

CATARINA RODRIGUES ERICKSON

**AVALIAÇÃO DO IMPACTO ECONÔMICO E DAS  
EMISSÕES DE GASES DE EFEITO ESTUFA DE  
VEÍCULOS ELÉTRICOS EM UMA OPERAÇÃO  
DE DISTRIBUIÇÃO URBANA**

São Paulo  
2024

**CATARINA RODRIGUES ERICKSON**

**AVALIAÇÃO DO IMPACTO ECONÔMICO E DAS  
EMISSÕES DE GASES DE EFEITO ESTUFA DE  
VEÍCULOS ELÉTRICOS EM UMA OPERAÇÃO  
DE DISTRIBUIÇÃO URBANA**

Trabalho apresentado à Escola Politécnica  
da Universidade de São Paulo para obtenção  
do Título de Engenheiro de Produção.

São Paulo  
2024

**CATARINA RODRIGUES ERICKSON**

**AVALIAÇÃO DO IMPACTO ECONÔMICO E DAS  
EMISSÕES DE GASES DE EFEITO ESTUFA DE  
VEÍCULOS ELÉTRICOS EM UMA OPERAÇÃO  
DE DISTRIBUIÇÃO URBANA**

Trabalho apresentado à Escola Politécnica  
da Universidade de São Paulo para obtenção  
do Título de Engenheiro de Produção.

Área de Concentração:  
Engenharia de Produção

Orientador:  
Prof. Dr. Hugo Tsugunobu Yoshida  
Yoshizaki

São Paulo  
2024

## AGRADECIMENTOS

Ao Prof. Dr. Hugo T. Y. Yoshizaki, que concordou em me orientar e ofereceu todo suporte para realização deste trabalho.

Ao mestre Fabiano Stringher e ao Alexandre Duarte, por todo acompanhamento e revisões essenciais para a construção deste trabalho.

Aos meus pais e meus dois irmãos, pela inspiração máxima e apoio constante durante toda a minha graduação.

Ao meu namorado Adriano e aos amigos que fiz, especialmente, Beatriz, Isabella e Vitor, pelo companheirismo e amizade que fizeram os seis anos de escola uma experiência inesquecível.

Todos vocês tiveram papel fundamental na conclusão deste trabalho e agradeço imensamente por isso.

## RESUMO

Este trabalho analisa o impacto econômico e ambiental da adoção de caminhões elétricos a bateria em operações de distribuição urbana no Brasil, tomando como referência dados reais de uma empresa do setor de alimentos e bebidas na região metropolitana de São Paulo. O estudo usa um modelo de dimensionamento de frota e calcula os custos e emissões de gases de efeito estufa (GEE) na fase de operação para comparar frotas de caminhões elétricos e a diesel, considerando diferentes cenários operacionais e políticas públicas de incentivo, como a isenção de rodízio municipal e remuneração por créditos de carbono. A análise revelou que, embora os caminhões elétricos apresentem uma redução significativa nas emissões de GEE, com até 91,7% menos emissões em comparação aos veículos a diesel no escopo avaliado, a competitividade econômica ainda é limitada principalmente pelo alto custo de aquisição, de modo que os custos totais da frota elétrica foram de 12,4% a 26,3% maiores do que a frota a diesel. Nesse contexto, o aumento da produtividade da frota elétrica, por meio de mais turnos ou rotas diárias, mostrou-se crucial para reduzir essa disparidade de custos e explorar plenamente os benefícios econômicos e socioambientais de uma logística urbana mais sustentável.

**Palavras-Chave** – Caminhões elétricos, distribuição urbana, comparação de custos, dimensionamento de frota, sustentabilidade, logística.

## ABSTRACT

This study analyzes the economic and environmental impact of adopting battery-electric trucks in urban distribution operations in Brazil, using real data from a company in the food and beverage sector in the São Paulo metropolitan region as a reference. The study uses a fleet sizing model and calculates the costs and greenhouse gas (GHG) emissions in the use phase to compare fleets of electric and diesel trucks, considering different operating scenarios and public incentive policies, such as exemption from municipal driving restrictions and remuneration for carbon credits. The analysis revealed that although electric trucks show a significant reduction in GHG emissions, with up to 91.7% fewer emissions compared to diesel vehicles in the scope evaluated, economic competitiveness remains primarily constrained by high acquisition costs, resulting in total fleet costs that were 12.4% to 26.3% higher than diesel fleets. Therefore, increasing the productivity of the electric fleet, through more shifts or daily routes, proved crucial to reducing this cost disparity and fully exploiting the economic and socio-environmental benefits of more sustainable urban logistics.

**Keywords** – Electric trucks, urban distribution, cost comparison, fleet sizing, sustainability, logistics.

# LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Participação de fontes energéticas em transportes no Brasil (EPE, 2023b)	14
Figura 2 – Emissões de carbono por química da bateria no Cenário de Promessas Anunciadas em 2023 e 2035 (IEA, 2024)	16
Figura 3 – Volkswagen e-Delivery 14 (VOLKSWAGEN, 2023)	19
Figura 4 – Volkswagen Delivery 13.180 (VOLKSWAGEN, 2021)	20
Figura 5 – Abordagens para LCA de veículos (Ricardo Strategic Consulting, 2022)	31
Figura 6 – Valor histórico do Crédito Carbono Futuros em euros (Investing.com, 2024)	36
Figura 7 – Estrutura metodológica	38
Figura 8 – Trechos identificados nas rotas de distribuição física	40
Figura 9 – Regressão linear da energia consumida em função da distância percorrida no trecho 1	43
Figura 10 – Distribuição dos resíduos e valores ajustados da regressão linear no trecho 1.	43
Figura 11 – Regressão linear da energia consumida no trecho 2	44
Figura 12 – Distribuição dos resíduos e valores ajustados da regressão linear no trecho 2	44
Figura 13 – Regressão linear da energia consumida em função da distância percorrida no trecho 3	46
Figura 14 – Distribuição dos resíduos e valores ajustados da regressão linear no trecho 3.	46
Figura 15 – Desvalorização dos caminhões ao longo da vida útil	55
Figura 16 – Custos totais da frota por cenário simulado (mil reais por mês)	65
Figura 17 – Emissões de GEE da frota (ton CO <sub>2</sub> -eq por mês)	66
Figura 18 – Custo variável da frota por tipo de caminhão (mil reais por mês)	68

Figura 19 – Custo fixo da frota por tipo de caminhão e cenário (mil reais por mês) . . . . .	68
Figura 20 – Diferença de custo entre frotas de acordo com o valor de aquisição do BEV . . . . .	70
Figura 21 – Diferença de custo entre frotas de acordo com a distância diária percorrida pelo caminhão . . . . .	71
Figura 22 – Diferença de custo entre frotas de acordo com o preço do diesel . . . . .	72
Figura 23 – Diferença de custo entre frotas de acordo com o custo de energia elétrica	73
Figura 24 – Produtividade do caminhão de acordo com a carga média por entrega . . . . .	74
Figura 25 – Diferença de custo entre frotas de acordo com a carga média por entrega	74
Figura 26 – Diferença de custo entre frotas de acordo com o valor do crédito de carbono . . . . .	75
Figura 27 – Distribuição da distância total percorrida por rota . . . . .	77
Figura 28 – Distribuição da distância percorrida no trecho 1 . . . . .	93
Figura 29 – Distribuição da distância percorrida no trecho 3 . . . . .	94
Figura 30 – Distribuição da distância percorrida entre paradas . . . . .	94
Figura 31 – Distribuição da velocidade média no trecho 1 . . . . .	95
Figura 32 – Distribuição da velocidade média no trecho 3 . . . . .	95
Figura 33 – Distribuição da velocidade média entre paradas . . . . .	96
Figura 34 – Distribuição do tempo médio de parada . . . . .	96
Figura 35 – Distribuição da carga por entrega . . . . .	97
Figura 36 – Distribuição da demanda de entregas por dia . . . . .	97
Figura 37 – Distribuição da lotação dos caminhões . . . . .	98

## LISTA DE TABELAS

1	Características do e-Delivery 14 e Delivery 13.180 (VOLKSWAGEN, 2021, 2023) . . . . .	20
2	Custo de transporte segmentado segundo Alvarenga e Novaes (2000) . . . . .	26
3	Coeficientes estimados da regressão linear de energia consumida no trecho 1	42
4	Coeficientes estimados da regressão linear de energia consumida no trecho 2	44
5	Coeficientes estimados da regressão linear de energia consumida no trecho 3	45
6	Parâmetros para cálculo da produtividade dos veículos e do dimensionamento da frota . . . . .	51
7	Custos fixos dos caminhões ao mês . . . . .	52
8	Custo de aquisição dos caminhões em agosto de 2024 . . . . .	53
9	Preços médios dos veículos (Fipe, 2024) . . . . .	54
10	Taxas calculadas de desvalorização durante vida útil . . . . .	54
11	Encargos sociais das empresas de transporte (NTC&Logística, 2024) . . . . .	56
12	Custos variáveis dos caminhões em R\$.km <sup>-1</sup> . . . . .	57
13	Fatores de emissão de CO <sub>2</sub> -eq no escopo 2 . . . . .	62
14	Produtividade do caminhão (entregas por dia) . . . . .	65
15	Custos totais da frota por cenário (R\$ por mês) . . . . .	66
16	Custo por entrega em cada cenário . . . . .	67
17	Diferença de custo mensal da frota de BEVs em relação a de ICEVs . . . . .	67
18	Valor de aquisição do BEV no ponto de equilíbrio dos custos totais da frota	69
19	Distância diária percorrida no ponto de equilíbrio dos custos totais da frota	71
20	Preço do diesel no ponto de equilíbrio dos custos totais da frota . . . . .	72
21	Valor do crédito de carbono no ponto de equilíbrio dos custos totais da frota	75

22	Diferença de custo mensal da frota de BEVs em relação a de ICEVs, com 2 turnos para BEVs . . . . .	76
23	Diferença de custo mensal da frota de BEVs em relação a de ICEVs, com 2 turnos em ambas . . . . .	76
24	Diferença de custo mensal da frota de BEVs em relação a de ICEVs, com 3 e 2 turnos respectivamente . . . . .	77

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

- BEV** Veículo Elétrico a Bateria (*Battery Electric Vehicle*). , 14, 15, 17–19, 23–25, 27, 30, 32, 33, 37, 41, 47, 49–52, 54, 57, 58, 60, 62, 64, 65, 67, 69–71, 73–80
- FCEV** Veículo Elétrico a Célula de Combustível (*Total Cost of Ownership*). 24
- GEE** Gases de Efeito Estufa. , 13–16, 19–22, 31–33, 35, 37, 65, 66, 78
- ICEV** Veículo de Motor a Combustão Interna (*Internal Combustion Engine Vehicle*). , 14, 15, 20, 23, 24, 27, 33, 41, 49–52, 54, 57, 59, 60, 62, 64, 65, 67, 68, 70, 73, 74, 76, 77, 79
- TCO** Custo Total de Propriedade. 24

# SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>Introdução</b>	<b>13</b>
1.1	Motivação . . . . .	13
1.1.1	Questão Ambiental . . . . .	13
1.1.2	Principais Barreiras e Oportunidades . . . . .	17
1.2	Entendimento da operação . . . . .	18
1.3	Objetivo . . . . .	20
1.4	Organização do Trabalho . . . . .	21
<b>2</b>	<b>Revisão da Literatura</b>	<b>22</b>
2.1	Métodos de custeio . . . . .	22
2.1.1	Custo total de propriedade . . . . .	23
2.1.2	Custos de transporte . . . . .	25
2.2	Dimensionamento e produtividade de frota . . . . .	28
2.3	Métodos para estimativa de emissão de GEE . . . . .	30
2.4	Mercado de crédito de carbono . . . . .	33
2.5	Considerações Finais . . . . .	36
<b>3</b>	<b>Materiais e Métodos</b>	<b>38</b>
3.1	Coleta de dados . . . . .	39
3.1.1	Dados de rotas dos caminhões elétricos . . . . .	39
3.1.2	Dados de rotas dos caminhões a diesel . . . . .	40
3.1.3	Dados de temperatura diária . . . . .	40
3.2	Cenários considerados . . . . .	40
3.3	Estimativa do consumo de energia . . . . .	41

3.3.1	Coeficientes de consumo no trecho 1	42
3.3.2	Coeficiente de consumo no trecho 2	43
3.3.3	Coeficientes de consumo no trecho 3	45
3.4	Cálculo de produtividade e dimensionamento de frota	46
3.4.1	Dados do veículo e parâmetros operacionais utilizados	49
3.5	Custos da frota	52
3.5.1	Custos fixos	52
3.5.1.1	Depreciação e Remuneração de capital	53
3.5.1.2	Motorista e encargos sociais	55
3.5.1.3	Taxas e impostos	56
3.5.1.4	Cobertura de risco	56
3.5.2	Custos variáveis	57
3.5.2.1	Combustível	57
3.5.2.2	Energia elétrica	58
3.5.2.3	Pneus	58
3.5.2.4	Manutenção	59
3.5.2.5	Arla 32 e Lubrificantes	60
3.5.2.6	Lavagens	61
3.6	Estimativa de emissões de GEE	62
3.6.1	Geração de créditos de carbono	62
<b>4</b>	<b>Resultados e discussão</b>	<b>64</b>
4.1	Comparação de cenários	64
4.2	Análises de sensibilidade	69
4.3	Estratégias para eletrificação das frotas	75
<b>5</b>	<b>Conclusões e Próximos desenvolvimentos</b>	<b>78</b>
5.1	Conclusão	78

5.2 Próximos Desenvolvimentos . . . . .	80
<b>Referências</b>	<b>81</b>
<b>Apêndice A – Códigos utilizados</b>	<b>89</b>
A.1 Método stepwise . . . . .	89
A.2 Cálculo dos parâmetros operacionais . . . . .	90
<b>Apêndice B – Dados operacionais</b>	<b>93</b>
B.0.1 Distribuições dos parâmetros operacionais . . . . .	93

# 1 INTRODUÇÃO

O presente trabalho de formatura consiste em uma avaliação do impacto ambiental e econômico de caminhões elétricos a bateria para operações de distribuição urbana no Brasil, tomando como referência os dados de uma empresa do ramo de alimentos e bebidas. Neste capítulo serão apresentados as motivações e objetivos do estudo, além da definição da estrutura e organização do trabalho.

## 1.1 Motivação

### 1.1.1 Questão Ambiental

Em reação ao crescente reconhecimento das mudanças climáticas causadas por atividades humanas nas últimas décadas, a política internacional foi orientada para a diminuição das emissões dos gases de efeito estufa (GEE). Em 2023, durante a 78.<sup>a</sup> Assembleia Geral da Organização das Nações Unidas, o Brasil ampliou o compromisso de redução de emissões de GEE para 48% até 2025 e 53% até 2030 (Agência Gov, 2023). O setor de transportes de passageiros e de cargas foi líder do país em termos de consumo de energia em 2022, acumulando 33% do total consumido e 49,7% do total de emissões em CO<sub>2</sub>-eq associadas à matriz energética brasileira (EPE, 2023b).

Mundialmente, 95% de todo o consumo de energia no setor de transportes provém de combustíveis fósseis, principalmente gasolina e diesel, enquanto uma pequena parte restante é fornecida por biocombustíveis líquidos e eletricidade (USEPA, 2022). No Brasil, os biocombustíveis têm uma participação mais significativa, totalizando 21,5% das fontes energéticas de transportes no Brasil, como ilustra a Figura 1 (EPE, 2023b).

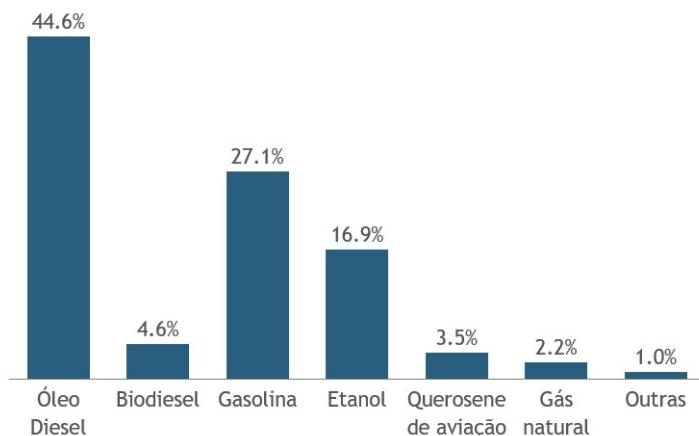


Figura 1 – Participação de fontes energéticas em transportes no Brasil (EPE, 2023b)

Especificamente, o mercado de veículos a passeio é dominado pelos veículos com motor a combustão interna flex-fuel, que podem consumir tanto gasolina quanto etanol hidratado. Este último, já representa 36.7% do consumo energético do transporte rodoviário individual (EPE, 2023a). Em contrapartida, a frota do transporte rodoviário de cargas é majoritariamente composta por veículos a diesel, que totalizaram 99,48% dos caminhões licenciados em 2023 (ANFAVEA, 2024).

Segundo Armaroli e Balzani (2011), apesar da importância histórica do uso de combustíveis fósseis para o desenvolvimento econômico e social, o seu legado ambiental representa um problema dramático que engloba a alteração do ciclo do carbono, as mudanças climáticas antropogênicas, degradação de terra e água, além da poluição do ar e efeitos nocivos à saúde humana. Uma análise feita no estado de São Paulo por Leite, Debone e Miraglia (2020) mostrou uma correlação positiva e significativa entre emissões de dióxido de carbono e as taxas de mortalidade por doenças cardiovasculares e respiratórias.

Em resposta à urgência global de mitigar os impactos da poluição derivada do uso intensivo de combustíveis fósseis no setor de transportes, tem-se investido significativamente em tecnologias voltadas para a redução das emissões de GEE. Neste contexto, a eletrificação de frotas emerge como uma estratégia promissora. Uma das principais vantagens é que os veículos elétricos a bateria (BEVs) apresentam uma eficiência energética substancialmente superior, variando entre 60-80%, em comparação com os 20-35% observados nos veículos a combustão interna (ICEVs), conforme indicado por Cerdas et al. (2018).

Porém, para que essa maior eficiência se traduza em uma redução da emissão de GEE, a composição da matriz energética utilizada na recarga das baterias é um fator

fundamental. Feliciano, Rovai e Mady (2023), por exemplo, concluíram que os VEs na matriz energética europeia produzem mais GEE do que os ICEVs movidos a etanol no Brasil. Segundo Canals Casals et al. (2016), países como Alemanha e Reino Unido, que ainda estão trabalhando para descarbonizar suas usinas de energia, não conseguem oferecer reduções imediatas nas emissões de gases de efeito estufa pela substituição de carros convencionais por veículos elétricos.

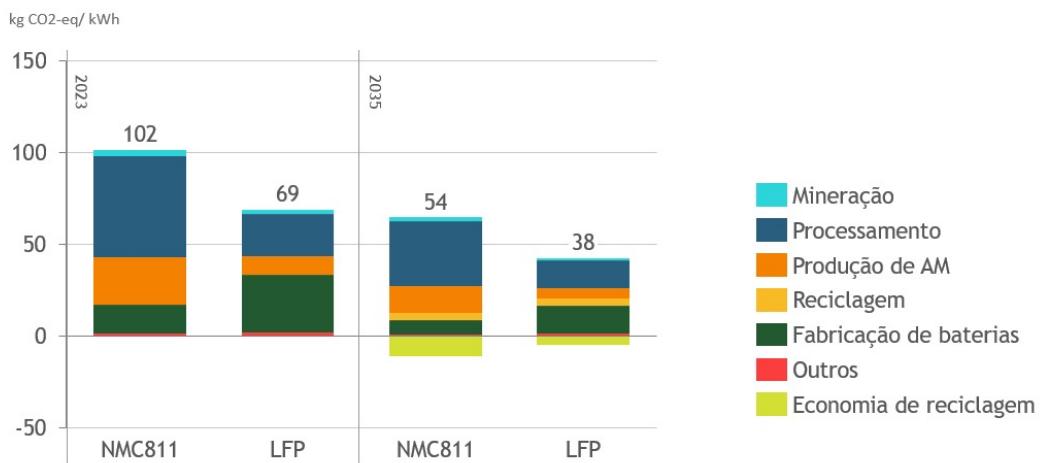
Nesse sentido, a composição da matriz elétrica no Brasil pode contribuir no desenvolvimento de um ambiente propício para ampla adoção de BEVs. Em 2022, 61,9% da oferta interna de energia elétrica foi de fonte hidráulica, além de 11,8% e 4,4% de geração eólica e solar, respectivamente (EPE, 2023b). Souza et al. (2018) realizaram uma avaliação do ciclo de vida de veículos leves de passeio em diferentes cenários do contexto brasileiro de consumo de combustíveis e energia e concluíram que BEVs apresentam menor impacto ambiental no geral.

No que diz respeito a transporte rodoviário de cargas, Sen, Ercan e Tatari (2017) empregaram um método híbrido de avaliação do ciclo de vida para analisar e comparar caminhões pesados nos Estados Unidos, constatando uma redução de até 63% nas emissões para caminhões a bateria elétrica, dada a utilização de fontes de energia renovável. Já no contexto de distribuição urbana em uma grande cidade, Lee, Thomas e Brown (2013) observaram que em situações de paradas frequentes e baixa velocidade média os caminhões elétricos emitem de 42 a 61% menos GEE e consomem de 32 a 54% menos energia do que os caminhões a diesel, a depender da eficiência do veículo.

Outra preocupação em relação às vantagens ambientais da adoção de BEVs diz respeito ao ciclo de vida das baterias. Segundo Farzaneh e Jung (2023), para mais de 100,000 km percorridos, as matérias-primas usadas para produzir uma bateria contribuem para 50% das emissões durante a vida útil do carro. Souza et al. (2018) também mostram que, apesar do menor impacto ambiental dos BEVs no geral, os veículos que usam baterias de íons de lítio têm os maiores impactos em relação a toxicidade humana em comparação à ICEVs.

Assim, são necessários esforços para descarbonizar a fabricação de baterias e o processamento de minerais essenciais. Como ilustrado na Figura 2, no Cenário de Promessas Anunciadas, que assume a implementação completa e pontual dos compromissos e metas nacionais anunciados até agosto de 2023, as emissões do ciclo de vida das baterias devem diminuir cerca de 35% até 2035, impulsionadas por uma maior densidade energética, descarbonização das redes elétricas e reciclagem de 20% do material do cátodo ativo (IEA,

2024).



Notas: LFP = fosfato de ferro-lítio; NMC811 = óxido de níquel-manganês-cobalto-lítio; AM = material ativo, incluindo tanto o cátodo quanto o ânodo (grafite).

Figura 2 – Emissões de carbono por química da bateria no Cenário de Promessas Anunciadas em 2023 e 2035 (IEA, 2024)

Além da estratégia de eletrificação dos veículos, há outras alternativas para redução na emissão de GEE. Mera et al. (2023) afirmam que as emissões da frota a passeio poderiam ser reduzidas em 31% caso todos os veículos flex-fuel utilizassem apenas etanol. Segundo Poggio et al. (2024), uma estratégia focada em biocombustíveis apresenta menor custo para atingir emissões líquidas zero até 2050 no caso brasileiro, em razão do uso de bioenergia com captura e armazenamento de carbono, o que pode retardar a eliminação gradual dos combustíveis fósseis no país.

Outra possibilidade são também os caminhões elétricos com células de combustível, capazes de produzir sua própria energia elétrica para o motor utilizando hidrogênio. No Brasil, há iniciativas voltadas para o desenvolvimento de veículos com células de combustível que utilizam etanol, aproveitando assim a alta capacidade produtiva e a extensa rede de distribuição deste biocombustível no país (UNICAMP, 2019). Além diso, o Centro de Pesquisa para Inovação em Gases de Efeito Estufa (RCGI) da Universidade de São Paulo (USP) inaugurou este ano a primeira planta mundial de conversão de hidrogênio a partir do etanol, produzindo combustível para o abastecimento de três ônibus híbridos urbanos que circularão pelo campus da universidade (FAPESP - Pesquisa para Inovação, 2024).

### 1.1.2 Principais Barreiras e Oportunidades

As vendas de carros elétricos em 2024 pode alcançar cerca de 17 milhões de unidades, representando mais de um quinto dos carros vendidos globalmente. Neste mesmo ano, espera-se que a participação de mercado desses veículos atinja cerca de 45% na China, 25% na Europa e mais de 11% nos Estados Unidos, impulsionada pela competição entre os fabricantes, pela diminuição dos custos de baterias e veículos, bem como pelo suporte constante de políticas governamentais (IEA, 2024).

No Brasil, a participação de BEVs no total de veículos licenciados ainda é relativamente baixa, representando 0,588% e 0,351% de comerciais leves e caminhões, respectivamente, em 2023 (ANFAVEA, 2024). Segundo Blas (2023), até 2040 o Brasil deverá ter 11 milhões de BEVs, volume que vai representar 55% das vendas de novos veículos, 20% de todo parque instalado e uma receita anual de US\$ 65 bilhões.

Em países onde a transição da frota de veículos movidos a combustão para veículos elétricos vem ocorrendo com sucesso, como Suécia, Noruega, Alemanha, há uma média de 35% de utilização de caminhões elétricos para transporte rodoviário de carga (SILVA; PIZZOLATO, 2022). No Brasil, contudo, Silva e Pizzolato (2022) afirmam que a introdução de BEVs no setor de transporte de carga apresenta uma série de desafios: desenvolvimento de infraestrutura, altos custos de aquisição, a baixa autonomia, tempo elevado de recarga, além do mercado de segunda mão ainda incipiente para as baterias e seus demais componentes.

No que diz respeito aos altos custos de aquisição de BEVs, se destaca o custo das baterias: apesar de uma queda de custos de 89% de 2010 a 2020, elas ainda representam de 25-30% dos custos de um BEV, sendo um dos componentes mais caros (BHARDWAJ; MOSTOFI, 2022). No Brasil, um dos caminhões do segmento médio mais vendido até abril de 2024 foi o Volkswagen 11-180 Delivery 4x2 2p (diesel)(E6) com peso bruto total (PBT) de 10.7 toneladas e preço médio de R\$ 433.677,00, ao passo que o BEV Volkswagen E-Delivery 11 4X2 2p (3 packs) com PBT de 11.4 toneladas custa R\$ 937.750,00 (FIBE, 2024; FENABRAVE, 2024).

Contudo, um dos grandes diferenciais dos veículos elétricos são os baixos custos variáveis em relação a veículos a combustão (BHARDWAJ; MOSTOFI, 2022; LYU; PONS; ZHANG, 2023a). Nesse cenário, a competitividade de caminhões elétricos é fortemente influenciada pela produtividade da frota e maximização de quilômetros rodados. Um dos grandes entraves para isso é a baixa autonomia dos BEVs e ineficiências de sua operação, como alto tempo de recarga e infraestrutura disponível, que no Brasil ainda é

escassa (PNME, 2022). Em comparação à densidade energética do diesel, de cerca de 42 MJ/kg (SILVA et al., 2012), por exemplo, as baterias dos BEVs armazenam entre 100 e 265 Wh/kg (DENG et al., 2020), que equivalem a 0,36-0,95 MJ/kg.

De acordo com Naumanen et al. (2019), sem rigorosas regulamentações de emissões para as montadoras e frotas privadas, é improvável que aconteça uma transição significativa para a mobilidade elétrica. No Brasil, já existem algumas políticas de incentivo à adoção de BEVs, como o Proconve (Programa de Controle da Poluição do Ar por Veículos Automotores) no estado de São Paulo (CETESB, 2024). Esse programa, implementado em diferentes fases, aumenta a atratividade econômica dos veículos elétricos ao impor limites mais rigorosos sobre os gases emitidos no transporte. Adicionalmente, a lei municipal nº 15.997, de 27 de maio de 2014, estabelece que veículos elétricos, movidos a hidrogênio e híbridos estão isentos das restrições do Rodízio Municipal de Veículos na cidade de São Paulo, proporcionando mais um incentivo para a adoção desses veículos.

## 1.2 Entendimento da operação

Este trabalho de formatura foi realizado em uma empresa do setor de alimentos e bebidas. O Centro de Distribuição (CD) utilizado para análise fica localizado na área norte da Grande São Paulo e realiza entregas B2B nessa região metropolitana. Atualmente, a frota total do CD conta com 159 caminhões, dos quais 42 são caminhões elétricos do modelo Volkswagen e-Delivery 14 (Figura 3) na versão de 3 packs de bateria, que correspondem a 105 kWh com autonomia nominal de 110km. A frota é dedicada, isto é, a empresa contrata uma transportadora para atender exclusivamente a demanda deste CD. Ao longo de 2024, foram realizadas 4 entrevistas com supervisores de operação em CDs espalhados no Brasil e com a gerente de compras responsável pela relação com as transportadoras.



Figura 3 – Volkswagen e-Delivery 14 (VOLKSWAGEN, 2023)

A adoção de BEVs nas rotas de distribuição urbana da empresa faz parte de uma série de iniciativas para redução de emissões de GEE, com um plano detalhado para atingirem a meta de neutralidade de carbono até 2040. Outras iniciativas desse planejamento incluem: melhoria de performance da frota, diversidade de modais de transporte (hidroviário, ferroviário), revisão da localização dos CDs e otimização do mix de carga dos caminhões.

Os motoristas do CD analisado operam em um único turno de 8 horas de segunda a sábado e, via de regra, os caminhões são carregados pela manhã. Para a operação dos BEVs, os caminhões tem as baterias carregadas durante a noite e antes da saída é feito um *checklist* detalhado para garantir a conformidade das condições do veículo e a carga completa da bateria.

Para o propósito da comparação de custos de frota, o veículo análogo ao Volkswagen e-Delivery 14 escolhido foi o Volkswagen Delivery 13.180 (Figura 4), apesar de este não ser o modelo do caminhão a diesel usado atualmente na operação do CD. A seleção deste veículo para comparação se deve ao fato de ser da mesma linha de caminhões para distribuição urbana da Volkswagen e possuir características semelhantes ao BEV em questão, como mostra a Tabela 1. Assim, a comparação é válida, uma vez que os veículos são concorrentes diretos para aplicações em distribuição urbana.



Figura 4 – Volkswagen Delivery 13.180 (VOLKSWAGEN, 2021)

Tabela 1 – Características do e-Delivery 14 e Delivery 13.180 (VOLKSWAGEN, 2021, 2023)

Características	e-Delivery 14	Delivery 13.180
Peso bruto total (kg)	14.500	13.200
Carga útil + carroceria (kg)	9190	9.200
Tração	6x2	6x2

### 1.3 Objetivo

Este trabalho tem como objetivo desenvolver e aplicar um modelo de custos e de emissões de GEE associadas a operações logísticas, comparando frotas de caminhões elétricos a bateria e frotas de caminhões a diesel no contexto de distribuição urbana. Essa comparação deverá compreender diferentes cenários de dimensionamento de frota e incentivos aos veículos elétricos, variando aplicação de restrições de rodízio para a frota de ICEVs e de compensação por créditos de carbono. Os dados a serem utilizados terão como referência as operações de distribuição física de uma indústria nacional de alimentos e bebidas no Estado de São Paulo. De modo enumerado, este trabalho visa:

1. Elaborar um modelo de custos e emissões de GEE considerando produtividade da frota de caminhões, consumo de energia e custos iniciais, fixos e variáveis associados a operação logística
2. Aplicação em diferentes cenários de distribuição urbana com frotas de caminhões elétricos a bateria e de caminhões de combustão interna

3. Análise dos resultados e impacto ambiental em emissões de GEE nos diferentes cenários de aplicação e suas limitações
4. Análise de sensibilidade para identificar principais fatores que afetam a competitividade das frotas elétricas bem como seus pontos de equilíbrio

## 1.4 Organização do Trabalho

Este trabalho começa com uma introdução com as motivações para realização do estudo em questão, abordando o aspecto ambiental, as principais barreiras e oportunidades e a relevância de análises de custo para ampla adoção de veículos elétricos em transporte de carga.

Em seguida, é feita a revisão da literatura, enfatizando as principais referências sobre o custo total de frotas de caminhões, otimização de escalas de carregamento, estimativa de emissões de GEE e de consumo de energia.

Prossegue-se, então, com a descrição do materiais e métodos utilizados. Define-se a formulação matemática dos modelos adotados e detalha-se a coleta de dados para os cenários de aplicação.

Na seção seguinte, discute-se os resultados obtidos e realiza-se uma análise de sensibilidade dos principais parâmetros de competitividade e seus respectivos pontos de equilíbrio.

Por fim, o capítulo de conclusão sumariza os principais aprendizados e pontua possíveis próximos desenvolvimentos.

## 2 REVISÃO DA LITERATURA

Neste capítulo, apresenta-se uma revisão da literatura focada nos temas de métodos de custeio para transportes, dimensionamento de frota, estimativa de emissões de GEE e também perspectivas do mercado de crédito de carbono.

### 2.1 Métodos de custeio

Segundo Costa, Ferreira e Júnior (2010), um custo pode ser definido genericamente como um sacrifício a ser feito quando se produz ou se adquire algo, o que no sentido financeiro é traduzido monetariamente. Um método de custeio é uma estrutura sistemática utilizada para determinar o custo de produção de bens ou serviços, seguindo diretrizes que podem variar de acordo com a natureza e a complexidade das operações de uma empresa. Um método de custeio envolve a seleção de características essenciais, como a natureza do custo (real, padrão, direto, por absorção, fabril ou total), elementos secundários relacionados à estrutura do sistema, como a forma de apropriação dos custos e os centros de responsabilidade, os critérios de avaliação e apropriação e, por fim, os procedimentos práticos de cálculo, seja por meio de rotinas manuais ou sistemas eletrônicos, que permitem a apuração de custos (COSTA; FERREIRA; JÚNIOR, 2010).

O custeio padrão é um método que utiliza valores pré-determinados para estimar os custos de produção, baseando-se em coeficientes técnicos, como tempos de mão-de-obra e uso de materiais, estabelecidos por meio de estudos de tempos e métodos. Esses padrões servem como referência para avaliar o desempenho produtivo, comparando os custos reais com os custos padrões e identificando variações, que indicam ineficiências ou desvios no processo produtivo. Esse método é amplamente utilizado em indústrias com grande variedade de produtos, sendo essencial para o planejamento orçamentário e controle de custos (COSTA; FERREIRA; JÚNIOR, 2010).

O custeio por absorção é um dos métodos mais tradicionais de custeio. Nele, todos os custos de produção — tanto fixos quanto variáveis — são alocados aos produtos ou

serviços finais. Em outras palavras, todo custo incorrido para fabricar ou fornecer um produto é “absorvido” por ele. Isso inclui não apenas custos diretos (como matéria-prima e mão de obra direta), mas também os custos indiretos de fabricação, como depreciação, salários administrativos e aluguel da fábrica (MARTINS, 2010).

Já o custeio direto ou variável é um método no qual apenas os custos variáveis (aqueles que variam com o nível de produção, como matéria-prima e energia) são atribuídos aos produtos. Os custos fixos, como aluguel e salários administrativos, são tratados como despesas do período em que ocorrem, não sendo alocados diretamente aos produtos (MARTINS, 2010). Este método é particularmente útil para a tomada de decisões de curto prazo, como a definição de preços ou análise de rentabilidade.

O custeio por atividades (ABC), por sua vez, é uma metodologia de custeio que aloca os custos indiretos (ou custos gerais) aos produtos com base nas atividades que consomem esses recursos. A principal diferença entre o ABC e outros métodos é que o ABC identifica as atividades realizadas dentro da organização e os recursos consumidos por essas atividades, atribuindo esses custos com base no consumo real de cada produto ou serviço (MARTINS, 2010).

### 2.1.1 Custo total de propriedade

O conceito de Custo Total de Propriedade (TCO, *Total Cost of Ownership*) tem sido amplamente discutido na literatura acadêmica e corporativa, especialmente em contextos que envolvem a avaliação de investimentos em bens de capital, como veículos. O TCO é uma metodologia de avaliação de custos que considera o custo total de possuir e operar um ativo ao longo de todo o seu ciclo de vida. Assim, não apenas o preço da compra, mas também todos custos associados com a aquisição, uso e manutenção durante o ciclo de vida de um ativo são considerados na sua avaliação (ELLRAM, 1995).

Para veículos, essa análise inclui despesas de capital (Capex, *Capital Expenditure*), como preço de compra e revenda do veículo, bem como despesas operacionais (Opex, *Operations Expenditure*), como combustível ou energia, impostos, pneus, manutenção e reparo. Especialmente para comparação entre e ICEVs e BEVs, avaliar todo o ciclo de vida é importante, uma vez que estes últimos têm custos de aquisição relativamente elevados, mas pode ter despesas operacionais mais baixas (REDELBACH; PROPFE; FRIEDRICH, 2012). Nesse contexto, o TCO por km é calculado pela equação 2.1, como propõe Wang et al. (2024):

$$TCO/\text{km} = \frac{\left( CAPEX - \frac{VR}{(1+j)^N} \right) \cdot \frac{j(1+j)^N}{(1+j)^{N-1}} + \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{OPEX(n) \cdot (1+i)^n}{(1+j)^n}}{DAP} \quad (2.1)$$

Onde:

- $n$  Ano de operação;
- $N$  Vida útil do veículo;
- $VR$  Valor residual do veículo ao fim da vida útil;
- $i$  Taxa de inflação;
- $j$  Taxa de juros ou de oportunidade;
- $DAP$  Distância anual percorrida pelo veículo;
- $\frac{j(1+j)^N}{(1+j)^{N-1}}$  Fator de recuperação de capital;

No contexto de carros de passageiros na França, Desreveaux et al. (2020) realiza uma comparação entre veículos elétricos e a diesel em termos de TCO a partir de testes de direção reais, e não apenas ciclos de direção padrão, mostrando que o uso de ciclos de condução realistas diminui o TCO dos veículos elétricos e aumenta o dos veículos a diesel. Conclui-se que, ao longo de um período de 5 anos, o TCO dos veículos elétricos pode ser mais baixo do que o dos veículos a diesel, com a análise de sensibilidade mostrando que incentivos fiscais e o valor residual do veículo são fatores cruciais para a competitividade dos veículos elétricos.

Wang et al. (2024) aplicou um modelo de TCO integrado a fatores como degradação da bateria e imposto sobre carbono para avaliar a substituição de ICEVs por BEVs e veículos elétricos a célula de combustível de hidrogênio (FCEVs) no transporte de cargas pesadas. Realizou-se também uma simulação estocástica de Monte Carlo para avaliar o impacto de incertezas em valores chave, como custo da bateria de lítio. O estudo estima que o TCO de BEVs é de 11% a 33% maior que o de ICEVs, mas demonstra que essa diferença pode ser reduzida ao longo de uma vida útil mais longa ou com reduções nos custos de componentes críticos, como as baterias.

Já Mandana (2021) utilizou a análise do TCO para comparar vans comerciais leves a diesel e suas contrapartes elétricas no contexto de transporte de carga em Curitiba, Brasil.

O estudo avaliou o TCO ao longo de 10 anos as vans Mercedes-Benz Sprinter e a Renault Master, considerando custos de aquisição, operação e manutenção, além de impostos e depreciação. Os resultados mostraram que o TCO dos veículos elétricos é de 1,6 a 1,7 vezes maior do que o das versões a diesel, devido ao custo inicial significativamente mais alto das versões elétricas. Com base nesses resultados, o estudo propôs políticas econômicas e fiscais para apoiar a transição para veículos elétricos no transporte urbano de cargas em Curitiba.

Basma e Rodriguez (2021), por sua vez, usa a metodologia do TCO para identificar quando os caminhões elétricos poderiam alcançar paridade de custos com os caminhões a diesel em 7 países europeus na modalidade de transporte rodoviário de longas distâncias. Usando um ciclo de vida de 5 anos e incorporando custos como aquisição, financiamento, manutenção, combustível, infraestrutura de recarga e impostos, a análise mostrou que os caminhões elétricos podem atingir essa paridade dentro da próxima década, particularmente em locais com custos mais baixos de eletricidade e pedágios favoráveis, destacando que incentivos fiscais e políticas públicas podem acelerar essa paridade.

O conceito de TCO também é útil para avaliar a atratividade dos BEVs no contexto de descarbonização e economia de transição. Lyu, Pons e Zhang (2023b) oferece uma análise detalhada das emissões de gases de efeito estufa e do Custo Total de Propriedade (TCO) para caminhões de entrega a diesel e elétricos a bateria na Nova Zelândia. Utilizando dados reais da indústria, o estudo aplica modelos de simulação de eventos discretos e avaliação do ciclo de vida (LCA) para examinar as operações de coleta e entrega de carga em uma empresa de transporte ao longo de dez anos de uso dos veículos. O estudo mostra que, apesar de caminhões elétricos emitirem apenas 1.27% das emissões de  $CO_2$  equivalente dos caminhões a diesel durante a fase de uso, o TCO dos dois tipos de caminhões tem uma diferença marginal, tornando a transição menos atraente sem subsídios governamentais significativos.

### 2.1.2 Custos de transporte

No contexto de custos de transporte, Alvarenga e Novaes (2000) propõe que estes sejam divididos em diretos e indiretos. Os custos diretos estão diretamente associados à operação de transporte e podem ser subdivididos em fixos e variáveis, em que a quilometragem percorrida é a variável básica de referência. Já os custos indiretos são despesas relacionadas com a empresa no seu todo, comuns a diversos setores e podem variar entre as empresas, dependendo de suas particularidades.

Tabela 2 – Custo de transporte segmentado segundo Alvarenga e Novaes (2000)

<b>Direto</b>	<b>Fixo</b>	Depreciação do veículo Remuneração do capital Salário e gratificações de motoristas e ajudantes; Cobertura de risco Licenciamento
	<b>Variável</b>	Combustível Lubrificação Manutenção Pneus
<b>Indireto</b>	Setor de contabilidade Setor de recursos humanos Setor administrativo de modo geral	

Para custos variáveis, Alvarenga e Novaes (2000) indicam que sejam calculados através de dados históricos do consumo do recurso e da quilometragem correspondente do veículo. Assim, para o cálculo do custo de combustível por quilômetro basta dividir o preço do litro de combustível pela autonomia do veículo, que é a razão entre a quilometragem percorrida e o consumo de combustível. Da mesma forma, o custo de manutenção deve ser obtido através da divisão do total de gastos com manutenção do veículo (mão-de-obra, peças, acessórios e outros materiais) e a quilometragem percorrida no período. O custo de lubrificação, de modo análogo, se dá pela divisão dos gastos com lubrificantes do motor e da transmissão e a quilometragem média entre lubrificações. Por fim, o custo variável de pneus é apresentado como a soma do preço dos pneus e da recuperação divididos pela quilometragem total entre trocas de pneus. Além disso, o Manual de Cálculo de Custos e Formação de Preços do Transporte Rodoviário de Cargas da NTC&Logística, DECOPE (2014) propõe também a inclusão de gastos com o aditivo ARLA32 e da lavagem e lubrificação externa do veículo como custos variáveis.

Para os custos fixos, Alvarenga e Novaes (2000) considera os custos de depreciação, remuneração do capital, salários do motorista e encargos sociais, cobertura de risco, além de taxa de licenciamento e impostos. A depreciação é um custo contábil que considera a deterioração de equipamentos e instalações ao longo do tempo e pode ser determinada dividindo o valor do ativo por sua vida útil. Já a remuneração de capital corresponde ao custo de oportunidade associado à escolha de investir recursos em um ativo e pode ser calculada por:

$$R_c = (I - VR) \cdot \frac{j(1+j)^N}{(1+j)^N - 1} + VR \cdot j \quad (2.2)$$

Onde:

- $R_c$  Remuneração do capital;
- $N$  Vida útil do veículo;
- $I$  Investimento no veículo novo;
- $VR$  Valor residual do veículo ao fim da vida útil;
- $j$  Taxa de juros ou de oportunidade;
- $\frac{j(1+j)^N}{(1+j)^{N-1}}$  Fator de recuperação de capital;

O cálculo de custos de mão de obra envolve, segundo NTC&Logística, DECOPE (2014), os gastos com o salário do motorista e do ajudante (se houver) bem como as obrigações sociais (encargos do grupo A), tempo não trabalhado com reincidência (grupo B), tempo não trabalhado sem reincidências (grupo C) e reincidências (Grupo D) do grupo A sobre grupo B.

Há ainda as taxas e impostos sobre o veículo que são: Imposto sobre a propriedade de veículos automotores (IPVA) de vigência, seguros por danos pessoais causados por veículos automotores (DPVAT) e taxa de licenciamento (TL) paga ao Detrans estaduais, todos com vigência anual. O IPVA é um percentual sobre o valor veículo, enquanto o DPVAT e TL são taxas fixas de baixo valor. Por fim, há o custo da cobertura de risco, que Alvarenga e Novaes (2000) propõe como a soma da apólice mensal e da franquia média mensal, onde a franquia é multiplicada pela probabilidade de ser acionada, dividida por 12 para obter o valor mensal.

Do ponto de vista do veículo elétrico, a principal diferença está na substituição do custo de combustível pelo o custo da eletricidade para carregamento das baterias do veículo. No modelo de custos de Davis e Figliozzi (2013), mostra-se que além da energia consumida pela própria bateria, há de se considerar também a eficiência do carregamento dessa bateria, pois se paga também pela energia perdida nesse processo. Adicionalmente, diversos estudos (Wang et al. (2024), Davis e Figliozzi (2013), Lyu, Pons e Zhang (2023b)) consideram também o custo associado à degradação e reposição da bateria desses veículos, uma vez que as baterias de lítio perdem sua capacidade energética e de potência ao longo de sua vida útil (EDGE et al., 2021) - degradação essa que depende principalmente da distância percorrida e da temperatura ambiente (YANG et al., 2019).

Outra diferença importante entre os custos de BEVs e ICEVs é o custo de manutenção.

Lee, Thomas e Brown (2013) assume que a manutenção de caminhões elétricos custa de 25% a 50% menos que caminhões a diesel em função devido à ausência de manutenção de alguns componentes relacionados com o motor e a transmissão (por exemplo, correia de distribuição bomba de água, filtro de combustível, mudança de óleo, filtro de ar do motor e substituição do líquido de arrefecimento) e à maior durabilidade das pastilhas de freio graças à frenagem regenerativa. Mais recentemente, Wang, Miller e Fulton (2022) desenvolveu um método exploratório para estimar os custos de manutenção e reparação de caminhões pesados com baterias elétricas e mostrou que, em comparação com o caminhão a diesel, os caminhões elétricos a bateria podem ter até 29% menos custos de manutenção e reparo.

## 2.2 Dimensionamento e produtividade de frota

No contexto de distribuição física, o dimensionamento ideal de uma frota depende da produtividade dos caminhões empregados, expressa pela demanda atendida (número de entregas) em determinado período. Essa produtividade, usualmente, é limitada pelo tempo disponível para uso dos veículos (turno do motorista e quantidade de turnos por dia) bem como pela capacidade física dos veículos, seja em termos de peso ou de volume (ALVARENGA; NOVAES, 2000).

Alvarenga e Novaes (2000) conceituam o número de veículos em operação na frota de distribuição em função do número total de pontos a serem visitados num período dividido pelo número de pontos de parada que um veículo faz nesse período, seja em um ou mais rotas. Para estimar a capacidade de um veículo em atender esses pontos, o autor utiliza o conceito de tempo médio de ciclo — o tempo necessário para que um veículo complete uma rota de entregas, definido por:

$$T_c = \frac{2 \cdot d_o}{V_o} + \frac{d_z}{V_z} + \frac{t_p}{60} \cdot q \quad (2.3)$$

Em que:

- $T_c$  Tempo de ciclo (h);
- $d_o$  Distância entre o depósito e a zona de entrega (km);
- $d_z$  Distância percorrida na zona de entrega (km);
- $V_o$  Velocidade média no percurso entre o depósito e a zona de entrega (km/h);
- $V_z$  Velocidade média no percurso dentro da zona de entrega (km/h);
- $V_z$  Tempo médio de parada por ponto visitado;
- $q$  número de pontos de entrega visitados por rota;

Simulações computacionais também podem ser utilizadas como ferramentas eficazes para otimizar a distribuição urbana, permitindo maior precisão no cálculo da quantidade de veículos necessários para atender a demanda em diferentes cenários. Em um estudo aplicado em uma empresa de transportes em Uberlândia, Resende (2014) utilizou o software TransCAD para simular rotas de entrega e calcular custos operacionais com base em uma base de dados real de despachos diários e características da rede viária local, como velocidades permitidas e horários de restrição. A simulação permitiu reproduzir o cenário operacional da empresa e ajustar variáveis de tempo e carga, promovendo uma ocupação ideal dos veículos e minimizando a ociosidade.

No caso de caminhões elétricos, surge uma limitação adicional para a produtividade do veículo referente a autonomia do veículo, isto é, distância máxima percorrida antes que seja necessário recarregar a bateria. Principalmente operações de longa distância, em que o carregamento é feito durante a rota, a escolha do momento e local de carregamento na rota é especialmente relevante e estratégico para minimizar custos. Cheng e Lin (2024) investigam a viabilidade dos caminhões elétricos de longa distância a partir de um modelo de otimização que coordena a programação de rotas e de carregamento dos caminhões, visando minimizar o tempo ocioso gerado pelo carregamento e sincronizar as paradas para recarga com as pausas obrigatórias dos motoristas, conforme regulamentações de horas de serviço nos Estados Unidos. Em testes realizados em quatro corredores interestaduais dos EUA, os caminhões elétricos mostraram-se viáveis em termos tecnológicos e economizaram mais de 43% em consumo de energia comparados aos caminhões a diesel, mas com um aumento de 16 a 32% no tempo total de jornada.

Já para a distribuição urbana com caminhões elétricos, costuma considerar o CD como

ponto único de carregamento, de modo que a autonomia do veículo influência apenas na distância possível para a rota. Davis e Figliozzi (2013) desenvolvem uma metodologia detalhada para avaliar a competitividade de caminhões de entrega elétricos em cenários urbanos. O estudo utiliza um modelo de aproximação contínua para estimar a produtividade dos caminhões, distâncias percorridas e a viabilidade de rotas, garantindo que as restrições operacionais, como capacidade de carga, alcance da bateria e tempo máximo de rota, sejam atendidas. Nesse modelo, a distância por rota é aproximada pela área onde os clientes estão distribuídos, a distância do depósito de origem até a região de entrega e a quantidade de clientes e caminhões, segundo a equação abaixo:

$$L(n) = k_1 \frac{n - m}{n} \sqrt{nA} + k_2 m \quad (2.4)$$

Onde:

- $L$  Distância total por rota;
- $k_1$  Constante;
- $k_2$  Distância do depósito de origem até a região de entrega;
- $m$  Número de caminhões ou itinerários necessários para servir os clientes;
- $n$  Número de clientes;
- $A$  Área da região de entrega.

Para as limitações de bateria consumida por rota, Davis e Figliozzi (2013) testam dois modelos de consumo de energia: um macroscópico, que estima o consumo de energia com base em uma velocidade média ao longo da rota (diferenciando essa velocidade entre região de entrega e trajetos de ida e volta do depósito), e um microscópico, que estima o consumo de energia em cada ponto específico com base em um perfil de velocidade instantânea em rotas urbanas - nesse último caso incluindo a energia recuperada durante a frenagem dos veículos elétricos. O estudo observou, contudo, que a competitividade dos BEVs não foi afetada pelo perfil de velocidade utilizado (constante ou instantâneo).

## 2.3 Métodos para estimativa de emissão de GEE

Em 1988, o *World Resources Institute* (WRI) e Conselho Empresarial Mundial para o Desenvolvimento Sustentável (WBCSD) lançaram o *GHG Protocol* com o objetivo de

padronizar os métodos de medição e monitoramento das emissões de GEE. Uma das definições fundamentais desse protocolo é sua estrutura em 3 escopos. No contexto empresarial, o primeiro escopo se refere às emissões diretas de fontes que a empresa possui ou controla. O segundo corresponde às emissões indiretas, provenientes da compra de eletricidade e processos de vaporização, aquecimento e resfriamento. Já o terceiro também engloba emissões indiretas, mas vindas de atividades na origem ou no final da cadeia de valor, fora do controle da empresa (AIUTO, 2024).

Em 2008, a FGVces e o WRI desenvolveram o Programa Brasileiro *GHG Protocol*, adaptando do método *GHG Protocol* ao contexto brasileiro e disponibilizando ferramentas de cálculo para estimativas de emissões. A versão 2024.02 da “Ferramenta de estimativa de gases de efeito estufa para fontes intersetoriais” possibilita que empresas calculem suas emissões nos três escopos com base em fatores de emissões sugeridos, contudo, não há na ferramenta uma parametrização ajustada para veículos elétricos (FGV EAESP, 2024).

Por outro lado, quando se analisa o impacto de produtos, o método padrão utilizado é a análise do ciclo de vida (LCA) a fim de determinar os impactos ambientais, identificar os principais contribuintes para esses impactos e entender os motivos das contribuições proeminentes em vários estágios do ciclo de vida (HELLWEG; CANALS, 2014). A LCA começa com a definição das condições de contorno e as suposições da análise. Para veículos, como ilustra a figura 5, pode-se considerar apenas a fase de uso do veículo em uma análise “do poço à roda” (*well-to-wheels* em inglês), que engloba desde a produção e distribuição de combustíveis e eletricidade até as emissões operacionais de consumo de combustível e manutenção de veículo. Já a análise do berço ao túmulo (*cradle-to-grave* em inglês) envolve o ciclo de vida holístico do veículo, começando pela extração e processamento de matéria-prima, fabricação de componentes e montagem final do veículo, produção de fluidos veiculares até o descarte e reciclagem de materiais no fim de sua vida útil, além da avaliação da fase de uso (Ricardo Strategic Consulting, 2022).

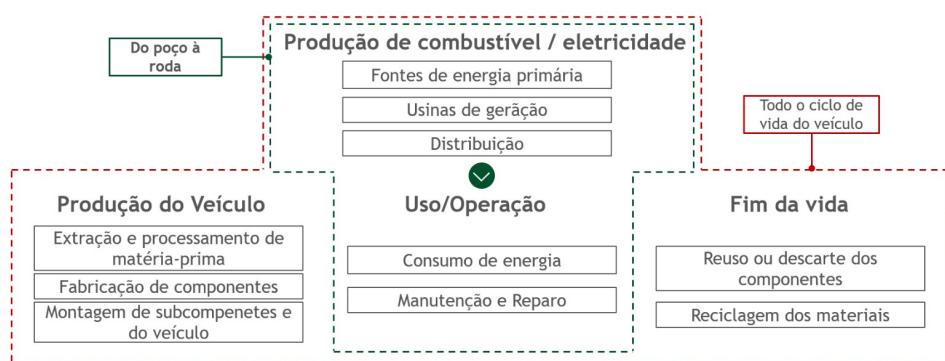


Figura 5 – Abordagens para LCA de veículos (Ricardo Strategic Consulting, 2022)

Como explica Zancopé (2017), há uma forte correlação entre modelos de consumo energético e modelos de estimativa de emissão de GEE para veículos, já que o combustível é o que alimenta o sistema energético do motor e sua combustão e evaporação gera a emissão de gases. Além disso, o desenvolvimento de modelos para estimar emissões e consumo de combustíveis precedeu a criação de modelos energéticos para veículos elétricos. Alguns dos modelos destacados por Zancopé (2017) que podem ser aplicados para BEVs são: Motor Cycle Emission Simulator (MOVES) e Greenhouse Gases, Regulated Emissions, and Energy Use in Transportation (GREET).

O MOVES foi desenvolvido pela US Environment Protection Agency (USEPA) e possui um extenso banco de dados que reflete as condições de direção do mundo real, desenvolvido por meio da avaliação de milhões de veículos durante um longo período de tempo. Os modos de operação em funcionamento são definidos pela velocidade instantânea do veículo, aceleração e potência estimada do veículo. Zancopé (2017) explica que o modelo utiliza o conceito de energia específica do veículo, relacionando-a com a emissão de poluentes durante a fase de uso para estimar as emissões médias de uma frota, em vez das emissões de veículos individualmente. Dependendo das características do veículo, o MOVES pode ajustar as emissões em operação para levar em conta os parâmetros locais de combustível, efeitos do ar condicionado, umidade, programas de inspeção e manutenção e ajustes de economia de combustível. Contudo, esse modelo não considera as emissões associadas a produção de combustível, assim, para caminhões elétricos a bateria pode estimar apenas a energia consumida em sua operação, o que pode ser usado como entrada para outros métodos que estimam as emissões associadas à produção de eletricidade (USEPA, 2023).

O GREET, por sua vez, desenvolvido pelo Argonne National Laboratory, é um modelo macroscópico capaz de estimar tanto as emissões do “poço à roda” quanto às emissões associadas ao ciclo de produção dos veículos, incluindo em sua ferramenta Excel de livre acesso opções já parametrizadas para veículos de passeio, SUVs e caminhonetes elétricas (ANL, 2024). Iyer, Kelly e Elgowainy (2023) conduziram uma análise de ciclo de vida usando esse modelo, beneficiando-se de seu abrangente banco de dados de inventário, com o objetivo de comparar os impactos do ciclo de fabricação de veículos para caminhões médios e pesados com motores a diesel, elétricos, de célula de combustível e híbridos nos Estados Unidos. Segundo o estudo, a mudança de propulsões convencionais a diesel para elétricos causa um aumento nas emissões do escopo de produção do caminhão entre 60% e 287%, mas considerando todo o ciclo de vida do veículo combinado com a fase de uso, há uma redução substancial na emissão de GEE (33% a 61% para a caminhões médios e

2% a 32% para a caminhões pesados).

Para ICEVs existe uma variedade bem maior de modelos de estimativa de emissões. Além do GREET e do MOVES, Zancopé (2017) destaca também o Assessment and Reliability of Transport Emission Modeling and Inventory Systems (ARTEMIS) e o Comprehensive Modal Emission Model (CMEM), ambos modelos mistos que medem tanto o consumo de combustível quanto as emissões associadas a isso. Um dos mais completos e complexos, o ARTEMIS considera exaustão a quente (motor termicamente estabilizado), partida a frio e evaporação e calcula as emissões pelo produto da quantidade de atividade de tráfego e um fator de emissão que varia com a categoria de veículo, configurações da via e diversas condições operacionais e de condução. O CMEM, por sua vez, assim como o MOVES, é um modelo de estimativa de consumo instantâneo. Ele calcula a potência demandada pelo motor do veículo e, junto com variáveis operacionais e a variação de velocidade, estima o consumo de combustível e emissões de GEE (BARTH; SCORA; YOUNGLOVE, 2004).

Adicionalmente, van Vliet (2023) desenvolveu uma metodologia paramétrica de LCA para avaliar e prever o impacto de diferentes parâmetros nas emissões de GEE de BEVs. Para isso, a modelagem considera fatores como temperatura ambiente, intensidade de GEE da eletricidade para produção e carregamento de baterias, ciclos de carga de vida útil da bateria, densidade energética gravimétrica, capacidades de bateria e potências de carregamento rápido. Esse fatores são aplicados em cima de estimativas feitas em diferentes categorias de caminhões a diesel para comparar as emissões durante a produção e a fase de uso dos veículos. Aplicando essa metodologia para cenários na Suíça e Finlândia, van Vliet (2023) concluiu que adoção em larga escala de caminhões elétricos a bateria pode reduzir significativamente as emissões de gases de efeito estufa no transporte rodoviário de carga, desde que sejam superadas as restrições de alcance operacional e haja acesso a uma rede elétrica com baixa intensidade de emissão para o carregamento e produção de baterias.

## 2.4 Mercado de crédito de carbono

O Protocolo de Kyoto, assinado em 1997, estabeleceu as bases para o mercado de crédito de carbono, introduzindo mecanismos de flexibilização, como o Mecanismo de Desenvolvimento Limpo (MDL). Este mecanismo permite que países cumpram suas metas de redução de emissões investindo em projetos de redução de GEE, gerando assim créditos de carbono que podem ser comercializados. Ou seja, nesse mercado, o que se compra e

o que se vende é a unidade de redução de emissão de gás carbônico: uma tonelada deste gás equivale a um crédito de carbono.

Alves, Oliveira e Lopes (2013) destacam que a principal função do MDL é transformar práticas prejudiciais ao ambiente em oportunidades de mercado, criando incentivos financeiros para que empresas reduzam suas emissões. Kruse (2023) aponta que o mercado de carbono ganha relevância crescente em meio ao agravamento das mudanças climáticas, e o aumento do preço do carbono em 2023 reforça o interesse por esse mercado como ferramenta de mitigação. Segundo a autora, o mercado de crédito de carbono se tornou um aliado na preservação ambiental, integrando-se a outras políticas de sustentabilidade para promover uma economia mais verde e resiliente. Andrade e Costa (2008) reforçam que o crédito de carbono, ao internalizar o custo ambiental, busca não apenas cumprir as metas de emissões, mas também desenvolver a governança ambiental global, incentivando países e empresas a agirem coletivamente.

Apesar dos benefícios, o mercado de crédito de carbono enfrenta críticas e desafios significativos. Kruse (2023) discute a crítica social em torno da mercantilização da natureza, que surge da precificação de recursos ambientais como o carbono. A autora argumenta que essa abordagem pode levar a uma visão reducionista do valor ambiental, sujeita a distorções e práticas de *greenwashing*, onde empresas mascaram o impacto real de suas atividades ao se apresentarem como ecologicamente corretas. Além disso, o fenômeno da desterritorialização, onde grandes empresas transferem suas emissões para países com regulamentações ambientais mais flexíveis, também é discutido como uma prática que reforça desigualdades ambientais entre países do Norte e do Sul global.

Criado para substituir o Protocolo de Kyoto, o Acordo de Paris, assinado por 196 países em 2015, visa reduzir as emissões de gases de efeito estufa a partir de 2020, com a meta de limitar o aumento da temperatura global a menos de 2 °C. Diferentemente do Protocolo de Kyoto, ele impõe compromissos tanto para países desenvolvidos quanto para os em desenvolvimento, fortalecendo a resposta global às mudanças climáticas e ampliando a capacidade de adaptação dos países. Em vez de metas específicas, cada nação estabelece suas próprias Contribuições Nacionais Determinadas (NDCs) para alcançar os objetivos do acordo (Secretaria de Infraestrutura e Meio Ambiente do Estado de São Paulo, 2024).

Athias e Sá (2022) explicam que há dois tipos de mercado de carbono: o mercado regulado e o mercado voluntário. No mercado regulado, governos estabelecem limites de emissões para setores específicos, permitindo que empresas negoциem créditos de carbono para cumprir esses limites. Esse sistema, conhecido como *cap and trade*, incentiva a

redução de emissões por meio da negociação de permissões, onde empresas que emitem menos carbono podem vender créditos para aquelas que emitem mais. Por outro lado, o mercado voluntário é direcionado a empresas e indivíduos que desejam compensar suas emissões de forma espontânea, sem obrigações legais. Nesse mercado, a compra de créditos ocorre de maneira independente de regulamentações estatais e é certificada por padrões internacionais, permitindo que organizações atinjam metas de sustentabilidade de acordo com seus próprios compromissos.

No Brasil, o mercado de carbono ainda está em desenvolvimento, mas apresenta potencial significativo devido aos recursos naturais e projetos de sustentabilidade existentes. Em 2016, foi criado o Sistema de Registro Nacional de Emissões (SIRENE) com o objetivo de prover segurança e transparência ao processo de confecção de inventários nacionais de emissões de GEE, funcionando como uma central para registrar emissões, remoções, reduções e compensações de GEE (Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovações (MCTI), 2024). O projeto de lei n. 2148/15, por sua vez, pretende criar de forma efetiva um mercado regulado de créditos de carbono nos moldes de *cap and trade*, instituindo o Sistema Brasileiro de Comércio de Emissões (SBCE). Este projeto foi aprovado pela Câmara dos Deputados em 2023 e atualmente aguarda tramitação no Senado (Agência Senado, 2023).

A tese de Júnior (2012) explora o mercado de créditos de carbono como uma oportunidade ainda subaproveitada pelas empresas brasileiras. A pesquisa avalia a capacidade de geração de receitas com projetos de Mecanismo de Desenvolvimento Limpo (MDL) entre empresas listadas nos índices ISE e ICO2, demonstrando que, embora essas iniciativas possam gerar milhões em receitas e tragam benefícios como economia de custos e fortalecimento da imagem corporativa, muitas organizações limitam suas ações a práticas imediatas, como eficiência energética, sem explorar plenamente os créditos de carbono. A análise qualitativa dos relatórios de sustentabilidade e as entrevistas com empresas certificadoras destacam desafios como os elevados custos de certificação e a preferência empresarial por retornos de curto prazo, evidenciando a necessidade de políticas e incentivos que fomentem um maior engajamento em projetos de sustentabilidade de longo prazo no Brasil.

O estudo “Oportunidades para o Brasil e Mercados de Carbono”, elaborado pela ICC Brasil e WayCarbon (2022), explora o potencial do Brasil em se posicionar como protagonista no mercado global de carbono, destacando oportunidades para a economia brasileira em iniciativas de descarbonização e desenvolvimento sustentável. É apontado que, na próxima década, o Brasil poderia atender até 48,7% da demanda global no mercado voluntário de carbono e até 28% da demanda global no mercado regulado sob a

supervisão da ONU. Além disso, os resultados do estudo mostraram que entre 2019 a 2021 a participação do país na oferta de créditos mundiais aumentou de 3% para 12%.

A *Carbon Futures Index Family*, desenvolvida pela Intercontinental Exchange (ICE), corresponde a uma série de índices que refletem o desempenho dos mercados de futuros de carbono mais ativos globalmente: Sistema de Comércio de Emissões da União Europeia (EU ETS), Programa de Cap and Trade da Califórnia (Western Climate Initiative), Sistema de Comércio de Emissões do Reino Unido (UK ETS) e Iniciativa Regional de Gases de Efeito Estufa (RGGI) dos Estados Unidos. Essa família de índices inclui tanto índices individuais para cada mercado quanto um índice global que combina todos eles e tem como objetivo fornecer uma medida consistente do desempenho dos mercados de carbono, permitindo que investidores e empresas acompanhem e negoциem com base nas tendências de preços de carbono de diferentes regiões e sistemas de comércio além de monitorarem e gerenciarem riscos associados às flutuações nos preços do carbono (Intercontinental Exchange, 2023). Na Figura 6, pode-se observar a oscilação histórica do contrato futuro de créditos de carbono (CFI2Z4) listado na ICE em euros.



Figura 6 – Valor histórico do Crédito Carbono Futuros em euros (Investing.com, 2024)

## 2.5 Considerações Finais

Em linhas gerais, este trabalho empregou o método de custeio por absorção considerando os custos de transporte fixos e variáveis propostos por Alvarenga e Novaes (2000). Essa abordagem está alinhada com os principais componentes do Manual de Cálculo de Custos e Formação de Preços do Transporte Rodoviário de Cargas da NTC&Logística, evitando as incertezas associadas ao uso de uma taxa de inflação para projeção de custos

durante a vida útil dos veículos, como ocorre na metodologia de TCO. Para o dimensionamento da frota, foi calculada a produtividade dos veículos por meio do tempo de ciclo, capacidade de carga e autonomia dos BEVs, usando também os conceitos apresentados por Alvarenga e Novaes (2000). Já as emissões de GEE, foram obtidas considerando o escopo 1 e 2 do *GHG Protocol*, por meio de fatores de emissão de CO<sub>2</sub>-eq. Por fim, a análise de remuneração por créditos de carbono utilizou como referência o valor por tonelada do contrato futuro (CFI2Z4) disponibilizado pela *Carbon Futures Index Family* da ICE, dado que esse mercado ainda carece de regulamentação específica no Brasil. Todos os métodos e cálculos empregados no desenvolvimento deste trabalho são detalhados a seguir no capítulo 3.

### 3 MATERIAIS E MÉTODOS

A metodologia adotada usa dados históricos de trajetos de rotas de caminhões elétricos para a estimação de coeficientes de eficiência no consumo de energia das baterias em kWh/km. Esses dados, juntamente com dados dos pontos de entrega dos caminhões elétricos e os dados agregados de rotas dos caminhões a diesel, foram usados também para calcular os parâmetros médios da operação aplicados no dimensionamento da frota de caminhões. Em seguida, calcula-se os custos fixos e variáveis por veículo, que são utilizados para calcular o custo total da operação de distribuição e comparar cenários. Por fim, realizam-se análises de sensibilidades dos principais parâmetros de competitividade e seus respectivos pontos de equilíbrio. O procedimento adotado neste estudo pode ser visualizado de forma esquemática na Figura 7.

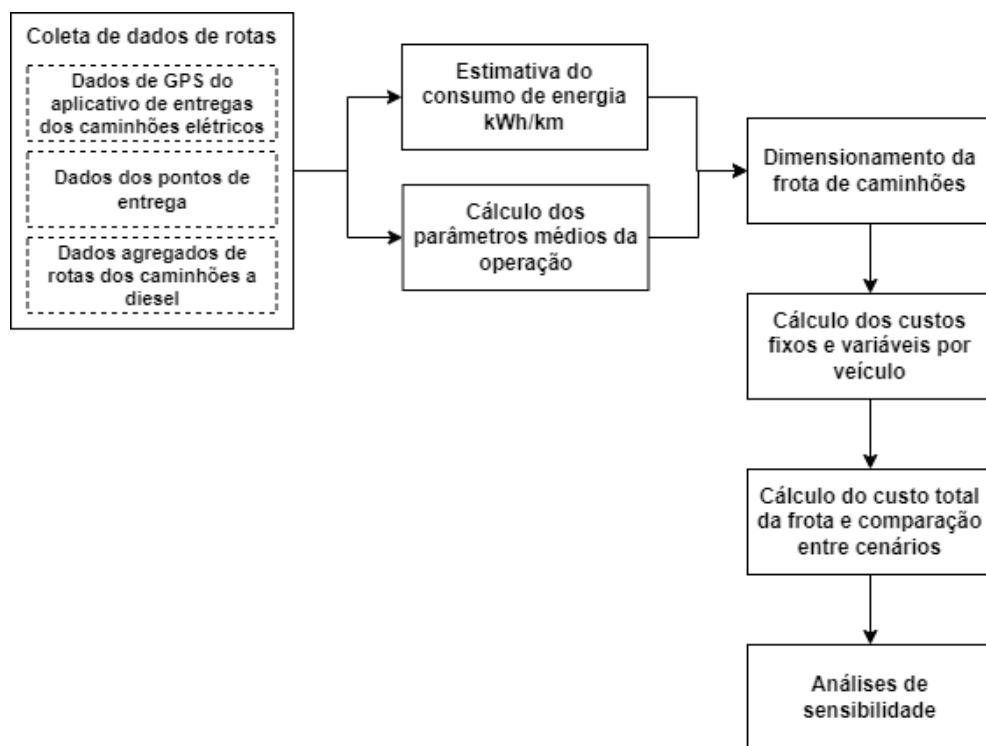


Figura 7 – Estrutura metodológica

## 3.1 Coleta de dados

### 3.1.1 Dados de rotas dos caminhões elétricos

Os dados das rotas realizadas por veículos elétricos nos meses de setembro de 2023 a fevereiro de 2024 foram obtidos como parte da operação de distribuição de alimentos e bebidas na região metropolitana de São Paulo. Os dispositivos móveis dos motoristas contam com um aplicativo que permite a coleta de dados de GPS, com dados sobre a posição e a velocidade do veículo amostrados a uma frequência média de aproximadamente um ponto de rastreamento a cada 10 segundos. Adicionalmente, foram disponibilizados dados de latitude e longitude dos pontos de entrega, juntamente com a sequência de visitas, a carga por entrega e o status de cada entrega.

As informações dessas rotas foram tratadas e filtradas conforme metodologia de estudo anterior feito por Heise (2023). Inicialmente, filtra-se as rotas consideradas válidas, isto é, rotas que completaram todas as entregas sem retornos ou entregas parciais. Em seguida, rotas que não incluíam o retorno ao centro de distribuição foram descartadas, já que o GPS frequentemente falhava ao registrar essa parte da rota devido à operação em segundo plano. Rotas com inconsistências no registro de entregas — como a ordem errada dos pontos de entrega — também foram excluídas, pois não era possível associar corretamente os pontos de entrega ao trajeto percorrido. Por fim, as rotas são submetidas a uma nova triagem, mantendo apenas aquelas com percursos ininterruptos, ou seja, que exibiam continuidade visual. Assim, ao final, 171 rotas permaneceram para serem utilizadas nas análises da operação.

Em cada uma das rotas tratadas, este trabalho utilizou as seguintes informações fornecidas pelo tratamento dos dados de GPS: para cada posição registrada do veículo na rota, a distância percorrida em relação à posição anterior e o intervalo de tempo entre as medições, além da identificação das posições que correspondiam a um ponto de entrega e a carga descarregada correspondente.

Adicionalmente, para essas 171 rotas, realizou-se uma coleta manual no software da empresa, afim de identificar para cada rota a distância percorrida e estado de carga da bateria em três trechos diferentes: o primeiro do CD até a região urbana de entrega, o segundo dentro da região de entrega e o terceiro da região de entrega até a volta ao CD, como ilustra a figura 8. A entrada na região de entrega, que marca o fim do trecho 1, foi identificada visualmente no mapa como a primeira posição em que o veículo deixava de circular em grandes avenidas ou marginais e se aproximava do primeiro ponto de parada.

Já a saída da região de entrega, que marca o início do trecho 3, foi identificada como a primeira posição em que o veículo adentrava novamente nas grandes avenidas ou marginais após o último ponto de entrega para retornar ao CD.

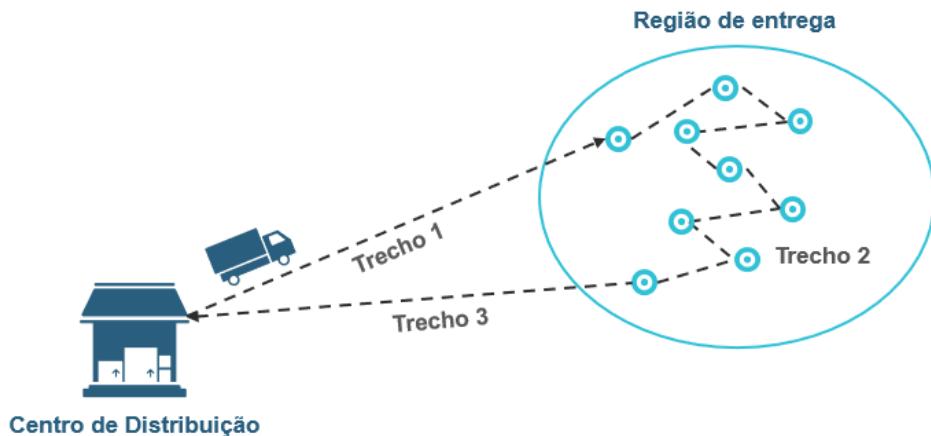


Figura 8 – Trechos identificados nas rotas de distribuição física

### 3.1.2 Dados de rotas dos caminhões a diesel

Para os caminhões a diesel, foram obtidos os dados das rotas de distribuição realizadas durante os meses de setembro de 2023 a março de 2024, totalizando 13107 rotas no período. Ao contrário dos dados de GPS que obteve-se para as rotas elétricas, estas rotas contavam com as informações já agregadas de distância total percorrida, carga transportada, lotação do veículo, número de pontos de parada e tempo total gasto na rota.

### 3.1.3 Dados de temperatura diária

O estudo utilizou também dados de temperatura média, mínima e máxima da API *open-source* da Open Meteo (2024), a partir das medições de uma posição central da cidade de entrega entre os horários de 9:00 e 18:00.

## 3.2 Cenários considerados

Atualmente, os veículos elétricos em São Paulo são isentos do rodízio municipal, o que pode representar uma vantagem de custo em comparação com a frota a diesel, que está sujeita a restrições de circulação e, por isso, pode necessitar de veículos adicionais para atender à demanda.

Além disso, veículos elétricos podem se beneficiar de incentivos econômicos adicionais, como a geração de créditos de carbono, um mercado com potencial de regulamentação no Brasil, conforme discutido na revisão da literatura.

Essas vantagens e incentivos sugerem que uma análise de custos entre frotas de BEVs e ICEVs deve considerar diferentes cenários operacionais e de custos. Por isso, foram definidos quatro cenários principais, permitindo uma comparação mais abrangente entre os custos das frotas de caminhões elétricos e convencionais a diesel:

- Cenário 1, sem penalização por rodízio e sem remuneração com créditos de carbono, que será chamado de cenário base;
- Cenário 2, com penalização por rodízio e sem remuneração com créditos de carbono;
- Cenário 3, sem penalização por rodízio e com remuneração com créditos de carbono;
- Cenário 4, com penalização por rodízio e com remuneração com créditos de carbono.

Ao contrário de outras comparações de custos entre BEVs e ICEVs, este estudo não considerou cenários de substituição da bateria elétrica, uma vez que a concessionária oferece uma garantia de 8 anos — período equivalente à vida útil considerada para os caminhões nas análises realizadas.

### 3.3 Estimativa do consumo de energia

A estimativa do consumo de energia consumida pelo motor do caminhão elétrico durante uma rota de entregas foi feita a partir de regressões lineares com os dados históricos coletados nos três trechos mencionados anteriormente e ilustrados na Figura 8. Isso porque entende-se que estes trechos se diferenciam em termos de perfil de direção, velocidade e carga do caminhão, fatores que impactam na eficiência dos motores. Assim, para a seleção das variáveis independentes das regressões foram testados os seguintes parâmetros da rota em cada trecho: distância percorrida, número de entregas, carga total do caminhão e temperaturas média, mínima e máxima observadas no dia. A variável dependente, por sua vez, é o total de energia consumida no trecho em kWh.

O método utilizado para a seleção das variáveis dependentes foi a seleção *stepwise*, que envolve a inclusão e exclusão sequencial de variáveis com base em critérios estatísticos, como o p-valor ou R-quadrado (DRAPER; SMITH, 1998). Segundo os princípios de seleção progressiva e regressiva, as variáveis são adicionadas ao modelo se apresentarem

um p-valor abaixo de um limiar pré-definido (5%) e se contribuíssem com uma melhoria no  $R^2$ . Da mesma forma, variáveis já presentes no modelo são removidas caso seu p-valor exceda o limite especificado e sua exclusão não reduza o  $R^2$ . Esse processo iterativo garante que o modelo final inclua apenas variáveis estatisticamente significativas e que contribuam efetivamente para a qualidade do ajuste. A iteração descrita foi implementada em *python* a partir das bibliotecas *pandas* e *statsmodels* e seu código pode ser consultado no Apêndice A.

### 3.3.1 Coeficientes de consumo no trecho 1

No trecho de saída do CD e ida até a região de entrega, o método *stepwise* empregado selecionou apenas a distância percorrida como variável preditora do consumo de energia da bateria do caminhão, resultando em um coeficiente de determinação  $R^2$  de 0,810 e um valor F de 722,5, com base em 171 observações. Ou seja, mostra-se que a regressão consegue explicar uma parte considerável da variação dos dados.

O gráfico com a regressão linear do trecho 1 pode ser visto na Figura 9, em que os valores nos eixos x e y foram omitidos por confidencialidade, e os gráficos de diagnóstico dos resíduos podem ser vistos na Figura 10. Para o diagnóstico dos resíduos, foi realizado o teste Breusch-Pagan que concluiu que há evidência de heterocedasticidade nos resíduos com p-valor de 0,02. Isso implica que variância dos resíduos não é constante, ou seja, a dispersão dos dados não é uniforme ao longo da linha de regressão. O coeficiente encontrado para a distância percorrida, por sua vez, pode ser interpretado como a eficiência do consumo de energia no trecho 1, cerca de 0,74 kWh/km.

Tabela 3 – Coeficientes estimados da regressão linear de energia consumida no trecho 1

Coeficiente	Desvio Padrão	Estatística t	P-valor(t)	Intervalo de confiança a 95%
Intercepto	1.1659	0.483	2.416	[ 0.213, 2.119]
Distância percorrida	0.7379	0.027	26.878	[0.684, 0.792]

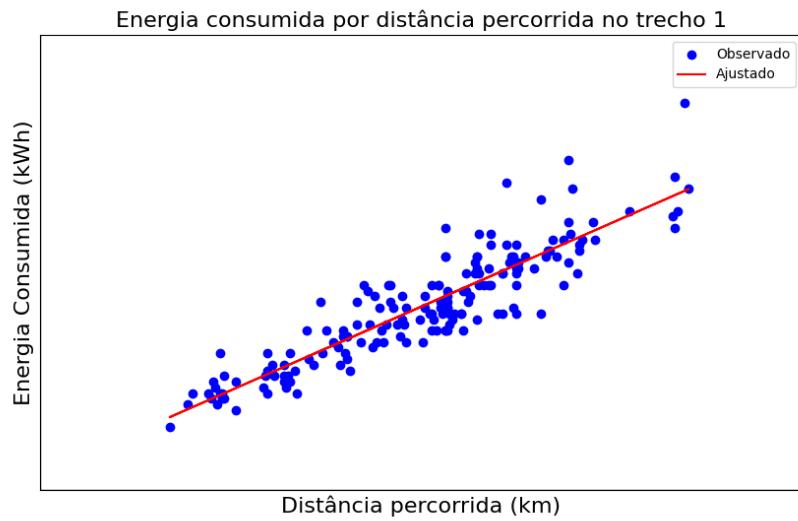


Figura 9 – Regressão linear da energia consumida em função da distância percorrida no trecho 1

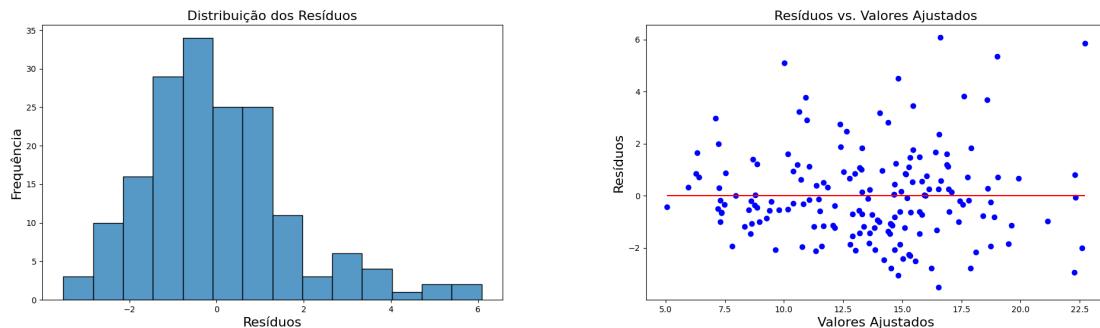


Figura 10 – Distribuição dos resíduos e valores ajustados da regressão linear no trecho 1.

### 3.3.2 Coeficiente de consumo no trecho 2

No trecho da rota dentro da região de entrega, o método *stepwise* empregado selecionou a distância percorrida, a carga total e o número de entregas como variáveis preditoras do consumo de energia da bateria do caminhão, resultando em um coeficiente de determinação  $R^2$  de 0,876 e um valor  $F$  de 394,0, com base nas mesmas 171 observações. Assim como no trecho 1, observa-se que a regressão consegue explicar uma parte importante da variação dos dados.

Os gráficos com a regressão linear do trecho 2 podem ser vistos na Figura 11, em que os valores nos eixos x e y foram omitidos por confidencialidade, e os gráficos de diagnóstico dos resíduos podem ser vistos na Figura 12. Para o diagnóstico dos resíduos, foi realizado novamente o teste Breusch-Pagan que também concluiu que há evidência de

heterocedasticidade nos resíduos com p-valor de 0,000. Ou seja, neste trecho da rota a variância dos dados também não é constante.

Tabela 4 – Coeficientes estimados da regressão linear de energia consumida no trecho 2

Coeficiente	Desvio Padrão	Estatística t	P-valor(t)	Intervalo de confiança a 95%
<b>Intercepto</b>	-1.9871	1.216	-1.634	0.104
<b>Distância percorrida</b>	0.9751	0.032	30.112	0.000
<b>Número de entregas</b>	0.2038	0.056	3.652	0.000
<b>Carga</b>	0.5337	0.185	2.878	0.005

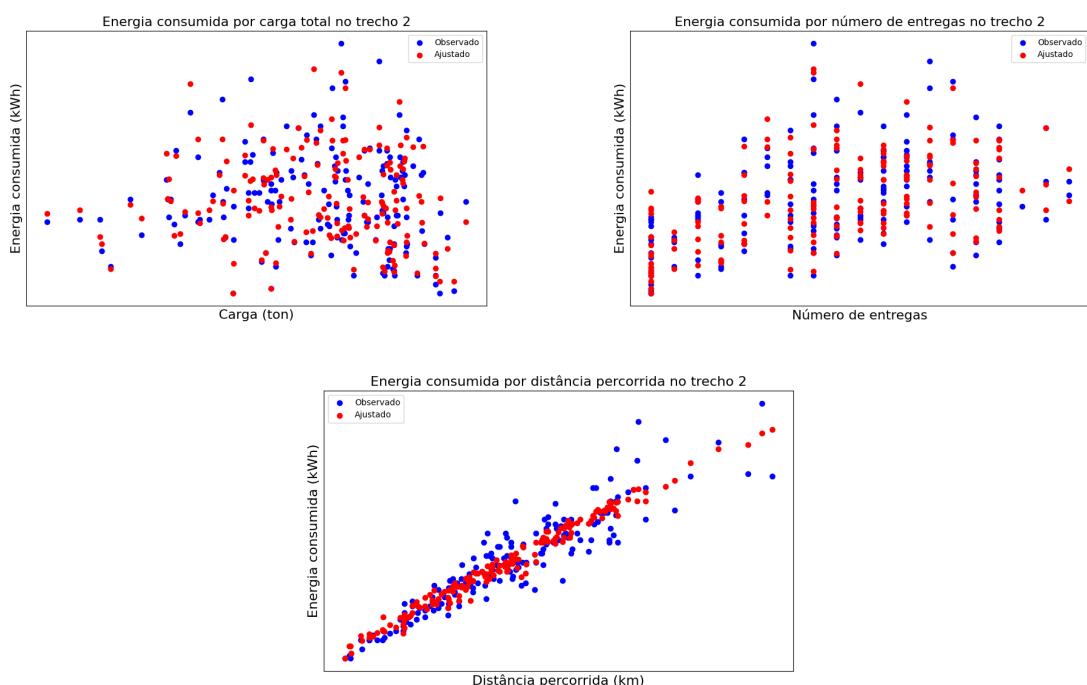


Figura 11 – Regressão linear da energia consumida no trecho 2

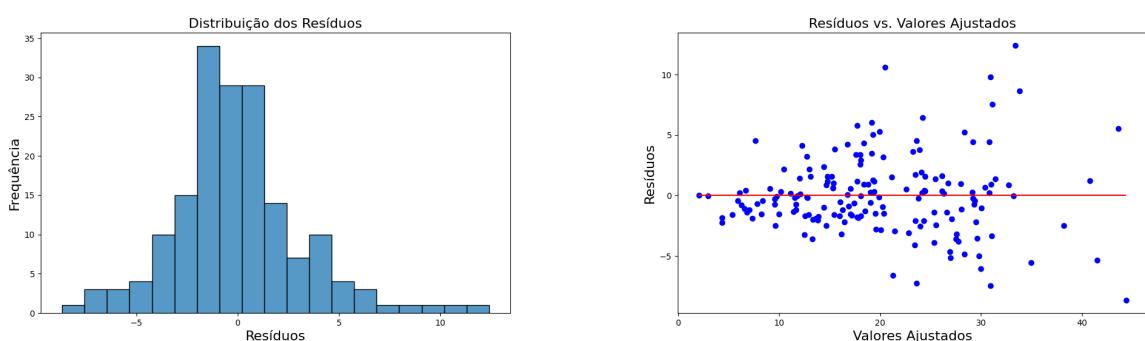


Figura 12 – Distribuição dos resíduos e valores ajustados da regressão linear no trecho 2

### 3.3.3 Coeficientes de consumo no trecho 3

De modo análogo ao trecho 1, para o trecho 3 de volta da região de entrega até o CD, o método stepwise empregado selecionou apenas a distância percorrida como variável preditora do consumo de energia da bateria do caminhão, resultando em um coeficiente de determinação  $R^2$  de 0,802 e um valor F de 683,3, com base em 171 observações. Assim, mostra-se novamente que a regressão consegue explicar uma parte considerável da variação dos dados.

O gráfico com a regressão linear do trecho 3 pode ser visto na Figura 13, em que os valores nos eixos x e y foram omitidos por confidencialidade, e os gráficos de diagnóstico dos resíduos podem ser vistos na Figura 14. Para o diagnóstico dos resíduos, foi realizado outra vez o teste Breusch-Pagan. Contudo, neste caso, conclui-se que não há evidência de heterocedasticidade nos resíduos com p-valor de 0,18. Ou seja, pode-se interpretar a variância dos resíduos como sendo constante, com dispersão dos dados uniforme ao longo da linha de regressão. Assim como no trecho 1, o coeficiente encontrado para a distância percorrida pode ser interpretado como a eficiência do consumo de energia no trecho 3, cerca de 0,57 kWh/km. Nota-se que, como esperado, por conta da diferença do peso carregado entre os percursos, o consumo de energia por km é menor no trecho 3 em comparação ao trecho 1.

Tabela 5 – Coeficientes estimados da regressão linear de energia consumida no trecho 3

Coeficiente	Desvio Padrão	Estatística t	P-valor(t)	Intervalo de confiança a 95%
Intercepto	2.3197	0.429	5.402	[ 1.472, 3.167]
Distância percorrida	0.5743	0.022	26.140	[0.531, 0.618]

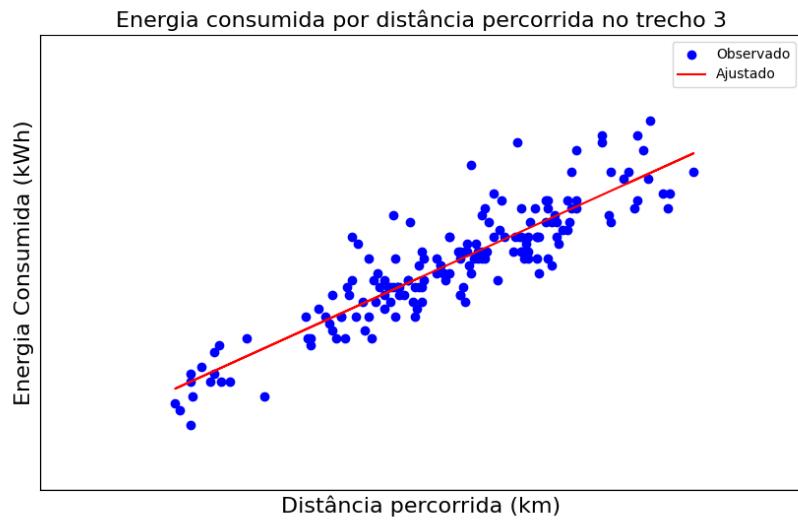


Figura 13 – Regressão linear da energia consumida em função da distância percorrida no trecho 3

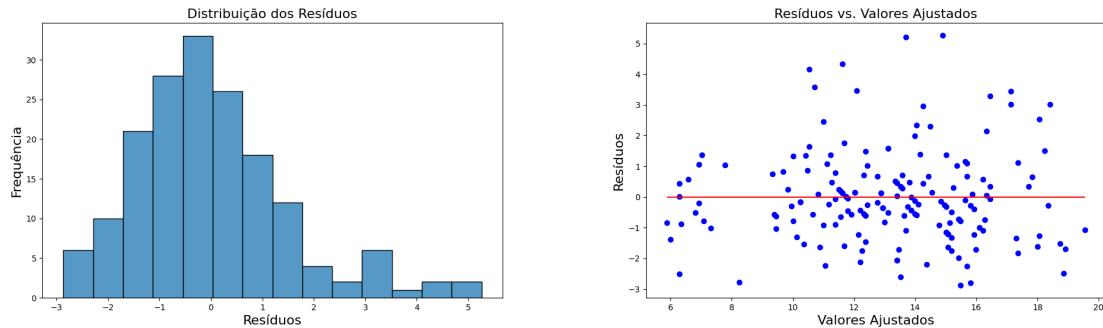


Figura 14 – Distribuição dos resíduos e valores ajustados da regressão linear no trecho 3.

### 3.4 Cálculo de produtividade e dimensionamento de frota

Neste trabalho, o tamanho da frota de caminhões necessária para a operação de distribuição foi determinada a partir de uma demanda diária média de entregas e a produtividade diária de um caminhão, definida pelo número de entregas realizadas por um caminhão no dia. Assim, temos o dimensionamento da frota dado por:

$$F = \frac{D}{p_{\text{caminhão}}} \quad (3.1)$$

Onde:

- $F$  Tamanho da frota;
- $D$  Demanda média de entregas por dia;
- $p_{caminhão}$  Produtividade do caminhão (número de entregas por dia).

Adicionalmente, pode-se considerar que aos caminhões a diesel se aplica a restrição do rodízio em São Paulo, isto é, em um dia da semana cada caminhão possui restrição de circulação de acordo com o final de sua placa. Assumindo que no dia de rodízio o caminhão não poderá realizar entregas e que a demanda e o número de caminhões em rodízio são uniformemente distribuídos entre os 5 dias da semana, podemos assumir que 20% da frota estará inoperável em um dado dia. Ou seja, a frota dimensionada dimensionada para a operação será 80% da frota total, de modo que a frota com restrição de rodízio  $F_{rodízio}$  é dada por:

$$F_{rodízio} = \frac{D}{p_{caminhão}} \cdot \frac{1}{80\%} \quad (3.2)$$

A produtividade do caminhão, por sua vez, foi calculada com base em três variáveis limitantes: o tempo de ciclo, capacidade de carga e, para os BEVs, capacidade da bateria, de modo que:

$$p_{caminhão} = \min(p_{tempo}, p_{carga}, p_{bateria}) \quad (3.3)$$

Em que:

- $p_{tempo}$  Produtividade por tempo de ciclo;
- $p_{carga}$  Produtividade por capacidade de carga;
- $p_{bateria}$  Produtividade por capacidade da bateria.

O tempo de ciclo, isto é, o tempo total necessário para completar uma rota de entregas é dado por:

$$T_c = \frac{d_1}{v_1} + \frac{d_3}{v_3} + \frac{d_2}{v_2} + \frac{t_e}{60} \cdot p_{tempo} \quad (3.4)$$

Em que:

- $T_c$  Tempo de ciclo (h);
- $d_1$  Distância percorrida no trecho 1 (km);
- $d_2$  Distância percorrida no trecho 2 (km);
- $d_3$  Distância percorrida no trecho 3 (km);
- $v_1$  Velocidade no trecho 1 (km/h);
- $v_2$  Velocidade no trecho 2 (km/h);
- $v_3$  Velocidade no trecho 3 (km/h);
- $t_e$  Tempo médio de parada por entrega (minutos)

Dado que  $T_c$  deve ser menor ou igual ao tempo do turno do motorista  $T_{\text{turno}}$  (h) e que  $d_2 = (p_{\text{tempo}} - 1) \cdot d_e$  (km) em que  $d_e$  é a distância média entre entregas, o número de entregas que o caminhão pode fazer em uma rota considerando a limitação do tempo de ciclo é definido pela equação abaixo. Inicialmente, foi considerado um tempo de turno  $T_c$  de 8 horas com operação de apenas 1 turno por dia.

$$p_{\text{tempo}} = \frac{T_{\text{turno}} - \frac{d_1}{v_1} - \frac{d_2}{v_2} + \frac{d_e}{v_2}}{\frac{t_e}{60} + \frac{d_e}{v_2}} \quad (3.5)$$

A produtividade por capacidade de carga do caminhão, por sua vez, considerou as condições da operação atual da empresa, de modo que o caminhão só pode ser carregado uma vez ao dia. Assim, define-se  $p_{\text{carga}}$  como:

$$p_{\text{carga}} = \frac{M_{\text{útil}} \cdot l}{m_e} \quad (3.6)$$

Em que:

- $M_{\text{útil}}$  Capacidade de carga útil do caminhão (kg);
- $l$  Lotação máxima do veículo (%);
- $m_e$  Carga média por entrega (kg);

O terceiro cálculo de produtividade, exclusivo para BEVs, é baseado na regressão de consumo de energia nos três trechos definidos da rota, na capacidade total da bateria  $E_{\text{bateria}}$  (kWh) e no limite mínimo do estado de carga da bateria  $SoC_{\text{mín}}$  (%) ao voltar para o CD. Assim, segue que:

$$E_{\text{bateria}} \cdot SoC_{\text{mín}} \geq E_1(d_1) + E_2(d_2, M, p) + E_3(d_3) \quad (3.7)$$

Em que:

- $E_1(d_1)$  Equação de regressão linear da energia consumida no trecho 1;
- $E_2(d_2, M, p)$  Equação de regressão linear da energia consumida no trecho 2;
- $E_3(d_3)$  Equação de regressão linear da energia consumida no trecho 3;
- $M$  Carga transportada na rota;
- $p$  Número de entregas realizadas na rota.

A fim de determinar o valor máximo de  $p$  que obedece a restrição do consumo da bateria na rota ( $p_{\text{bateria}}$ ), as variáveis  $M$  e  $d_2$  foram parametrizadas de modo que  $M = p \cdot m_e$  e  $d_2 = (p - 1) \cdot d_c$ , em que  $d_c$  é a distância média entre clientes.

### 3.4.1 Dados do veículo e parâmetros operacionais utilizados

O parâmetros utilizados para os cálculos de produtividade e dimensionamento da frota estão descritos na Tabela 6. Esses parâmetros foram derivados de análises feitas com os dados históricos da rotas coletadas. Para os parâmetros  $D$  e  $l$ , foram usados os dados agregados das rotas dos ICEVs e BEVs. Já os demais parâmetros foram feitos a partir dos dados tratados de GPS e entregas das rotas dos BEVs, nas quais, ao contrário das rotas a diesel, é possível identificar a distância percorrida e o intervalo de tempo a cada posição capturada, bem como a marcação das posições que correspondem a um ponto de parada.

As distâncias  $d_1$ ,  $d_2$  e  $d_3$  foram obtidas como a média da distância percorrida do CD até o primeiro ponto de entrega, distância percorrida entre os pontos de entrega e distância percorrida do último ponto de entrega até o CD, respectivamente. Respeitando a confidencialidade dos dados utilizados nesse trabalho, as distâncias foram normalizadas e serão expressas neste trabalho em uma unidade de distância genérica (un. distância).

O cálculo de  $t_c$  foi feito em *python* utilizando a biblioteca GeoPy. A partir da latitude e longitude dos pontos de parada identificado nos dados de GPS dos BEVs, considerou-se os demais pontos em um raio de até 10 metros e somou-se o tempo registrado por parada. No final calculou-se a média desses tempos de parada, chegando ao valor de cerca de 10 minutos por entrega.

O cálculo de  $v_1$  e  $v_3$ , por sua vez, foi dado pela média das velocidades médias das rotas nos trechos 1 e 3, dada pela divisão da distância percorrida pelo intervalo de tempo registrado nos trechos correspondentes. Analogamente, o cálculo de  $v_2$  foi feito como a média das velocidades médias entre os pontos de entrega, dividindo-se a distância percorrida pelo intervalo de tempo registrado nos trechos - sem considerar o tempo de parada no local de entrega. Para o cálculo das velocidades, removeu-se também os dados em que a latência do GPS foi maior do que 1,5 minutos, a fim de descartar possíveis horários de pausa para almoço ou *outliers* de medição.

Em seguida,  $D$ ,  $l$  e  $m_c$  são respectivamente as médias do número de entregas realizados por dia, da lotação dos caminhões na saída do CD e da carga entregue nos pontos de parada. Por fim, o parâmetro de capacidade de carga útil do BEV e do ICEV foi calculado subtraindo a capacidade máxima de carga útil e carroceria informada na ficha técnica dos veículos (9.190 kg para o e-Delivery 14 e 9.200 kg para o Delivery 13.180) pelo peso do baú utilizado pela empresa, que é de 1270 kg.

As distribuições dos parâmetros calculados podem ser encontradas no apêndice B. Adicionalmente, o código em *python* utilizado para realizar o cálculo das velocidades, o tempo de espera e as distâncias médias no trecho pode ser encontrado no apêndice A.

Tabela 6 – Parâmetros para cálculo da produtividade dos veículos e do dimensionamento da frota

Parâmetro	Descrição	Unidade	Valor	Fonte
$D$	Demanda média de entregas	entregas/dia	742	Dados históricos das rotas de BEVs e ICEVs
$l$	Lotação média do caminhão	%	74%	
$d_1$	Distância percorrida no trecho 1	un. distância	0,20	
$d_3$	Distância percorrida no trecho 3	un. distância	0,23	Dados históricos das rotas de BEVs
$d_c$	Distância média entre entregas	un. distância	0,015	
$v_1$	Velocidade média no trecho 1	km/h	18,6	
$v_2$	Velocidade média no trecho 2	km/h	7,4	
$v_3$	Velocidade média no trecho 3	km/h	21,5	
$t_c$	Tempo médio de parada por entrega	min	10	
$m_e$	Carga média por entrega	kg	575	
$M_{\text{útil, BEV}}$	Capacidade de carga útil do BEV	kg	7920	(VOLKSWAGEN, 2023)
$M_{\text{útil, ICEV}}$	Capacidade de carga útil do ICEV	kg	7930	(VOLKSWAGEN, 2021)

## 3.5 Custos da frota

Para o cálculo do custo total da frota, primeiro foram calculados o custo fixo mensal dos veículos e o custo variável por quilômetro percorrido. Assim, o custo total mensal é dado por:

$$C_{\text{total}} = C_{\text{fixo}} \cdot F + C_{\text{var}} \cdot (d_1 + d_3 + (p_{\text{caminhão}} - 1) \cdot d_2) \cdot n \quad (3.8)$$

Em que:

- $C_{\text{total}}$  Custo total da frota (R\$/mês);
- $C_{\text{fixo}}$  Custo fixo mensal por veículo (R\$/mês);
- $C_{\text{var}}$  Custo variável do veículo (R\$/km);
- $n$  Número de dias trabalhados no mês.

### 3.5.1 Custos fixos

Neste trabalho, o custos fixo abrangeu os seguintes componentes: custo de depreciação e remuneração de capital, custo com motorista e encargos sociais, custo de taxas e impostos e custo da cobertura de risco (seguro do caminhão). Na tabela 7, podem ser encontrados os valores calculados desses custos para o BEV e ICEV.

Tabela 7 – Custos fixos dos caminhões ao mês

Custos fixos	e-Delivery 14 3 packs	Delivery 13.180
Depreciação	R\$ 4.833,66	R\$ 2.263,57
Remuneração de capital	R\$ 6.569,97	R\$ 3.951,63
Motorista com encargos sociais	R\$ 8.100,60	R\$ 8.100,60
Taxas e impostos	R\$ 955,02	R\$ 548,77
Cobertura de risco	R\$ 3.125,00	R\$ 1.770,83
<b>Total</b>	<b>R\$ 23.634,24</b>	<b>R\$ 16.635,39</b>

A seguir, é detalhado o método de cálculo de cada um dos componentes de custos fixos considerados.

### 3.5.1.1 Depreciação e Remuneração de capital

Os custo de aquisição dos veículos analisados foram obtidos através de um orçamento realizado com uma concessionária da Volkswagen em São Paulo em agosto de 2024, que constam na Tabela 8. Já o custo residual considerou uma vida útil do veículo de 8 anos e foi calculado através de valores extraídos da tabela FIPE (2024). Como os valores médios da Tabela FIPE eram superiores aos fornecidos pela concessionária, utilizou-se os valores da tabela para derivar um percentual de desvalorização ano a ano dos veículos, que foi aplicado ao preço da concessionária. Assim, a depreciação do veículo é dada por:

$$C_{\text{depreciação}} = \frac{V_{\text{aquisição}} - V_{\text{residual}}}{12 \cdot N} \quad (3.9)$$

$$V_{\text{residual}} = V_{\text{aquisição}} \cdot (1 - i_{\text{desvalorização}}) \quad (3.10)$$

Em que:

- $C_{\text{depreciação}}$  Custo de depreciação (R\$/mês);  
 $V_{\text{aquisição}}$  Valor de aquisição do veículo (R\$);  
 $V_{\text{residual}}$  Valor de residual do veículo ao final da vida útil (R\$);  
 $i_{\text{desvalorização}}$  Taxa de desvalorização ao longo da vida útil (%)  
 $N$  Vida útil do veículo (anos).

Tabela 8 – Custo de aquisição dos caminhões em agosto de 2024

e-Delivery 14 3 packs	Delivery 13.180	Fonte
R\$ 750.000,00	R\$ 425.000,00	Concessionária
R\$ 1.035.621,00	R\$ 395.270,00	(FIPE, 2024)

Os preços médios extraídos da tabela FIPE encontram-se na tabela 9. Como o e-Delivery 14 é um modelo mais recente, não há preço médio disponível antes do ano de 2021. Assim, para o cálculo do valor residual considerou-se que a taxa anual de desvalorização do veículo antes do ano de 2021 é igual a taxa de desvalorização entre 2022 e 2021. Essas taxas anuais, por sua vez, encontram-se na tabela 10.

Tabela 9 – Preços médios dos veículos (Fipe, 2024)

Ano-modelo	e-Delivery 14 3 packs	Delivery 13.180
Zero km	R\$ 1.175.000,00	R\$ 444.966,00
2025	R\$ 1.035.621,00	R\$ 395.270,00
2024	R\$ 1.035.621,00	R\$ 372.791,00
2023	R\$ 1.010.177,00	R\$ 314.745,00
2022	R\$ 983.545,00	R\$ 305.125,00
2021	R\$ 837.576,00	R\$ 276.285,00
2020	-	R\$ 244.991,00
2019	-	R\$ 223.029,00
2018	-	R\$ 217.458,00

Tabela 10 – Taxas calculadas de desvalorização durante vida útil

Ano	e-Delivery 14 3 packs	Delivery 13.180
1	11,9%	11,2%
2	2,5%	5,7%
3	2,6%	15,6%
4	14,8%	3,1%
5	14,8%	9,5%
6	14,8%	11,3%
7	14,8%	9,0%
8	14,8%	2,5%

Assim, ao fim da vida útil a desvalorização acumulada para o e-Delivery 14 e para o Delivery 13.180 será de 62,5% e 51,1%, respectivamente. Ou seja, ao fim de 8 anos, o BEV valerá 37,5% do seu valor inicial e o ICEV 48,9%, como ilustrado na Figura 15.

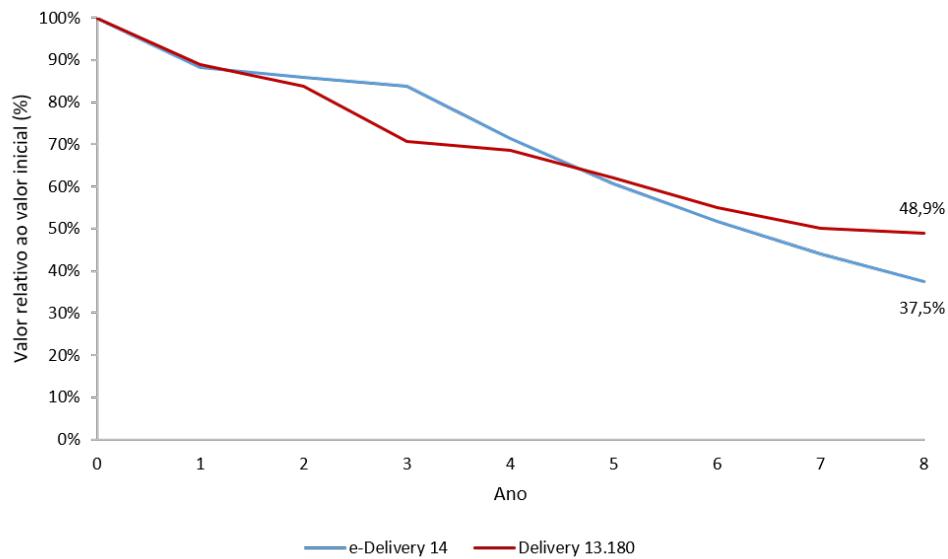


Figura 15 – Desvalorização dos caminhões ao longo da vida útil

Para o cálculo da remuneração de capital foi utilizada a equação abaixo, como explicado no capítulo de revisão da literatura. A taxa de oportunidade utilizada foi fornecida pela empresa e equivale a 15% a.a., isto é, 1,17% a.m..

$$C_{\text{capital}} = (V_{\text{aquisição}} - V_{\text{residual}}) \cdot \frac{j(1 + j)^N}{(1 + j)^N - 1} \quad (3.11)$$

Onde:

$C_{\text{capital}}$  Custo de remuneração do capital (R\$/mês);

$j$  Taxa de juros (a.m.).

### 3.5.1.2 Motorista e encargos sociais

O custo do salário e encargos sociais do motorista por caminhão foi calculado segundo a equação abaixo. O fator 1,2 é usado para considerar o período de férias do motorista, de modo que é necessário mais de um motorista por caminhão ao ano.

$$C_{\text{motorista}} = 1,2 \cdot S \cdot (1 + i_{\text{encargos}}) \quad (3.12)$$

Em que:

$C_{\text{motorista}}$  Custo com motorista e encargos sociais (R\$/mês);

$S$  Salário do motorista

$i_{\text{encargos}}$  Percentual de encargos sociais

Os percentuais de encargo social considerados estão na tabela 11. O valor do salário utilizado foi de R\$ 2889,15, conforme o piso definido pelo Sindicargas (2024) em São Paulo.

Tabela 11 – Encargos sociais das empresas de transporte (NTC&Logística, 2024)

Grupo	Percentual
Grupo A - Obrigações Sociais	39,7%
Grupo B - Tempo não Trabalhado	53,27%
Grupo C - Gratificações	18,51%
Grupo D - Indenizações	22,17%
<b>Total</b>	<b>133,65%</b>

### 3.5.1.3 Taxas e impostos

Para o cálculo dos custos com taxas e impostos foram considerados: o licenciamento, o Seguro Obrigatório para Proteção de Vítimas de Acidentes de Trânsito (SPVAT) e o Imposto sobre a Propriedade de Veículos Automotores (IPVA). Segundo o (Governo do Estado de São Paulo, 2024), a alíquota para o IPVA de caminhões é de 1,5% e o valor do licenciamento é de R\$ 160,22 ao ano. Já o SPVAT em 2024, como informa G1 (2024), foi considerado em R\$ 50,00 ao ano. Assim, o custo mensal com taxas e impostos é dado por:

$$C_{\text{impostos}} = \frac{1,5\% \cdot V_{\text{aquisição}} + 50 + 160,22}{12} \quad (3.13)$$

### 3.5.1.4 Cobertura de risco

A estimativa de cobertura de risco foi feita conforme Freitas et al. (2004), utilizando um percentual de 5% sobre o valor do veículo. Assim, o custo da cobertura de risco foi dado por:

$$C_{\text{risco}} = \frac{5\% \cdot V_{\text{aquisição}}}{12} \quad (3.14)$$

### 3.5.2 Custos variáveis

Os custos variáveis, por sua vez, consideraram os seguintes componentes: custo com combustível ou energia elétrica, custo com pneus, custo com manutenção (peças e serviços de oficina), custo com aditivos e lubrificantes e custo com lavagem dos veículos. Na tabela 12, podem ser encontrados os valores calculados desses custos para o BEV e ICEV.

Tabela 12 – Custos variáveis dos caminhões em R\$.km<sup>-1</sup>.

Custos variáveis	e-Delivery 14 3 packs	Delivery 13.180
Combustível	-	R\$ 1,5062
Energia elétrica	R\$ 0,5905	-
Pneus	R\$ 0,0739	R\$ 0,0795
Manutenção	R\$ 0,3719	R\$ 0,5313
Arla 32 e lubrificantes	-	R\$ 0,1318
Lavagens	R\$ 0,1833	R\$ 0,1833
<b>Total</b>	<b>R\$ 1,2196</b>	<b>R\$ 2,4321</b>

A seguir, o método de cálculo de cada um desses componentes de custo variável será detalhado.

#### 3.5.2.1 Combustível

O cálculo do custo de combustível por quilômetro é dado pela seguinte equação:

$$C_{\text{combustível}} = \frac{c_{\text{combustível}}}{e_{\text{diesel}}} \quad (3.15)$$

Em que:

- $C_{\text{combustível}}$  Custo com combustível (R\$/km)  
 $c_{\text{combustível}}$  Custo do litro de combustível (R\$/L)  
 $e_{\text{diesel}}$  Consumo médio de combustível (km/L)

Para esse cálculo o preço considerado do combustível foi de R\$ 6,04 por litro, conforme média calculada pela Petrobras (2024) a partir de dados da Agência Nacional do Petróleo (ANP) em agosto de 2024. Já o parâmetro de consumo médio foi de 4,01 km/L, fornecido pela empresa.

### 3.5.2.2 Energia elétrica

Para o BEV, o custo de energia elétrica para recarregar a bateria é dado por:

$$C_{\text{energia}} = \frac{c_{\text{energia}}}{e f_{\text{carregamento}} \cdot e_{\text{bateria}}} \quad (3.16)$$

Em que:

$C_{\text{energia}}$	Custo com energia elétrica (R\$/km)
$c_{\text{energia}}$	Custo unitário da energia elétrica (R\$/kWh)
$e_{\text{bateria}}$	Consumo médio da bateria (km/kWh)
$e f_{\text{carregamento}}$	Eficiência do carregamento da bateria (%)

O custo unitário da energia elétrica foi considerado em R\$ 0,526 por kWh, uma média da tarifa A4 comercial e industrial no período fora de ponta (antes das 18:00 ou depois das 21:00) segundo NG Solar (2024). O valor utilizado de eficiência no carregamento das baterias foi de 80%, conforme o que foi empregado na análise de Davis e Figliozzi (2013). Por fim, o valor de consumo médio da bateria foi derivado das estimativas de consumo de energia por regressões lineares, isto é, a razão entre a energia total consumida e a distância total percorrida na rota, como mostra a equação abaixo.

$$e_{\text{bateria}} = \frac{E_1(d_1) + E_2(d_2, M, p_{\text{caminhão}}) + E_3(d_3)}{d_1 + d_3 + (p_{\text{caminhão}} - 1) \cdot d_c} \quad (3.17)$$

### 3.5.2.3 Pneus

O cálculo do custo de pneus por quilômetro é dado pela seguinte equação:

$$C_{\text{pneus}} = \frac{q \cdot (c_{\text{pneu}} + c_{\text{pneu}} \cdot p_{\text{recapagem}} \cdot q_{\text{recapagem}})}{I_{\text{pneus}}} \quad (3.18)$$

Em que:

$C_{\text{pneus}}$	Custo com pneus (R\$/km)
$c_{\text{pneu}}$	Custo de um pneu novo (R\$)
$q$	Quantidade de pneus no caminhão (un.)
$q_{\text{recapagem}}$	Quantidade de recapagens (un.)
$p_{\text{recapagem}}$	Percentual do preço da recapagem sobre o valor do pneu novo (%)
$I_{\text{pneus}}$	Intervalo de distância entre trocas de pneus (km)

Neste trabalho, foram consideradas duas recapagens durante um intervalo de 160.000 km entre trocas de pneus, conforme utiliza o Guia do Transporte Rodoviário de Cargas (2024). O preço de recapagem do pneu foi considerado em 33% do valor do pneu novo, como informado por Prolog (2024). Já a quantidade e o tipo de pneu de cada veículo foram obtidas em suas respectivas fichas técnicas: para o e-Delivery 14 são 8 pneus do tipo 235/75R17.5, ao passo que para o Delivery 13.180 são 10 pneus do tipo 215/75R17.5 (VOLKSWAGEN, 2023, 2021). O preço considerado para cada pneu foi obtido através dos principais resultados da PneuStore (2024) em agosto deste ano, com uma média de R\$ 899,90 para o pneu do e-Delivery 14 e R\$ 766,57 para o do Delivery 13.180.

### 3.5.2.4 Manutenção

Por trabalhar no modelo de frota dedicada, a empresa analisada nesse estudo não possuía dados históricos de manutenção dos veículos para a operação de distribuição. Assim, o cálculo do custo de manutenção com peças e serviços de oficina para o ICEV utilizou parâmetros médios do mercado, de modo que:

$$C_{\text{manutenção}} = \frac{V_{\text{aquisição}} \cdot p_{\text{manutenção}}}{I_{\text{manutenção}}} \quad (3.19)$$

Em que:

- $C_{\text{manutenção}}$  Custo de manutenção (R\$/km)  
 $p_{\text{manutenção}}$  Percentual sobre o valor do veículo novo (%)  
 $I_{\text{manutenção}}$  Intervalo de distância entre manutenções (km)

Os valores considerados para  $p_{\text{manutenção}}$  e  $I_{\text{manutenção}}$  foram de 0,75% e 6.000 km, respectivamente, conforme utilizado pelo Guia do Transporte Rodoviário de Cargas (2024). O custo de manutenção do BEV, por sua vez, foi calculado a partir do custo do ICEV, aplicando uma redução de 29%, percentual obtido na análise de Wang, Miller e Fulton (2022).

### 3.5.2.5 Arla 32 e Lubrificantes

Neste trabalho, foram considerados também os custos com o Agente Redutor Líquido Automotivo 32 (Arla 32), o óleo do cárter e o óleo do câmbio do caminhão a diesel.

O consumo médio esperado do Arla 32 é da ordem de 5% do consumo de óleo diesel (CETESB, 2024) e o preço foi considerado em R\$ 4,00 por litro, segundo reportado pela Cobli (2024). Assim, o custo com Arla 32 é dado por:

$$C_{\text{arla}} = 5\% \cdot \frac{c_{\text{arla}}}{e_{\text{diesel}}} \quad (3.20)$$

Em que:

- $C_{\text{arla}}$  Custo de Arla 32 (R\$/km)  
 $c_{\text{arla}}$  Custo unitário do Arla 32 (R\$/L)

Para o cálculo de cada um dos custos dos óleos, foi usada a equação abaixo. No caso do Delivery 13.180, utilizou-se um preço de R\$ 48,97 por litro do óleo Delo 400 SDE SAE 15W-40 obtido no site Mercado Livre (2024b) considerando o volume de 12,85 L por troca, como detalhado na tabela de lubrificantes da Texaco Lubrificantes (2022). Para o óleo do câmbio, foi considerado um preço de R\$ 103,54 por litro do óleo mineral Eaton azul

80w90 3000880 obtido também no Mercado Livre (2024a) com volume de 5,5 litros por troca, conforme recomendado pela fabricante Eaton (2021). Os intervalos de distância recomendado entre trocas dos óleos do motor e do câmbio foram de 10.000 km (InfoTruck, 2022) e 50.000 km ou a cada 2 anos (Copege, 2023), respectivamente.

$$C_{\text{óleo}} = \frac{c_{\text{óleo}} \cdot q_{\text{óleo}}}{I_{\text{óleo}}} \quad (3.21)$$

Em que:

$C_{\text{óleo}}$	Custo de óleo (R\$/km)
$c_{\text{óleo}}$	Custo unitário do óleo (R\$/L)
$q_{\text{óleo}}$	Volume de óleo por troca (L)
$I_{\text{óleo}}$	Intervalo de distância entre a troca de óleo (km)

### 3.5.2.6 Lavagens

Assim como o custo de manutenção, o custo de lavagem utilizou parâmetros médios do mercado, de modo que:

$$C_{\text{lavagem}} = \frac{c_{\text{lavagem}}}{I_{\text{lavagem}}} \quad (3.22)$$

Em que:

$C_{\text{lavagem}}$	Custo de lavagem (R\$/km)
$c_{\text{lavagem}}$	Custo do serviço de lavagem (R\$)
$I_{\text{lavagem}}$	Intervalo de distância entre lavagens (km)

O custo médio do serviço de lavagem considerado foi de R\$ 275,00, segundo estimativa feita pela Box Detail (2024). Já o intervalo médio entre lavagem considerado foi de 1.500 km, conforme estimado pelo Guia do Transporte Rodoviário de Cargas (2024).

## 3.6 Estimativa de emissões de GEE

Neste estudo foram consideradas apenas o cálculo de emissões do escopo 1 e 2 definido pelo *GHG Protocol*, como mencionado no capítulo de revisão da literatura. Assim, foram consideradas apenas as emissões diretas da operação pelo consumo de combustível e as emissões indiretas provenientes da geração de eletricidade e processos de vaporização, aquecimento e resfriamento do combustível.

Dessa forma, uma vez calculada a produtividade dos veículos e a frota total necessária, o total de emissões em CO<sub>2</sub>-eq gerado é calculado a partir de fatores de emissão por litro de diesel consumido e para a geração de eletricidade.

Tabela 13 – Fatores de emissão de CO<sub>2</sub>-eq no escopo 2

Parâmetro	Descrição	Unidade	Valor	Fonte
$F_{\text{emissão, BEV}}$	Fator de emissão do BEV	kg CO <sub>2</sub> -eq/MWh	61,70	(EPE, 2023b)
$F_{\text{emissão, ICEV}}$	Fator de emissão do ICEV	kg CO <sub>2</sub> -eq/L	2,64	(CETESB, 2023)

### 3.6.1 Geração de créditos de carbono

Para este trabalho, a remuneração gerada por créditos de carbono entram como um componente de redução de custos nos cenários 3 e 4. Essa remuneração é calculada do seguinte modo:

$$R_{\text{carbono}} = (Em_{\text{diesel}} - Em_{\text{elétrico}}) \cdot c_{\text{carbono}} \quad (3.23)$$

Em que:

$R_{\text{carbono}}$	Remuneração por créditos de carbono (R\$/mês)
$Em_{\text{diesel}}$	Emissões de CO <sub>2</sub> -eq pela frota de ICEVs (ton/mês)
$Em_{\text{elétrico}}$	Emissões de CO <sub>2</sub> -eq pela frota de BEVs (ton/mês)
$c_{\text{carbono}}$	Valor da tonelada de CO <sub>2</sub> -eq (R\$/ton)

O valor do crédito de carbono considerado foi de 65,95 euros por tonelada de CO<sub>2</sub>-eq

obtido através do índice CFI2Z4 da ICE no site Investing.com (2024) em agosto de 2024, o que equivale a R\$ 404,93 dada uma cotação de R\$ 6,14 do euro no mesmo período (Google Finance, 2024).

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Neste capítulo, os resultados são apresentados e analisados. Inicialmente, discute-se a produtividade dos caminhões e o dimensionamento da frota com e sem penalização pela restrição de rodízio. Em seguida, é feita a análise comparativa dos custos totais da frota nos cenários definidos. Posteriormente, apresenta-se os pontos de equilíbrio e análises de sensibilidade dos principais fatores que influenciam nos custos, bem como potenciais estratégias de operação que beneficiam a adoção de veículos elétricos.

### 4.1 Comparação de cenários

Para calcular os custos totais da frota, primeiro foi feito seu dimensionamento. A produtividade do caminhão, o mínimo entre a produtividade por tempo de ciclo, capacidade de carga e capacidade de bateria, foi de 10 entregas por dia - tanto para o BEV quanto para o ICEV, como mostra a Tabela 14. Isso equivale a uma rota de 57km com um tempo de ciclo de 4,5 horas. É possível observar que nesta operação a capacidade de bateria do e-Delivery 14 não é um limitante na realização das rotas, uma vez que poderiam ser feitas até 27 entregas considerando um consumo máximo de 80% da capacidade da bateria. Sendo assim, considerando que o veículo só pode ser carregado para sair do CD uma vez ao dia, temos que o tamanho da frota deve ser de 75 caminhões para suprir a demanda de 742 entregas ao dia. Para os cenários com penalização por rodízio, contudo, a frota de ICEVs deve ser de 94 caminhões.

Tabela 14 – Produtividade do caminhão (entregas por dia)

Parâmetro	Descrição	e-Delivery 14	Delivery 13.180
$p_{tempo}$	Produtividade por tempo de ciclo	24	24
$p_{bateria}$	Produtividade por capacidade de bateria	27	-
$p_{carga}$	Produtividade por capacidade de carga	10	10
$p_{caminhão}$	Produtividade do caminhão	10	10

A partir os custos fixos por caminhão e o custo variável por quilômetro apresentados na seção anterior, calculou-se o custo total da frota em cada um dos cenários, como ilustrado na Figura 16 e detalhado na Tabela 15. Nos cenários 2 e 4, há a aplicação da penalização por rodízio na frota de ICEVs, de modo que observa-se um aumento dos custos fixos em R\$ 162.161,11 ao mês devido ao maior número de caminhões necessários. Além disso, nos cenários 3 e 4, há a remuneração com créditos de carbono expressa em uma redução dos custos variáveis da frota de BEVs de R\$ 25.902,68 ao mês em função da diferença de emissão de GEE no escopo 2. Como mostra a figura 17, a frota elétrica emite 63,97 toneladas de CO<sub>2</sub>-eq por mês a menos que a frota a diesel, isto é, uma redução de 91,7%.

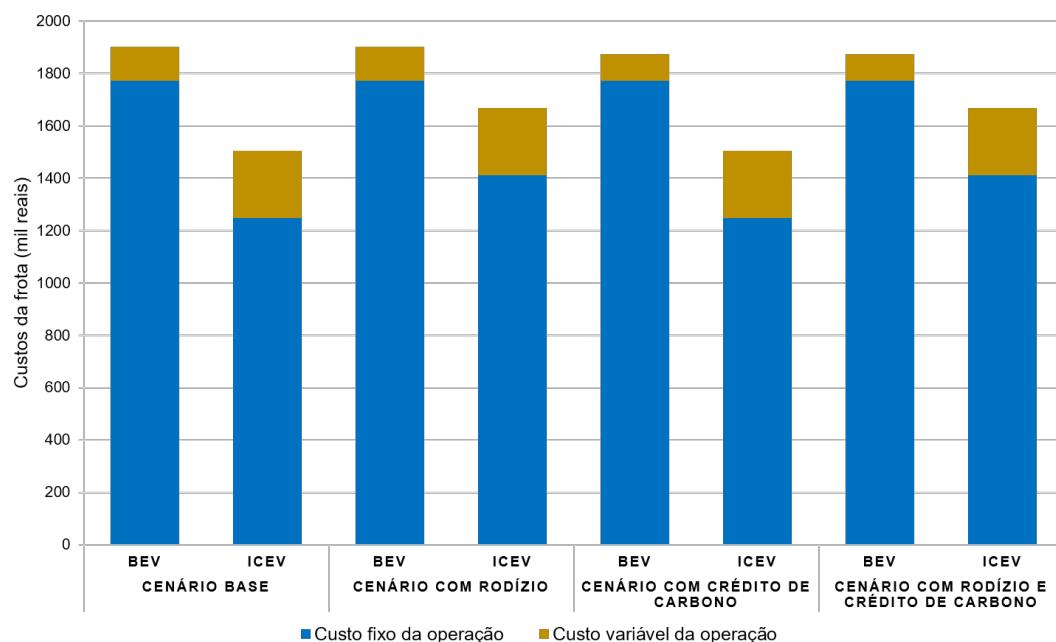
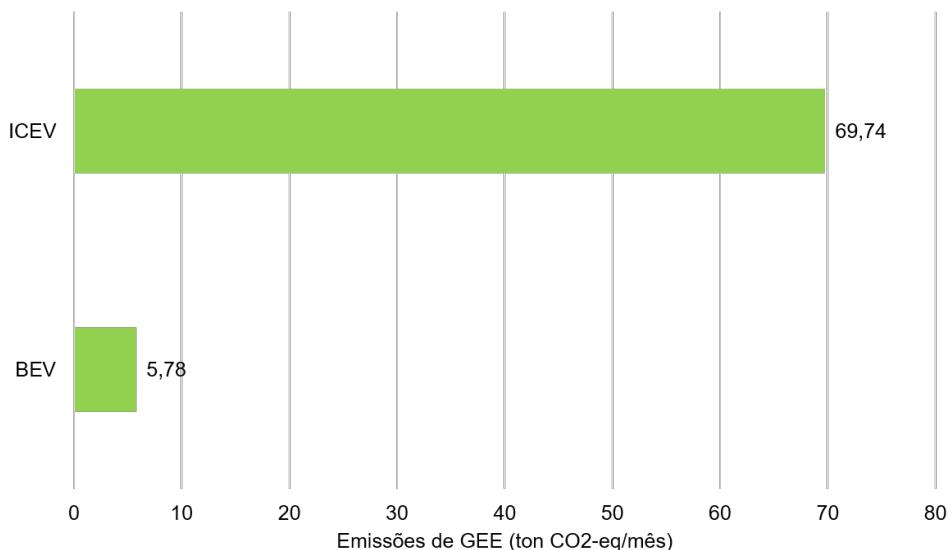


Figura 16 – Custos totais da frota por cenário simulado (mil reais por mês)

Tabela 15 – Custos totais da frota por cenário (R\$ por mês)

Cenário	Custo	e-Delivery 14	Delivery 13.180
1. Cenário base	Custo fixo total	R\$ 1.772.568,22	R\$ 1.247.654,54
	Custo variável total	R\$ 128.199,45	R\$ 257.654,14
	Custo total	R\$ 1.900.767,68	R\$ 1.505.308,68
2. Cenário com rodízio	Custo fixo total	R\$ 1.772.568,22	R\$ 1.409.815,65
	Custo variável total	R\$ 128.199,45	R\$ 257.654,14
	Custo total	R\$ 1.900.767,68	R\$ 1.667.469,79
3. Cenário com crédito de carbono	Custo fixo total	R\$ 1.772.568,22	R\$ 1.247.654,54
	Custo variável total	R\$ 128.199,45	R\$ 257.654,14
	Crédito de carbono	R\$ 25.902,68	-
4. Cenário com rodízio e crédito de carbono	Custo total	R\$ 1.874.864,99	R\$ 1.505.308,68
	Custo fixo total	R\$ 1.772.568,22	R\$ 1.409.815,65
	Custo variável total	R\$ 128.199,45	R\$ 257.654,14
	Crédito de carbono	R\$ 25.902,68	-
	Custo total	R\$ 1.874.864,99	R\$ 1.667.469,79

Figura 17 – Emissões de GEE da frota (ton CO<sub>2</sub>-eq por mês)

Constata-se que os custos variáveis são menos representativos na composição do custo total, cerca de 7% na frota elétrica e de 15% a 17% na frota a diesel, ao passo que o custo fixo representa cerca de 93% do custo total da frota elétrica e de 83% a 85% da frota a diesel. Na Tabela 16, apresenta-se também o custo por entrega em cada cenário, que

varia de R\$ 101,07 a R\$ 102,47 para a frota de BEVs e de R\$ 81,15 a R\$ 89,89 para a de ICEVs, uma diferença de R\$ 11,18 a R\$ 21,32 por entrega a depender do cenário de comparação.

Tabela 16 – Custo por entrega em cada cenário

Cenário	e-Delivery 14	Delivery 13.180
1. Cenário base	R\$ 102,47	R\$ 81,15
2. Cenário com rodízio	R\$ 102,47	R\$ 89,89
3. Cenário com crédito de carbono	R\$ 101,07	R\$ 81,15
4. Cenário com rodízio e crédito de carbono	R\$ 101,07	R\$ 89,89

Observa-se, então, que em todos os cenários a frota de BEVs apresenta uma desvantagem em custo em relação à frota de ICEVs, como mostra a Tabela 17. Nesse caso, a penalização por rodízio possui maior influência em mitigar essa disparidade, reduzindo em 12,3 p.p. a diferença de custo mensal entre as frotas. A remuneração em créditos de carbono, por sua vez, tem menor impacto, diminuindo em apenas 1,7 p.p. a diferença de custo mensal entre as frotas.

Tabela 17 – Diferença de custo mensal da frota de BEVs em relação a de ICEVs

Cenário	Diferença de custo mensal	
1. Cenário base	R\$ 395.458,99	+26,3%
2. Cenário com rodízio	R\$ 233.297,89	+14,0%
3. Cenário com crédito de carbono	R\$ 369.556,31	+24,6%
4. Cenário com rodízio e crédito de carbono	R\$ 207.395,20	+12,4%

Nas Figuras 18 e 19, apresenta-se os custos mensais fixos e variáveis da frota eletrificada e a diesel. Quanto aos custos variáveis, a frota de BEVs tem uma vantagem de R\$ 129.454,69 reais ao mês em relação a de ICEVs, uma redução de cerca de 50% dos custos variáveis da frota a diesel. É possível perceber também que os custos variáveis mais representativas são a de energia elétrica para carregamento dos BEVs e a de combustível para abastecimento dos ICEVs, totalizando 48% e 62% do total de custos variáveis, respectivamente.

Já quanto aos custos fixos, vemos que a frota a diesel tem uma vantagem de R\$ 524.913,68 nos cenários 1 e 3 (sem penalização por rodízio) e de R\$ 362.752,57 nos cenários 2 e 4 (com penalização por rodízio), o que representa 42% e 26% do total de custos

fixos da frota de ICEVs, respectivamente. Nesse caso, essa diferença se explica pela disparidade dos valores de aquisição dos veículos, desdobrados nos custos de depreciação, remuneração de capital, cobertura de risco e IPVA, já que o custo fixo com motorista é o mesmo independentemente do cenário. Apenas a diferença entre custos de depreciação e remuneração de capital explicam 75% da disparidade de custo fixo total entre a frota eletrificada e a diesel.

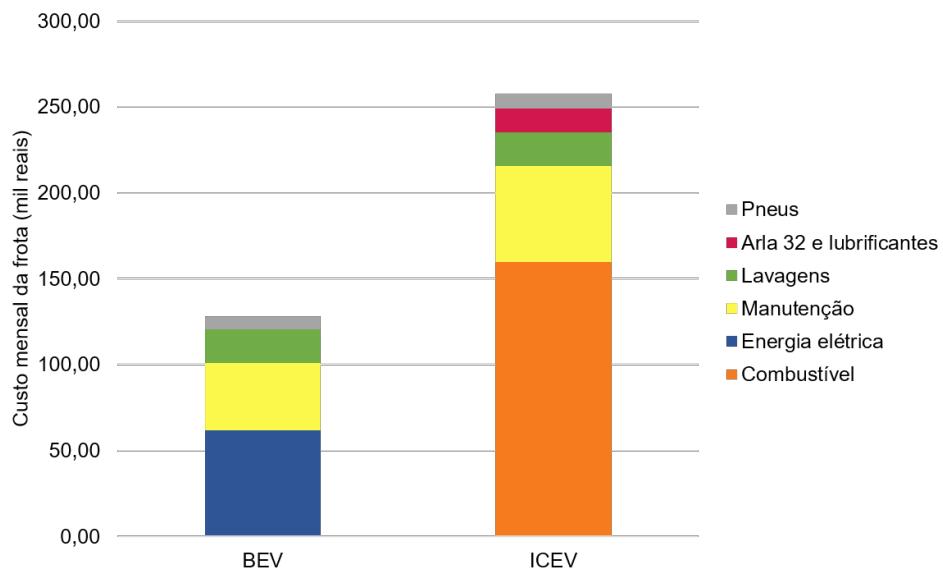


Figura 18 – Custo variável da frota por tipo de caminhão (mil reais por mês)

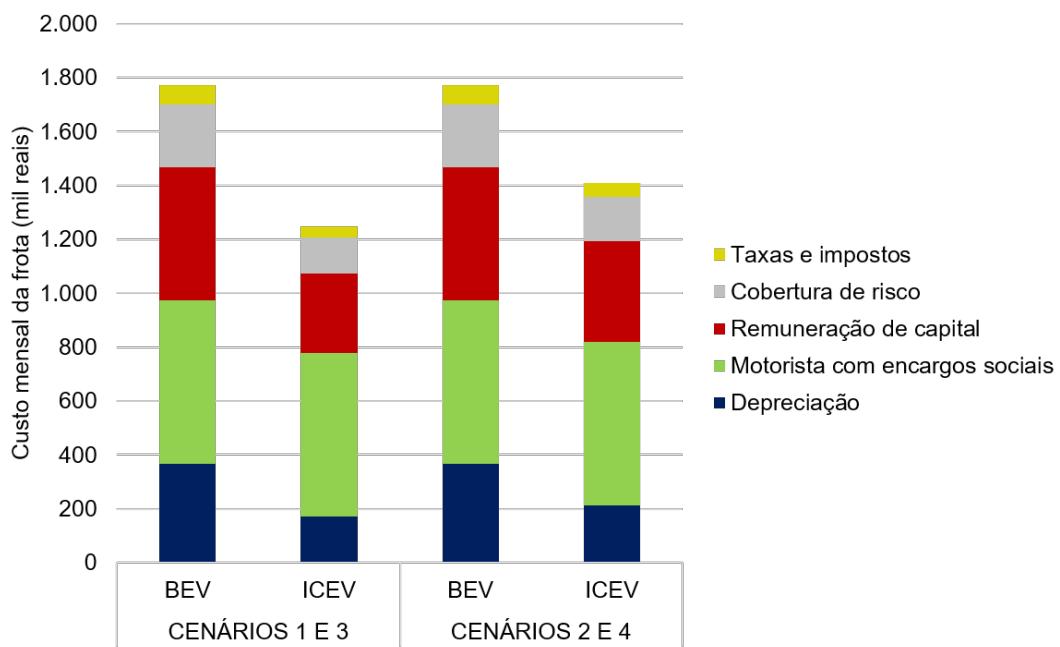


Figura 19 – Custo fixo da frota por tipo de caminhão e cenário (mil reais por mês)

## 4.2 Análises de sensibilidade

Levando em consideração a disparidade de custos apresentada anteriormente, foram realizadas análises de sensibilidade para identificar os pontos de equilíbrio dos principais componentes de custo e outras variáveis de entrada do modelo. Esses pontos correspondem aos valores das variáveis que tornam os custos totais da frota eletrificada e da frota a diesel equivalentes.

Como mostrado na sessão anterior a variável de entrada mais representativa do custo total da frota é o valor de aquisição do veículo. Assim, na tabela 18 estão os valores de aquisição dos BEVs para os quais o custo total da frota eletrificada se iguala ao da frota a diesel. Constatata-se que, mesmo no cenário com mais incentivos à adoção de BEVs, o e-Delivery 14 precisaria de uma redução de ao menos 17,8% do valor de aquisição para equiparação de custos com os Delivery 13.180. Na Figura 20, por sua vez, é possível ver as retas de variação da diferença de custo entre as frotas de acordo com o valor de aquisição do e-Delivery 14 por cenário, cujo coeficiente angular é de 1,55.

Tabela 18 – Valor de aquisição do BEV no ponto de equilíbrio dos custos totais da frota

Cenário	Valor de aquisição do BEV
1. Cenário base	R\$ 495.500,00
2. Cenário com rodízio	R\$ 600.000,00
3. Cenário com crédito de carbono	R\$ 512.000,00
4. Cenário com rodízio e crédito de carbono	R\$ 616.500,00

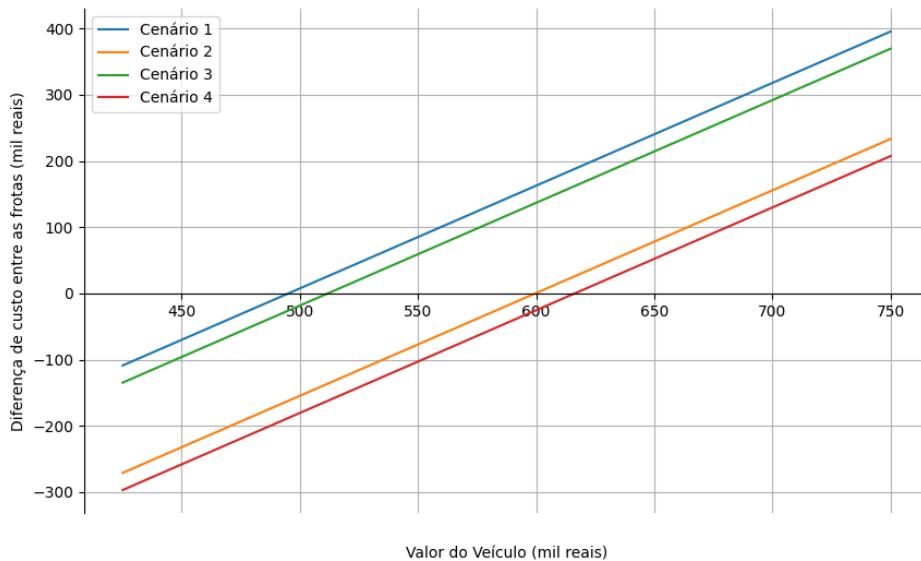


Figura 20 – Diferença de custo entre frotas de acordo com o valor de aquisição do BEV

Dado que os custos variáveis possuem baixa representatividade em relação ao custo total das frotas, mas apresentam uma vantagem significativa para os BEVs, a distância percorrida pelos veículos se torna uma variável relevante para a análise. Isso ocorre porque, ao aumentar a distância percorrida, os custos variáveis também aumentam, mas a taxa de crescimento dos custos é menor para os BEVs, já que seu custo variável é aproximadamente 50% do custo variável dos ICEVs. Em outras palavras, quanto maior a distância percorrida, menor será a diferença de custo total entre as duas frotas, favorecendo a competitividade dos BEVs em cenários de uso mais intensivo.

Isso pode ser observado na Figura 21, que mostra as retas de variação da diferença de custo entre as frotas de acordo com a distância diária percorrida por caminhão em cada cenário. Observa-se que a inclinação da reta nos cenários com remuneração por crédito de carbono (-2,63 mil reais/km) é maior do que nos cenários sem esse incentivo (-2,18 mil reais/km), já que quanto maior a distância percorrida, maior é diferença de emissão de CO<sub>2</sub>-eq entre as frotas.

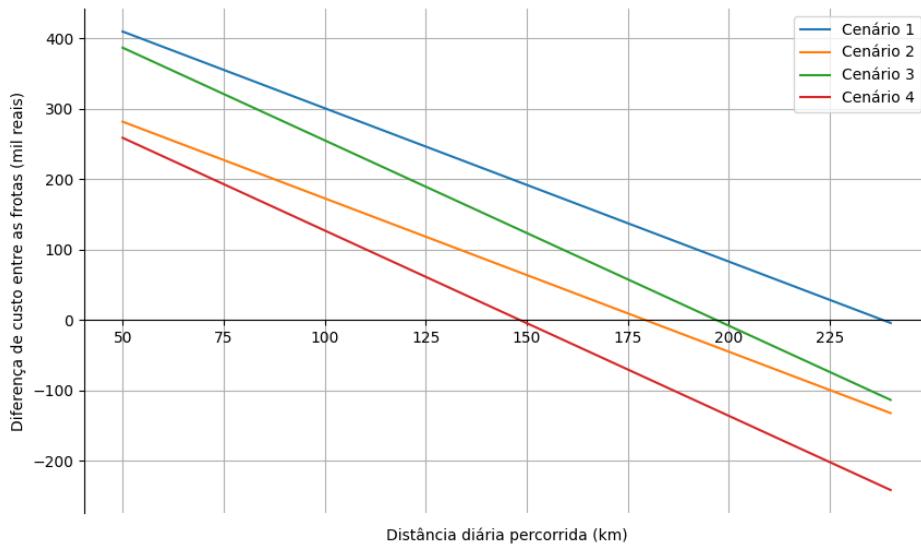


Figura 21 – Diferença de custo entre frotas de acordo com a distância diária percorrida pelo caminhão

Na Tabela 19, pode-se observar a distância percorrida necessária para equiparação de custos entre as frotas. Constatou-se que mesmo no cenário com mais incentivos para adoção de BEVs, essa distância é maior do que a autonomia máxima do veículo indicada pelo fabricante, de 110 km segundo Volkswagen (2023).

Tabela 19 – Distância diária percorrida no ponto de equilíbrio dos custos totais da frota

Cenário	Distância diária percorrida (km)
1. Cenário base	238
2. Cenário com rodízio	179
3. Cenário com crédito de carbono	196
4. Cenário com rodízio e crédito de carbono	148

Ainda em custos variáveis, avaliou-se quais seriam os pontos de equilíbrio variando o preço do diesel e da energia elétrica. Na Tabela 20, indica-se por cenário qual é o valor necessário por litro de diesel para que o custo entre as frotas seja equivalente - em todos os casos um aumento de mais de 100% do preço atual. A Figura 22 também apresenta as retas de variação da diferença de custo entre as frotas de acordo com o valor do diesel. No caso da energia elétrica, como ela representa apenas cerca de 3% do custo total da

frota elétrica, mesmo que esse custo fosse zerado, não se alcançaria paridade com o custo da frota a diesel, como evidenciado na Figura 23.

Tabela 20 – Preço do diesel no ponto de equilíbrio dos custos totais da frota

Cenário	Preço diesel (R\$/L)
1. Cenário base	R\$ 21,00
2. Cenário com rodízio	R\$ 14,87
3. Cenário com crédito de carbono	R\$ 20,02
4. Cenário com rodízio e crédito de carbono	R\$ 13,89

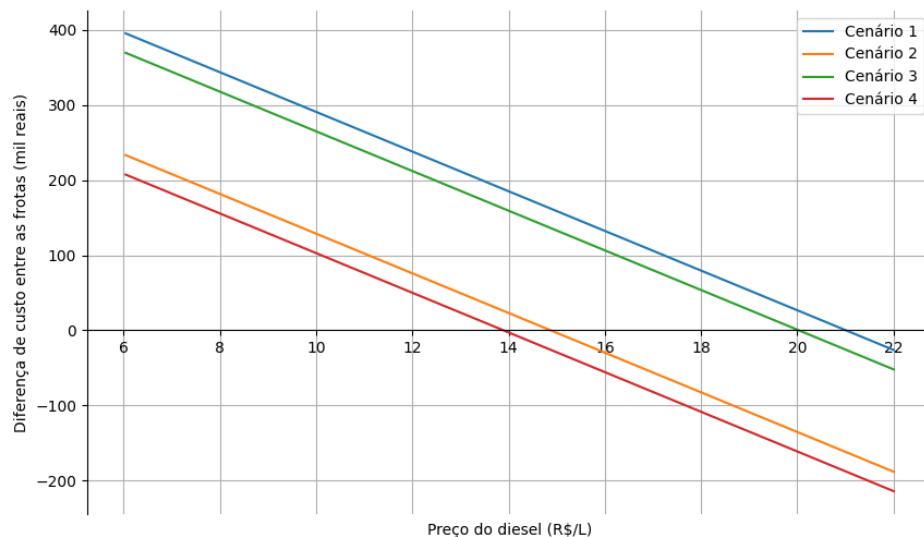


Figura 22 – Diferença de custo entre frotas de acordo com o preço do diesel

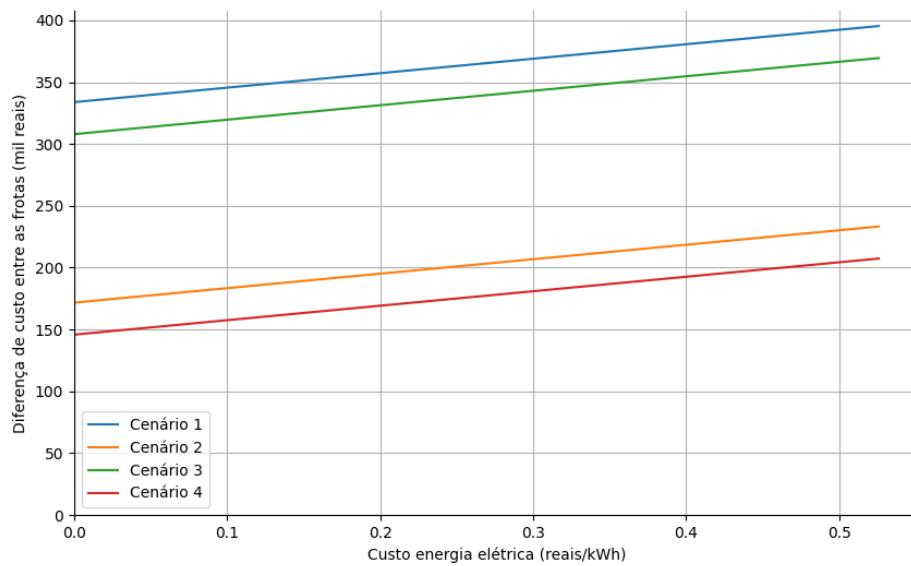


Figura 23 – Diferença de custo entre frotas de acordo com o custo de energia elétrica

Outra variável importante que influencia a representatividade dos custos variáveis é a carga média por entrega. Como ilustrado na Figura 24, a medida que a carga média por entrega diminui, o número de entregas que o caminhão é capaz de realizar em um turno aumenta até atingir o patamar de produtividade por tempo de ciclo de 24 entregas. Dessa forma, quanto menor a carga média por entrega e maior a produtividade dos caminhões, menor é a disparidade de custos entre a frota de BEVs e ICEVs. Apesar de não se atingir o ponto de equilíbrio, como mostra a Figura 25, quando se atinge o patamar de produtividade de 24 entregas a diferença de custos entre as frotas cai para valores entre 8% e 20% do custo da frota a diesel, a depender do cenário.

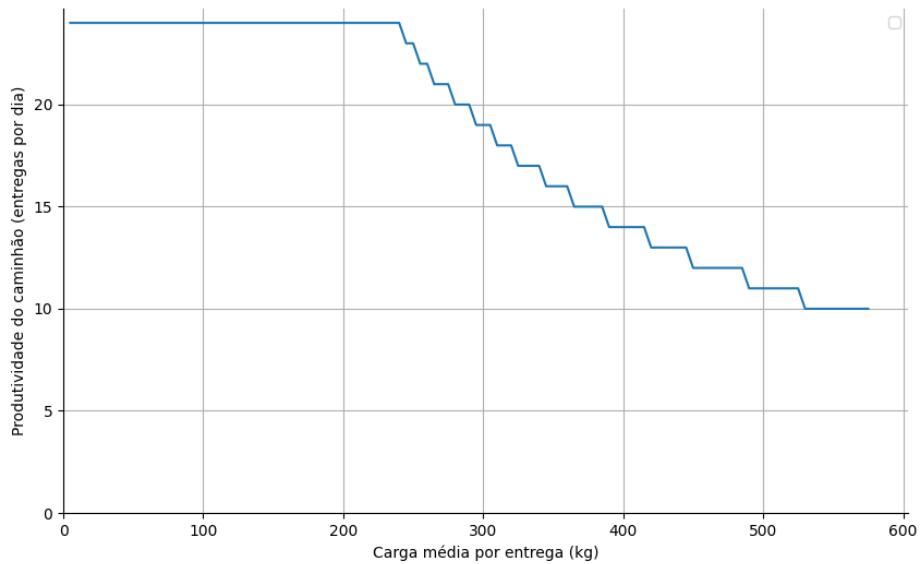


Figura 24 – Produtividade do caminhão de acordo com a carga média por entrega

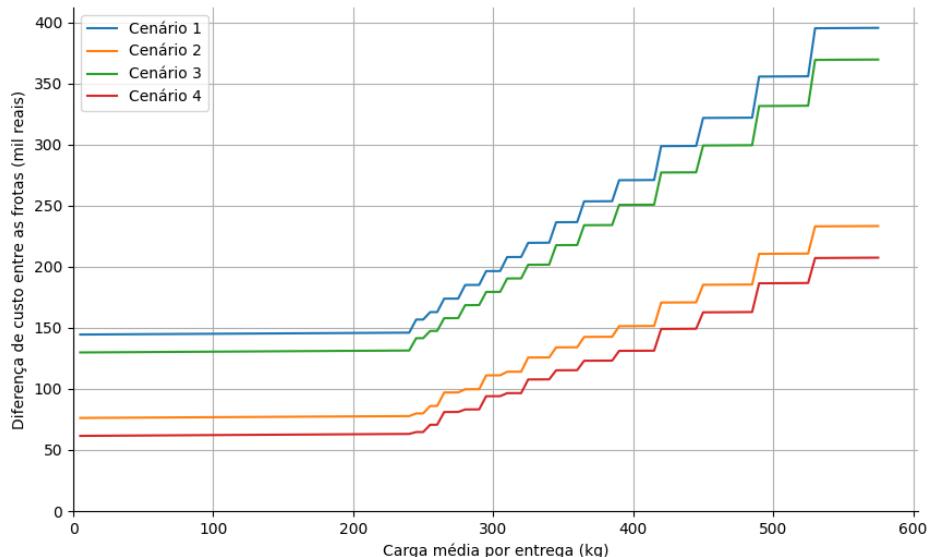


Figura 25 – Diferença de custo entre frotas de acordo com a carga média por entrega

Por fim, analisou-se o valor do crédito de carbono que levaria à paridade de custos entre as frotas, expostos na Tabela 21. Ou seja, para igualar os custos entre a frota de BEVs e ICEVs, o crédito de carbono teria de ser cerca de 15 vezes o valor atual no cenário 3 e 9 vezes no cenário 4. Na Figura 26, mostra-se também as retas de diferença de custo entre as frotas de acordo com o valor do crédito de carbono em reais.

Tabela 21 – Valor do crédito de carbono no ponto de equilíbrio dos custos totais da frota

Cenário	Crédito de carbono (R\$/ton CO <sub>2</sub> -eq)
3. Cenário com crédito de carbono	R\$ 6180,00
4. Cenário com rodízio e crédito de carbono	R\$ 3645,00

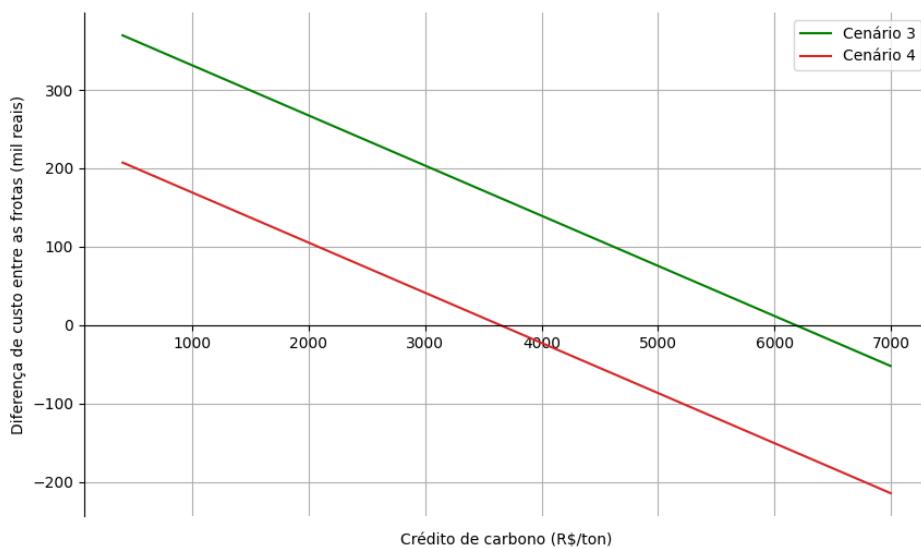


Figura 26 – Diferença de custo entre frotas de acordo com o valor do crédito de carbono

### 4.3 Estratégias para eletrificação das frotas

A partir dos resultados apresentados, observa-se que a diminuição da disparidade de custos entre as frotas precisa envolver estratégias de operação que diluem o custo fixo ou que ampliem a representatividade do custo variável, aumentando a produtividade dos veículos. Pensando nisso, analisou-se também o impacto de adicionar mais turnos nesta operação de distribuição urbana, considerando que caminhões elétricos são mais adequados para operações noturnas, uma vez que emitem 50% menos ruídos que um caminhão convencional (MAN Truck & Bus, 2024).

Inicialmente, simulou-se o acréscimo de um turno para a frota de BEVs, com resultados detalhados na Tabela 22. Distribuindo a demanda diária linearmente entre os turnos, temos que a frota elétrica seria de 38 caminhões. Assim, mesmo considerando o acréscimo de custos com motoristas e o adicional noturno de 20% no sobre o salário, constata-se que o custo da frota de BEVs apresenta uma redução de pelo menos 9,5 p.p. em relação ao

custo da frota de ICEVs.

Tabela 22 – Diferença de custo mensal da frota de BEVs em relação a de ICEVs, com 2 turnos para BEVs

Cenário	Diferença de custo mensal	
1. Cenário base	-R\$ 143.126,87	-9,5%
2. Cenário com rodízio	-R\$ 305.287,98	-18,0%
3. Cenário com crédito de carbono	-R\$ 169.374,73	-11,3%
4. Cenário com rodízio e crédito de carbono	-R\$ 331.535,84	-19,9%

Aumentando o turno em ambas as frotas, também se obtém uma redução da disparidade de custos entre as frotas, como mostra a Tabela 23, apesar de não zerar essa diferença. Isso porque com menos veículos e mais quilômetros rodados por dia, a composição de custos da frota elétrica é beneficiada. Assim, se no cenário base com 1 turno a frota de BEVs é 26% mais custosa que a de ICEVs, com 2 turnos esse acréscimo passa a ser de 11%. No cenário com rodízio, isso é ainda mais crítico, com a frota elétrica sendo apenas 3,8% mais onerosa que a diesel.

Tabela 23 – Diferença de custo mensal da frota de BEVs em relação a de ICEVs, com 2 turnos em ambas

Cenário	Diferença de custo mensal	
1. Cenário base	R\$ 134.775,52	+11,0%
2. Cenário com rodízio	R\$ 49.427,56	+3,8%
3. Cenário com crédito de carbono	R\$ 108.527,66	+8,8%
4. Cenário com rodízio e crédito de carbono	R\$ 23.179,70	+1,8%

Por fim, considerando um cenário com 3 turnos para a frota elétrica e 2 turnos para a frota a diesel, obtém-se as diferenças evidenciadas na Tabela 24. Com 3 turnos, seriam necessário apenas 25 veículos para atender a demanda diária por entregas, de modo que, como esperado, a frota de BEVs fica com um custo total menor do que a de ICEVs. Contudo, essa vantagem é menos relevante do que na comparação com 1 turno para ICEVs e 2 turnos para BEVs. Há também de se considerar, contudo, custos adicionais para a operação do CD em 2 ou 3 turnos, fator que não entrou na avaliação deste estudo.

Tabela 24 – Diferença de custo mensal da frota de BEVs em relação a de ICEVs, com 3 e 2 turnos respectivamente

Cenário	Diferença de custo mensal	
1. Cenário base	-R\$ 68.651,03	-5,6%
2. Cenário com rodízio	-R\$ 153.998,98	-11,7%
3. Cenário com crédito de carbono	-R\$ 94.553,52	-7,7%
4. Cenário com rodízio e crédito de carbono	-R\$ 179.901,48	-13,7%

Outra estratégia para o melhor aproveitamento da vantagem de custo variável dos BEVs, seria aumentar a quilometragem do caminhão dentro de um único turno. Isso poderia ser feito por meio da seleção de rotas maiores ou até por meio da seleção de rotas mais curtas em distância e tempo de modo que fosse possível realizar duas saídas do CD. Diante disso, analisou-se o histórico distância total percorrida por rota, cuja distribuição está ilustrada na Figura 27. No primeiro caso, observou-se que rotas mais longas do que a rota dimensionada neste trabalho e que comportam a autonomia do BEV (de 60 a 110 km), tem uma frequência de ocorrência de 10% ou 7 rotas por dia, em média. No segundo caso, constatou-se que rotas mais curtas, com até 50 km de percurso e 3,5 horas de tempo de ciclo, representam apenas 3% do histórico com uma ocorrência média de 2 rotas por dia. Assim, dada a baixa representatividade desses tipos de rota na base histórica, uma solução mais ampla nesse sentido precisaria revisitar os processos e critérios atuais de roteirização de modo a priorizar os BEVs em rotas de maior quilometragem.

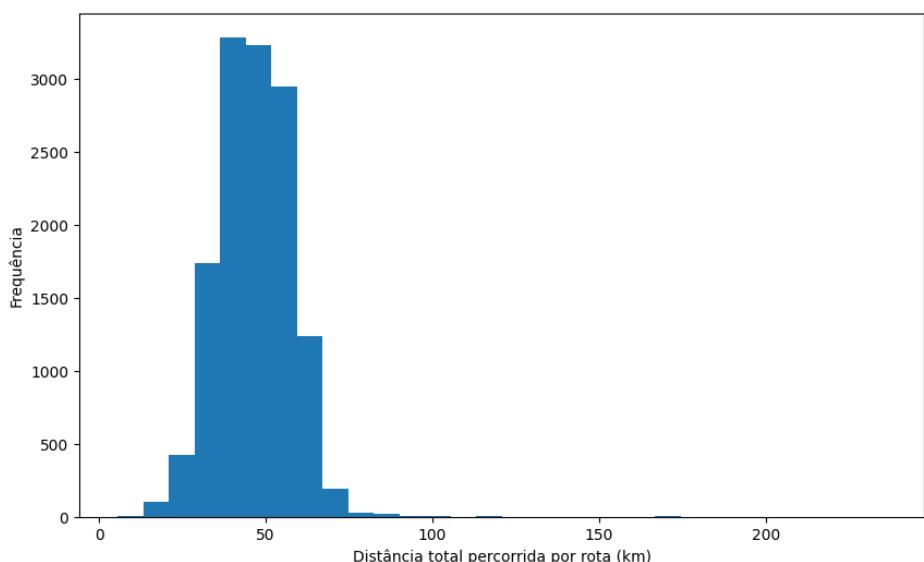


Figura 27 – Distribuição da distância total percorrida por rota

## 5 CONCLUSÕES E PRÓXIMOS DESENVOLVIMENTOS

Neste capítulo, apresenta-se as principais conclusões do estudo realizado bem como próximos caminhos de desenvolvimentos futuros.

### 5.1 Conclusão

A transição para veículos elétricos representa um marco importante na evolução da mobilidade urbana e do transporte de carga rumo a uma logística mais sustentável. Contudo, diversos são os obstáculos para ampliar a adoção de BEVs no Brasil, com os altos custos despontando como um dos principais desafios. Embora os avanços tecnológicos e os ganhos de escala tenham reduzido os custos de produção nos últimos anos, o valor de aquisição de um caminhão elétrico permanece consideravelmente mais alto em comparação a um caminhão a diesel de mesmo porte.

Nesse contexto, para que caminhões elétricos a bateria sejam competitivos em relação a caminhões a diesel, a economia de custos decorrente da redução do custo variável deve ser suficiente para superar os custos fixos significativamente mais altos. Na operação de distribuição urbana avaliada neste trabalho, essa economia não se mostrou suficiente, de modo que os custos totais da frota elétrica foram de 12,4% a 26,3% maiores do que a frota a diesel. Quanto às emissões de GEE do escopo 2, entretanto, fica evidente a vantagem dos BEVs com a frota elétrica sendo capaz de reduzir em 91,7% as emissões da frota a diesel, o que equivale a cerca de 64 toneladas de CO<sub>2</sub>-eq por mês que não seriam lançadas no ar de São Paulo no cenário avaliado.

Destaca-se também a relevância de políticas públicas e incentivos econômicos como fatores essenciais para impulsionar a transição para frotas elétricas, permitindo não apenas a viabilização econômica dessa mudança, mas também a maximização dos benefícios socioambientais associados a uma logística mais sustentável. A isenção do rodízio em São Paulo demonstrou potencial para reduzir a diferença de custos entre as frotas em até 12,3

p.p., enquanto a remuneração por créditos de carbono pode contribuir com uma redução adicional de até 1,7 p.p.. Contudo, essas medidas sozinhas ainda não seriam suficientes para prover uma paridade de custos entre BEVs e ICEVs.

A partir das análises de sensibilidade, constatou-se também que o BEV analisado precisa de uma redução de ao menos 17,8% no custo de aquisição para equiparação de custos com a frota de ICEVs, caso todas as demais variáveis se mantivessem constantes nos cenários analisados. Operações mais intensivas em termos de distância diária percorrida pelo caminhão também favorecem a frota elétrica. Este trabalho mostrou que o ponto de equilíbrio dos custos das frotas se dá entre 148 a 238 km percorridos por veículo em um dia, a depender do cenário, o que é consideravelmente maior que a autonomia máxima do BEV analisado, que é de 110 km pelo fabricante.

Contudo, considerando as condições de operação atual da empresa, a produtividade tanto dos BEVs quanto dos ICEVs ficou limitada pela capacidade de carga e não pela autonomia das baterias, de modo que, mesmo se a carga média da operação fosse reduzida de 575 kg até 5 kg, o número de entregas por dia ainda seria limitado pelo tempo de ciclo. Ou seja, na operação de distribuição urbana avaliada, a autonomia do caminhão elétrico, que normalmente é uma preocupação proeminente na avaliação de sua viabilidade operacional, em média não é um gargalo para a eletrificação da frota.

Assim, o aumento da produtividade dos caminhões é uma questão chave para atingir a paridade de custos entre as frotas. Mostrou-se que, com uma produtividade de 24 entregas por dia, por exemplo, a desvantagem de custos da frota elétrica no cenário base cai de 26,3% para 21,8% do custo da frota a diesel. Além disso, observou-se que o aumento da produtividade da frota pode ser atingida pelo acréscimo de mais turnos ou de mais rotas por caminhão em um único dia, permitindo que a bateria do caminhão seja recarregada. Em contextos em que ambas as frotas operam com dois turnos, a desvantagem de custos da frota elétrica no cenário base cai para 11,0% do custo da frota a diesel. Já quando a frota elétrica opera com dois turnos e a frota a diesel permanece com um turno, atinge-se uma vantagem de custos de ao menos 5,6% para os BEVs, vantagem potencializada por sua melhor adequação em regiões urbanas no período noturno devido à menor emissão de ruídos.

O trabalho realizado evidencia os desafios e oportunidades associados à eletrificação das frotas urbanas, destacando a importância de estratégias que abordem tanto os custos como as variáveis operacionais. Embora a competitividade econômica dos BEVs ainda encontre barreiras significativas, como o alto custo de aquisição e a limitação de autonomia,

as vantagens socioambientais expressivas e o potencial para otimizar a produtividade por meio de ajustes operacionais e políticas públicas favoráveis apontam para um caminho promissor. Combinando avanços tecnológicos, incentivos econômicos e práticas operacionais adaptadas, a adoção de veículos elétricos pode se consolidar como uma alternativa viável e econômica para uma logística urbana mais sustentável e competitiva.

## 5.2 Próximos Desenvolvimentos

Futuros avanços derivados desse trabalho podem envolver uma expansão do modelo de custos e simulação de novos cenários. Por exemplo, explorar o impacto de políticas públicas locais, como subsídios regionais para veículos elétricos e desenvolvimento de infraestruturas específicas, como corredores de recarga rápida. Além disso, incluir modelos que simulem condições de operação em contextos diversos, como áreas rurais ou rotas de longa distância, poderia enriquecer a aplicabilidade dos resultados. Adicionalmente, o dimensionamento da frota a partir de modelo mais precisos de roteirização, além da incorporação dos custos de infraestrutura de recarga dos BEVs e dos custos de operação do CD em mais turnos são detalhamentos capazes de enriquecer a análise.

Outra perspectiva de continuidade importante seria a realização de uma avaliação completa do ciclo de vida dos caminhões elétricos e a diesel. Isso incluiria o estudo detalhado de emissões de gases de efeito estufa em todas as etapas, desde a fabricação até o descarte, com atenção especial à produção de baterias e à extração de minerais necessários. A análise também poderia abordar os custos e impactos relacionados à reciclagem e ao descarte responsável das baterias no Brasil bem como perspectivas da competitividade dos caminhões elétricos no mercado de segunda mão.

## REFERÊNCIAS

Agência Gov. *Governo amplia para 48% a meta de redução da emissão de gases de efeito estufa até 2025*. 2023. Disponível em: <<https://agenciagov.ebc.com.br/noticias/202309/governo-amplia-para-48-a-meta-de-reducao-da-emissao-de-gases-de-efeito-estufa-ate-2025>>. Acesso em 05 mai. 2024.

Agência Senado. *Senado volta a debater em 2024 regulamentação do mercado de carbono*. 2023. Acesso em 02 ago. 2024. Disponível em: <<https://www12.senado.leg.br/noticias/materias/2023/12/26/senado-volta-a-debater-em-2024-regulamentacao-do-mercado-de-carbono>>.

AIUTO, S. H. e. H. M. K. *What Are Greenhouse Gas Accounting and Corporate Climate Disclosures? 6 Questions, Answered*. 2024. Acesso em 05 mai. 2024. Disponível em: <<https://www.wri.org/insights/ghg-accounting-corporate-climate-disclosures-explained>>.

ALVARENGA, A.; NOVAES, A. *Logística aplicada: suprimento e distribuição física*. Editora Blucher, 2000. ISBN 9788521217275. Disponível em: <[https://books.google.com.br/books?id=\\_3i5DwAAQBAJ](https://books.google.com.br/books?id=_3i5DwAAQBAJ)>.

ALVES, R. S.; OLIVEIRA, L. A. de; LOPES, P. de L. Crédito de carbono: O mercado de crédito de carbono no brasil. *X Simpósio Excel. em Gestão e Tecnol*, 2013.

ANDRADE, J. C. S.; COSTA, P. Mudança climática, protocolo de kyoto e mercado de créditos de carbono: desafios à governança ambiental global. *Organizações & Sociedade*, SciELO Brasil, v. 15, p. 29–45, 2008.

ANFAVEA. *Anuário da Indústria Automobilística Brasileira. Associação Nacional dos Fabricantes de Veículos Automotores (Anfavea)*. 2024. Acesso em 05 mai. 2024. Disponível em: <<https://anfavea.com.br/site/wp-content/uploads/2024/05/ANFAVEA-ANUARIO-DIGITAL-2024-NOVOATUALIZADOalta\compressed.pdf>>.

ANL. *The greenhouse gases, regulated emissions, and energy use in transportation model (GREET) - Argonne National Laboratory*. 2024. Acesso em 20 mai. 2024. Disponível em: <<https://greet.anl.gov/greet.models>>.

ARMAROLI, N.; BALZANI, V. The legacy of fossil fuels. *Chemistry – An Asian Journal*, v. 6, n. 3, p. 768–784, 2011. Disponível em: <<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/asia.201000797>>.

ATHIAS, J. A. N.; SÁ, J. D. M. Políticas ambientais e instrumentos econômicos: uma análise do mercado de créditos de carbono. *Atuação: Revista Jurídica do Ministério Público Catarinense*, v. 17, n. 36, p. 65–80, 2022.

BARTH, M.; SCORA, G.; YOUNGLOVE, T. Modal emissions model for heavy-duty diesel vehicles. *Transportation Research Record*, v. 1880, p. 10–20, 01 2004.

BASMA, H.; RODRIGUEZ, F. *Total cost of ownership for tractor-trailers in Europe: Battery electric versus diesel*. 2021.

BHARDWAJ, S.; MOSTOIFI, H. Technical and business aspects of battery electric trucks—a systematic review. *Future Transportation*, v. 2, n. 2, p. 382–401, 2022. ISSN 2673-7590. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2673-7590/2/2/21>>.

BLAS, R. F. e Daniele Nadalin e F. *O futuro da mobilidade no Brasil: uma rota para eletrificação*. 2023. Acesso em 05 mai. 2024. Disponível em: <<https://greet.anl.gov/greet.modelshttps://www.mckinsey.com.br/our-insights/all-insights/o-futuro-da-mobilidade-no-brasil>>.

Box Detail. *Tabela com Preços dos Serviços de Estética Automotiva em 2024*. 2024. Acesso em 04 ago. 2024. Disponível em: <<https://boxdetail.com.br/tabela-com-precos-dos-servicos-de-estetica-automotiva-em-2024/>>.

Canals Casals, L. et al. Sustainability analysis of the electric vehicle use in europe for co2 emissions reduction. *Journal of Cleaner Production*, v. 127, p. 425–437, 2016. ISSN 0959-6526. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959652616301925>>.

CERDAS, F. et al. Exploring the effect of increased energy density on the environmental impacts of traction batteries: A comparison of energy optimized lithium-ion and lithium-sulfur batteries for mobility applications. *Energies*, v. 11, n. 1, 2018. Cited by: 53; All Open Access, Gold Open Access. Disponível em: <<https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85040311828&doi=10.3390\%2fen11010150&partnerID=40&md5=020e5009ef8612e10727b0db4a31fda7>>.

CETESB. *Emissões Veiculares no Estado de São Paulo 2022*. São Paulo, Brasil, 2023. Disponível em: <<https://cetesb.sp.gov.br/veicular/wp-content/uploads/sites/6/2024/04/Relatorio-emissoes-veiculares-2022.pdf>>.

CETESB. *Companhia Ambiental do Estado de São Paulo. Arla 32*. 2024. Acesso em 04 ago. 2024. Disponível em: <<https://cetesb.sp.gov.br/arla-32/>>.

CETESB. *Proconve*. 2024. Acesso em 20 mai. 2024. Disponível em: <<https://cetesb.sp.gov.br/veicular/proconve/>>.

CHENG, X.; LIN, J. Is electric truck a viable alternative to diesel truck in long-haul operation? *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, v. 129, p. 104119, 2024. ISSN 1361-9209. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1361920924000762>>.

Cobli. *O que é Arla 32?* 2024. Acesso em 04 ago. 2024. Disponível em: <<https://www.cobli.co/blog/o-que-e-arla-32/>>.

Copege. *Trocar Óleo da Caixa de Marcha do Caminhão*. 2023. Acesso em 04 ago. 2024. Disponível em: <<https://copege.com.br/trocar-oleo-da-caixa-de-marcha-do-caminhao/>>.

COSTA, R. P. d.; FERREIRA, H. A. S.; JÚNIOR, A. F. S. *Preços, orçamentos e custos industriais: fundamentos da gestão de custos e de preços industriais; inclui o sistema de apoio à decisão POC*. [S.l.]: Elsevier, 2010.

- DAVIS, B. A.; FIGLIOZZI, M. A. A methodology to evaluate the competitiveness of electric delivery trucks. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, v. 49, n. 1, p. 8–23, 2013. ISSN 1366-5545. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1366554512000658>>.
- DENG, J. et al. Electric vehicles batteries: Requirements and challenges. *Joule*, v. 4, n. 3, p. 511–515, 2020. ISSN 2542-4351. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S254243512030043X>>.
- DESREVEAUX, A. et al. Techno-economic comparison of total cost of ownership of electric and diesel vehicles. *IEEE Access*, v. 8, p. 195752–195762, 01 2020.
- DRAPER, N. R.; SMITH, H. Selecting the “best” regression equation. In: *Applied Regression Analysis*. 3rd. ed. John Wiley & Sons, Inc., 1998, (Wiley Series in Probability and Statistics). p. 307–399. Disponível em: <<https://doi.org/10.1002/9781118625590.ch15>>.
- Eaton. *Folder Óleos - Mais Eaton*. 2021. Acesso em 04 ago. 2024. Disponível em: <<https://www.eaton.com/content/dam/eaton/markets/vehicles/mais-eaton/etv-0049-21a-folder-oleos-210x210mm-web-nov2021.pdf>>.
- EDGE, J. S. et al. Lithium ion battery degradation: what you need to know. *Phys. Chem. Chem. Phys.*, The Royal Society of Chemistry, v. 23, p. 8200–8221, 2021. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1039/D1CP00359C>>.
- ELLRAM, L. Total cost of ownership: An analysis approach for purchasing. *International Journal of Physical Distribution Logistics Management*, v. 25, p. 4–23, 10 1995.
- EPE. *Atlas da Eficiência Energética Brasil 2023 – Relatório de Indicadores*. Empresa de Pesquisa Energética (EPE). 2023. Acesso em 05 mai. 2024. Disponível em: <<https://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/atlas-de-eficiencia-energetica-brasil-2023>>.
- EPE. *Balanço Energético Nacional*. Empresa de Pesquisa Energética (EPE). 2023. Acesso em 05 mai. 2024. Disponível em: <<https://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/balanco-energetico-nacional-ben>>.
- FAPESP - Pesquisa para Inovação. *Entra em operação na USP a primeira planta de conversão de hidrogênio a partir do etanol do mundo*. 2024. Acesso em 22 nov. 2024. Disponível em: <[https://pesquisaparainovacao.fapesp.br/entra\\_em\\_operacao\\_na\\_usp\\_a\\_primeira\\_planta\\_de\\_conversao\\_de\\_hidrogenio\\_a\\_partir\\_do\\_etanol\\_mundo/3385](https://pesquisaparainovacao.fapesp.br/entra_em_operacao_na_usp_a_primeira_planta_de_conversao_de_hidrogenio_a_partir_do_etanol_mundo/3385)>.
- FARZANEH, F.; JUNG, S. Lifecycle carbon footprint comparison between internal combustion engine versus electric transit vehicle: A case study in the u.s. *Journal of Cleaner Production*, v. 390, p. 136111, 2023. ISSN 0959-6526. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S095965262300269X>>.
- FELICIANO, H. N. F.; ROVAI, F. F.; MADY, C. E. K. Energy, exergy, and emissions analyses of internal combustion engines and battery electric vehicles for the brazilian energy mix. *Energies*, v. 16, n. 17, 2023. ISSN 1996-1073. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/1996-1073/16/17/6320>>.

FENABRAVE. *Informativo - Emplacamentos*. 2024. Acesso em 20 mai. 2024. Disponível em: <[www.fenabrade.org.br](http://www.fenabrade.org.br)>.

FGV EAESP. *Programa Brasileiro GHG Protocol*. 2024. Acesso em 05 mai. 2024. Disponível em: <<https://eaesp.fgv.br/centros/centro-estudos-sustentabilidade/projetos/programa-brasileiro-ghg-protocol>>.

FIPE. *Fundação Instituto de Pesquisas Econômicas. Preço Médio de Veículos*. 2024. Acesso em 05 ago. 2024. Disponível em: <<https://veiculos.fipe.org.br/>>.

FREITAS, L. C. d. et al. Estudo comparativo envolvendo três métodos de cálculo de custo operacional do caminhão bitrem. *Revista Árvore*, Sociedade de Investigações Florestais, v. 28, n. 6, p. 855–863, Nov 2004. ISSN 0100-6762. Disponível em: <<https://doi.org/10.1590/S0100-67622004000600010>>.

G1. *Novo DPVAT: quem tem que pagar e como vai funcionar a volta do seguro automotivo obrigatório*. 2024. Acesso em 04 ago. 2024. Disponível em: <<https://g1.globo.com/economia/noticia/2024/05/17/novo-dpvat-quem-tem-que-pagar-e-com-o-vai-funcionar-a-volta-do-seguro-automotivo-obrigatorio.ghtml>>.

Google Finance. *EUR/BRL - Euro to Real Brasileiro*. 2024. Acesso em 04 ago. 2024. Disponível em: <<https://www.google.com/finance/quote/EUR-BRL?>>

Governo do Estado de São Paulo. *Secretaria da Fazenda e Planejamento do Estado de São Paulo*. 2024. Acesso em 04 ago. 2024. Disponível em: <<https://portal.fazenda.sp.gov.br/>>.

Guia do Transporte Rodoviário de Cargas. *Parâmetros de Custo*. 2024. Acesso em 04 ago. 2024. Disponível em: <<https://guiadotrc.com.br/Custo/parametros.asp>>.

HEISE, L. M. *Predição de consumo de energia em veículos elétricos em entregas de uma indústria de alimentos e bebidas com o uso de modelos híbridos físico-estatísticos*. Dissertação (Trabalho de Formatura) — Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, Brazil, 2023. Orientador: Prof. Dr. Hugo Tsugunobu Yoshida Yoshizaki.

HELLWEG, S.; CANALS, L. M. i. Emerging approaches, challenges and opportunities in life cycle assessment. *Science*, v. 344, n. 6188, p. 1109–1113, 2014. Disponível em: <<https://www.science.org/doi/abs/10.1126/science.1248361>>.

ICC Brasil; WayCarbon. *Oportunidades para o Brasil em Mercados de Carbono*. 2022. Acesso em 02 ago. 2024. Disponível em: <<https://iccbrasil.org/lancamento-da-segunda-edicao-do-estudo-icc-waycarbon-oportunidades-para-o-brasil-e-mercados-de-carbono/>>.

IEA. *Global EV Outlook 2024*. 2024. Acesso em 05 mai. 2024. Disponível em: <<https://www.iea.org/reports/global-ev-outlook-2024>>.

InfoTruck. *Troca de Óleo em Caminhões: Saiba o Melhor Momento para Realizar*. 2022. Acesso em 04 ago. 2024. Disponível em: <<https://infotruck.com.br/troca-de-oleo-em-caminhoes-saiba-o-melhor-momento-para-realizar/>>.

Intercontinental Exchange. *ICE Carbon Futures Index Family*. 2023. Acesso em 02 ago. 2024. Disponível em: <<https://www.ice.com/fixed-income-data-services/index-solutions/commodity-indices/carbon-futures>>.

Investing.com. *Carbon Emissions Futures - Streaming Chart*. 2024. Acesso em 2 ago. 2024. Disponível em: <<https://www.investing.com/commodities/carbon-emissions-streaming-chart>>.

IYER, R. K.; KELLY, J. C.; ELGOWAINY, A. Vehicle-cycle and life-cycle analysis of medium-duty and heavy-duty trucks in the united states. *Science of The Total Environment*, v. 891, p. 164093, 2023. ISSN 0048-9697. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0048969723027146>>.

JÚNIOR, J. A. d. R. *Análise da potencialidade do mercado de projetos de crédito de carbono no Brasil*. Dissertação (Mestrado em Controladoria e Contabilidade) — Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto, Universidade de São Paulo, Ribeirão Preto, 2012. Acesso em 02 ago. 2024. Disponível em: <<https://doi.org/10.11606/D.96.2012.tde-14012013-170130>>.

KRUSE, B. C. Considerações pungentes ao mercado de crédito de carbono. *Revista Perspectivas Sociais*, v. 9, n. 01, p. 14–39, 2023.

LEE, D.-Y.; THOMAS, V. M.; BROWN, M. A. Electric urban delivery trucks: Energy use, greenhouse gas emissions, and cost-effectiveness. *Environmental Science & Technology*, v. 47, n. 14, p. 8022–8030, 2013. PMID: 23786706. Disponível em: <<https://doi.org/10.1021/es400179w>>.

LEITE, V. P.; DEBONE, D.; MIRAGLIA, S. G. E. K. Emissões de gases de efeito estufa no estado de são paulo: análise do setor de transportes e impactos na saúde. *VITTALLE - Revista de Ciências da Saúde*, v. 32, n. 3, p. 143–153, dez. 2020. Disponível em: <<https://periodicos.furg.br/vittalle/article/view/12220>>.

LYU, Z.; PONS, D.; ZHANG, Y. Emissions and total cost of ownership for diesel and battery electric freight pickup and delivery trucks in new zealand: Implications for transition. *Sustainability*, v. 15, n. 10, 2023. ISSN 2071-1050. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2071-1050/15/10/7902>>.

LYU, Z.; PONS, D.; ZHANG, Y. Emissions and total cost of ownership for diesel and battery electric freight pickup and delivery trucks in new zealand: Implications for transition. *Sustainability*, v. 15, p. 7902, 05 2023.

MAN Truck & Bus. *Quieter Than You've Ever Heard Before*. 2024. Acesso em 04 ago. 2024. Disponível em: <<https://www.man.eu/corporate/en/experience/quieter-than-you've-ever-heard-before-126656.html>>.

MANDANA, R. S. *Policy Tools for the Decarbonisation of Urban Freight Transport in Brazil*. Tese (Doutorado) — KTH, School of Industrial Engineering and Management (ITM), 2021. Disponível em: <<https://urn.kb.se/resolve?urn=urn:nbn:se:kth-diva-299857>>.

MARTINS, E. *Contabilidade de custos: o uso da contabilidade de custos como instrumento gerencial de planejamento e controle*. 10. ed. São Paulo: Atlas, 2010. 370 p. Disponível em: <<https://biblioteca.aneel.gov.br/acervo/detalhe/14411>>. Acesso em 28 set. 2024. ISBN 978-85-224-5940-7.

MERA, Z. et al. Comparison of the life-cycle greenhouse gas emissions of combustion engine and electric passenger cars in brazil. 10 2023.

Mercado Livre. *Kit 5 Litros Óleo Eaton Azul 80W90 3000880*. 2024. Acesso em 04 ago. 2024. Disponível em: <<https://www.mercadolivre.com.br/kit-5-litros-oleo-eaton-azul-80w90-3000880/p/MLB31419054>>.

Mercado Livre. *Óleo Motor Texaco 15W40 CK-4 Mineral Delo 400 SDE 20L*. 2024. Acesso em 04 ago. 2024. Disponível em: <[https://produto.mercadolivre.com.br/MLB-1730646862-oleo-motor-texaco-15w40-ck-4-mineral-delo-400-sde-20l-\\_JM](https://produto.mercadolivre.com.br/MLB-1730646862-oleo-motor-texaco-15w40-ck-4-mineral-delo-400-sde-20l-_JM)>.

Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovações (MCTI). *Sistema de Registro Nacional de Emissões (SIRENE)*. 2024. Acesso em 02 ago. 2024. Disponível em: <<https://www.gov.br/mcti/pt-br/acompanhe-o-mcti/cgcl/paginas/sistema-de-registro-nacional-de-emissoes-sirene>>.

NAUMANEN, M. et al. Development strategies for heavy duty electric battery vehicles: Comparison between china, eu, japan and usa. *Resources Conservation and Recycling*, v. 151, 08 2019.

NG Solar. *Preço do kWh CPFL: Reajuste Tarifário*. 2024. Acesso em 04 ago. 2024. Disponível em: <<https://www.ngsolar.com.br/single-post/preco-kwh-cpfl>>.

NTC&Logística. *Associação Nacional do Transporte de Cargas e Logística. Planilhas referenciais de custos NTC - Carga Fracionada - Agosto 2024*. 2024. Acesso em 25 set. 2024. Disponível em: <<https://www.portalntc.org.br/planilhas-referenciais-de-custos-ntc-carga-fracionada-agosto-24/>>.

NTC&LOGÍSTICA, DECOPE. *Manual de Cálculo de Custos e Formação de Preços do Transporte Rodoviário de Cargas*. São Paulo, SP, 2014. Disponível em: [decoper@ntc.org.br](mailto:decoper@ntc.org.br), Tel.: (11) 2632-1524.

Open Meteo. *Open Meteo: Free Weather API*. 2024. <<https://open-meteo.com/>>. Accessed: 2024-10-20.

Petrobras. *Preços dos Combustíveis - Diesel SP*. 2024. Acesso em 04 ago. 2024. Disponível em: <<https://precos.petrobras.com.br/web/precos-dos-combustiveis/w/diesel/sp>>.

PneuStore. *PneuStore - Loja de Pneus Online*. 2024. Acesso em 04 ago. 2024. Disponível em: <<https://www.pneustore.com.br/>>.

PNME. *Anuário Brasileiro da Mobilidade Elétrica - Plataforma Nacional de Mobilidade Elétrica*. 2022. Acesso em 20 mai. 2024. Disponível em: <<https://pnme.org.br/biblioteca/2o-anuario-brasileiro-da-mobilidade-eletrica/>>.

POGGIO, M. et al. The role of bioenergy in brazil's low-carbon future. *Energy and Climate Change*, v. 5, p. 100123, 2024. ISSN 2666-2787. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2666278723000302>>.

Prolog. *Reforma de Pneus de Caminhão*. 2024. Acesso em 04 ago. 2024. Disponível em: <<https://prologapp.com/blog/reforma-de-pneus-de-caminhao/>>.

REDELBACH, M.; PROPFE, B.; FRIEDRICH, H. E. Competitive cost analysis of alternative powertrain technologies. In: *Conference Programme IAMF 2012*. [s.n.], 2012. Disponível em: <<https://elib.dlr.de/75204/>>.

RESENDE, A. R. d. *Frota de distribuição: dimensionamento e análise de viabilidade operacional*. Dissertação (Dissertação de Mestrado) — Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, MG, Brasil, 2014. Orientador: Prof. Dr. Carlos Alberto Faria. Disponível em: <<https://repositorio.ufu.br/handle/123456789/14200>>.

Ricardo Strategic Consulting. Life cycle analysis comparison. electric and internal combustion engine vehicles. *Fuels Institute*, 2022.

Secretaria de Infraestrutura e Meio Ambiente do Estado de São Paulo. *O que foi o Protocolo de Quioto e o que é o Acordo de Paris?* 2024. Acesso em 02 ago. 2024. Disponível em: <<https://semil.sp.gov.br/educacaoambiental/prateleira-ambiental/o-que-foi-o-protocolo-de-quioto-e-o-que-e-o-acordo-de-paris>>.

SEN, B.; ERCAN, T.; TATARI, O. Does a battery-electric truck make a difference? – life cycle emissions, costs, and externality analysis of alternative fuel-powered class 8 heavy-duty trucks in the united states. *Journal of Cleaner Production*, v. 141, p. 110–121, 2017. ISSN 0959-6526. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959652616313877>>.

SILVA, A. C. A. C. d.; PIZZOLATO, N. D. Using electric vehicles for freight transport purposes and challenges to do an implementation in brazil. *Ambiente Sociedade*, ANPPAS - Revista Ambiente e Sociedade, v. 25, p. e01832, 2022. ISSN 1414-753X. Disponível em: <<https://doi.org/10.1590/1809-4422asoc20210183r2vu2022L3OA>>.

SILVA, M. J. d. et al. Motor gerador ciclo diesel sob cinco proporções de biodiesel com óleo diesel. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, Unidade Acadêmica de Engenharia Agrícola, v. 16, n. 3, p. 320–326, 2012. ISSN 1415-4366. Disponível em: <<https://doi.org/10.1590/S1415-43662012000300014>>.

Sindicargas. *Sindicato das Empresas do Transporte Rodoviário de Cargas e Logística do Rio de Janeiro. Convenção Coletiva de trabalho 2024/2025*. 2024. Acesso em 04 ago. 2024. Disponível em: <<http://www.sindicargas.org.br/wp-content/uploads/2024/06/cct\_24-25.pdf>>.

SOUZA, L. L. P. de et al. Comparative environmental life cycle assessment of conventional vehicles with different fuel options, plug-in hybrid and electric vehicles for a sustainable transportation system in brazil. *Journal of Cleaner Production*, v. 203, p. 444 – 468, 2018. Cited by: 167. Disponível em: <<https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85053214915&doi=10.1016\%2fj.jclepro.2018.08.236&partnerID=40&md5=4dcee39955c06de55c22695609dcb1bd>>.

Texaco Lubrificantes. *Tabela de Lubrificação para Caminhões*. 2022. Acesso em 04 ago. 2024. Disponível em: <<https://atrialub.com.br/wp-content/uploads/2022/05/tabela\_lub\_caminhao.pdf>>.

UNICAMP. *Unicamp, Nissan e o carro movido com eletricidade gerada por etanol*. 2019. Acesso em 05 mai. 2024. Disponível em: <<https://www.unicamp.br/unicamp/noticias/2019/04/26/unicamp-nissan-e-o-carro-movido-com-eletricidade-gerada-por-etanol>>.

USEPA. *Inventory of U.S. Greenhouse Gas Emissions and Sinks: 1990-2020*. U.S. Environmental Protection Agency, EPA 430-R-22-003. 2022. Acesso em 05 mai. 2024. Disponível em: <<https://www.epa.gov/ghgemissions/draft-inventory-us-greenhouse-gas-emissionsand-sinks-1990-2020>>.

USEPA. *Overview of EPA's Motor Vehicle Emission Simulator (MOVES4)*. [S.l.]: US Environmental Protection Agency, 2023.

van Vliet, M. J. e Heikki Liimatainen e O. P. R. Ghg emission reduction potential of road freight transport by using battery electric trucks in finland and switzerland. *Applied Energy*, v. 347, p. 121361, 2023. ISSN 0306-2619. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261923007250>>.

VOLKSWAGEN. *VW Delivery 13.180 - Especificações Técnicas*. 2021. <<https://volkswagen.com.br>>.

VOLKSWAGEN. *VW e-Delivery 14 - Especificações Técnicas*. 2023. <<https://volkswagen.com.br>>.

WANG, G.; MILLER, M.; FULTON, L. *Estimating Maintenance and Repair Costs for Battery Electric and Fuel Cell Heavy Duty Trucks*. [S.l.], 2022. Disponível em: <<https://escholarship.org/uc/item/36c08395>>.

WANG, Z. et al. A total cost of ownership analysis of zero emission powertrain solutions for the heavy goods vehicle sector. *Journal of Cleaner Production*, v. 434, p. 139910, 2024. ISSN 0959-6526. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959652623040684>>.

YANG, F. et al. Impacts of battery degradation on state-level energy consumption and ghg emissions from electric vehicle operation in the united states. *Procedia CIRP*, v. 80, p. 530–535, 2019. ISSN 2212-8271. 26th CIRP Conference on Life Cycle Engineering (LCE) Purdue University, West Lafayette, IN, USA May 7-9, 2019. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2212827118312897>>.

ZANCOPÉ, A. L. W. *Emissão de gases de efeito estufa (GEE) no transporte de cargas: modelos e aplicações no Brasil*. [S.l.]: Editora Atlas Ltda, 2017.

# APÊNDICE A – CÓDIGOS UTILIZADOS

## A.1 Método stepwise

```

1  import pandas as pd
2  import statsmodels.api as sm
3  import pandas as pd
4
5  df = pd.read_excel('input.xlsx', sheet_name='km_2')
6
7  # Stepwise selection function based on p-value and R  improvement
8  def stepwise_selection(X, y, threshold_in=0.05, threshold_out=0.05, r2_threshold=0.001):
9      """
10      Perform a forward-backward feature selection based on p-value from statsmodels.api.OLS
11      and improvement in R .
12      """
13      initial_features = X.columns.tolist()
14      best_features = []
15      current_r2 = 0
16      best_r2 = 0
17
18      while True:
19          changed = False
20
21          # Forward step: try adding features not yet included
22          excluded = list(set(initial_features) - set(best_features))
23          new_pval = pd.Series(index=excluded)
24          for new_column in excluded:
25              model = sm.OLS(y, sm.add_constant(pd.DataFrame(X[best_features + [new_column]]))).fit()
26              new_pval[new_column] = model.pvalues[new_column]
27
28          best_pval = new_pval.min()
29          if best_pval < threshold_in:
30              best_feature = new_pval.idxmin()
31              model_with_new_feature = sm.OLS(y, sm.add_constant(pd.DataFrame(X[best_features +
32                  [best_feature]]))).fit()
33              new_r2 = model_with_new_feature.rsquared
34
35          # Include the feature only if it improves the R  by a certain threshold
36          if new_r2 - current_r2 > r2_threshold:
37              best_features.append(best_feature)
38              current_r2 = new_r2

```

```

38         changed = True
39
40         # Backward step: try removing features with p-values above the exclusion threshold
41         model = sm.OLS(y, sm.add_constant(pd.DataFrame(X[best_features]))).fit()
42         pvalues = model.pvalues.iloc[1:]  # Exclude the intercept
43         worst_pval = pvalues.max()
44
45         if worst_pval > threshold_out:
46             worst_feature = pvalues.idxmax()
47             model_without_worst_feature = sm.OLS(y, sm.add_constant(pd.DataFrame(X[
48                 best_features].drop(columnss=[worst_feature])))).fit()
49             new_r2 = model_without_worst_feature.rsquared
50
51             # Remove the feature if its exclusion improves the R  or has little effect
52             if current_r2 - new_r2 < r2_threshold:
53                 best_features.remove(worst_feature)
54                 current_r2 = new_r2
55                 changed = True
56
57             if not changed:
58                 break
59
60     return best_features
61
62 # Select dependent and independent variables
63 X = df[['km_2', 'n_entregas', 'carga', 'avg_temp', 'min_temp', 'max_temp']]
64 y = df['kwh_2']
65 # Applying the stepwise selection with p-value thresholds and R  improvement
66 selected_features = stepwise_selection(X, y)
67
68 # Fitting the final model with the selected features
69 X_selected = df[selected_features]
70 model = sm.OLS(y, sm.add_constant(X_selected)).fit()
71
72 # Outputting the summary of the model
73 print(model.summary())

```

## A.2 Cálculo dos parâmetros operacionais

```

1 import matplotlib.pyplot as plt
2 import numpy as np
3 import pandas as pd
4 from geopy.distance import geodesic
5
6 # Carrega o arquivo de dados
7 df = pd.read_excel('dados_gps.xlsx')
8
9 # Função para calcular a média de delta_t dentro de um raio de 10 metros para cada ponto de
10 # entrega
11 def calculate_average_delta_t_within_radius(df, radius=10):
12     sum_delta_t_per_point = []  # Lista para armazenar a soma de delta_t por ponto de entrega
13     marked_df = pd.DataFrame()  # DataFrame para armazenar os pontos dentro do raio
14
15     # Filtra apenas os pontos de entrega

```

```

15     delivery_points = df[df['ponto_entrega'] == 1]
16
17     # Itera sobre cada ponto de entrega
18     for index, row in delivery_points.iterrows():
19         # Coordenadas e ID da rota do ponto de entrega
20         delivery_coord = (row['lat_valhalla'], row['long_valhalla'])
21         id_rota = row['ID_Rota']
22
23         # Filtra pontos da mesma rota
24         filtered_df = df[df['ID_Rota'] == id_rota]
25
26         # Filtra pontos dentro do raio especificado
27         within_radius = filtered_df.apply(
28             lambda x: geodesic(delivery_coord, (x['lat_valhalla'], x['long_valhalla'])).meters
29             <= radius,
30             axis=1
31         )
32
33         # Soma de delta_t para os pontos dentro do raio
34         sum_delta_t = filtered_df[within_radius]['delta_t'].sum()
35         marked_df = pd.concat((marked_df, filtered_df[within_radius]), ignore_index=True)
36         sum_delta_t_per_point.append(sum_delta_t)
37
38         # Remove outliers usando o método IQR
39         Q1 = np.percentile(sum_delta_t_per_point, 25)
40         Q3 = np.percentile(sum_delta_t_per_point, 75)
41         IQR = Q3 - Q1
42         lower_bound = Q1 - 1.5 * IQR
43         upper_bound = Q3 + 1.5 * IQR
44         filtered_array = [x for x in sum_delta_t_per_point if lower_bound <= x <= upper_bound and
45                           x >= 60]
46
47         # Calcula a média global de delta_t para todos os pontos de entrega
48         overall_average_delta_t = sum(filtered_array) / len(filtered_array) if filtered_array else
49             None
50
51     return filtered_array, overall_average_delta_t, marked_df
52
53     # Calcula o tempo médio de delta_t e os pontos dentro do raio
54     tempo_medio_arr, tempo_medio, marked_df = calculate_average_delta_t_within_radius(df, 10)
55     print(tempo_medio)
56
57     # Filtra dados que não estão nos pontos marcados ou que contêm ordem de entrega
58     df_2 = df.merge(marked_df, on=df.columns.tolist(), how='left', indicator=True)
59     df_2 = df_2[(df_2['_merge'] == 'left_only') | ~(df_2['ordem_entrega'].isna())]
60
61     # Criação de DataFrame para armazenar trechos por rota
62     df_paradas = pd.DataFrame()
63     for id_rota in df_2['ID_Rota'].unique():
64         df_rota = df_2[df_2['ID_Rota'] == id_rota].sort_values(by='location_timestamp',
65             ignore_index=True)
66         last_index = 0
67
68         # Identifica e agrupa trechos entre paradas
69         for parada in df_rota[~df_rota['ordem_entrega'].isna()]['ordem_entrega'].unique():
70             # Pega os pontos entre a parada atual e a parada anterior
71             # Se a parada é a última, pega os pontos entre a parada anterior e a parada
72             # inicial
73             if parada == last_index:
74                 df_trecho = df_rota[df_rota['ordem_entrega'] == parada]
75             else:
76                 df_trecho = df_rota[df_rota['ordem_entrega'] > last_index & df_rota['ordem_entrega'] <= parada]
77
78             # Calcula o tempo médio entre as paradas
79             tempo_medio_trecho = df_trecho['delta_t'].mean()
80
81             # Adiciona o tempo médio ao DataFrame de trechos
82             df_trecho['tempo_medio'] = tempo_medio_trecho
83
84             # Adiciona o DataFrame de trechos ao DataFrame de paradas
85             df_paradas = df_paradas.append(df_trecho)
86
87     # Calcula a média de tempo médio entre as paradas
88     media_tempo_medio = df_paradas['tempo_medio'].mean()
89
90     # Adiciona a média de tempo médio ao DataFrame de paradas
91     df_paradas['media_tempo_medio'] = media_tempo_medio
92
93     # Salva o DataFrame de paradas para o arquivo CSV
94     df_paradas.to_csv('paradas.csv', index=False)
95
96     # Imprime a média de tempo médio entre as paradas
97     print(media_tempo_medio)
98
99     # Imprime o DataFrame de paradas
100    print(df_paradas)
101
102    # Imprime o DataFrame de trechos
103    print(df_trecho)
104
105    # Imprime o DataFrame de rota
106    print(df_rota)
107
108    # Imprime o DataFrame de paradas
109    print(df_paradas)
110
111    # Imprime o DataFrame de trechos
112    print(df_trecho)
113
114    # Imprime o DataFrame de rota
115    print(df_rota)
116
117    # Imprime o DataFrame de paradas
118    print(df_paradas)
119
120    # Imprime o DataFrame de trechos
121    print(df_trecho)
122
123    # Imprime o DataFrame de rota
124    print(df_rota)
125
126    # Imprime o DataFrame de paradas
127    print(df_paradas)
128
129    # Imprime o DataFrame de trechos
130    print(df_trecho)
131
132    # Imprime o DataFrame de rota
133    print(df_rota)
134
135    # Imprime o DataFrame de paradas
136    print(df_paradas)
137
138    # Imprime o DataFrame de trechos
139    print(df_trecho)
140
141    # Imprime o DataFrame de rota
142    print(df_rota)
143
144    # Imprime o DataFrame de paradas
145    print(df_paradas)
146
147    # Imprime o DataFrame de trechos
148    print(df_trecho)
149
150    # Imprime o DataFrame de rota
151    print(df_rota)
152
153    # Imprime o DataFrame de paradas
154    print(df_paradas)
155
156    # Imprime o DataFrame de trechos
157    print(df_trecho)
158
159    # Imprime o DataFrame de rota
160    print(df_rota)
161
162    # Imprime o DataFrame de paradas
163    print(df_paradas)
164
165    # Imprime o DataFrame de trechos
166    print(df_trecho)
167
168    # Imprime o DataFrame de rota
169    print(df_rota)
170
171    # Imprime o DataFrame de paradas
172    print(df_paradas)
173
174    # Imprime o DataFrame de trechos
175    print(df_trecho)
176
177    # Imprime o DataFrame de rota
178    print(df_rota)
179
180    # Imprime o DataFrame de paradas
181    print(df_paradas)
182
183    # Imprime o DataFrame de trechos
184    print(df_trecho)
185
186    # Imprime o DataFrame de rota
187    print(df_rota)
188
189    # Imprime o DataFrame de paradas
190    print(df_paradas)
191
192    # Imprime o DataFrame de trechos
193    print(df_trecho)
194
195    # Imprime o DataFrame de rota
196    print(df_rota)
197
198    # Imprime o DataFrame de paradas
199    print(df_paradas)
200
201    # Imprime o DataFrame de trechos
202    print(df_trecho)
203
204    # Imprime o DataFrame de rota
205    print(df_rota)
206
207    # Imprime o DataFrame de paradas
208    print(df_paradas)
209
210    # Imprime o DataFrame de trechos
211    print(df_trecho)
212
213    # Imprime o DataFrame de rota
214    print(df_rota)
215
216    # Imprime o DataFrame de paradas
217    print(df_paradas)
218
219    # Imprime o DataFrame de trechos
220    print(df_trecho)
221
222    # Imprime o DataFrame de rota
223    print(df_rota)
224
225    # Imprime o DataFrame de paradas
226    print(df_paradas)
227
228    # Imprime o DataFrame de trechos
229    print(df_trecho)
230
231    # Imprime o DataFrame de rota
232    print(df_rota)
233
234    # Imprime o DataFrame de paradas
235    print(df_paradas)
236
237    # Imprime o DataFrame de trechos
238    print(df_trecho)
239
240    # Imprime o DataFrame de rota
241    print(df_rota)
242
243    # Imprime o DataFrame de paradas
244    print(df_paradas)
245
246    # Imprime o DataFrame de trechos
247    print(df_trecho)
248
249    # Imprime o DataFrame de rota
250    print(df_rota)
251
252    # Imprime o DataFrame de paradas
253    print(df_paradas)
254
255    # Imprime o DataFrame de trechos
256    print(df_trecho)
257
258    # Imprime o DataFrame de rota
259    print(df_rota)
260
261    # Imprime o DataFrame de paradas
262    print(df_paradas)
263
264    # Imprime o DataFrame de trechos
265    print(df_trecho)
266
267    # Imprime o DataFrame de rota
268    print(df_rota)
269
270    # Imprime o DataFrame de paradas
271    print(df_paradas)
272
273    # Imprime o DataFrame de trechos
274    print(df_trecho)
275
276    # Imprime o DataFrame de rota
277    print(df_rota)
278
279    # Imprime o DataFrame de paradas
280    print(df_paradas)
281
282    # Imprime o DataFrame de trechos
283    print(df_trecho)
284
285    # Imprime o DataFrame de rota
286    print(df_rota)
287
288    # Imprime o DataFrame de paradas
289    print(df_paradas)
290
291    # Imprime o DataFrame de trechos
292    print(df_trecho)
293
294    # Imprime o DataFrame de rota
295    print(df_rota)
296
297    # Imprime o DataFrame de paradas
298    print(df_paradas)
299
300    # Imprime o DataFrame de trechos
301    print(df_trecho)
302
303    # Imprime o DataFrame de rota
304    print(df_rota)
305
306    # Imprime o DataFrame de paradas
307    print(df_paradas)
308
309    # Imprime o DataFrame de trechos
310    print(df_trecho)
311
312    # Imprime o DataFrame de rota
313    print(df_rota)
314
315    # Imprime o DataFrame de paradas
316    print(df_paradas)
317
318    # Imprime o DataFrame de trechos
319    print(df_trecho)
320
321    # Imprime o DataFrame de rota
322    print(df_rota)
323
324    # Imprime o DataFrame de paradas
325    print(df_paradas)
326
327    # Imprime o DataFrame de trechos
328    print(df_trecho)
329
330    # Imprime o DataFrame de rota
331    print(df_rota)
332
333    # Imprime o DataFrame de paradas
334    print(df_paradas)
335
336    # Imprime o DataFrame de trechos
337    print(df_trecho)
338
339    # Imprime o DataFrame de rota
340    print(df_rota)
341
342    # Imprime o DataFrame de paradas
343    print(df_paradas)
344
345    # Imprime o DataFrame de trechos
346    print(df_trecho)
347
348    # Imprime o DataFrame de rota
349    print(df_rota)
350
351    # Imprime o DataFrame de paradas
352    print(df_paradas)
353
354    # Imprime o DataFrame de trechos
355    print(df_trecho)
356
357    # Imprime o DataFrame de rota
358    print(df_rota)
359
360    # Imprime o DataFrame de paradas
361    print(df_paradas)
362
363    # Imprime o DataFrame de trechos
364    print(df_trecho)
365
366    # Imprime o DataFrame de rota
367    print(df_rota)
368
369    # Imprime o DataFrame de paradas
370    print(df_paradas)
371
372    # Imprime o DataFrame de trechos
373    print(df_trecho)
374
375    # Imprime o DataFrame de rota
376    print(df_rota)
377
378    # Imprime o DataFrame de paradas
379    print(df_paradas)
380
381    # Imprime o DataFrame de trechos
382    print(df_trecho)
383
384    # Imprime o DataFrame de rota
385    print(df_rota)
386
387    # Imprime o DataFrame de paradas
388    print(df_paradas)
389
390    # Imprime o DataFrame de trechos
391    print(df_trecho)
392
393    # Imprime o DataFrame de rota
394    print(df_rota)
395
396    # Imprime o DataFrame de paradas
397    print(df_paradas)
398
399    # Imprime o DataFrame de trechos
400    print(df_trecho)
401
402    # Imprime o DataFrame de rota
403    print(df_rota)
404
405    # Imprime o DataFrame de paradas
406    print(df_paradas)
407
408    # Imprime o DataFrame de trechos
409    print(df_trecho)
410
411    # Imprime o DataFrame de rota
412    print(df_rota)
413
414    # Imprime o DataFrame de paradas
415    print(df_paradas)
416
417    # Imprime o DataFrame de trechos
418    print(df_trecho)
419
420    # Imprime o DataFrame de rota
421    print(df_rota)
422
423    # Imprime o DataFrame de paradas
424    print(df_paradas)
425
426    # Imprime o DataFrame de trechos
427    print(df_trecho)
428
429    # Imprime o DataFrame de rota
430    print(df_rota)
431
432    # Imprime o DataFrame de paradas
433    print(df_paradas)
434
435    # Imprime o DataFrame de trechos
436    print(df_trecho)
437
438    # Imprime o DataFrame de rota
439    print(df_rota)
440
441    # Imprime o DataFrame de paradas
442    print(df_paradas)
443
444    # Imprime o DataFrame de trechos
445    print(df_trecho)
446
447    # Imprime o DataFrame de rota
448    print(df_rota)
449
450    # Imprime o DataFrame de paradas
451    print(df_paradas)
452
453    # Imprime o DataFrame de trechos
454    print(df_trecho)
455
456    # Imprime o DataFrame de rota
457    print(df_rota)
458
459    # Imprime o DataFrame de paradas
460    print(df_paradas)
461
462    # Imprime o DataFrame de trechos
463    print(df_trecho)
464
465    # Imprime o DataFrame de rota
466    print(df_rota)
467
468    # Imprime o DataFrame de paradas
469    print(df_paradas)
470
471    # Imprime o DataFrame de trechos
472    print(df_trecho)
473
474    # Imprime o DataFrame de rota
475    print(df_rota)
476
477    # Imprime o DataFrame de paradas
478    print(df_paradas)
479
480    # Imprime o DataFrame de trechos
481    print(df_trecho)
482
483    # Imprime o DataFrame de rota
484    print(df_rota)
485
486    # Imprime o DataFrame de paradas
487    print(df_paradas)
488
489    # Imprime o DataFrame de trechos
490    print(df_trecho)
491
492    # Imprime o DataFrame de rota
493    print(df_rota)
494
495    # Imprime o DataFrame de paradas
496    print(df_paradas)
497
498    # Imprime o DataFrame de trechos
499    print(df_trecho)
500
501    # Imprime o DataFrame de rota
502    print(df_rota)
503
504    # Imprime o DataFrame de paradas
505    print(df_paradas)
506
507    # Imprime o DataFrame de trechos
508    print(df_trecho)
509
510    # Imprime o DataFrame de rota
511    print(df_rota)
512
513    # Imprime o DataFrame de paradas
514    print(df_paradas)
515
516    # Imprime o DataFrame de trechos
517    print(df_trecho)
518
519    # Imprime o DataFrame de rota
520    print(df_rota)
521
522    # Imprime o DataFrame de paradas
523    print(df_paradas)
524
525    # Imprime o DataFrame de trechos
526    print(df_trecho)
527
528    # Imprime o DataFrame de rota
529    print(df_rota)
530
531    # Imprime o DataFrame de paradas
532    print(df_paradas)
533
534    # Imprime o DataFrame de trechos
535    print(df_trecho)
536
537    # Imprime o DataFrame de rota
538    print(df_rota)
539
540    # Imprime o DataFrame de paradas
541    print(df_paradas)
542
543    # Imprime o DataFrame de trechos
544    print(df_trecho)
545
546    # Imprime o DataFrame de rota
547    print(df_rota)
548
549    # Imprime o DataFrame de paradas
550    print(df_paradas)
551
552    # Imprime o DataFrame de trechos
553    print(df_trecho)
554
555    # Imprime o DataFrame de rota
556    print(df_rota)
557
558    # Imprime o DataFrame de paradas
559    print(df_paradas)
560
561    # Imprime o DataFrame de trechos
562    print(df_trecho)
563
564    # Imprime o DataFrame de rota
565    print(df_rota)
566
567    # Imprime o DataFrame de paradas
568    print(df_paradas)
569
570    # Imprime o DataFrame de trechos
571    print(df_trecho)
572
573    # Imprime o DataFrame de rota
574    print(df_rota)
575
576    # Imprime o DataFrame de paradas
577    print(df_paradas)
578
579    # Imprime o DataFrame de trechos
580    print(df_trecho)
581
582    # Imprime o DataFrame de rota
583    print(df_rota)
584
585    # Imprime o DataFrame de paradas
586    print(df_paradas)
587
588    # Imprime o DataFrame de trechos
589    print(df_trecho)
590
591    # Imprime o DataFrame de rota
592    print(df_rota)
593
594    # Imprime o DataFrame de paradas
595    print(df_paradas)
596
597    # Imprime o DataFrame de trechos
598    print(df_trecho)
599
599    # Imprime o DataFrame de rota
600    print(df_rota)
601
602    # Imprime o DataFrame de paradas
603    print(df_paradas)
604
605    # Imprime o DataFrame de trechos
606    print(df_trecho)
607
608    # Imprime o DataFrame de rota
609    print(df_rota)
610
611    # Imprime o DataFrame de paradas
612    print(df_paradas)
613
614    # Imprime o DataFrame de trechos
615    print(df_trecho)
616
617    # Imprime o DataFrame de rota
618    print(df_rota)
619
620    # Imprime o DataFrame de paradas
621    print(df_paradas)
622
623    # Imprime o DataFrame de trechos
624    print(df_trecho)
625
626    # Imprime o DataFrame de rota
627    print(df_rota)
628
629    # Imprime o DataFrame de paradas
630    print(df_paradas)
631
632    # Imprime o DataFrame de trechos
633    print(df_trecho)
634
635    # Imprime o DataFrame de rota
636    print(df_rota)
637
638    # Imprime o DataFrame de paradas
639    print(df_paradas)
640
641    # Imprime o DataFrame de trechos
642    print(df_trecho)
643
644    # Imprime o DataFrame de rota
645    print(df_rota)
646
647    # Imprime o DataFrame de paradas
648    print(df_paradas)
649
650    # Imprime o DataFrame de trechos
651    print(df_trecho)
652
653    # Imprime o DataFrame de rota
654    print(df_rota)
655
656    # Imprime o DataFrame de paradas
657    print(df_paradas)
658
659    # Imprime o DataFrame de trechos
660    print(df_trecho)
661
662    # Imprime o DataFrame de rota
663    print(df_rota)
664
665    # Imprime o DataFrame de paradas
666    print(df_paradas)
667
668    # Imprime o DataFrame de trechos
669    print(df_trecho)
670
671    # Imprime o DataFrame de rota
672    print(df_rota)
673
674    # Imprime o DataFrame de paradas
675    print(df_paradas)
676
677    # Imprime o DataFrame de trechos
678    print(df_trecho)
679
680    # Imprime o DataFrame de rota
681    print(df_rota)
682
683    # Imprime o DataFrame de paradas
684    print(df_paradas)
685
686    # Imprime o DataFrame de trechos
687    print(df_trecho)
688
689    # Imprime o DataFrame de rota
690    print(df_rota)
691
692    # Imprime o DataFrame de paradas
693    print(df_paradas)
694
695    # Imprime o DataFrame de trechos
696    print(df_trecho)
697
698    # Imprime o DataFrame de rota
699    print(df_rota)
700
701    # Imprime o DataFrame de paradas
702    print(df_paradas)
703
704    # Imprime o DataFrame de trechos
705    print(df_trecho)
706
707    # Imprime o DataFrame de rota
708    print(df_rota)
709
710    # Imprime o DataFrame de paradas
711    print(df_paradas)
712
713    # Imprime o DataFrame de trechos
714    print(df_trecho)
715
716    # Imprime o DataFrame de rota
717    print(df_rota)
718
719    # Imprime o DataFrame de paradas
720    print(df_paradas)
721
722    # Imprime o DataFrame de trechos
723    print(df_trecho)
724
725    # Imprime o DataFrame de rota
726    print(df_rota)
727
728    # Imprime o DataFrame de paradas
729    print(df_paradas)
730
731    # Imprime o DataFrame de trechos
732    print(df_trecho)
733
734    # Imprime o DataFrame de rota
735    print(df_rota)
736
737    # Imprime o DataFrame de paradas
738    print(df_paradas)
739
740    # Imprime o DataFrame de trechos
741    print(df_trecho)
742
743    # Imprime o DataFrame de rota
744    print(df_rota)
745
746    # Imprime o DataFrame de paradas
747    print(df_paradas)
748
749    # Imprime o DataFrame de trechos
750    print(df_trecho)
751
752    # Imprime o DataFrame de rota
753    print(df_rota)
754
755    # Imprime o DataFrame de paradas
756    print(df_paradas)
757
758    # Imprime o DataFrame de trechos
759    print(df_trecho)
760
761    # Imprime o DataFrame de rota
762    print(df_rota)
763
764    # Imprime o DataFrame de paradas
765    print(df_paradas)
766
767    # Imprime o DataFrame de trechos
768    print(df_trecho)
769
770    # Imprime o DataFrame de rota
771    print(df_rota)
772
773    # Imprime o DataFrame de paradas
774    print(df_paradas)
775
776    # Imprime o DataFrame de trechos
777    print(df_trecho)
778
779    # Imprime o DataFrame de rota
780    print(df_rota)
781
782    # Imprime o DataFrame de paradas
783    print(df_paradas)
784
785    # Imprime o DataFrame de trechos
786    print(df_trecho)
787
788    # Imprime o DataFrame de rota
789    print(df_rota)
790
791    # Imprime o DataFrame de paradas
792    print(df_paradas)
793
794    # Imprime o DataFrame de trechos
795    print(df_trecho)
796
797    # Imprime o DataFrame de rota
798    print(df_rota)
799
800    # Imprime o DataFrame de paradas
801    print(df_paradas)
802
803    # Imprime o DataFrame de trechos
804    print(df_trecho)
805
806    # Imprime o DataFrame de rota
807    print(df_rota)
808
809    # Imprime o DataFrame de paradas
810    print(df_paradas)
811
812    # Imprime o DataFrame de trechos
813    print(df_trecho)
814
815    # Imprime o DataFrame de rota
816    print(df_rota)
817
818    # Imprime o DataFrame de paradas
819    print(df_paradas)
820
821    # Imprime o DataFrame de trechos
822    print(df_trecho)
823
824    # Imprime o DataFrame de rota
825    print(df_rota)
826
827    # Imprime o DataFrame de paradas
828    print(df_paradas)
829
830    # Imprime o DataFrame de trechos
831    print(df_trecho)
832
833    # Imprime o DataFrame de rota
834    print(df_rota)
835
836    # Imprime o DataFrame de paradas
837    print(df_paradas)
838
839    # Imprime o DataFrame de trechos
840    print(df_trecho)
841
842    # Imprime o DataFrame de rota
843    print(df_rota)
844
845    # Imprime o DataFrame de paradas
846    print(df_paradas)
847
848    # Imprime o DataFrame de trechos
849    print(df_trecho)
850
851    # Imprime o DataFrame de rota
852    print(df_rota)
853
854    # Imprime o DataFrame de paradas
855    print(df_paradas)
856
857    # Imprime o DataFrame de trechos
858    print(df_trecho)
859
860    # Imprime o DataFrame de rota
861    print(df_rota)
862
863    # Imprime o DataFrame de paradas
864    print(df_paradas)
865
866    # Imprime o DataFrame de trechos
867    print(df_trecho)
868
869    # Imprime o DataFrame de rota
870    print(df_rota)
871
872    # Imprime o DataFrame de paradas
873    print(df_paradas)
874
875    # Imprime o DataFrame de trechos
876    print(df_trecho)
877
878    # Imprime o DataFrame de rota
879    print(df_rota)
880
881    # Imprime o DataFrame de paradas
882    print(df_paradas)
883
884    # Imprime o DataFrame de trechos
885    print(df_trecho)
886
887    # Imprime o DataFrame de rota
888    print(df_rota)
889
890    # Imprime o DataFrame de paradas
891    print(df_paradas)
892
893    # Imprime o DataFrame de trechos
894    print(df_trecho)
895
896    # Imprime o DataFrame de rota
897    print(df_rota)
898
899    # Imprime o DataFrame de paradas
900    print(df_paradas)
901
902    # Imprime o DataFrame de trechos
903    print(df_trecho)
904
905    # Imprime o DataFrame de rota
906    print(df_rota)
907
908    # Imprime o DataFrame de paradas
909    print(df_paradas)
910
911    # Imprime o DataFrame de trechos
912    print(df_trecho)
913
914    # Imprime o DataFrame de rota
915    print(df_rota)
916
917    # Imprime o DataFrame de paradas
918    print(df_paradas)
919
920    # Imprime o DataFrame de trechos
921    print(df_trecho)
922
923    # Imprime o DataFrame de rota
924    print(df_rota)
925
926    # Imprime o DataFrame de paradas
927    print(df_paradas)
928
929    # Imprime o DataFrame de trechos
930    print(df_trecho)
931
932    # Imprime o DataFrame de rota
933    print(df_rota)
934
935    # Imprime o DataFrame de paradas
936    print(df_paradas)
937
938    # Imprime o DataFrame de trechos
939    print(df_trecho)
940
941    # Imprime o DataFrame de rota
942    print(df_rota)
943
944    # Imprime o DataFrame de paradas
945    print(df_paradas)
946
947    # Imprime o DataFrame de trechos
948    print(df_trecho)
949
950    # Imprime o DataFrame de rota
951    print(df_rota)
952
953    # Imprime o DataFrame de paradas
954    print(df_paradas)
955
956    # Imprime o DataFrame de trechos
957    print(df_trecho)
958
959    # Imprime o DataFrame de rota
960    print(df_rota)
961
962    # Imprime o DataFrame de paradas
963    print(df_paradas)
964
965    # Imprime o DataFrame de trechos
966    print(df_trecho)
967
968    # Imprime o DataFrame de rota
969    print(df_rota)
970
971    # Imprime o DataFrame de paradas
972    print(df_paradas)
973
974    # Imprime o DataFrame de trechos
975    print(df_trecho)
976
977    # Imprime o DataFrame de rota
978    print(df_rota)
979
980    # Imprime o DataFrame de paradas
981    print(df_paradas)
982
983    # Imprime o DataFrame de trechos
984    print(df_trecho)
985
986    # Imprime o DataFrame de rota
987    print(df_rota)
988
989    # Imprime o DataFrame de paradas
990    print(df_paradas)
991
992    # Imprime o DataFrame de trechos
993    print(df_trecho)
994
995    # Imprime o DataFrame de rota
996    print(df_rota)
997
998    # Imprime o DataFrame de paradas
999    print(df_paradas)
1000
1001    # Imprime o DataFrame de trechos
1002    print(df_trecho)
1003
1004    # Imprime o DataFrame de rota
1005    print(df_rota)
1006
1007    # Imprime o DataFrame de paradas
1008    print(df_paradas)
1009
1010    # Imprime o DataFrame de trechos
1011    print(df_trecho)
1012
1013    # Imprime o DataFrame de rota
1014    print(df_rota)
1015
1016    # Imprime o DataFrame de paradas
1017    print(df_paradas)
1018
1019    # Imprime o DataFrame de trechos
1020    print(df_trecho)
1021
1022    # Imprime o DataFrame de rota
1023    print(df_rota)
1024
1025    # Imprime o DataFrame de paradas
1026    print(df_paradas)
1027
1028    # Imprime o DataFrame de trechos
1029    print(df_trecho)
1030
1031    # Imprime o DataFrame de rota
1032    print(df_rota)
1033
1034    # Imprime o DataFrame de paradas
1035    print(df_paradas)
1036
1037    # Imprime o DataFrame de trechos
1038    print(df_trecho)
1039
1040    # Imprime o DataFrame de rota
1041    print(df_rota)
1042
1043    # Imprime o DataFrame de paradas
1044    print(df_paradas)
1045
1046    # Imprime o DataFrame de trechos
1047    print(df_trecho)
1048
1049    # Imprime o DataFrame de rota
1050    print(df_rota)
1051
1052    # Imprime o DataFrame de paradas
1053    print(df_paradas)
1054
1055    # Imprime o DataFrame de trechos
1056    print(df_trecho)
1057
1058    # Imprime o DataFrame de rota
1059    print(df_rota)
1060
1061    # Imprime o DataFrame de paradas
1062    print(df_paradas)
1063
1064    # Imprime o DataFrame de trechos
1065    print(df_trecho)
1066
1067    # Imprime o DataFrame de rota
1068    print(df_rota)
1069
1070    # Imprime o DataFrame de paradas
1071    print(df_paradas)
1072
1073    # Imprime o DataFrame de trechos
1074    print(df_trecho)
1075
1076    # Imprime o DataFrame de rota
1077    print(df_rota)
1078
1079    # Imprime o DataFrame de paradas
1080    print(df_paradas)
1081
1082    # Imprime o DataFrame de trechos
1083    print(df_trecho)
1084
1085    # Imprime o DataFrame de rota
1086    print(df_rota)
1087
1088    # Imprime o DataFrame de paradas
1089    print(df_paradas)
1090
1091    # Imprime o DataFrame de trechos
1092    print(df_trecho)
1093
1094    # Imprime o DataFrame de rota
1095    print(df_rota)
1096
1097    # Imprime o DataFrame de paradas
1098    print(df_paradas)
1099
1100    # Imprime o DataFrame de trechos
1101    print(df_trecho)
1102
1103    # Imprime o DataFrame de rota
1104    print(df_rota)
1105
1106    # Imprime o DataFrame de paradas
1107    print(df_paradas)
1108
1109    # Imprime o DataFrame de trechos
1110    print(df_trecho)
1111
1112    # Imprime o DataFrame de rota
1113    print(df_rota)
1114
1115    # Imprime o DataFrame de paradas
1116    print(df_paradas)
1117
1118    # Imprime o DataFrame de trechos
1119    print(df_trecho)
1120
1121    # Imprime o DataFrame de rota
1122    print(df_rota)
1123
1124    # Imprime o DataFrame de paradas
1125    print(df_paradas)
1126
1127    # Imprime o DataFrame de trechos
1128    print(df_trecho)
1129
1130    # Imprime o DataFrame de rota
1131    print(df_rota)
1132
1133    # Imprime o DataFrame de paradas
1134    print(df_paradas)
1135
1136    # Imprime o DataFrame de trechos
1137    print(df_trecho)
1138
1139    # Imprime o DataFrame de rota
1140    print(df_rota)
1141
1142    # Imprime o DataFrame de paradas
1143    print(df_paradas)
1144
1145    # Imprime o DataFrame de trechos
1146    print(df_trecho)
1147
1148    # Imprime o DataFrame de rota
1149    print(df_rota)
1150
1151    # Imprime o DataFrame de paradas
1152    print(df_paradas)
1153
1154    # Imprime o DataFrame de trechos
1155    print(df_trecho)
1156
1157    # Imprime o DataFrame de rota
1158    print(df_rota)
1159
1160    # Imprime o DataFrame de paradas
1161    print(df_paradas)
1162
1163    # Imprime o DataFrame de trechos
1164    print(df_trecho)
1165
1166    # Imprime o DataFrame de rota
1167    print(df_rota)
1168
1169    # Imprime o DataFrame de paradas
1170    print(df_paradas)
1171
1172    # Imprime o DataFrame de trechos
1173    print(df_trecho)
1174
1175    # Imprime o DataFrame de rota
1176    print(df_rota)
1177
1178    # Imprime o DataFrame de paradas
1179    print(df_paradas)
1180
1181    # Imprime o DataFrame de trechos
1182    print(df_trecho)
1183
1184    # Imprime o DataFrame de rota
1185    print(df_rota)
1186
1187    # Imprime o DataFrame de paradas
1188    print(df_paradas)
1189
1190    # Imprime o DataFrame de trechos
1191    print(df_trecho)
1192
1193    # Imprime o DataFrame de rota
1194    print(df_rota)
1195
1196    # Imprime o DataFrame de paradas
1197    print(df_paradas)
1198
1199    # Imprime o DataFrame de trechos
1200    print(df_trecho)
1201
1202    # Imprime o DataFrame de rota
1203    print(df_rota)
1204
1205    # Imprime o DataFrame de par
```

```

65     index_parada = df_rota[df_rota['ordem_entrega'] == parada].index[0]
66     df_parada = df_rota.loc[last_index:index_parada - 1]
67     df_parada['trecho'] = parada
68     df_paradas = pd.concat((df_paradas, df_parada), ignore_index=True)
69     last_index = index_parada
70
71 # Mescla trechos e preenche valores nulos com 100
72 df_trechos = df_2.merge(df_paradas, on=df_2.columns.to_list(), how='left', indicator=True)
73 df_trechos['trecho'] = df_trechos['trecho'].fillna(100)
74
75 # Filtra trechos sem ordem de entrega e delta_t <= 1000
76 df_trechos_ = df_trechos[df_trechos['ordem_entrega'].isna()]
77 df_trechos_ = df_trechos_[df_trechos_['delta_t'] <= 1000]
78
79 # Calcula a velocidade por trecho
80 df_velocidades = df_trechos_.groupby(['ID_Rota', 'trecho'], as_index=False).agg({
81     'distancia': 'sum',
82     'delta_t': 'sum'
83 })
84 df_velocidades = df_velocidades[df_velocidades['delta_t'] > 0]
85 df_velocidades['velo'] = df_velocidades['distancia'] * 0.001 / (df_velocidades['delta_t'] /
     3600)
86
87 # Calcula as médias de velocidade para diferentes trechos
88 v1 = df_velocidades[df_velocidades['trecho'] == 1]['velo'].mean()
89 v2 = df_velocidades[(df_velocidades['trecho'] != 1) & (df_velocidades['trecho'] != 100)]['velo'
     ].mean()
90 v3 = df_velocidades[df_velocidades['trecho'] == 100]['velo'].mean()
91
92 # Calcula a média das distâncias para diferentes trechos
93 df_distancias = df_trechos[df_trechos['ordem_entrega'].isna()].groupby(['ID_Rota', 'trecho'],
     as_index=False).agg({
94     'distancia': 'sum'
95 })
96 d1 = df_distancias[df_distancias['trecho'] == 1]['distancia'].mean() / 1000
97 d2 = df_distancias[(df_distancias['trecho'] != 1) & (df_distancias['trecho'] != 100)]['
     distancia'].mean() / 1000
98 d3 = df_distancias[df_distancias['trecho'] == 100]['distancia'].mean() / 1000

```

# APÊNDICE B – DADOS OPERACIONAIS

## B.0.1 Distribuições dos parâmetros operacionais

A seguir são apresentadas as distribuições dos parâmetros operacionais aplicados no modelo.

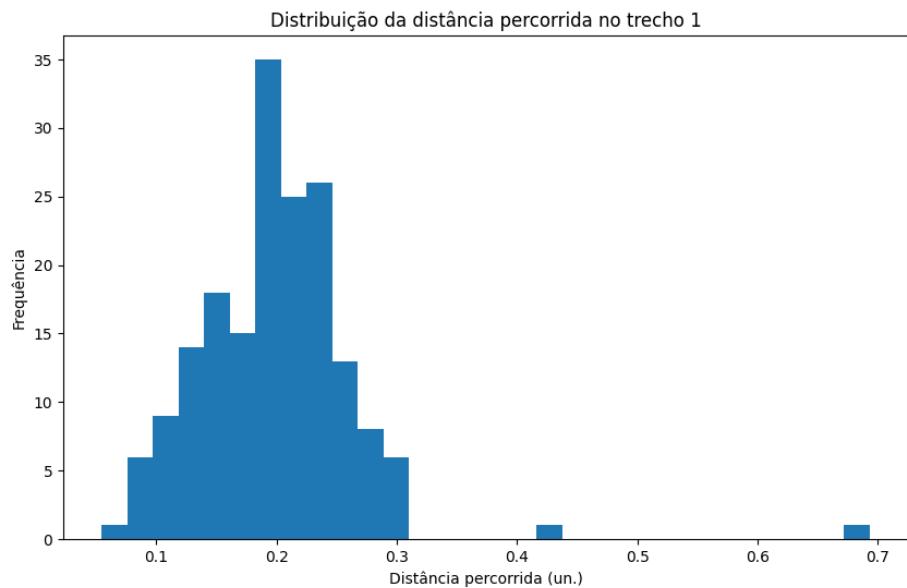


Figura 28 – Distribuição da distância percorrida no trecho 1

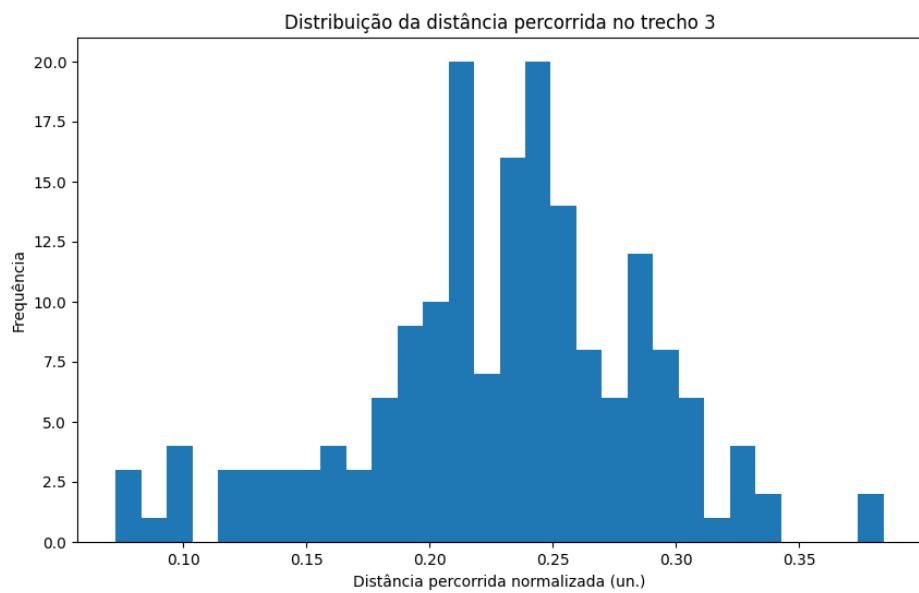


Figura 29 – Distribuição da distância percorrida no trecho 3

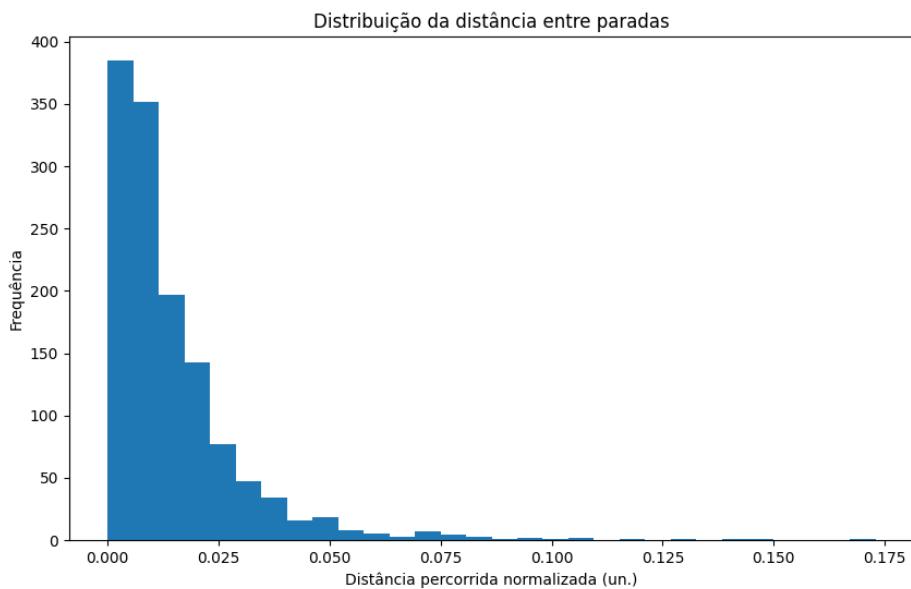


Figura 30 – Distribuição da distância percorrida entre paradas

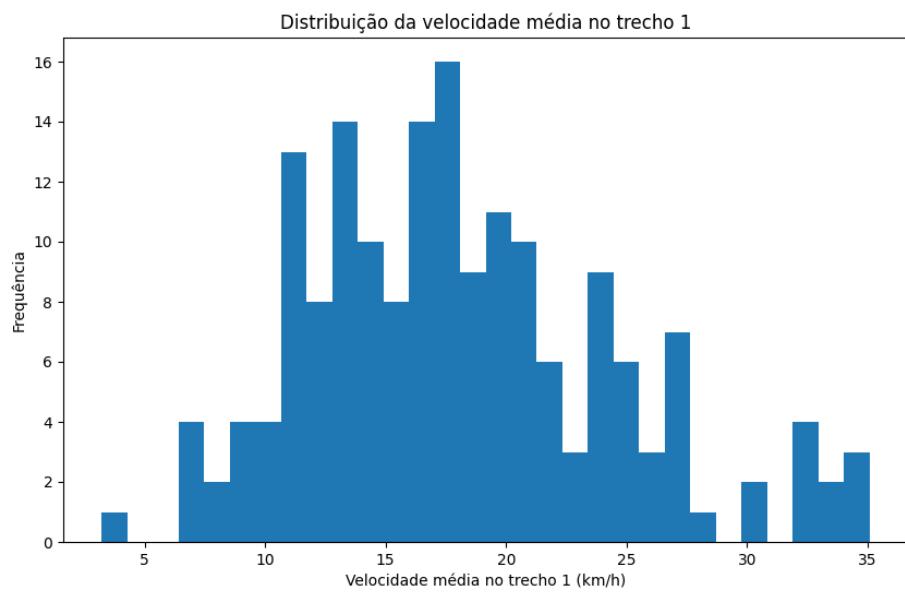


Figura 31 – Distribuição da velocidade média no trecho 1

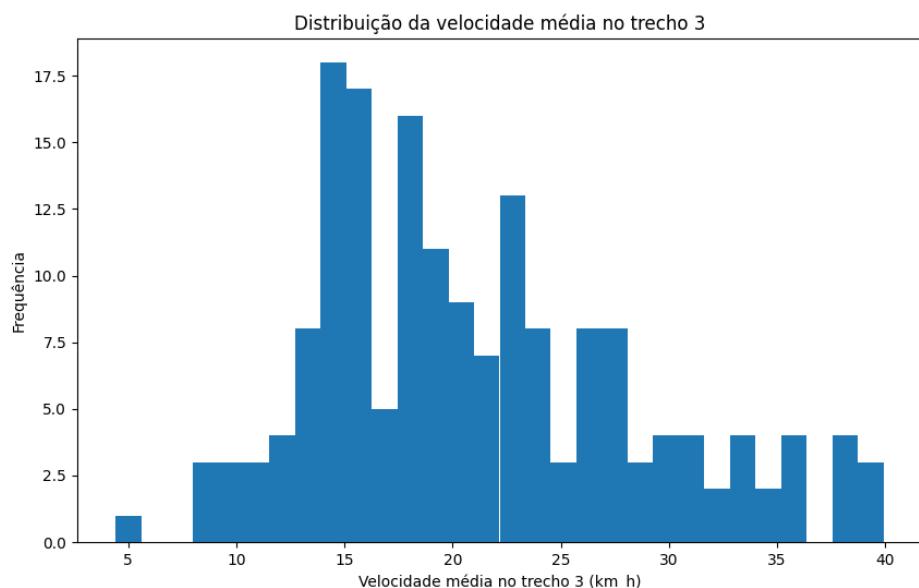


Figura 32 – Distribuição da velocidade média no trecho 3

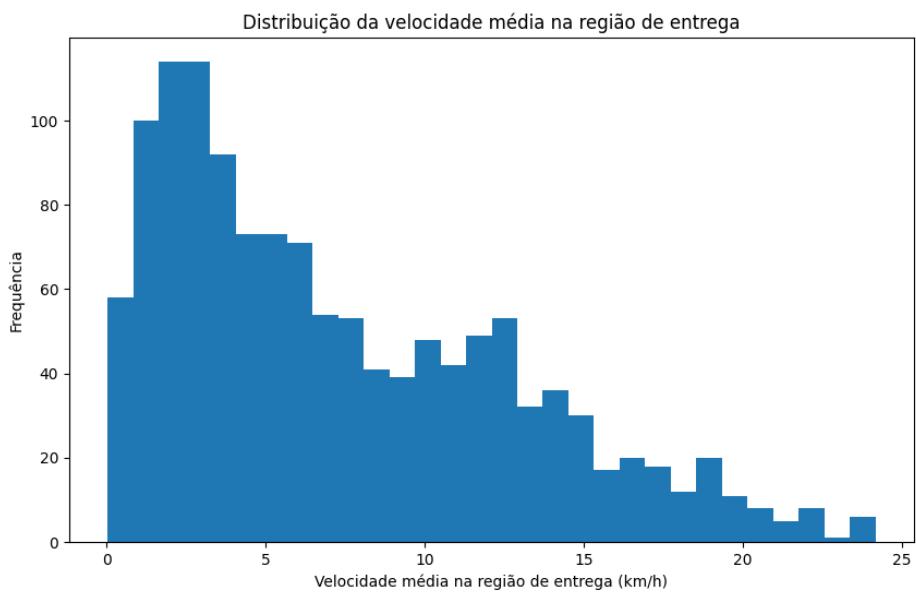


Figura 33 – Distribuição da velocidade média entre paradas

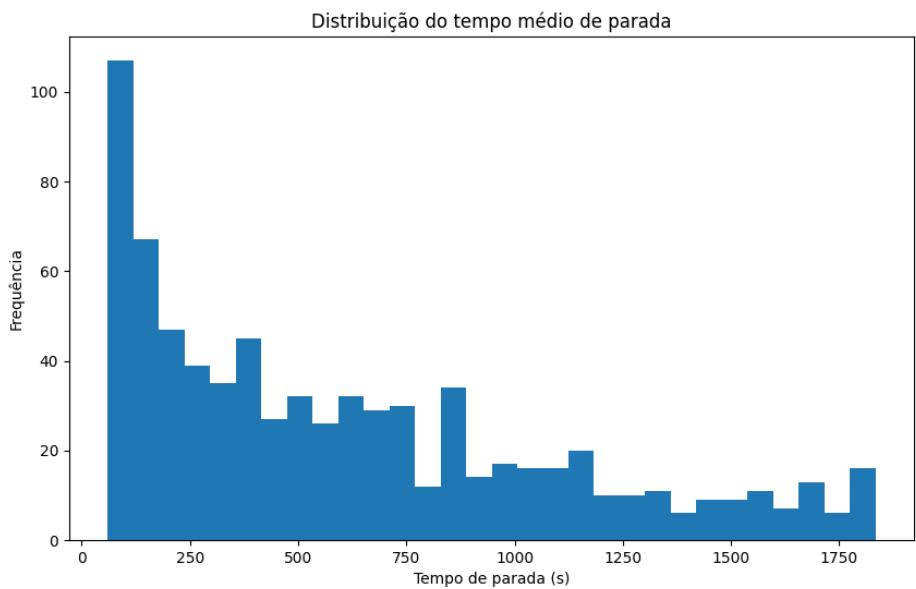


Figura 34 – Distribuição do tempo médio de parada

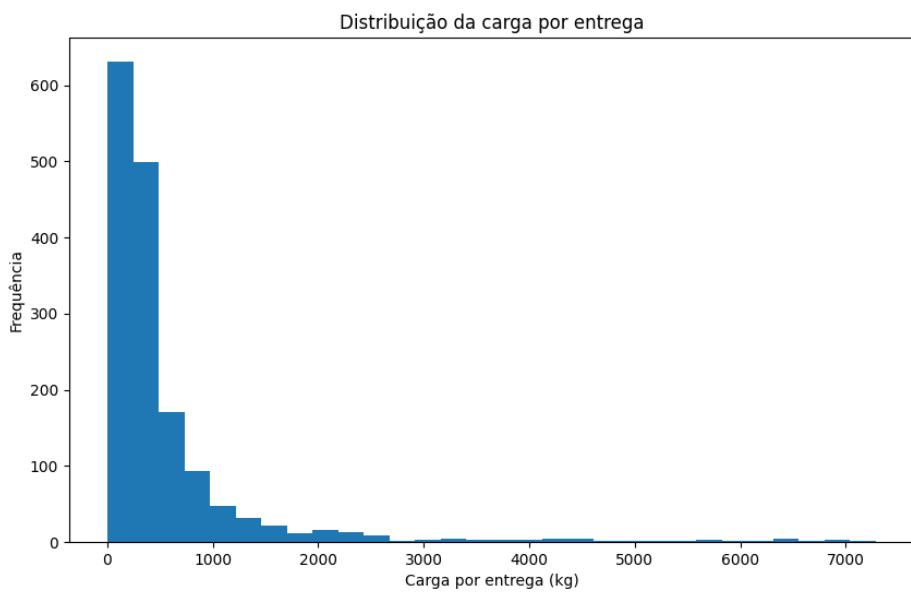


Figura 35 – Distribuição da carga por entrega

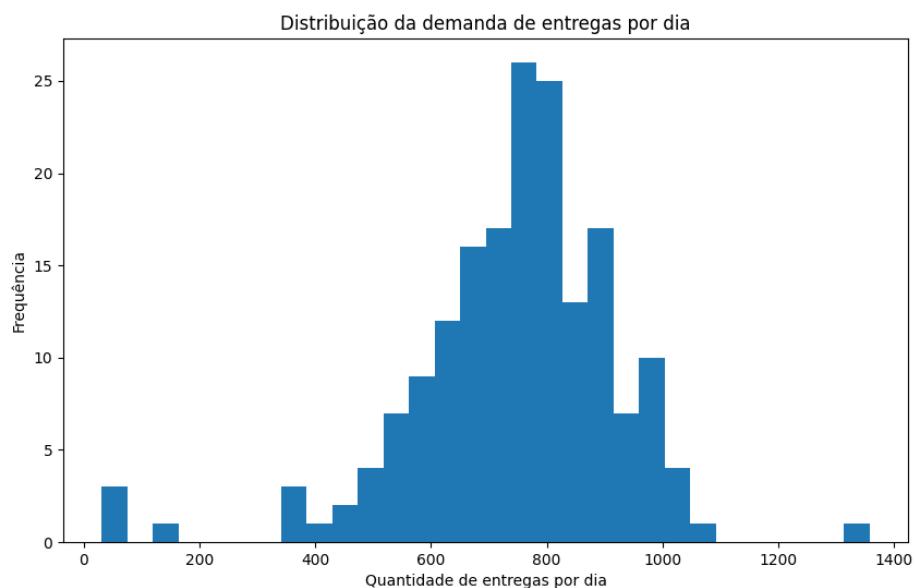


Figura 36 – Distribuição da demanda de entregas por dia

