

ALVARO MIGUEL LORENZO MORILLO

Abordagem de Simulação-Otimização de Roteamento de Veículos Elétricos de Arcos Capacitados com Dependência de Tempo

PROJETO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO  
APRESENTADO AO DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA INDUSTRIAL  
DA PUC-RIO, COMO PARTE DOS REQUISITOS PARA OBTENÇÃO  
DO TÍTULO DE ENGENHEIRO DE PRODUÇÃO

Orientador: Rafael Martinelli Pinto

Departamento de Engenharia Industrial  
Rio de Janeiro, 17 de novembro de 2023.

## **Agradecimentos**

Aos meus pais por terem me apoiado incondicionalmente em todo momento, ensinado muitas lições para o meu futuro e educado adequadamente. Também pela ajuda para continuar meus estudos na PUC-Rio.

À minha avó que está descansando e sei que está muito feliz por esse passo que estou dando nessa etapa da minha vida.

Ao meu avô por ser a imagem de um segundo pai em todos esses anos de vida.

À minha irmã por compartilhar muitas experiências e crescer junto comigo.

À Fernanda por ser meu suporte durante muito tempo, especialmente em momentos difíceis, e sempre acreditar na minha capacidade para me motivar.

Aos professores do Departamento de Engenharia Industrial da PUC-Rio por ter me acolhido de uma forma incrível, em especial, ao Professor Rafael Martinelli por ter me ajudado desde a minha chegada na minha etapa acadêmica no IC e TFC. Agradeço muito sua paciência e compressão.

Aos meus amigos que conheci na PUC-Rio e do meu país por ter feito parte dessa etapa da minha vida

## Resumo

As mudanças climáticas são causadas, entre alguns fatores, pelo aumento da emissão de gases de efeito estufa que acaba afetando o cobertor em torno da Terra. Conforme registrado pela Organização das Nações Unidas, a Terra está cerca de 1,1 °C mais quente do que no final do século XIX que resulta em alterações das condições padrões do tempo e natureza.

Este problema tem alertado e incentivado a população na busca de opções que permitam reduzir e mitigar os efeitos anteriores para evitar problemas maiores para nosso planeta. Assim, uma opção no setor de mobilidade é o uso de veículos elétricos que requer aplicações de métodos de otimização para a implementação com resultados satisfatórios dentro das indústrias.

Este estudo tem como objetivo avaliar uma abordagem de *simheuristic* para o problema de Roteamento de Veículos Elétricos com Arcos Capacitados incluindo tempos de viagens dependentes dos tempos e taxa de consumo de energia dependentes da velocidade, proposto em Llagas, J. (2022), com o objetivo de adicionar incertezas nos variáveis de tempo de viagem e consumo de energia da bateria que podem ser afetados por fatores externos não controláveis durante o planejamento. Para esta abordagem utiliza-se uma meta-heurística ILS e simulação de Monte Carlo.

Os resultados sugerem que a metodologia proposta permite avaliar as abordagens determinísticas e estocásticas do problema para determinar melhores tomadas de decisões levando em conta a robustez que pode-se obter quando as variáveis sofrem variabilidades.

Palavras-chave: Roteamento Veículos Elétricos, Sustentabilidade, Taxa de consumo, Tempo de viagem, Simulação - Otimização.

## Abstract

Climate change is caused, among some factors, by the increase in greenhouse gas emissions that end up affecting the blanket around the Earth. As recorded by the United Nations, the Earth is about 1.1 °C warmer than at the end of the 19th century, resulting in changes in standard weather and natural conditions.

This problem has alerted and encouraged the population to develop options that can reduce and mitigate previous effects in order to avoid greater problems for our planet. Thus, one option in the mobility sector is the use of electric vehicles, which requires applications of optimization methods for implementation with satisfactory results within industries.

This study aims to evaluate a simheuristic approach to the Arc Capacitated Electric Vehicle Routing problem including time-dependent travel times and speed-dependent energy consumption rates, proposed by Llagas 2023, with the aim of adding uncertainty in the travel time variables and energy consumption that may be affected by external factors that cannot be controlled during planning. For this approach, an ILS meta-heuristic and Monte Carlo simulation are used.

The results suggest that the proposed methodology allows the evaluation of deterministic and stochastic approaches to the problem in order to determine better decision-making taking into account the robustness that can be obtained when variables undergo variability.

Keywords: Electric Vehicle Routing, Sustainability, Consumption rate, Travel time, Simulation - Optimization.

## SUMÁRIO

<b>1.</b>	7	
<b>2.</b>	9	
<b>2.1.</b>	<b>Veículos Elétricos (EV)</b>	<b>9</b>
<b>2.1.1.</b>	<b>EVs e redução de CO2</b>	<b>9</b>
<b>2.1.2.</b>	<b>Cenário atual dos EVs</b>	<b>11</b>
<b>2.2.</b>	<b>Problema de Roteamento de Veículos Sustentável</b>	<b>12</b>
<b>2.3.</b>	<b>E-VRP e suas variáveis de estudo</b>	<b>14</b>
<b>2.3.1</b>	<b>Autonomia das baterias</b>	<b>14</b>
<b>2.3.2</b>	<b>Localização das Estações de Carregamento</b>	<b>16</b>
<b>2.3.3</b>	<b>Demanda dos Clientes</b>	<b>17</b>
<b>2.4.</b>	<b><i>Simheuristic</i> e suas aplicações em E-VRP</b>	<b>18</b>
<b>2.4.1</b>	<b>Metaheurísticas</b>	<b>18</b>
<b>2.4.1.1</b>	<b>Busca Local Iterada - ILS</b>	<b>18</b>
<b>2.4.1.2</b>	<b>Simulated Annealing - SA</b>	<b>19</b>
<b>2.4.2</b>	<b>Simulação</b>	<b>20</b>
<b>2.4.2.1</b>	<b>Simulação de Monte Carlo</b>	<b>20</b>
<b>2.4.3</b>	<b><i>Simheuristic</i></b>	<b>21</b>
<b>2.4.4</b>	<b>E-VRP estocástico</b>	<b>23</b>
<b>3.</b>	24	
<b>4.</b>	29	
<b>6.</b>	36	

## Lista de Figuras

- Figura 2.1.2: Gráfico: Vendas de carros elétricos, 2016-2023 11
- Figura 2.3.1 Gráfico: Aproximação linear carregamento de uma bateria de 16kWh 15
- Figura 2.4.1.2 Gráfico: Algoritmo *Simulated Annealing* 19
- Figura 2.4.3.a Gráfico: Abordagem *Simheuristic* 21
- Figura 2.4.3.b Gráfico: Modelo Estocástico e Determinístico em *Simheuristic* 23
- Figura 3.a Gráfico: Algoritmo Geral Simulação - Otimização 25
- Figura 3.b. Gráfico: Metodologia proposta 26
- Figura 4.a. Gráfico: Resultados - Variância 0.530
- Figura 4.b. Gráfico: Resultados - Variância 2.031
- Figura 4.c. Gráfico: Resultados - Variância 5.032Sim
- Figura 4.d. Gráfico: Resultados - Custo Determinístico x Estocástico Instância L 32
- Figura 4.e. Gráfico: Resultados - Custo Determinístico x Estocástico Instância M 33
- Figura 4.f. Gráfico: Resultados - Custo Determinístico x Estocástico Instância H 33
- Figura 4.g. Gráfico: Resultados - Viabilidade das soluções 34
- Figura 4.h. Gráfico: Resultados - Instância C02 - Comparativo 34
- Figura 4.i. Gráfico: Resultados - Instância C10 - Comparativo 35

## 1. Introdução

As mudanças climáticas, que são transformações de longo prazo nos padrões de clima e de temperatura, são causadas pelo aumento da emissão de gases de efeito estufa que acaba afetando o cobertor em torno da Terra. Conforme registrado pela Organização das Nações Unidas, a Terra está cerca de 1,1 °C mais quente do que no final do século XIX (ONU, 2023). Este cenário tem incentivado os esforços coletivos para mitigar as futuras consequências prejudiciais para a população mundial criando, entre outros, Cenário de Emissões Líquidas Zero (NZE) liderado pela Agência Internacional de Energia (IEA) que tem como principal objetivo limitar o aumento da temperatura global a 1,5°C até 2050 (IEA, 2023).

A partir do previamente comentado, o processo de descarbonização desempenha um papel crítico e fundamental para mitigar as consequências das mudanças climáticas devido ao aquecimento global (Mckinsey, 2022). Este processo é aplicado a diferentes tipos de indústrias, por exemplo: o setor energético, indústria automobilística, agricultura, etc.

O presente trabalho será focado na indústria automobilística (IEA, 2023) devido a que, segundo o relatório de emissões de CO<sub>2</sub> em 2022, as emissões totais dos transportes aumentaram 2,1% (137 Mt). Assim também, o mencionado informe ressalta que o total de vendas de veículos elétricos (EV) em 2022 ultrapassaram os 10 milhões de exemplares e que a circulação destes tipos de veículos evitou um crescimento de 13 Mt (IEA, 2023).

Dito isso, a implementação da frota elétrica dentro das empresas visa ser uma solução durante o processo de descarbonização como consequência de sua nula emissão de gases poluentes nem emissões de dióxido de carbono (CO<sub>2</sub>) sempre que sejam carregados com fontes de energia limpas como energias renováveis eliminando a dependência dos combustíveis fósseis como petróleo.

Para viabilizar a implementação da frota elétrica, é necessário o estudo intensivo de metodologias de áreas como a Pesquisa Operacional que permitam avaliar as variáveis que divergem dos problemas tradicionais do roteamento de veículos, por exemplo, o uso de baterias elétricas.

Llagas, J. (2022) aborda o Problema de Roteamento de Veículos Elétricos com Arcos Capacitados com tempos de viagens dependentes dos tempos e taxa de consumo de energia dependentes da velocidade (E-TDCARP) utilizando uma metaheurística *Iterated Local Search* (ILS) e o *Simulated Annealing* (SA) como critério de aceitação com o objetivo de minimizar a duração total de cada rota para diferentes níveis de capacidade de bateria. Entretanto, num cenário de incerteza, onde as variáveis podem ser influenciadas por fatores externos difíceis de serem controlados, é necessário buscar uma solução que, além de minimizar uma função objetivo, consiga abordar o componente estocástico das variáveis que influenciam o modelo matemático.

O presente estudo tem como objetivo implementar uma metodologia que permita abordar o componente estocástico e de otimização do problema mencionado. Na literatura, este tipo de metodologia pode ser identificada como *simheuristic* e consiste em utilizar técnicas de simulação para o problema estocástico e técnicas de meta-heurísticas para o problema de otimização. No presente trabalho, será aplicada uma simulação de Monte Carlo e a meta-heurística ILS (Chica, M. et al. 2020).

As perguntas que a pesquisa teórica e estudo de caso buscam responder são:

1. Qual a relevância do uso de veículos elétricos para mitigar as mudanças climáticas e qual o cenário atual da indústria?
2. O que é o problema de roteamento de veículos focado na sustentabilidade?
3. Quais são as variáveis e suas incertezas que afetam um problema de roteamento de veículos elétricos?
4. O que é *simheuristic* e como pode abordar um problema de roteamento de veículos elétricos?

Para alcançar os objetivos propostos, o trabalho foi estruturado da seguinte forma: o Capítulo 2 apresenta o referencial teórico; o Capítulo 3 expõe a metodologia utilizada; o Capítulo 4 apresenta os resultados experimentais; o Capítulo 5 encerra com discussões e conclusões.



## 2. Referencial Teórico

O referencial teórico do presente trabalho será realizado com o objetivo de atender às perguntas de pesquisa. A principal base de dados utilizada é *Scopus* e a restrição geral é priorizar os artigos com maiores citações e que possuam acesso livre. Dependendo do tema de estudo serão utilizados outros filtros para limitar a busca e obter maiores resultados.

Para a referenciar os trabalhos a serem utilizados no trabalho em discussão foram utilizadas as seguintes *queries*:  
TITLE-ABS-KEY ( {Electric Vehicle} AND {decarbonization} ) AND PUBYEAR > 2018 AND PUBYEAR < 2023 AND ( LIMIT-TO ( OA , "all" ) ),  
TITLE-ABS-KEY ( {Electric Vehicle} AND {heuristic} ) AND ( LIMIT-TO ( OA , "all" ) ) e  
TITLE-ABS-KEY ( {machine learning} AND metaheuristic AND vehicle )

### 2.1. Veículos Elétricos (EV)

Os veículos elétricos têm se apresentado como uma solução para a redução das emissões de carbono e uma opção para os que buscam meios de transporte ambientalmente amigáveis. Do ponto de vista tecnológico, são mais eficientes e emitem menos poluentes (ANEEL, 2022).

#### 2.1.1. EVs e redução de CO<sub>2</sub>

Durante os séculos, a indústria automobilística tem evoluído em vários aspectos, desde a melhoria nos métodos de produção buscando reduzir os custos envolvidos até o desenvolvimento de novos modelos que satisfaçam as necessidades dos clientes e das tendências atuais.

Conforme mencionado anteriormente, a preocupação com a poluição do planeta é uma realidade. Os veículos produzidos em décadas anteriores, e ainda em produção, são movidos a partir de combustíveis fósseis que aumentam os gases de efeito estufa na atmosfera.

Na busca de soluções, os veículos elétricos são identificados como uma tecnologia e inovação importante para reduzir as emissões e dependência dos combustíveis fósseis e o impacto deles dentro da indústria do transporte.

Como exemplificação do previamente mencionado, Knobloch, F. (2020)

realizou um estudo que avaliava os *trade-offs* de emissões atuais e futuras em 59 regiões do mundo e mostrou que os veículos elétricos são menos intensivos em quantidade de emissões que as alternativas movidas a combustíveis fósseis em 53 regiões do mundo.

Bellocchi, S. et al. (2019) explorou o impacto dos veículos elétricos na Itália e na Alemanha para alcançar baixas emissões de carbono através de simulações de cenários energéticos para avaliar a penetração de EV's mostrando que ao incrementar seis vezes a capacidade de energias renováveis e alcançar a total eletrificação do transporte privado permitiria reduzir em 22% e 19% as emissões de CO<sub>2</sub> na Itália e na Alemanha, respetivamente.

Wenz, K. et al. (2021) realizou um estudo que abordou o problema de eletrificar a frota veicular de ônibus em uma cidade de Cuenca - Equador, o que pressupõe um enorme desafio devido ao desenvolvimento da rede elétrica na região. Como resultados, o autor ressalta que substituir 50 ônibus evitaria o uso de 1.328 galões de diesel por dia e mais de 13,3 toneladas métricas de CO<sub>2</sub>.

Chen, W et al. (2022) destaca a necessidade e principais desafios de atingir uma rápida descarbonização na indústria de automóveis, especialmente na China onde o número de carros e, conseqüentemente, as emissões se elevam apesar dos compromissos de alcançar a neutralidade de carbono até 2060. O estudo ressalta que esse objetivo dependerá da velocidade na transição em termos tecnológicos (eletrificação) e da demanda. O resultado no aspecto orientado à abordagem tecnológica para longo prazo pode reduzir as emissões em 91%.

No entanto, a importância dos veículos elétricos, além da redução de poluição, deve considerar aspectos mais abrangentes como cadeias de valor e ciclo de produção dos mesmos para viabilizar sua produção em grande escala e realizar uma adequada transição na atual matriz energética. Bonsu, N. (2020) revelou que é necessário um modelo de negócio coeso para promover uma economia circular de baixo carbono nas cadeias de valor relacionadas aos veículos elétricos, pois um fator importante nesta tendência é a ética na extração de materiais críticos para a produção das baterias. O estudo concluiu que esse tipo de modelo de negócios deve integrar um impacto positivo nas pessoas, no planeta e nos lucros, sendo necessário o uso de legislações adequadas e colaborações entre os participantes para alcançar a transição para um desenvolvimento

sustentável.

Zhang, R. (2019) também comenta que essa revolução deve ser acompanhada com a substituição das plantas de combustíveis fósseis para alcançar a transição à baixa emissão de carbono, pois apenas a mudança à eletrificação de transportes não resultará nas reduções desejadas sugerindo que as políticas para alcançar a eletrificação devem trabalhar com o setor energético e econômico.

Por fim, para alcançar uma adequada transição também é necessário acompanhar a evolução dos materiais utilizados na produção dos componentes principais dos EVs.

### 2.1.2. Cenário atual dos EVs

O IEA afirma que entre as indústrias presentes no mundo, o mercado de veículos elétricos (especialmente carros) é dinâmico e possui um potencial de crescimento em nível de vendas. Isto último pode ser visualizado no gráfico abaixo conforme IEA (2023).

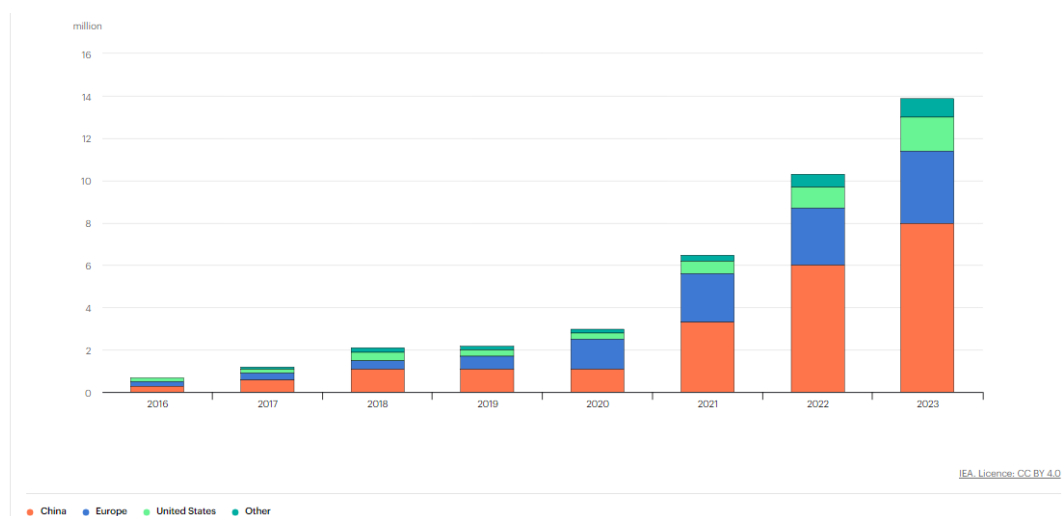


Figura 2.1.2: Gráfico: Vendas de carros elétricos, 2016 - 2023

Fonte: International Energy Agency (IEA), 2023

Assim também, a IEA (2023) confirma que o consumo de eletricidade da frota global de EVs em 2022 foi de 110 TWh, o que representa menos de 0,5% do atual consumo final total de eletricidade em todo o mundo. Adicionalmente, menciona que o uso de EVs evitou o consumo de cerca de 0,7 Mb/d (1,3 EJ) de petróleo em 2022.

Por outra parte, políticas para continuar com a redução de emissões de CO<sub>2</sub> a nível mundial foram estabelecidas em 2023. A *Environmental Protection Agency* (EPA, 2023) dos Estados Unidos anunciou em abril de 2023 novos padrões para veículos leves e médios. Até 2032, a EPA projeta que os padrões propostos levariam a uma redução de 56% nas emissões de gases poluentes em comparação com 2026 para veículos leves e para veículos médios a uma redução de 44%.

A União Europeia (2023), também adotou novas medidas em março de 2023, relacionadas às reduções de emissões de CO<sub>2</sub> para automóveis e vans novos de 55% e 50% respetivamente, até 2030 (em comparação com 2021), e de 100% para ambos até 2035.

No cenário nacional, a Associação Brasileira de Veículo Elétrico (ABVE, 2023) tem como missão incentivar o desenvolvimento e utilização de veículos elétricos dentro do país para tornar o transporte mais limpo. A mesma associação confirmou que nos primeiros oito meses do presente ano, o mercado de veículos eletrificados cresceu em 76% em relação ao mesmo período de 2022.

## **2.2. Problema de Roteamento de Veículos Sustentável**

O Problema de Roteirização de Veículos (do inglês, *Vehicle Routing Problem - VRP*) é um problema do tipo NP-difícil que consiste em determinar a rota mais eficiente para um conjunto de veículos com a finalidade de atender às demandas solicitadas e considerando restrições que dependem do problema em estudo. As aplicações desse problema estão presentes em diversas indústrias e negócios no mundo e, devido às tendências e uso de novas tecnologias, torna-se um desafio para ser abordado considerando diversas variáveis e funções objetivos dentro do problema. O objetivo do VRP é encontrar um conjunto de rotas de veículos de menor custo de forma que cada cliente seja visitado exatamente uma vez por um veículo, cada veículo comece e termine sua rota no depósito e a capacidade dos veículos não seja excedida (Braekers, K. 2016).

A partir do previamente comentado podemos encontrar estudos que buscam abordar as problemáticas atuais, relacionando o conceito do VRP e os desafios de sustentabilidade previamente comentados, pois o setor de transporte é um importante *player* para atingir os objetivos mundiais.

Por exemplo, o Problema de Roteirização de Veículos Sustentável (tradução

livre do inglês *Green Vehicle Routing Problem – G-VRP*), uma extensão do VRP, é estudado para levar em consideração as questões de sustentabilidade adicionando à função objetivo tradicional (minimizar custos) a redução do impacto ambiental devido às emissões causadas pelos veículos movidos a combustíveis fósseis.

O problema foi introduzido em Erdoğan, S. (2012) para incentivar as organizações a utilizarem veículos movidos por combustíveis alternativos diferentes dos combustíveis fósseis (do inglês, *Alternative Fossil Vehicles – AFV*) e considerando as limitações da infraestrutura para o abastecimento dos mesmos. O G-VRP foi formulado como uma programação linear inteira-mista adicionando os clientes, depósitos e os AFVs, tentando minimizar a distância de viagem e reduzir o risco do veículo ficar parado por falta de abastecimento.

Outra variante do VRP com o objetivo de considerar os custos ambientais e operacionais é o Problema de Roteamento considerando Poluição (tradução livre do inglês *Pollution-Routing Problem - PRP*) que depende da sua carga e velocidade, entre outros fatores.

Bektas, T. e Laporte, G. (2011) analisou o problema do PRP para incorporar o consumo de combustível e as emissões de CO<sub>2</sub> nos métodos de existentes para roteamento de veículos e propor novas abordagens de programação inteira para o VRP que minimiza a função objetivo formada por custos de mão-de-obra, combustível e emissões expressos em função da carga, velocidade e outros parâmetros. Concluiu-se que minimizar as emissões de CO<sub>2</sub> não necessariamente leva no menor custo geral e a carga não necessariamente levou à minimização de energia, com maior visibilidade nos casos de janela de tempo.

Adicionalmente, uma variante do problema de VRP consiste em levar em conta as características dos veículos elétricos e é conhecida como problema de roteamento de veículos elétricos (do inglês, *Electric Vehicle Routing Problem - E-VRP*).

Lin, J. et al. (2015) propôs um problema geral de E-VRP que busca minimizar o custo de tempo de viagem e energia, e foi o primeiro modelo proposto que considera como o consumo da bateria sofre efeito da carga. O estudo também destaca que o longo tempo de recarga de um EV em rota traduz-se num montante considerável de custos adicionais de mão-de-obra, um fator importante no momento do planejamento de um

plano para empresas do setor. Por último, destaca que a distribuição relativa das estações de carregamento aos pontos dos clientes afeta grandemente as estratégias de roteamento.

Zhang, S. et al. (2018) abordou o problema de E-VRP através do algoritmo de *Ant Colony* (AC) e os experimentos numéricos mostram que o AC pode fornecer soluções quase ideais para instâncias de pequeno porte, além disso, ilustra a importância de minimizar o consumo de energia ao invés da distância. Por último, demonstra que a resolução do E-VRP aumenta em 16,44% em média o consumo de energia quando aproximado como solução do VRP.

Para aprofundar os trabalhos referentes ao E-VRP, Erdelić, T. e Carić, T. (2019) apresenta um estudo que compila diversas abordagens acerca do E-VRP. Ressalta a crescente adoção de veículos elétricos para entregas e os desafios dos mesmos por causa da autonomia limitada das baterias e a necessidade frequente de recarga em estações de carregamento conforme mencionado anteriormente.

Também o trabalho menciona as variantes em termos de uso de frotas mistas, devido aos custos de implementação e à velocidade da mudança para o sistema eletrificado e variáveis difíceis de estimar, como o carregamento não-linear da bateria dos veículos e inovações capazes de acelerar o processo de troca de bateria.

Para resolver esses desafios, foram revisadas abordagens heurísticas avançadas, tema que será tratado em capítulos posteriores, que demonstraram produzir soluções de alta qualidade para as diversas variantes propostas para o E-VRP.

Finalmente, menciona-se em Erdelić, T. e Carić, T. (2019) que a falta de estudos práticos que proponham modelos que adaptem fatores mais realistas sobre o consumo de energia da bateria ainda é uma lacuna dentro deste campo de pesquisa. Assim como incertezas na demanda e tempo de serviço.

## **2.3. E-VRP e suas variáveis de estudo**

O problema de roteamento de veículos elétricos (E-VRP) é afetado por variáveis e fatores que precisam ser abordados ao propor métodos que se aproximem mais à realidade do planejamento de rotas. A seguir serão apresentadas algumas destas variáveis e como os trabalhos encontrados na literatura têm abordado estes casos.

### **2.3.1 Autonomia das baterias**

A primeira variável de discussão será a autonomia das baterias, entenda-se autonomia como capacidade e consumo da mesma, pois esta variável permite identificar a distância máxima que um veículo pode percorrer com carga completa, sendo uma variável crítica dentro do planejamento de rotas para a frota eletrificada.

Soysal, M. et al. (2020) propôs o problema de roteamento de veículos elétricos de coleta e entrega considerando um esgotamento estocástico da bateria utilizando um modelo de programação não-linear inteira-mista. Como resultado dos experimentos numéricos, mostra que as rotas planejadas sem levar em conta a incerteza proposta aumenta a probabilidade de faltar carga na bateria, o que causaria uma inviabilidade num plano aplicado na prática. Assim também, destaca-se que considerar a incerteza dentro do problema proposto leva à satisfação do nível de serviço desejado.

Aurachman, R. e Saraswari, D. (2021) destaca que longas distâncias de viagem, dificultam a capacidade da bateria. Foi proposto que o *Bottleneck Travel Salesman Problem* seja aplicado para minimizar os requisitos de capacidade da bateria e cumprir as restrições do problema.

Montoya, A. et al. (2017) enfatiza o uso de modelos não-lineares em relação ao tempo quando a variável de estudo é o nível de carga de bateria, este problema é conhecido como VRP elétrico com função de carregamento não linear (tradução livre do inglês electric VRP with nonlinear charging function - E-VRP-NL). A proposta é o uso de técnicas meta-heurísticas para abordar esta consideração. Para capturar este efeito foi utilizada uma aproximação linear por partes. A seguir, uma imagem que ilustra a aproximação linear para os dados reais de uma estação de carregamento de 22kW carregando uma bateria de 16kWh.

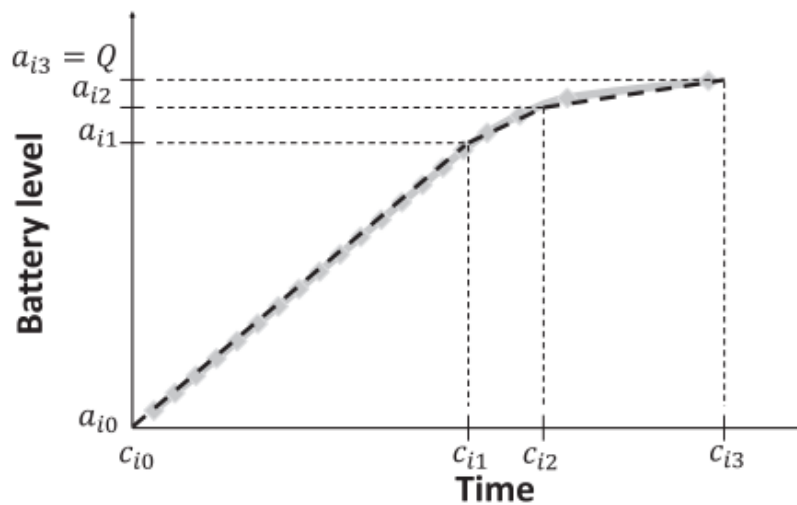


Figura 2.3.1 Gráfico: Aproximação linear carregamento de uma bateria de 16kWh.

Fonte: Montoya, A. et al. (2017)

Llagas, J. (2022) considera uma equação que define uma função não-linear de taxa de consumo de energia baseada na velocidade e carga obtida a partir de um modelo dinâmico longitudinal. Adicionalmente, adotou-se a premissa que a velocidade pode mudar durante a viagem em uma determinada aresta e inclui-se o tempo dentro da equação. Posteriormente, o trabalho expõe um método de pré-processamento para a função de consumo de energia de qualquer aresta baseado no horário de saída.

Como resultado do estudo, obteve-se uma função linear *piecewise* que permite integrar a relação entre mudanças da velocidade em determinados intervalos de tempo e a taxa de consumo de energia.

Por último, para aprofundar nos métodos utilizados para abordar esta variável, Marzbnai, F. (2022) realizou um levantamento das metodologias fundamentais utilizadas na previsão de consumo de energia de veículos elétricos, classificando-os em modelos lineares, não-lineares e híbridos.

### 2.3.2 Localização das Estações de Carregamento

No capítulo 2.1.1 ressalta-se a importância de acompanhar o passo da eletrificação da frota de veículos com melhorias nas cadeias de valor atuais e ciclos de produção, além de melhorias na infraestrutura dentro das cidades e zonas onde se pretende fomentar o uso desta inovação.

Especificamente, as estações de carregamento cumprem um papel fundamental para



suprir as necessidades dos veículos elétricos quando necessário. A localização e efetivo uso das mesmas impacta diretamente no planejamento das indústrias.

Pagany, R. (2019) esclareceu que o desenvolvimento dos EVs deve ser acompanhado com uma infraestrutura potente de estações de carregamento. Durante o estudo também identificou-se maiores restrições como falta de dados sobre tráfego.

Liu, S. (2021) ressaltou que a tecnologia das baterias ainda em desenvolvimento gera um tempo de carregamento dos veículos elétricos maior do que os veículos tradicionais, por isso considera importante a importância das decisões durante o planejamento de onde e quando carregar. Foi proposto uma política de agendamento *Urgency First Charging* e um esquema de seleção de estações de carregamento. As simulações mostraram que a proposta permite reduzir a duração total da viagem dos veículos elétricos.

### **2.3.3 Demanda dos Clientes**

O problema de roteamento de veículos, quando a capacidade do mesmo é considerada dentro do planejamento, é uma variante que exige atentar à demanda para verificar a viabilidade da rota pré-definida. No caso dos veículos elétricos, a literatura sugere que esta variável pode influenciar no processo de consumo de bateria, que também deve ser controlado no momento do planejamento.

Zhang, S. et al. (2019) ressaltou que a indústria normalmente apresenta muitas incertezas, por exemplo, a variabilidade de demanda solicitada pelos clientes, porém o previamente comentado não tem sido discutido na literatura para os problemas de E-VRP. A proposta foi um estudo do problema de roteamento de localização de estação de troca de bateria de veículo elétrico considerando estocasticidade na variável da demanda. O resultado obtido, após os experimentos, foi um caminho eficaz para resolver o E-VRP considerando o fator estocástico.

Ge, X. et al. (2020) estudou o problema de E-VRPSD com restrições de probabilidade dentro do desafio de logística verde e estabelecendo o objetivo de minimizar o custo total do problema. Foram utilizadas técnicas heurísticas e Busca Tabu aprimorada para resolver o problema.

O modelo dinâmico longitudinal abordado em Asamer, J. et al (2016) está baseado na segunda lei de Newton, que aborda a força em consequência da massa de determinados agentes, entre eles o veículo que incrementa com a demanda do cliente. Esta força associada com a velocidade do veículo permite calcular a potência necessária e, posteriormente, a energia

requerida pelo veículo em termos de masa, velocidade e tempo.

Hung, Y. et al. (2022) considerou o fator estocástico da demanda dentro de um sistema geral de carregamento de EVs visando conceber uma estratégia que permita satisfazer as restrição do sistema de cobrança e reduzir o tempo de resposta do EV, considerando a dinâmica de solicitação-demanda. Após os fundamentos teóricos e experimentos em dados sintéticos, mostrou-se que o desempenho para avaliar a estratégia de roteamento e velocidade de implementação são satisfatórios.

Em resumo, as condicionantes que os veículos elétricos possuem são diferentes às presentes para os veículos movidos a combustíveis fósseis e que devem ser avaliadas dentro do planejamento de rotas. Como principal objetivo seria eliminar o risco de ser afetado por alguma variável que possa ser controlada e minimizada, na medida do possível, as variáveis provenientes de fatores externos que não conseguimos controlar com facilidade.

## **2.4. Simheuristic e suas aplicações em E-VRP**

Neste capítulo serão abordados os conceitos de metaheurística, simulação e, por fim, *simheuristic* com algumas exemplificações de estudos que servirão como guia para nossa proposta e ilustrarão o potencial destes conhecimentos para a resolução de problemas de E-VRP.

### **2.4.1 Metaheurísticas**

O uso algoritmos meta-heurísticos para resolver problemas de otimização do tipo NP-difícil tem aumentado devido à capacidade de obter soluções de alta qualidade em tempos computacionais adequados. Assim também, é necessário que seja possível utilizar a simplificação de métodos ou modelos matemáticos complexos para instâncias pequenas de determinado problema. Além disso, as meta-heurísticas podem ser projetadas para lidar com um único objetivo ou com múltiplos objetivos. No entanto, Talbi, E (2013) mencionou que estes métodos não garantem o valor ótimo para o problema em questão.

As metaheurísticas podem ser classificadas de acordo com várias características (Talbi, 2009): inspiradas na natureza vs. não inspiradas na natureza, determinísticas vs. estocásticas, baseadas na população vs. solução única, iterativas vs. gananciosas, etc.

Calvet, L (2023), recolhe os trabalhos de referência mais utilizados dentro deste campo de estudo: *Artificial Bee Colony - ABC*, *Ant Colony Optimization - ACO*, *Genetic Algorithm - GA*, *Greedy Randomized Adaptative Search Procedure - GRASP*, *Iterated Local Search - ILS*, *Simulated Annealing - SA*, *Scatter Search - SS*, *Tabu Search - TS* e *Variable Neighborhood*

*Search - VNS.*

### **2.4.1.1 Busca Local Iterada - ILS**

O ILS estende um método de busca local específico do problema, introduzindo uma perturbação em cada nova solução ótima local antes de reiniciar a busca por uma nova solução ótima local, Grasas, A. et al. (2016).

Uma das principais vantagens do ILS é evitar reiniciar o processo de forma aleatória e visando alcançar uma solução ótima local mais próxima durante o processo de perturbação (Perturbation) e busca local (Local Search, LS).

Em termos de LS, busca-se aplicar movimentos em vizinhanças até encontrar uma melhor solução, o que terminaria sendo um ótimo local. Rescata-se de Erdelić, T. e Carić, T. (2019) os principais operadores que serão importantes definir para o presente trabalho são os seguintes:

1. Swap - Troca os dois vértices em uma solução.
2. Relocate - Remover um vértice da solução e inseri-o em outra posição na solução.
3. 2-Opt - Substituir dois vértices por um par de novos considerando possível inverter a direção da solução.

Em termos da perturbação, após a aplicação dos operadores mencionados, uma possível desvantagem é que a solução poderia ficar presa em ótimos locais que são significativamente piores que o ótimo global. Assim, o objetivo da perturbação, geralmente quando o número de componentes de solução que são modificados aumenta (perturbação forte), é sair dos valores ótimos locais previamente mencionados e partir para uma melhor solução.

Também é importante mencionar que os operadores mencionados acima atuam tanto em um nível interno (intra rotas) e externo (inter rotas).

### **2.4.1.2 Simulated Annealing - SA**

O *Simulated Annealing* recebe esse nome devido à analogia com o processo de recozimento físico com sólidos, no qual um sólido cristalino é aquecido e depois resfriado muito lentamente até atingir sua configuração de rede cristalina mais regular possível e, portanto, está livre de defeitos cristalinos (Henderson, D. et al. 2006). Em outras palavras, pode-se assemelhar ao processo de busca de mínimos globais para um problema de otimização.

As iterações deste algoritmo geram duas soluções para serem comparadas e o critério

de aceitação atualizará um melhor resultado e uma fração de aquelas que não melhoram serão aceitas com uma probabilidade de conseguir escapar dos ótimos locais que dependerá da ‘temperatura’. Se este valor de temperatura for muito alto será necessária mais redução para convergir, caso o valor for muito pequeno o processo de busca não será adequado. Posteriormente, a temperatura deverá ser diminuída para, conseqüentemente, diminuir a probabilidade de aceitar movimentos na busca do ótimo global, Rasdi et al. (2016).

A seguir, uma ilustração do algoritmo de recozimento simulado:

```

Select an initial solution  $\omega \in \Omega$ 
Select the temperature change counter  $k=0$ 
Select a temperature cooling schedule,  $t_k$ 
Select an initial temperature  $T = t_0 \geq 0$ 
Select a repetition schedule,  $M_k$  that defines the number of iterations executed at each
    temperature,  $t_k$ 
Repeat
Set repetition counter  $m = 0$ 
    Repeat
    Generate a solution  $\omega' \in N(\omega)$ 
    Calculate  $\Delta_{\omega,\omega'} = f(\omega') - f(\omega)$ 
    If  $\Delta_{\omega,\omega'} \leq 0$ , then  $\omega \leftarrow \omega'$ 
    If  $\Delta_{\omega,\omega'} > 0$ , then  $\omega \leftarrow \omega'$  with probability  $\exp(-\Delta_{\omega,\omega'}/t_k)$ 
     $m \leftarrow m + 1$ 
    Until  $m = M_k$ 
 $k \leftarrow k + 1$ 
Until stopping criterion is met

```

Figura 2.4.1.2 Grafico: Algoritmo *Simulated Annealing*

Fonte: Eglese, 1990.

Em resumo, as técnicas metaheurísticas permitem obter boas soluções quando o problema tem como limitante o poder computacional para determinar a solução ótima e o entendimento das técnicas explicadas (ILS e SA) será importante para continuarmos com nosso estudo. Porém, é importante mencionar que o foco dado a estas técnicas está limitado a tipos de dados determinísticos, os quais não refletem os problemas do mundo real onde a componente probabilística e incerteza influi na tomada de decisão.

## 2.4.2 Simulação

A simulação busca, entre seus objetivos, modelar sistemas estocásticos que permitam dar maior robustez para a solução desejada e avaliar sua evolução durante períodos de tempo. Além disso, possui um incrível potencial para se aproximar aos cenários da vida real, suportar na tomada de decisões considerando baixos riscos de implementação, reduzidos custos e realizar análises *what-if*.

De la Torre, R. et al. (2021) acrescentou que a simulação é uma técnica poderosa porque nos permite fazer alterações no sistema e testar o seu impacto sem necessidade de se arriscar no sistema real.

#### **2.4.2.1 Simulação de Monte Carlo**

A simulação de Monte-Carlo é uma das técnicas de simulação que tem como principal característica a presença de aleatoriedade no sistema, mas nenhuma mudança ao longo do tempo (sistemas não dinâmicos).

Faulín, J. e Juan, A.[s.d] ressaltou que a chave para implementar a simulação de Monte Carlo consiste em identificar as variáveis cujo comportamento será aleatório. Posteriormente é realizado o experimento que consiste em gerar amostras aleatórias e analisar o comportamento do sistema em resposta aos valores gerados, implementado um número grande de repetições.

Como mencionado anteriormente, os modelos de simulação e, no caso particular da técnica de Monte Carlo, permitem avaliar a componente estocástica de um determinado problema em estudo, porém estes métodos não resultam eficientes quando se tenta alcançar uma solução ótima.

#### **2.4.3 Simheuristic**

Os conceitos mencionados anteriormente apresentam limitações para uma abordagem que tenha como objetivo dentro de um mesmo problema otimizar um problema e proporcionar a robustez necessária para afrontar variações nos dados de entrada.

Assim, a aplicação os conceitos dos capítulos 2.4.1 e 2.4.2, quando desenhados adequadamente e trabalhados dentro de um mesmo algoritmo, é conhecido como *simheuristic* os quais possuem a capacidade de resolver os desafios previamente levantados, isto é, problemas do tipo NP-difícil em tempos computacionais adequados e com soluções ótimas considerando as incertezas das variáveis que afetam a função objetivo e as restrições do problema Chica, M. (2020). Esta técnica permite aos tomadores de decisões uma análise de sensibilidade com maiores informações sobre os possíveis cenários e variáveis sob controle do processo em estudo.

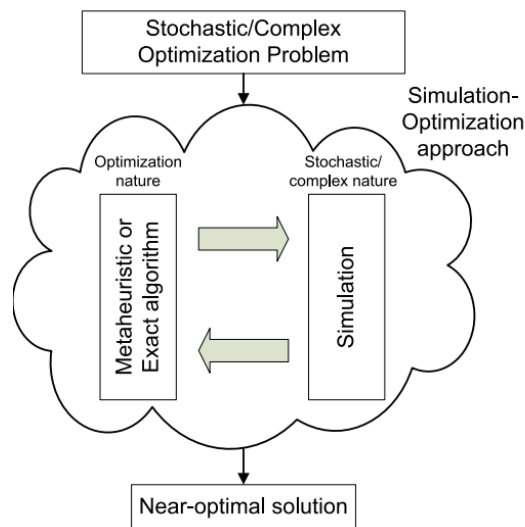


Figura 2.4.3.a Gráfico: Abordagem *Simheuristic*

Fonte: Juan, A. et al.(2015)

A abordagem *simheuristic* proposta em Juan, A. et al.(2015) assume que os problemas de otimização combinatória quando submetidos a cenários com incerteza moderada, ambas soluções (determinística e estocástica) podem prover soluções de alta qualidade.

Considerando esta relação, pode-se gerar soluções promissoras para o problema estocástico a partir das diversas soluções determinísticas. Para realizar o previamente comentado, as variáveis aleatórias deverão ser substituídas pelos valores esperados obtidos após o processo de simulação para, posteriormente, aplicar a melhoria na solução utilizando algoritmos metaheurísticos e a seguir a busca iterativa considerará apenas as soluções promissoras para aplicar a simulação.

Juan, A. et al. (2015) também destacou nesta abordagem que o número de replicações para as soluções promissoras deverão ser realizadas reduzidas vezes devido ao esforço computacional, pois implica em um dos objetivos da *simheuristic*. Este passo gerará as soluções de elite para o passo ao processo estocástico, onde o número de replicações será maior para aumentar a precisão das estimativas.

A seguir, o esquema geral de *simheuristic* para resolução de problemas de otimização estocásticos.

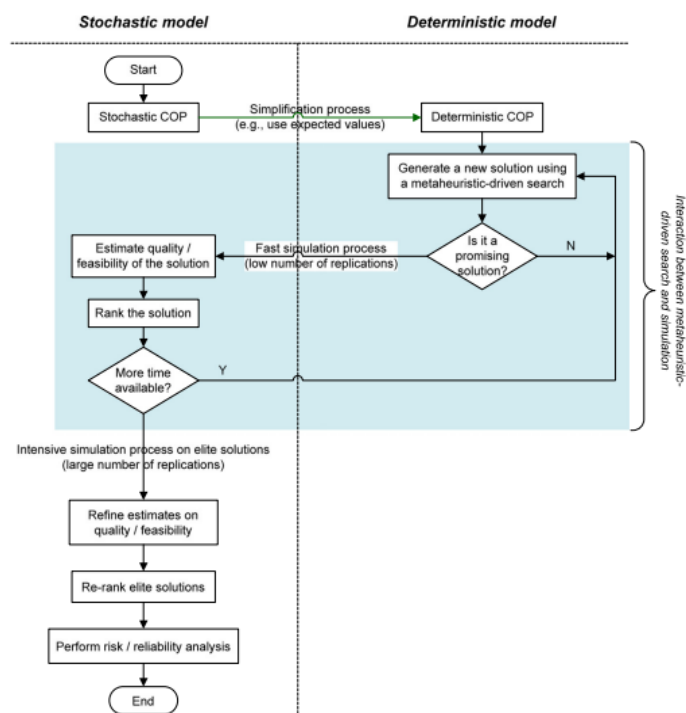


Figura 2.4.3.b Gráfico: Modelo Estocástico e Determinístico em *Simheuristic*

Fonte: Juan, A. et al.(2015)

#### 2.4.4 E-VRP estocástico

Depois de entender as principais abordagens existentes para tratar o problema de roteamento de veículos com foco na sustentabilidade, as principais variáveis que afetam este tipo de problema e abordagens para alcançar as melhores soluções e as incertezas nas variáveis, serão apresentados alguns trabalhos que permitem exemplificar esse resultado.

Pelletier, S. (2019) ressaltou que os veículos elétricos dentro das áreas urbanas têm muita dificuldade para carregar durante o roteamento, por isso é necessário estudar o consumo de bateria que está sujeito a incertezas influenciados por fatores externos e internos difíceis de controlar para garantir que a rota será executado sem imprevisto propondo assim o *Electric vehicle routing problem with energy consumption uncertain*, EVRP-ECU. Por esse motivo, estudou-se uma estrutura de otimização para levar em conta a incerteza no consumo de energia para o E-VRP.

Para abordar o problema foi utilizado uma metaheurística de duas fases baseado na busca de vizinhanças e uma modelagem de otimização robusta. Como resultado, obteve-se que o método executa bem em pequenas instâncias do problema comparado com métodos exatos e a aplicação da metaheurística encontrou 42 novas melhores soluções.

Ge, X. et al. (2020) estudou o problema de E-VRPSD com considerando demandas

estocásticas e medidas corretivas proativas devido aos desafios atuais que as empresas abordam especialmente no contexto da busca de prever as demandas do comércio eletrônico. Para resolução do problema foi utilizado um algoritmo heurístico híbrido *Clarke and Wright's saving method* e *improved Tabu search algorithm* e um algoritmo guloso. Após os experimentos numéricos, verificou-se a eficácia do algoritmo.

Reyes-Rubiano, L. (2019) ressaltou que os veículos elétricos são uma estratégia promissora para apoiar na mudança climática e reforçar o foco na sustentabilidade, porém algumas desvantagens são relevantes de considerar neste problema, por exemplo a capacidade limitada para conduzir. Para o presente problema, foi considerada a restrição de autonomia e tempos de viagem estocásticos. Depois de implementar um algoritmo *simheuristic* combinando uma técnica de simulação de Monte Carlo e uma metaheurística *multi-start*.

### **3. Metodologia**

A busca local iterada (ILS) é uma metaheurística desenhada, a princípio, para resolver problemas que avaliam variáveis determinísticas, contudo para os problemas de E-VRP deve-se ampliar esta visão do problema para considerar as incertezas que possuem as variáveis previamente comentadas e impactarão no resultado final da solução.

Dito isso, podemos encontrar na literatura o SimILS, uma versão estendida do ILS incorporando a simulação dentro do algoritmo para tratar as incertezas dos problemas de otimização e sendo um exemplo de *simheuristic* e será como a ideia base do método proposto para a abordagem Simulação – Otimização.

Grasas, A. et al. (2016) propôs uma estrutura geral para ser utilizada na aplicação do SimILS que integra o processo de simulação em algumas etapas resultando em um procedimento de otimização simulada para lidar com os componentes estocásticos.



---

**Algorithm 2** General SimILS framework extending the original ILS framework

---

**Procedure** *SimILS* $s_0 = \text{GenerateInitialSolution}$  $s^* = \text{LocalSearch}(s_0)$  $(s^*, sf(s^*), statistics) = \text{Simulation}(s^*, long)$ **Repeat** $s' = \text{Perturbation}(s^*, history)$  $s'^* = \text{LocalSearch}(s')$  $(s'^*, sf(s'^*), statistics) = \text{Simulation}(s'^*, short)$  $s^* = \text{AcceptanceCriterion}(s^*, s'^*, history)$ **Until** termination condition met $(s^*, sf(s^*), statistics) = \text{Simulation}(s^*, long)$ Return  $s^*, sf(s^*)$ **End**

---

Figura 3.a. Gráfico: Algoritmo Geral SimILS

Fonte: Grasas, A. et al. (2016)

Este algoritmo inicia com o cálculo de uma solução que será melhora através da busca local (LS) com os movimentos definidos. Isto continuará com uma simulação longa onde o número de repetições é maior para obter mais confiabilidade na variável em estudo. O uso de busca local e perturbações continuará melhorando as soluções existentes e criando um conjunto de soluções com valores esperados obtidos depois de um número menor de repetições da simulação e de um filtro definido por um critério de aceitação. Por último, será obtida a melhor solução baseado no custo estocástico e aumentado o número de repetições para este caso.

Especificamente, para o presente trabalho precisamos entender não apenas o E-VRP, mas o problema de interesse expressado em Llagas, J. (2022).

Llagas, J.(2022) estudou o problema de Roteamento de Veículos Elétricos de Arco Capacitado Dependente de Tempo (tradução livre do inglês, The Electric Time-Dependent Capacitated Arc Routing Problem - E-TDCARP) e a metodologia a ser proposta visará expandir à versão estocástica para os valores gerados a partir das funções de tempo de viagem e consumo de bateria.

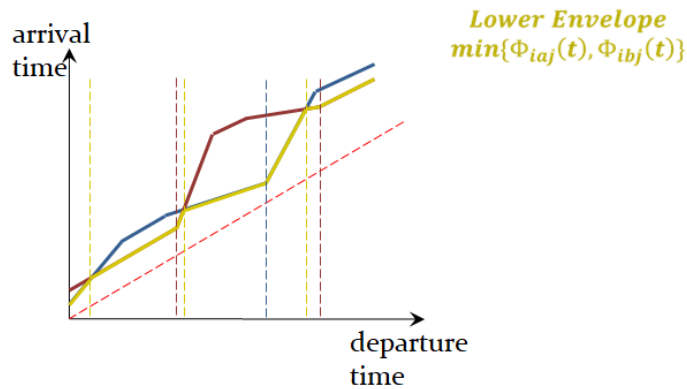
Em primeiro lugar, é importante entender e definir o problema de roteamento de arco capacitado (tradução livre do inglês, Capacitated Arc Routing Problem - CARP) introduzido por Golden, B. L e Wong, R. T (1981) que baseia-se na alocação de recursos em arcos ao longo da trajetória do veículo (rota) utilizando uma frota de veículos homogênea dentro de um grafo

não direcionado e respeitando a capacidade do veículo. Adicionalmente, o tamanho total de veículos a ser utilizado pode ser limitado ou ilimitado.

Posteriormente, é necessário conhecer a construção das variáveis que receberão a propriedade de estocasticidade para o presente estudo: tempo de viagem e consumo de bateria.

Para calcularmos o tempo de viagem, Llagas, J. (2022), define um método de pré-processamento para cada arco e a aresta orientada. Este valor pode ser calculado a partir da diferença entre o tempo de chegada e o tempo de partida.

Durante o pré-processamento é calculado o menor tempo de viagem considerando um determinado tempo de saída e duas arestas como na imagem a seguir.



A função para definir o consumo de bateria proposta em Llagas, J. (2022) considera a definição de um modelo dinâmico longitudinal para obter uma taxa de consumo de energia não linear a partir da dependência da velocidade que varia de acordo com o tempo em cada aresta. Devido às mudanças constantes da velocidade por causa das viagens, esta variável também utiliza um pré-processamento para calcular a função.

Esta função conforme definido em Llagas, J. (2022) considera a dependência da massa e do tempo.

$$e_{ij}(m, t_i) = ECR_{ij}(m, t_i^+) \cdot (t_k - t_i) + \sum_{n=k}^{l-1} ECR_{ij}(m, t_n^+) \cdot (t_{n+1} - t_n) + ECR_{ij}(m, t_l^+) \cdot (\Phi_{ij}(t_i) - t_l)$$

Sobre a função objetivo para o E-TDCARP, busca-se minimizar a soma das durações das rotas.

A seguir será apresentado o esquema que definirá a metodologia utilizada para atingir os objetivos do presente trabalho.

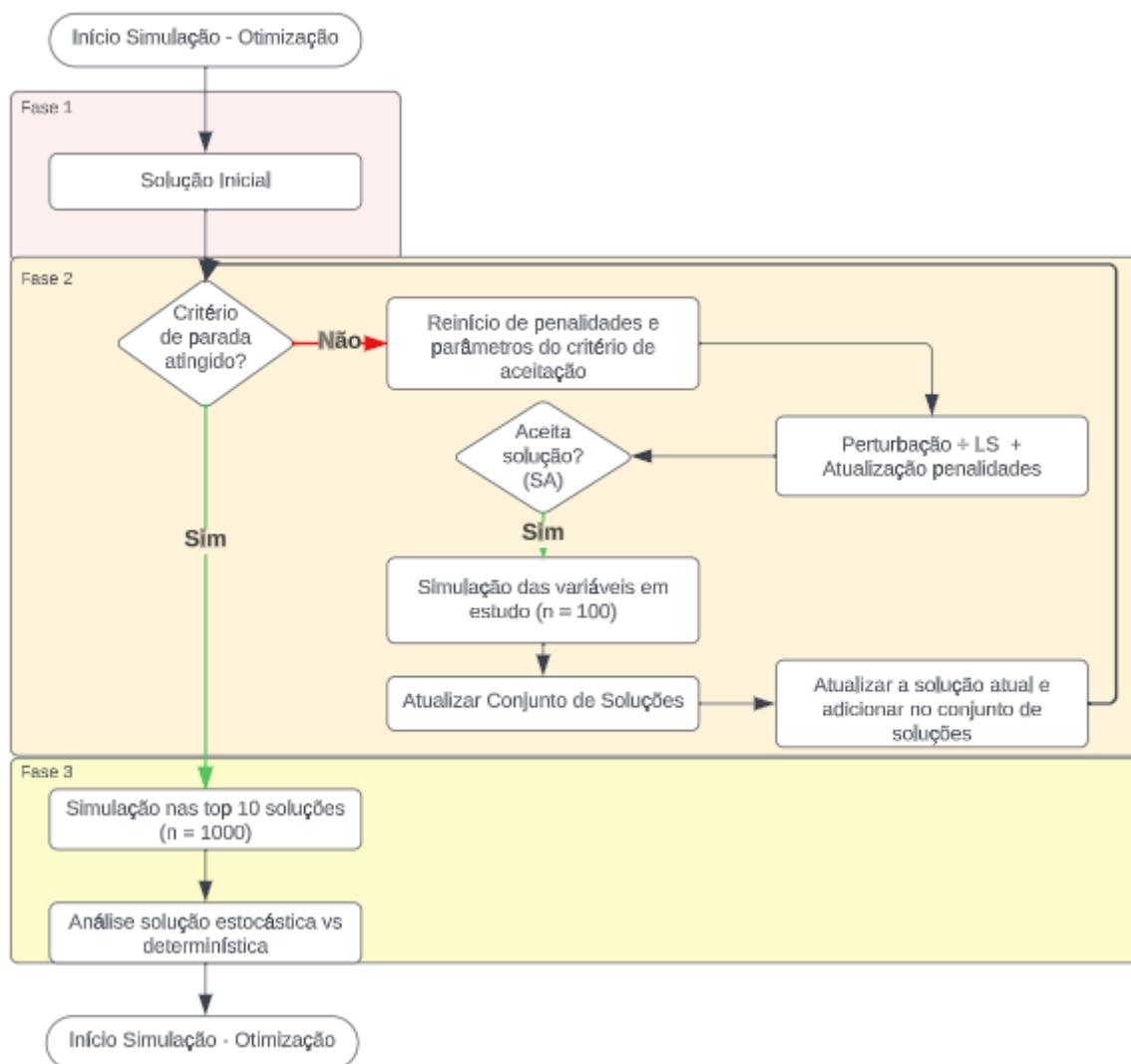


Figura 3.b. Gráfico: Metodologia proposta

Elaboração própria

Para definir a metodologia, preferiu-se delimitar três etapas diferentes. A primeira etapa inicia com a obtenção de uma primeira solução inicial ótima local após a implementação de uma solução construtiva. A solução construtiva proposta em Llagas, J. (2022) utilizou uma heurística aleatória incluindo pontos de pedidos dentro de uma rota até atingir a capacidade do veículo.

Posteriormente, na fase 2, calcula-se os parâmetros para avaliação das soluções e das penalidades que fazem parte do custo, e realiza-se a primeira busca local com a finalidade de reduzir o valor obtido na solução construtiva para alcançar um mínimo local. Ao longo deste processo também implementa-se perturbações para evitar a queda da solução em ótimos locais. Os movimentos utilizados no problema foram explicados no capítulo 2.4.1.1 e são os seguintes:

swap inter e intra, relocate inter e intra, 2-Opt. Adicionalmente, o autor inclui o Swap21-inter que consiste na troca de duas arestas consecutivas de uma rota por uma aresta de outra rota e o Crossover de maneira sequencial nas soluções.

Llagas, J. (2022) utiliza uma penalidade adaptativa com base na capacidade de carga, bateria e tempo que se adiciona ao custo definido para uma rota (duração do percurso). Os valores das penalidades são verificadas a cada iteração do algoritmo. A verificação se realiza pela viabilidade da solução obtida e comparativa entre a melhor solução e a candidata.

Adicionalmente, faz-se o uso de um critério de aceitação com a finalidade de encontrar soluções evitem a estadia num mínimo local. Para atender isto, utiliza-se Recozimento Simulado (tradução livre do inglês, *Simulated Annealing*) explicado no capítulo 2.4.1.2 pois permitirá aceitar soluções que piorem o melhor resultado atual, além de aceitar soluções definidas a partir de uma probabilidade calculada com parâmetros que controlam esta metaheurística.

A fase 2 será limitada por um número de iterações definida para o problema e iniciará com uma definição da penalidade e parâmetros do critério de aceitação

Quando a solução corrente cumprir o critério planteado no *Simulated Annealing* será realizada uma simulação com um número definido de iterações ( $n = 100$ ) o que será denominada como simulação curta para o presente trabalho fazendo uso de uma distribuição Log-Normal com variância de 0.5, 2.0 e 5.0 unidades e estas soluções serão salvas em um conjunto de soluções simuladas para posterior análise.

A definição do uso da distribuição Log-Normal e níveis de variância está baseado nos trabalhos de Guimaraes, D. et. al. (2018) e Juan, A. et al.(2014). No entanto, como indicado em Juan, A. et al.(2014), faz-se necessário, no cenário da vida real, tentar ajustar a variável a partir de observações históricas para obtermos um estudo mais preciso.

A Log-Normal resulta numa distribuição conveniente para modelar tempos entre duas variáveis aleatórias positivas e assimétricas. Assim também, a não negatividade destas variáveis limitaria o uso de uma distribuição Normal ou Exponencial (Juan, A. Et al. 2014).

No experimento realizado, foram definidos os parâmetros da Log-Normal com um valor da média ( $\mu$ ) como o valor esperado determinístico de cada instância da variável em estudo e uma variância ( $\sigma^2$ ) em 0.5, 2.0 e 5.0 para os diversos cenários testados.

A fase 2 da metodologia conclui depois de alcançar as iterações pré-definidas para o modelo.

Por último, na fase 3, se retorna ao conjunto de soluções e seleciona-se as melhores dez (10) soluções baseadas no custo esperado para aplicar uma simulação com maior número de iterações ( $n = 1000$ ), conhecida no presente trabalho como simulação longa. Este processo se replica com a melhor solução determinística obtida após a conclusão da fase 2 para comparar e avaliar os resultados.

#### 4. Resultados

O modelo realizado para o presente estudo foi programado na linguagem de programação Julia 1.9.4 utilizando como base o estudo iniciado em Llagas, J. (2022) e adaptado conforme necessidade. e os testes foram realizados em um CPU Intel Core i7-8700K a 3,7 GHz (12 núcleos), com 64 GB de RAM.

A seguir, apresenta-se a lista de parâmetros utilizados para os testes computacionais.

- Instância: Nome da instância a ser resolvida
- *Type*: Tipo de instância a ser resolvida variado em L, M e H.
- Parâmetros Globais: A seguir será mostrado uma série de parâmetros definidos para o estudo, estes valores mantiveram-se constantes durante o experimento.
  - *Seed*: Semente para o modelo definido como 42.
  - *Restarts*: Número de reinícios para executar definido como 20.
  - *Iterations*: Número de iterações para o algoritmo definido como 100.
  - *Perturbations*: Número de iterações para o algoritmo definido como 3.
  - *Initial Probability*: Temperatura / probabilidade inicial para o *Simulated Annealing* definido como 0.3.
  - *Final Probability*: Temperatura / probabilidade final para o *Simulated Annealing* definido como 0.025.
  - *Granularity*: Granularidade que limita o tamanho da vizinhança definido como 40.
  - *Buckets*: Intervalo do horizonte de planejamento definido como 200.
- Penalidade: Como foi comentado anteriormente, utiliza-se uma penalidade adaptativa conforme nas viabilidades da solução em termos de tempo, carga e bateria. As três variáveis anteriores foram definidas como 100.
- Variância: Como foi comentado anteriormente, utiliza-se três valores para a variância a ser implementada na distribuição Log-Normal. Estes valores foram definidos como 0.5, 2.0 e 5.0

- *Routes*: Número de rotas definidas para a solução.
- *Cost*: Melhor custo da solução.
- *Feas time, load & battery*: Viabilidade nas variáveis de tempo, carga e bateria.
- *Sim Cost*: Custo esperado da melhor solução após simulação longa.
- *Sim Feas*: Percentagem de soluções aceitáveis durante a fase de simulação longa da melhor solução obtidas.
- *Tempo Execução*: Tempo de execução, em segundos, do algoritmo.

A seguir, serão apresentados os resultados obtidos para os três diferentes tipos de instâncias testadas, as variações do desvio padrão e as variáveis descritas anteriormente. Estes resultados referem-se às instâncias que obtiveram uma viabilidade na solução calculada. A cor verde indica que cumpriu-se as premissas comentadas para essas variáveis no descritivo da

Type - Variância									
L - 0.5									
Instância	Determinístico				Estocástico				Time
	routes	cost	sim cost	sim feas	routes	cost	sim cost	sim feas	
C01	9	2406,79	2385,95	1	9	2406,79	2384,28	1	1948,28
C02	7	1893,17	1885,52	1	7	1893,17	1886,00	1	598,77
C03	6	1602,26	1581,80	1	6	1602,26	1580,24	1	1295,11
C04	8	1964,56	1947,76	1	8	1969,41	1946,11	1	1524,20
C05	10	2540,05	2521,81	1	10	2540,05	2523,55	1	715,08
C06	6	1572,66	1571,56	1	6	1573,44	1570,98	1	1132,72
C07	8	2083,51	2062,32	1	8	2083,51	2062,15	1	528,08
C08	8	1908,06	1890,74	1	8	1908,06	1889,83	1	599,17
C09	12	3400,46	3382,75	1	12	3400,46	3384,87	1	2039,51
C10	9	2188,58	2176,91	1	9	2189,12	2161,49	1	477,00
Type - Variância									
M - 0.5									
Instância	Determinístico				Estocástico				Time
	routes	cost	sim cost	sim feas	routes	cost	sim cost	sim feas	
C01	9	2449,85	2440,04	1	9	2453,82	2436,17	1	2950,29
C02	7	1905,28	1901,17	1	7	1908,20	1899,76	1	872,59
C03	6	1639,55	1618,34	1	6	1644,88	1615,77	1	1691,01
C05	10	2568,36	2555,87	1	10	2570,23	2554,81	1	870,94
C06	6	1582,08	1583,67	1	6	1584,60	1585,34	1	1731,43
C07	8	2133,92	2128,94	1	8	2149,93	2123,32	0,997	680,26
C08	8	1987,55	1968,16	1	8	1987,55	1967,69	1	1045,44
C09	12	3501,93	3483,93	0,991	12	3501,93	3485,87	0,99	3196,33
C10	9	2207,63	2188,82	1	9	2207,63	2186,96	1	661,27
Type - Variância									
H - 0.5									
Instância	Determinístico				Estocástico				Time
	routes	cost	sim cost	sim feas	routes	cost	sim cost	sim feas	
C02	7	1900,59	1896,18	1	7	1907,22	1892,52	1	1284,74
C05	10	2555,40	2540,51	1	10	2555,40	2539,49	1	1234,28
C06	6	1566,24	1579,72	1	6	1572,74	1575,98	1	8201,89
C07	8	2165,51	2149,28	1	8	2165,51	2149,02	1	1067,50
C08	8	1959,71	1955,92	1	8	1959,71	1955,17	1	1659,03
C09	12	3509,08	3560,83	0,644	12	3511,41	3530,99	0,904	10247,14
C10	9	2228,00	2228,84	1	9	2235,15	2223,86	1	6040,63

Figura 4.a. Gráfico: Resultados - Variância 0.5

Type - Variância									
L - 2.0									
Instância	Determinístico				Estocástico				Time
	routes	cost	sim cost	sim feas	routes	cost	sim cost	sim feas	
C01	9	2406,79	2305,46	0,996	9	2417,81	2298,16	0,996	1947,20
C02	7	1893,17	1857,27	0,999	7	1898,48	1850,69	1	599,60
C03	6	1602,26	1534,38	1	6	1606,26	1526,98	1	1299,89
C04	8	1964,56	1891,32	0,999	8	1967,33	1883,50	1	1522,85
C05	10	2540,05	2471,03	0,999	10	2549,21	2474,27	1	710,79
C06	6	1572,66	1539,54	1	6	1575,95	1539,50	1	1126,24
C07	8	2083,51	2002,65	1	8	2083,51	2000,41	1	525,90
C08	8	1908,06	1832,96	1	8	1918,00	1831,89	1	611,65
C09	12	3400,46	3316,86	0,982	12	3404,78	3323,27	0,985	2033,15
C10	9	2188,58	2127,72	1	9	2189,12	2103,53	1	480,11

Type - Variância									
M - 2.0									
Instância	Determinístico				Estocástico				Time
	routes	cost	sim cost	sim feas	routes	cost	sim cost	sim feas	
C01	9	2449,85	2365,78	0,999	9	2452,92	2356,41	0,997	2841,61
C02	7	1905,28	1865,29	0,999	7	1906,28	1863,93	0,999	871,45
C03	6	1639,55	1568,27	1	6	1639,55	1565,47	1	1697,50
C05	10	2568,36	2512,86	1	10	2579,13	2496,55	1	868,13
C06	6	1582,08	1555,95	1	6	1598,08	1553,51	1	1616,92
C07	8	2133,92	2084,13	1	8	2149,93	2060,48	0,989	688,14
C08	8	1987,55	1909,74	1	8	1987,55	1907,53	1	927,91
C09	12	3501,93	3414,34	0,935	12	3506,45	3411,25	0,991	3072,33
C10	9	2207,63	2139,69	1,000	9	2207,63	2135,54	1	652,50

Type - Variância									
H - 2.0									
Instância	Determinístico				Estocástico				Time
	routes	cost	sim cost	sim feas	routes	cost	sim cost	sim feas	
C02	7	1900,59	1869,89	0,985	7	1908,25	1863,64	0,997	1281,48
C05	10	2555,40	2493,96	0,999	10	2555,50	2494,09	1	1231,02
C06	6	1566,24	1553,56	0,999	6	1570,94	1553,80	1	2722,05
C07	8	2165,51	2095,26	0,996	8	2165,51	2086,55	1	1085,90
C08	8	1959,71	1908,66	1	8	1967,69	1906,09	1	1599,27
C09	12	3509,08	3527,32	0,722	12	3539,83	3475,71	0,926	5082,26
C10	9	2228,00	2191,66	1	9	2235,15	2176,10	0,998	1002,59

Figura 4.b. Gráfico: Resultados - Variância 2.0

Type - Variância									
L - 5.0									
Instância	Determinístico				Estocástico				Time
	routes	cost	sim cost	sim feas	routes	cost	sim cost	sim feas	
C01	9	2406,79	2170,52	0,990	9	2417,81	2156,39	0,995	1967,66
C02	7	1893,17	1786,78	0,998	7	1925,11	1770,64	1	598,47
C03	6	1602,26	1458,02	1	6	1619,26	1439,35	1	1306,65
C04	8	1964,56	1783,81	0,995	8	1980,73	1768,48	1	1530,83
C05	10	2540,05	2364,44	0,998	10	2562,12	2358,45	0,999	717,03
C06	6	1572,66	1466,18	0,999	6	1581,11	1464,15	1	1142,41
C07	8	2083,51	1899,00	0,999	8	2099,75	1892,47	0,999	545,64
C08	8	1908,06	1734,03	1	8	1918,00	1726,41	1	600,86
C09	12	3400,46	3178,60	0,949	12	3400,46	3186,55	0,955	2036,35
C10	9	2188,58	2024,70	0,999	9	2189,12	2001,05	0,998	482,13

Type - Variância									
M - 5.0									
Instância	Determinístico				Estocástico				Time
	routes	cost	sim cost	sim feas	routes	cost	sim cost	sim feas	
C01	9	2449,85	2235,54	0,990	9	2452,92	2227,77	0,99	2836,80
C02	7	1905,28	1787,08	0,989	7	1905,28	1783,27	0,995	867,65
C03	6	1639,55	1494,90	1	6	1675,84	1477,79	0,999	1688,05
C05	10	2568,36	2415,80	0,998	10	2579,13	2385,02	0,999	875,45
C06	6	1582,08	1486,73	0,998	6	1598,08	1480,36	0,999	1638,27
C07	8	2133,92	1992,56	0,994	8	2147,18	1958,98	0,986	678,93
C08	8	1987,55	1809,55	1	8	1994,53	1808,03	1	942,90
C09	12	3501,93	3274,27	0,907	12	3505,45	3259,59	0,951	3090,55
C10	9	2207,63	2041,39	0,998	9	2212,79	2029,90	0,998	660,88

Type - Variância									
H - 5.0									
Instância	Determinístico				Estocástico				Time
	routes	cost	sim cost	sim feas	routes	cost	sim cost	sim feas	
C02	7	1900,59	1800,97	0,979	7	1907,22	1795,46	0,985	1280,87
C05	10	2555,40	2399,81	0,998	10	2570,44	2397,61	0,995	1248,59
C06	6	1566,24	1492,76	0,996	6	1594,20	1486,25	0,994	3087,30
C07	8	2165,51	2005,25	0,984	8	2165,51	2000,87	0,987	1248,50
C08	8	1959,71	1815,45	1	8	1967,69	1804,98	1	1809,36
C09	12	3509,08	3424,30	0,731	12	3539,83	3324,57	0,916	5265,23
C10	9	2228,00	2106,84	0,996	9	2235,15	2086,24	0,995	1072,74

Figura 4.c. Gráfico: Resultados - Variância 5.0

A seguir, serão apresentados as variações obtidas considerando como base os valores determinísticos das instâncias testadas para cada instância e tipo de instância.

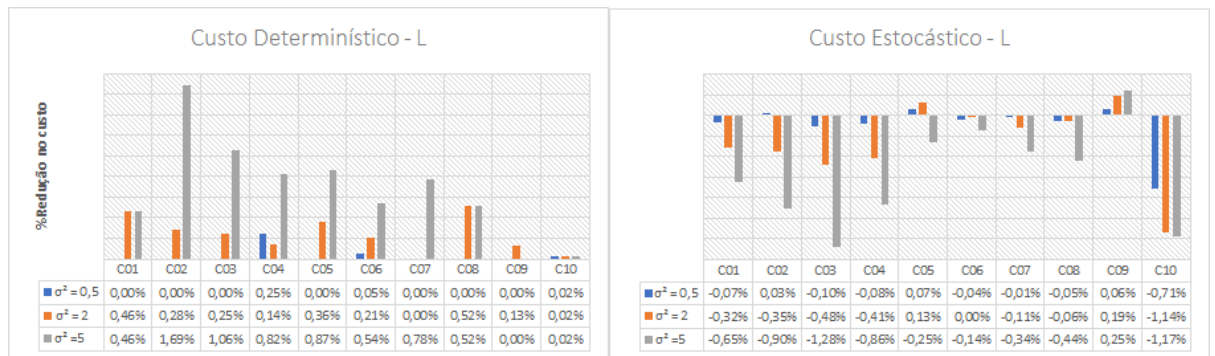


Figura 4.d. Gráfico: Resultados - Custo Determinístico x Estocástico Instância L



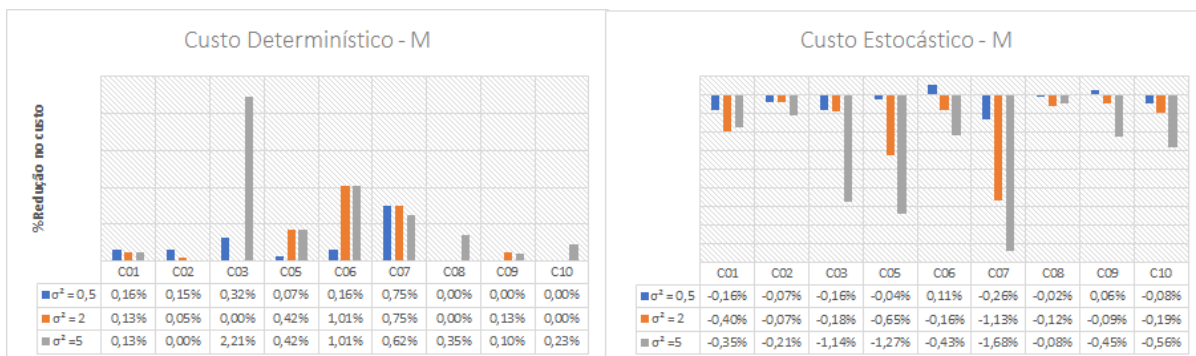


Figura 4.e. Gráfico: Resultados - Custo Determinístico x Estocástico Instância M

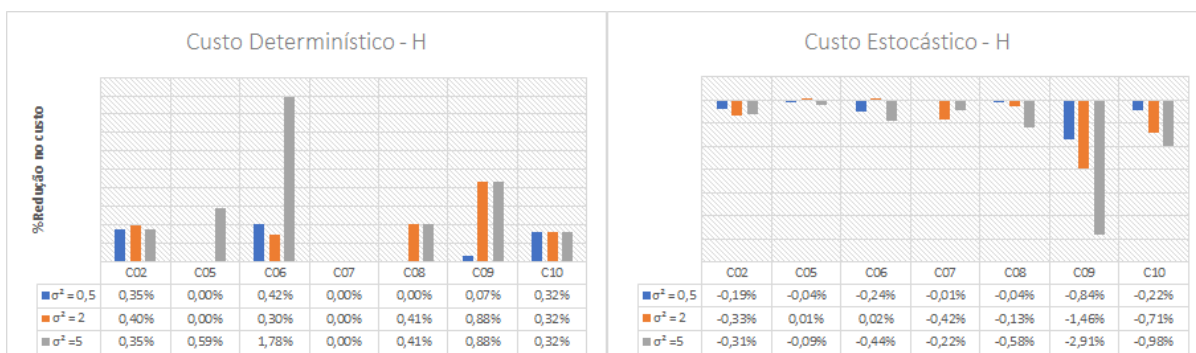


Figura 4.f. Gráfico: Resultados - Custo Determinístico x Estocástico Instância H

Os gráficos anteriormente apresentados evidenciam que a tomada de decisão está diretamente ligada ao tipo de abordagem que o problema está sofrendo. Por exemplo, nos casos onde estão sendo comparados os custos determinísticos da melhor solução determinística e a melhor solução estocástica, podemos verificar que a última mencionada não melhora o custo o que poderia levar em uma definição pouco confiável devido aos parâmetros externos ou problemas do diário que afetariam as variáveis do problema.

Quando verifica-se o custo estocástico da solução determinística e a melhor solução estocástica, resulta que em diversos cenários ou instâncias este último melhorou o custo esperado do problema o que diverge do comentado anteriormente já que está-se adicionando o fator de estocasticidade das variáveis em estudo na avaliação, oferecendo uma maior confiabilidade na tomada de decisão devido a que o problema estará considerando algumas variações devido a fatores exógenos que não seria possível controlar ou predizer com facilidade durante a fase do planejamento.

Assim também, é importante verificar a variabilidade em termos de porcentagem de aceitação que ambas as soluções tiveram. Majoritariamente, os resultados estocásticos conseguiram, ressaltados em cor verde, apresentar soluções com maior taxa de viabilidade em termos das restrições de bateria, carga e tempo.

	L			M			H		
	$\sigma^2 = 0,5$	$\sigma^2 = 2$	$\sigma^2 = 5$	$\sigma^2 = 0,5$	$\sigma^2 = 2$	$\sigma^2 = 5$	$\sigma^2 = 0,5$	$\sigma^2 = 2$	$\sigma^2 = 5$
C01	0,00%	0,00%	0,51%	0,00%	-0,20%	0,00%	-	-	-
C02	0,00%	0,10%	0,20%	0,00%	0,00%	0,61%	0,00%	1,22%	0,61%
C03	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	-0,10%	-	-	-
C04	0,00%	0,10%	0,50%	-	-	-	-	-	-
C05	0,00%	0,10%	0,10%	0,00%	0,00%	0,10%	0,00%	0,10%	-0,30%
C06	0,00%	0,00%	0,10%	0,00%	0,00%	0,10%	0,00%	0,10%	-0,20%
C07	0,00%	0,00%	0,00%	-0,30%	-1,10%	-0,80%	0,00%	0,40%	0,30%
C08	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
C09	0,00%	0,31%	0,63%	-0,10%	5,99%	4,85%	40,37%	28,25%	25,31%
C10	0,00%	0,00%	-0,10%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	-0,20%	-0,10%

Figura 4.g. Gráfico: Resultados - Viabilidade das soluções

Por último, é importante analisar o comportamento das diversas variâncias utilizadas para uma determinada instância. A seguir, a modo de exemplo, os comparativos para as instâncias C02 e C10.



Figura 4.h. Gráfico: Resultados - Instância C02 - Comparativo



Figura 4.i. Gráfico: Resultados - Instância C10 - Comparativo

Os resultados indicam particularidades esperadas, por exemplo, conforme a variância definida para a simulação de Monte Carlo das variáveis em estudo espera-se que o *boxplot* apresente maiores valores outliers e na média ( X no gráfico) a solução estocástica melhore o custo da solução determinística, o que foi apresentado em tabelas anteriores.

## 5. Conclusões

Este trabalho de conclusão de curso apresenta uma nova extensão do problema proposto em Llagas, J. (2022): abordagem de Simulação - Otimização para as variáveis de consumo de bateria e tempos de viagem no E-TDCARP.

Foi proposto uma metodologia que traz os conceitos de *simheuristics* para atingir os objetivos propostos no problema a partir da descoberta das variáveis a serem consideradas quando o problema envolve veículos elétricos por causa da sua importância no processo de descarbonização do planeta.

Na implementação da metodologia, por uma parte, utilizou-se os conceitos de metaheurísticas como ILS e SA, e conceitos de simulação de Monte Carlo. Para avaliar esta proposta no trabalho, foi realizado um experimento computacional para diferentes níveis de variância para a incerteza da variável em estudo.

Os resultados sugerem que a metodologia proposta demonstra que as decisões tomadas

a partir de cenários determinísticos podem diferir do esperado para cenários que são, no mundo real, afetados por algum fator exógeno que não pode ser predito na fase do planejamento das rotas. Por esse motivo, a abordagem estocástica permite obter cenários mais realistas e que reforçam a tomada de decisão baseados em incertezas.

Para trabalhos futuros, pode-se levar em conta maiores avaliações matemáticas que permitam definir uma distribuição de probabilidade mais adequada para as variáveis de estudo e aplicar a abordagem estocástica nas funções que geram as variáveis utilizadas no problema.

Certamente, é necessário avaliar maiores técnicas que permitam obter os parâmetros ótimos do problema para conseguir melhores resultados, isto pode ser realizado a partir de algoritmos de Machine Learning (Basso, R. et al. 2021).

## 6. Bibliografia

- 1 - Abu-Marrul, V., Martinelli, R., Hamacher, S. & Gribkovskaia, I. **Simheuristic algorithm for a stochastic parallel machine scheduling problem with periodic re-planning assessment**. 2022. Annals of Operations Research
- 2 CVRPLIB. **Capacitated Vehicle Routing Problem Library**. <http://vrp.atd-lab.inf.puc-rio.br/index.php/en/>
- 3 - Manuel Chica, Angel A. Juan, Christopher Bayliss, Oscar Cordon and W. David Kelton **Why simheuristics? Benefits, limitations, and best practices when combining metaheuristics with simulation**. DOI: 10.2436/20.8080.02.104, 2020
- 4 - X. A. Martin, J. Panadero, D. Peidro, E. Perez-Bernabeu, and A. A. Juan, **Solving the time capacitated arc routing problem under fuzzy and stochastic travel and service times, Networks**. (2023), 1–18. <https://doi.org/10.1002/net.22159>
- 5 - Reyes-Rubiano, Lorena & Ferone, Daniele & Juan, Angel & Faulin, Javier. (2019). A simheuristic for routing electric vehicles with limited driving ranges and stochastic travel times. SORT (Statistics and Operations Research Transactions). 43. 1-22. 10.2436/20.8080.02.77.
- 6 - L. Reyes-Rubiano, D. Ferone, Angel A. Juan and J. Faulin, **Solving Capacitated Vehicle Routing Problem with Route Optimization using Swarm Intelligence** DOI: 10.2436/20.8080.02.77
- 7 - Nana O. Bonsu, Towards a circular and low-carbon economy: Insights from the transitioning to electric vehicles and net zero economy, Journal of Cleaner Production, Volume 256,2020,120659,ISSN 0959-6526, <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.120659>.
- 8 - Knobloch, F., Hanssen, S., Lam, A. et al. Net emission reductions from electric cars and heat pumps in 59 world regions over time. Nat Sustain 3, 437–447 (2020). <https://doi.org/10.1038/s41893-020-0488-7>
- 9 - Runsen Zhang and Shinichiro Fujimori 2020 Environ. Res. Lett. 15 034019
- 10 - Kenneth Holmberg, Ali Erdemir, The impact of tribology on energy use and CO2 emission globally and in combustion engine and electric cars, Tribology International, Volume 135,2019,Pages 389-396,ISSN 0301-679X, <https://doi.org/10.1016/j.triboint.2019.03.024>.
- 11 - Sara Bellocchi, Kai Klöckner, Michele Manno, Michel Noussan, Michela Vellini, On the role of electric vehicles towards low-carbon energy systems: Italy and Germany in comparison, Applied Energy, Volume 255, 2019, 113848, ISSN 0306-2619,<https://doi.org/10.1016/j.apenergy>.

- 12 - Klaus-Peter Wenz, Xavier Serrano-Guerrero, Antonio Barragán-Escandón, L.G. González, Jean-Michel Clairand, Route prioritization of urban public transportation from conventional to electric buses: A new methodology and a study of case in an intermediate city of Ecuador, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Volume 148, 2021, 111215, ISSN 1364-0321, <https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.111215>.
- 13 - Wu Chen, Xin Sun, Litao Liu, Edgar Hertwich, et.al, Carbon neutrality of China's passenger car sector requires coordinated short-term behavioral changes and long-term technological solutions. (2022) <https://doi.org/10.1016/j.oneear.2022.07.005>
- 14 - Kris Braekers, Katrien Ramaekers, Inneke Van Nieuwenhuysse, The vehicle routing problem: State of the art classification and review, *Computers & Industrial Engineering*, Volume 99, 2016, Pages 300-313, ISSN 0360-8352, <https://doi.org/10.1016/j.cie.2015.12.007>.
- 15 - Sevgi Erdoğan, Elise Miller-Hooks, A Green Vehicle Routing Problem, *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, Volume 48, Issue 1, 2012, Pages 100-114, ISSN 1366-5545, <https://doi.org/10.1016/j.tre.2011.08.001>.
- 16 - Jane Lin, Wei Zhou, Ouri Wolfson, Electric Vehicle Routing Problem, *Transportation Research Procedia*, Volume 12, 2016, Pages 508-521, ISSN 2352-1465, <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2016.02.007>.
- 17 - Shuai Zhang, Yuvraj Gajpal, S.S. Appadoo, M.M.S. Abdulkader, Electric vehicle routing problem with recharging stations for minimizing energy consumption, *International Journal of Production Economics*, Volume 203, 2018, Pages 404-413, ISSN 0925-5273, <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2018.07.016>.
- 18 - Tolga Bektaş, Gilbert Laporte, The Pollution-Routing Problem, *Transportation Research Part B: Methodological*, Volume 45, Issue 8, 2011, Pages 1232-1250, ISSN 0191-2615, <https://doi.org/10.1016/j.trb.2011.02.004>.
- 19 - Tomislav Erdelić, Tonči Carić, "A Survey on the Electric Vehicle Routing Problem: Variants and Solution Approaches", *Journal of Advanced Transportation*, vol. 2019, Article ID 5075671, 48 pages, 2019. <https://doi.org/10.1155/2019/5075671>
- 20 - Mehmet Soysal, Mustafa Çimen, Sedat Belbağ, Pickup and delivery with electric vehicles under stochastic battery depletion, *Computers & Industrial Engineering*, Volume 146, 2020, 106512, ISSN 0360-8352, <https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106512>.
- 21 - Alejandro Montoya, Christelle Guéret, Jorge E. Mendoza, Juan G. Villegas, The electric vehicle routing problem with nonlinear charging function, *Transportation Research Part B: Methodological*, Volume 103, 2017, Pages 87-110, ISSN 0191-2615, <https://doi.org/10.1016/j.trb.2017.02.004>.
- 22 - Rio Aurachman and Dyah Putri Saraswari, Minimizing capacity of Electric Vehicle Battery using Bottleneck Traveling Salesman Problem, 2021 *J. Phys.: Conf. Ser.* 1811 012068
- 23 - Fatemeh Marzbnai, Ahmed Osman and Mohamed S.Hassa, Electric Vehicle Energy Demand Prediction Techniques: An In-Depth and Critical Systematic Review, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3308928
- 24 - Shuohan Liu, Xu Xia, Yue Cao, Qiang Ni, Xu Zhang, Lexi Xu, Reservation-based EV charging recommendation concerning charging urgency policy, *Sustainable Cities and Society*, Volume 74, 2021, 103150, ISSN 2210-6707, <https://doi.org/10.1016/j.scs.2021.103150>.
- 25 - Raphaela Pagany, Luis Ramirez Camargo and Wolfgang Dorner, A review of spatial localization methodologies for the electric vehicle charging infrastructure, *International Journal of Sustainable Transportation*, 13:6, 2019, 433-449, DOI: 10.1080/15568318.2018.1481243
- 26 - Shuai Zhang, Mingzhou Chen, Wenyu Zhang, A novel location-routing problem in electric vehicle transportation with stochastic demands, *Journal of Cleaner Production*, Volume 221, 2019, Pages 567-581, ISSN 0959-6526, <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.02.167>.

- 27 - Ying-Chao Hung, Horace PakHai Lok, George Michailidis, Optimal routing for electric vehicle charging systems with stochastic demand: A heavy traffic approximation approach, *European Journal of Operational Research*, Volume 299, Issue 2, 2022, Pages 526-541, ISSN 0377-2217, <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2021.06.058>.
- 28 - Xianlong Ge, Ziqiang Zhu, Yuanzhi Jin, "Electric Vehicle Routing Problems with Stochastic Demands and Dynamic Remedial Measures", *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2020, Article ID 8795284, 15 pages, 2020. <https://doi.org/10.1155/2020/8795284>
- 29 - Talbi, E.G., 2013. *Hybrid Metaheuristics*, Vol. 166. Springer, Berlin.
- 30 - Talbi, E.G., 2009. *Metaheuristics: From Design to Implementation*, Vol. 74. John Wiley & Sons, Hoboken, NJ.
- 31 - Calvet, L., Benito, S., Juan, A.A. and Prados, F. (2023), On the role of metaheuristic optimization in bioinformatics. *Intl. Trans. in Op. Res.*, 30: 2909-2944. <https://doi.org/10.1111/itor.13164>
- 32 - Grasas, A., Juan, A. & Lourenço, H. SimILS: a simulation-based extension of the iterated local search metaheuristic for stochastic combinatorial optimization. *J Simulation* 10, 69–77 (2016). <https://doi.org/10.1057/jos.2014.25>
- 33 - Glover, F. W., & Kochenberger, G. A. (Eds.). (2006). *Handbook of metaheuristics* (Vol. 57). Springer Science & Business Media.
- 34 - Xin-She Yang, Chapter 4 - Simulated Annealing, Editor(s): Xin-She Yang, *Nature-Inspired Optimization Algorithms*, Elsevier, 2014, Pages 67-75, ISBN 9780124167438, <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-416743-8.00004-X>.
- 35 - De la Torre, R.; Corlu, C.G.; Faulin, J.; Onggo, B.S.; Juan, A.A. Simulation, Optimization, and Machine Learning in Sustainable Transportation Systems: Models and Applications. *Sustainability* 2021, 13, 1551. <https://doi.org/10.3390/su13031551>
- 36 - L.M. Rasdi Rere, Mohamad Ivan Fanany, Aniati Murni Arymurthy, Simulated Annealing Algorithm for Deep Learning, *Procedia Computer Science*, Volume 72, 2015, Pages 137-144, ISSN 1877-0509, <https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.12.114>.
- 37 - Henderson, Darrall & Jacobson, Sheldon & Johnson, Alan. (2006). *The Theory and Practice of Simulated Annealing*. 10.1007/0-306-48056-5\_10.
- 38 - Javier Faulín, Ángel A. Juan, *Simulación de Monte Carlo con Excel* [s.d]
- 39 - Angel A. Juan, Javier Faulin, Scott E. Grasman, Markus Rabe, Gonçalo Figueira, A review of simheuristics: Extending metaheuristics to deal with stochastic combinatorial optimization problems, *Operations Research Perspectives*, Volume 2, 2015, Pages 62-72, ISSN 2214-7160, <https://doi.org/10.1016/j.orp.2015.03.001>.
- 40 - Samuel Pelletier, Ola Jabali, Gilbert Laporte, The electric vehicle routing problem with energy consumption uncertainty, *Transportation Research Part B: Methodological*, Volume 126, 2019, Pages 225-255, ISSN 0191-2615, <https://doi.org/10.1016/j.trb.2019.06.006>.
- 41 - Alex Grasas, Angel A Juan & Helena R Lourenç, SimILS: a simulation-based extension of the iterated local search metaheuristic for stochastic combinatorial optimization, *Journal of Simulation*, 10:1, 69-77, 2016, DOI: 10.1057/jos.2014.25
- 42 - Golden, B. L.; Wong, R. T. Capacitated arc routing problems. *Networks*, Wiley Online Library, v. 11, n. 3, p. 305–315, 1981, <https://doi.org/10.1002/net.3230110308>
- 43 - Organização Nações Unidas (ONU), [O que são as mudanças climáticas? | As Nações Unidas no Brasil](https://brasil.un.org/pt-br/news/2023/04/que-sao-as-mudancas-climaticas), 2023.

- 44 - International Energy Agency (IEA), [Cenário Emissões Líquidas Zero até 2050 \(NZE\) – Modelo Global de Energia e Clima – Análise - IEA](#), 2023.
- 45 - Environmental Protection Agency (EPA), [Proposed Rule: Multi-Pollutant Emissions Standards for Model Years 2027 and Later Light-Duty and Medium-Duty Vehicles | US EPA](#), 2023
- 46 - European Council [‘Fit for 55’: Council adopts regulation on CO2 emissions for new cars and vans - Consilium \(europa.eu\)](#), 2023
- 47 - Associação Brasileira de Veículo Elétrico (ABVE), [Eletrificados: novo recorde no semestre – ABVE](#), 2023
- 48 - Daniel Guimaraes, Oscar Dominguez, Javier Panadero, Angel A. Juan, A simheuristic approach for the two-dimensional vehicle routing problem with stochastic travel times, *Simulation Modelling Practice and Theory*, Volume 89, 2018, Pages 1-14, ISSN 1569-190X, <https://doi.org/10.1016/j.simpat.2018.09.004>.
- 49 - Angel A. Juan, Barry B. Barrios, Eva Vallada, Daniel Riera, Josep Jorba, A simheuristic algorithm for solving the permutation flow shop problem with stochastic processing times, *Simulation Modelling Practice and Theory*, Volume 46, 2014, Pages 101-117, ISSN 1569-190X, <https://doi.org/10.1016/j.simpat.2014.02.005>.
- 50 - ASAMER, J. et al. Sensitivity analysis for energy demand estimation of electric vehicles. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Elsevier, v. 46, p. 182–199, 2016
- 51 - Rafael Basso, Balázs Kulcsár, Ivan Sanchez-Diaz, Electric vehicle routing problem with machine learning for energy prediction, *Transportation Research Part B: Methodological*, Volume 145, 2021, Pages 24-55, ISSN 0191-2615, <https://doi.org/10.1016/j.trb.2020.12.007>
- 52 - Llagas, J. , The Electric Time-Dependent Capacitated Arc Routing Problem, 2022
- 53 – McKinsey, <https://www.mckinsey.com/capabilities/sustainability/our-insights/the-net-zero-challenge-accelerating-decarbonization-worldwide>, 2022
- 54 – ANEEL, <https://www.gov.br/aneel/pt-br/assuntos/veiculos-eletricos>, 2022

