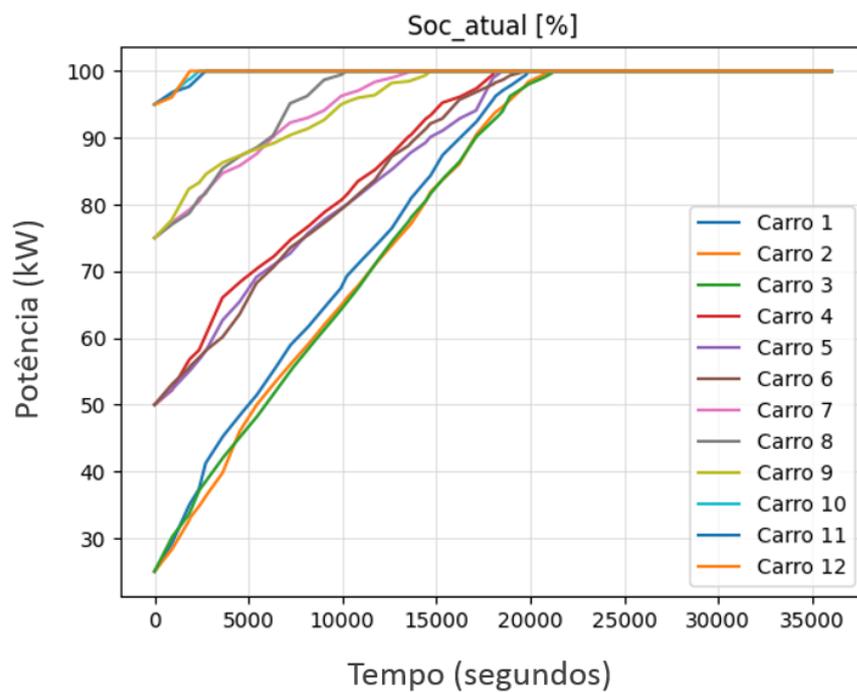
que não ocorreu nenhuma interrupção durante a simulação de carregamento pelo algoritmo.

Figura 27 - Soluções de carregamento geradas pelo algoritmo



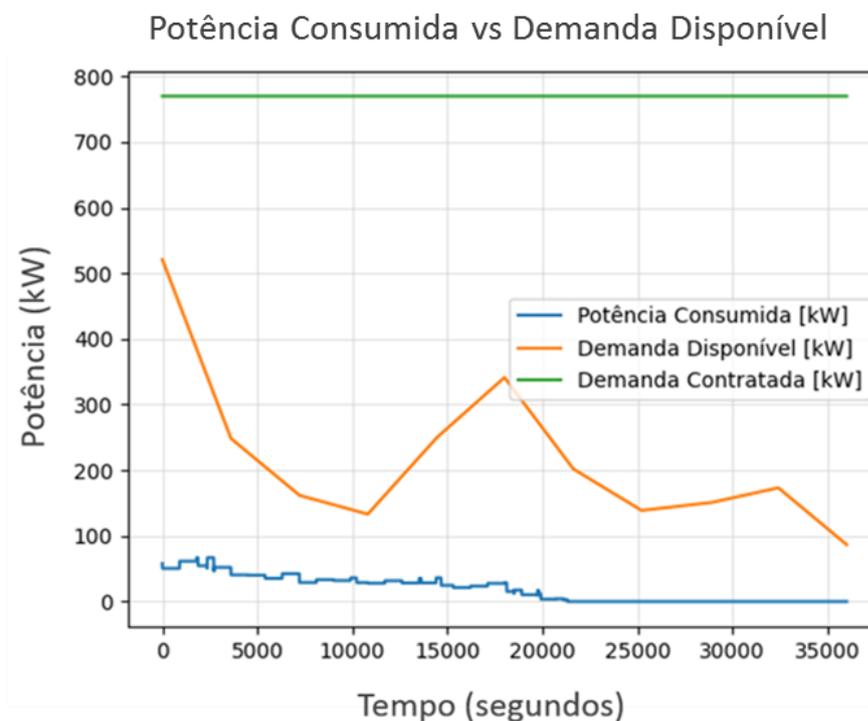
Fonte: O autor (2020)

Figura 28 - Curva de SOC dos veículos durante simulação do carregamento



Fonte: O autor (2020)

Figura 29 - Curvas de demanda e potência total consumida pelos veículos



Fonte: O autor (2020)

7 CONCLUSÕES E CONSIDERAÇÕES FINAIS

Ao decorrer deste trabalho foi estudada a questão sobre o carregamento de veículos elétricos. Foi possível notar que o mercado de veículos elétricos está em desenvolvimento e devido pressão por emissões as legislações estão se alterando o que incentiva o crescimento deste mercado.

Em relação as infraestruturas de carregamento, se espera a instalação de pontos de carregamento em locais públicos e em residências. Entretanto, em empresas que já possuem um contrato definido de energia, caso inserirem novas cargas ao seu sistema, poderão sofrer penalizações. Devido a isso, neste trabalho procurou-se explorar o desenvolvimento de um algoritmo para permitir o gerenciamento do carregamento de veículos elétricos de forma a respeitar a demanda contratada da empresa.

Assim, realizou-se o desenvolvimento do trabalho a partir de informações da empresa Venturus de forma a considerar as restrições atuais de demanda. Então, foi definido um algoritmo de otimização de chaves aleatórias tendenciosas (BRKGA), que segundo a literatura apresentava indícios de ser uma evolução do algoritmo genético e ter menor tempo de execução quando comparado ao RKGA original.

Deste modo, iniciou-se o desenvolvimento de um algoritmo em *Python*, devido a ser uma linguagem de alto nível atualmente utilizada em diversas aplicações em engenharia. A partir de uma API do BRKGA aplicada ao Problema do Caixeiro Viajante, desenvolveu-se o algoritmo de gerenciamento de carregamento de veículos elétricos. Todas as partes do algoritmo referente a processos evolutivos e de cruzamento puderam ser aproveitadas da API, enquanto a classe de decodificação foi adaptada para escolher os indivíduos da população a partir do menor custo de carregamento. Também, o algoritmo principal da API foi alterado para todas as condições iniciais do problema e o seu modo de funcionamento foi adaptado para garantir que quando necessário fosse gerada uma nova solução de carregamento.

Para validar o algoritmo, foram considerados casos distintos de SOC inicial para 4 e 12 veículos. Foram consideradas três situações diferentes de carregamento. Na primeira situação todos os veículos com SOC inicial de 0%. Na segunda situação 25% dos veículos com SOC inicial de 25%, 25% dos veículos com SOC inicial de 50% e os demais com 0% de SOC inicial. Na terceira situação, 25% do total de veículos para cada situação respectivamente: SOC inicial de 25%, SOC inicial de 50%, SOC

inicial de 75% e SOC inicial de 95%. Em todos os casos de simulação o carregamento foi realizado com tempo menor do que o tempo limite de carregamento de 6 horas e a demanda contratada não foi ultrapassada em nenhum dos casos. Em nenhum caso ocorreu interrupção e o algoritmo foi capaz de encontrar soluções que atendessem as restrições.

Portanto, foi possível o desenvolvimento de um algoritmo BRKGA adaptado para o gerenciamento de carregamento de veículos elétricos de forma a atender as restrições de demanda local de uma empresa. Para trabalhos futuros se consideraria a variação dos parâmetros de entrada do BRKGA como a variação do tamanho da população, taxa de população elite, taxa de população mutante e o número de gerações para critério de parada.

Recomenda-se em próximos trabalhos a variação dos parâmetros de simulação do BRKGA assim como os parâmetros de entrada relacionados aos veículos e a rede. Também, a alteração do número de veículos de modo a observar o atendimento das restrições propostas.

8 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

PROGRAMA ESTADUAL DE MUDANÇAS CLIMÁTICAS DO ESTADO DE SÃO PAULO - PROCLIMA. **Gases do Efeito Estufa**. 2020. Disponível em <<https://cetesb.sp.gov.br/proclima/gases-do-efeito-estufa>>. Acesso em: 02 abr. 2020

CONSELHO EMPRESARIAL BRASILEIRO PARA O DESENVOLVIMENTO SUSTENTÁVEL – CEBDS. **O Acordo de Paris e o desenvolvimento sustentável**. 2019. Disponível em <<https://cebds.org/o-acordo-de-paris-e-o-desenvolvimento-sustentavel/#.XoX2dmBv>>. Acesso em: 02 abr. 2020.

RIBEIRO, S. K., COSTA, C. V., David, E.G., Real, M. V., D'Agosto, M. A. **Transporte mudanças climáticas**. Rio de Janeiro, MAUAD Editora Ltda. 2000. Acesso: 03 abr. 2020

JORNAL DO CARRO. **Reino Unido vai banir carros a combustão e híbridos até 2035**. 2020. Disponível em: <<https://jornaldocarro.estadao.com.br/carros/reino-unido-banir-combustao-2035>> Acesso em: 02 abr. 2020.

BANDEIRA, Renan. **Projeto proíbe carro a combustão no Brasil. Fabricantes dizem ser inviável**. 2020. Disponível em: <<https://quatorrodas.abril.com.br/noticias/projeto-proibe-carro-a-combustao-no-brasil-fabricantes-dizem-ser-inviavel/>> Acesso em: 02 abr. 2020.

COMPANHIA AMBIENTAL DO ESTADO DE SÃO PAULO – CETESB. **Plano de Controle de Poluição Veicular 2017-2019**. 2017. Disponível em: <<https://cetesb.sp.gov.br/veicular/wp-content/uploads/sites/6/2018/01/PCPV-2017-2019.pdf>> Acesso em: 02 abr. 2020.

EPOCA NEGOCIOS. **Carro elétrico no Brasil: do zero aos bilhões em 10 anos**. 2019. Disponível em: <<https://epocanegocios.globo.com/Tecnologia/noticia/2019/09/carro-eletrico-no-brasil-do-zero-aos-bilhoes-em-10-anos.html>> Acesso em: 02 abr. 2020.

INTERNATIONAL ENERGY AGENCY – IEA. **Global EV Outlook 2019**. Disponível em: <<https://www.iea.org/reports/global-ev-outlook-2019>> Acesso em: 02 abr. 2020.

CENTRO DE ESTUDOS DE ENERGIA DA FUNDAÇÃO GETULIO VARGAS – FGV ENERGIA. **Carros Elétricos**. 2017. Disponível em: <https://www.unica.com.br/wp-content/uploads/2019/06/CARROS-ELERICOS-2017.pdf>> Acesso em: 03 abr. 2020.

GONÇALVES, Frederico. **Veículos elétricos e seus impactos no sistema elétrico brasileiro**. 2018. Disponível em: <https://www.linkedin.com/pulse/ve%C3%ADculos-el%C3%A9tricos-e-seus-impactos-sistema-el%C3%A9trico-gon%C3%A7alves/>> Acesso em: 03 abr. 2020.

GONÇALVES, Frederico. **Recarga Inteligente de Veículos Elétricos**. 2019. Disponível em: <<https://www.linkedin.com/pulse/recarga-inteligente-de-ve%C3%ADculos-el%C3%A9tricos-frederico-gon%C3%A7alves/>> Acesso em: 03 abr. 2020.

ELECTRIC VEHICLE CHARGING STATIONS – EVGO. **Types of Electric Vehicles**. 2020. Disponível em: <<https://www.evgo.com/why-evs/types-of-electric-vehicles/>> Acesso em: 31 mar. 2020.

SOARES, F.J., ALMEIDA, P.M., LOPES, J.A. **Quasi-real-time management of Electric Vehicles charging**. Electric Power Systems Research - Instituto de Engenharia de Sistemas e Computadores, Tecnologia e Ciência da Universidade do Porto, 2013.

COMPANHIA AMBIENTAL DO ESTADO DE SÃO PAULO – CETESB. **Emissões Veiculares no Estado de São Paulo**. 2017. Disponível em: <<https://cetesb.sp.gov.br/veicular/wp-content/uploads/sites/6/2019/02/Relat%C3%B3rio-Emiss%C3%B5es-Veiculares-2017.pdf>> Acesso em: 03 abr. 2020.

CHENG, Shan. GAO, Peng-Fei. **Optimal Allocation of Charging Stations for Electric Vehicles in the Distribution System**. 3rd International Conference on Intelligent Green Building and Smart Grid (IGBSG), 2018.

DIMITROPOULOS, A., RIETVELD, P., OMMEREN, J. N., **Consumer valuation of changes in driving range: A meta-analysis**, Transportation Research Part A: Policy and Practice, Volume 55, Pages 27-45, 2013.

FRANKE, T., KREMS, J. F., **What drives range preferences in electric vehicle users?**, Transport Policy, Volume 30, Pages 56-62, 2013.

PEARRE, N. S., KEMPTON, W., GUENSLER, R. L., ELANGO, V. V., Electric vehicles: **How much range is required for a day's driving?**, Transportation Research Part C: Emerging Technologies, Volume 19, Issue 6, Pages 1171-1184, 2011.

VENTURUS – INOVAÇÃO E TECNOLOGIA. **Mobilidade elétrica e os sistemas de recarga**. Campinas, São Paulo, 2020. Disponível em: <https://venturus.org.br/mobilidade-eletrica-e-os-sistemas-de-recarga/>. Acesso em: 24 abr. 2020.

INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION - ISO. **ISO 15118-1:2019(en) Road vehicles — Vehicle to grid communication interface — Part 1: General information and use-case definition**. 2019. Disponível em: <https://www.iso.org/obp/ui/#iso:std:iso:15118:-1:ed-2:v1:en>. Acesso em: 08 maio 2020.

SCHNEIDER ELECTRIC. **EVlink - Catalog 2019 - Electric vehicle charging solutions**. Rueil Malmaison, França. 2019. Disponível em: <https://www.se.com/br/pt/product-range-download/60850-evlink-parking/>. Acesso em: 08 maio 2020.

EUROPEAN FEDERATION FOR TRANSPORT AND ENVIRONMENT AISBL – TRANSPORT & ENVIRONMENT. **Recharge. EU: How many charge points will Europe and its Member States need in the 2020s**. Bruxelas, Bélgica 2020.

Disponível em:

<https://www.transportenvironment.org/sites/te/files/publications/01%202020%20Draft%20TE%20Infrastructure%20Report%20Final.pdf>. Acesso em: 08 maio 2020.

PROGRAMA DE MOBILIDADE ELÉTRICA DA CPFL ENERGIA - EMOTIVE.

Veículos elétricos trazem economia de até 84% nos gastos com combustível.

Campinas, São Paulo. 2016. Disponível em:

<https://www.cpfl.com.br/releases/Paginas/veiculos-eletricos-trazem-economia-de-ate-nos-gastos-com-combustivel.aspx>. Acesso em: 08 maio 2020.

CPFL ENERGIA. **Mobilidade na CPFL**. 2019. Disponível em:

<https://www.cpfl.com.br/sites/mobilidade-eletrica/mobilidade-e/Paginas/default.aspx>. Acesso em: 01 novembro 2020.

Centro de Pesquisa e Desenvolvimento em Telecomunicações - CPQD. **Elétrico puro, híbrido ou plug-in?** Campinas, São Paulo, 2015. Disponível em:

<https://www.cpqd.com.br/insight/eletrico-puro-hibrido-ou-plug-in/>. Acesso em: 08 maio 2020.

WEG. **WEMOB: Estações de Recarga para Veículos Elétricos**. Jaraguá do Sul, Santa Catarina, 2020. Disponível em: <https://www.weg.net/institucional/BR/pt/>.

Acesso em: 08 maio 2020.

ABB Group. **Apresentação Institucional: EVLunic AC Wallbox**. São Paulo, 2019.

Disponível em: <https://new.abb.com/pt>. Acesso em: 08 maio 2020.

ARIAS, Maria Nataly Bañol. **APLICAÇÃO DE TÉCNICAS METAHEURÍSTICAS PARA RESOLVER O PROBLEMA DE COORDENAÇÃO DE CARREGAMENTO DE VEÍCULOS ELÉTRICOS EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO**. 2015. Dissertação de Mestrado - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Faculdade de Engenharia - Câmpus Ilha Solteira, UNESP.

COMPANHIA AMBIENTAL DO ESTADO DE SÃO PAULO – CETESB. **Missão, objetivos e atividades**. 2020. Disponível em:

<https://cetesb.sp.gov.br/centroregional/centro-regional-para-assistencia-tecnica-e-transferencia-de-tecnologia/missao-objetivos-e-atividades/>. Acesso em: 08 maio 2020.

PYTHON. **Downloads**. 2020. Disponível em: <https://www.python.org/downloads/>.

Acesso em 30 outubro 2020.

SILVA, Lucas. **Uma Metaheurística BRKGA com Infecção Viral para o Problema do Caixeiro Viajante**. 2019. Monografia de Graduação em Ciência da Computação – Universidade do Estado do Rio Grande do Norte – Faculdade de Ciências Exatas e Naturais – Departamento de Informática. Mossoró, Rio Grande do Norte. Acesso em: 30 outubro 2020.

RESENDE, Mauricio. **Introdução aos algoritmos genéticos de chaves aleatórias viciadas**. 2013. Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional. Natal, Rio Grande do Norte. Acesso em: 30 outubro 2020.

AUTOESPORTE. **Os 50 carros mais vendidos no Brasil no primeiro semestre de 2019**. 2019. Disponível em: <https://autoesporte.globo.com/carros/noticia/2019/07/os-50-carros-mais-vendidos-no-brasil-no-primeiro-semester-de-2019.ghtml>. Acesso em: 31 outubro 2020.

EXAME. **Carros mais vendidos 2020: 5 modelos que se destacam na pandemia**. 2020. Disponível em: <https://exame.com/negocios/carros-mais-vendidos-2020-5-modelos-que-se-destacam-na-pandemia/>. Acesso em: 31 outubro 2020.

AUTOESPORTE. **Renault Zoe: elétrico tem acabamento de Clio e preço de Jeep Compass**. 2020. Disponível em: <https://autoesporte.globo.com/testes/noticia/2020/01/renault-zoe-eletrico-tem-acabamento-de-clio-e-preco-de-jeep-compass.ghtml>. Acesso em 31 de outubro 2020.

CURVA DE CARGA. **Curvas de carga em ponto de consumo comercial**. 2016. Disponível em: <http://curvadecarga.blogspot.com/>. Acesso em: 01 novembro 2020.

TOSO, Rodrigo. RESENDE, Mauricio. brkgaAPI: A C++ application programming interface. **Curvas de carga em ponto de consumo comercial**. 2016. Disponível em: <http://curvadecarga.blogspot.com/>. Acesso em: 01 novembro 2020.

DARWIN, Charles. **The origin of species by means of natural selection**. Chicago: Encyclopedia Britannica, 1953.

TANOMARU, Julio. **Motivação, fundamentos e aplicações de algoritmos genéticos** II Congresso Brasileiro de Redes Neurais, Curitiba, 1995.

HOLLAND, J. H. **Adaptation in natural and artificial systems**. Cambridge: MIT Press, 1993.

DE CASTRO, Nivalde, FALCÃO, Djalma, COLOMBARI, Camila. **Veículos Elétricos e possíveis impactos nas redes de distribuição**. 2019. Disponível em: <http://www.gesel.ie.ufrj.br/app/webroot/files/publications/56_castro200.pdf>. Acesso em: 30 de outubro de 2020.