

**CENTRO UNIVERSITÁRIO FEI**  
**PEDRO LUIS MUNIZ BARBOSA**

**AMBIENTE DE OTIMIZAÇÃO DINÂMICA E SIMULAÇÃO PARA OBTENÇÃO DE  
PERFIS DE VELOCIDADE ÓTIMOS DE VEÍCULOS PESADOS COM  
CALIBRAÇÃO SIMPLIFICADA**

São Bernardo do Campo

2023

PEDRO LUIS MUNIZ BARBOSA

**AMBIENTE DE OTIMIZAÇÃO DINÂMICA E SIMULAÇÃO PARA OBTENÇÃO DE  
PERFIS DE VELOCIDADE ÓTIMOS DE VEÍCULOS PESADOS COM  
CALIBRAÇÃO SIMPLIFICADA**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Centro  
Universitário FEI para obtenção do título de  
Mestre em Engenharia Mecânica. Orientado  
pelo Prof. Dr. Fabrizio Leonardi.

São Bernardo do Campo

2023

Barbosa, Pedro Luis Muniz.

Ambiente de otimização dinâmica e simulação para obtenção de perfis de velocidade ótimos de veículos pesados com calibração simplificada / Pedro Luis Muniz Barbosa. São Bernardo do Campo, 2023.

129 f. : il.

Dissertação - Centro Universitário FEI.

Orientador: Prof. Dr. Fabrizio Leonardi.

1. controle ótimo. 2. perfil de velocidade. 3. ecocondução. 4. economia de combustível. I. Leonardi, Fabrizio, orient. II. Título.

**Aluno(a):** Pedro Luis Muniz Barbosa

**Matrícula:** 221109-2

**Título do Trabalho:** Ambiente de otimização dinâmica e simulação para obtenção de perfis de velocidade ótimos de veículos pesados com calibração simplificada

**Área de Concentração:** Sistemas Mecânicos

**Orientador(a):** Prof. Dr. Fabrizio Leonardi

**Data da realização da defesa:** 23/02/2023

**ORIGINAL ASSINADA**

**Avaliação da Banca Examinadora:**

Os membros da banca entendem que o trabalho trata de questões relevantes, está inserido em uma das linhas de pesquisas em consolidação do programa de pós-graduação, apresenta resultados interessantes e permite a continuidade da pesquisa.

A Banca Julgadora acima-assinada atribuiu ao aluno o seguinte resultado:

APROVADO

REPROVADO

**MEMBROS DA BANCA EXAMINADORA**

Prof. Dr. Fabrizio Leonardi

Prof. Dr. André de Souza Mendes

Prof. Dr. Alain Segundo Potts

Aprovação do Coordenador do Programa de Pós-graduação

Prof. Dr. Rodrigo Magnabosco

Dedico este trabalho à minha mãe, que sempre me guiou, se esforçou muito e abriu mão de muitas coisas para garantir o meu bem. Graças a ela cheguei aonde estou hoje.

## **AGRADECIMENTOS**

Inicialmente agradeço a Deus por ter me dado forças nessa difícil jornada e fazer com que mais esse objetivo fosse alcançado.

A minha mãe e irmã, pelo amor, incentivo e força não só nesse momento da minha vida, mas nela como um todo e ao meu pai, que mesmo não estando aqui hoje, me ensinou grande parte dos valores que possuo. Mãe, obrigado pelo apoio incondicional e pela compreensão de minhas ausências enquanto me dedicava a esse trabalho.

Aos professores Fabrizio Leonardi e André de Souza Mendes pelas orientações, dicas, confiança, tempo dedicado e acima de tudo, pela amizade.

A todos meus amigos que me apoiaram de certa forma nessa trajetória.

“Daqui a vinte anos você estará mais arrependido pelas coisas que não fez do que pelas que fez. Então solte suas amarras. Afaste-se do porto seguro. Agarre o vento em suas velas. Explore. Sonhe. Descubra.”

**H. Jackson Brown Jr**

## RESUMO

Uma quantidade significativa de combustível fóssil consumido e poluentes emitidos em todo o mundo pode ser atrelada ao transporte em modal rodoviário. Além disso, o combustível sempre foi uma das principais parcelas em relação à precificação dos transportes de cargas e com isso, a economia dele se tornou um dos pilares para o desenvolvimento de novas tecnologias veiculares. A ecocondução, que consiste em conduzir o veículo visando condições de alta eficiência energética, tem sido amplamente estudada nos últimos anos devido aos seus possíveis benefícios na redução do consumo de combustível e emissão de poluentes. Uma das frentes de estudo da ecocondução é a otimização de perfis de velocidade, que se traduz em, através de um problema de controle ótimo, minimizar o consumo de combustível de uma rota tendo como variável de controle a velocidade do veículo. Boa parte das montadoras de veículos pesados já possuem soluções que buscam economizar combustível através desta estratégia, porém, tais soluções só são introduzidas no mercado através de veículos novos. Devido à alta idade média dos veículos rodoviários no Brasil e ao constante aumento dela, métodos que sejam também aplicáveis para esta frota já existente poderiam auxiliar no aumento da eficiência energética dela mais rapidamente. Neste trabalho é proposto um ambiente computacional baseado em otimização dinâmica e simulação numérica rigorosa para minimização do consumo de combustível em veículos pesados, através da otimização de perfis de velocidade em trajetos rodoviários que seja de aplicação genérica, ou seja, aplicável em qualquer marca ou modelo de veículo e que não necessite em sua calibração dados altamente custosos a serem obtidos, como fazem as soluções já existentes disponibilizadas por algumas montadoras. A metodologia utilizada consiste em definir um modelo de consumo de combustível de elevada exatidão e de fácil calibração, um modelo de dinâmica veicular que abrange os principais parâmetros de movimento do veículo, elaborar e resolver o problema de controle ótimo e por fim, verificar o desempenho da solução em um ambiente de simulação dinâmica que aborda diversos aspectos dimensionais e cinemáticos do veículo e do trajeto através do programa TruckSim. Os resultados mostraram, nos cenários de estudo, que tal solução tem capacidade de reduzir 8,32% em média do consumo de combustível de um caminhão quando comparado a um perfil de velocidade constante.

Palavras-chave: controle ótimo; perfil de velocidade; ecocondução; economia de combustível.

## ABSTRACT

A significant amount of fossil fuel consumed and pollutants emitted worldwide can be linked to road transport. In addition, fuel has always been one of the main components concerning the pricing of cargo transport and, as a result, its economy has become one of the pillars for the development of new vehicle technologies. Eco-driving, which consists of driving a vehicle aiming at high energy efficiency conditions, has been widely studied in recent years due to its supposed benefits in reducing fuel consumption and pollutant emissions. One of the fronts of eco-driving studying is the optimization of speed profiles, which translates into, through an optimal control problem, minimizing the fuel consumption of a route having the vehicle speed as a control variable. A good part of the heavy vehicle automakers already have solutions that seek to save fuel through this strategy, however, such solutions are only introduced in the market through new vehicles. Due to the high average age of road vehicles in Brazil and its constant increase, methods that are also applicable to this existing fleet could help to increase its energy efficiency more quickly. In this work, a computational environment based on dynamic optimization and rigorous numerical simulation is proposed to minimize fuel consumption in heavy vehicles, through the optimization of speed profiles in road routes that is of general application, that is, applicable to any brand or model of vehicle and that does not require costly data to be obtained in its calibration, as the already existing solutions made available by some automakers do. The methodology used consists of defining a highly accurate and easily calibrated fuel consumption model, a vehicle dynamics model that covers the main movement parameters of the vehicle, elaborating and solving the optimal control problem, and, finally, verifying the performance of the solution in a dynamic simulation environment that addresses various dimensional and kinematic aspects of the vehicle and the path through the TruckSim software. The results showed, in the study scenarios, that such a solution is capable of reducing an average of 8.32% of the fuel consumption of a truck when compared to a constant speed profile.

Keywords: optimal control; speed profile; eco-driving; fuel economy.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Consumo global de energia primária no ano de 2020.....	17
Figura 2 – Matriz de transportes brasileira em 2019 .....	18
Figura 3 – Preço do óleo diesel na revenda, em reais por litro.....	19
Figura 4 – Distribuição do custo operacional de transporte .....	19
Figura 5 – Idade média da frota de veículos no Brasil de 2013 a 2021 .....	22
Figura 6 – Categorias do modelo de custo total de propriedade proposto .....	25
Figura 7 – Histograma de percentual de economia de combustível nos caminhões ensaiados.....	26
Figura 8 – Efeitos das avarias do motor no consumo de combustível. As barras de erro representam desvios normais e a linha tracejada representa o consumo de combustível base.....	28
Figura 9 – Impacto da taxa de penetração no consumo médio de combustível para diferentes níveis de demanda de tráfego (ODSF).....	30
Figura 10 – Relação entre consumo específico de combustível (esquerda) e consumo específico de combustível por carga transportada (direita) ao fator de carga do veículo.....	32
Figura 11 – Contexto que caracteriza a situação de condução .....	35
Figura 12 – Conceito básico da técnica de otimização do perfil de velocidade.....	36
Figura 13 – Perfis de velocidade do veículo: normal (esquerda), sugerido (direita, em laranja) e do veículo seguindo as sugestões de ecocondução (direita, em azul) .....	38
Figura 14 – Ilustração de modelo multicorpo para caminhões combinados .....	42
Figura 15 – Esquema do modelo de consumo instantâneo de combustível .....	44
Figura 16 – Do lado esquerdo: trajeto em subida com piloto automático definido para 30 km/h. Do lado direito: trajeto em descida com velocidade dinâmica. (a) Velocidade e aceleração do veículo de ensaio; (b) e (c) Estimativa e referência da topografia da rota .....	47
Figura 17 – Comparação do perfil de velocidade entre diferentes métodos de solução .....	50
Figura 18 – Validação do modelo VT-CPFM-1 em um Honda Accord, em três ciclos de condução .....	53
Figura 19 – Forças resistivas atuantes no caminhão .....	55

Figura 20 – Mapa de taxa de consumo para motores a diesel de 150 kW da biblioteca do TruckSim .....	58
Figura 21 – Esquema do ensaio de aquisição das relações de transmissão .....	60
Figura 22 – Nuvem de pontos de taxa de consumo de combustível vs. potência do veículo típica para caminhões.....	60
Figura 23 – Perfil altimétrico e inclinação do Trajeto A com $c_1 = 45$ , $c_2 = 6000$ e $c_3 = 700$ .....	62
Figura 24 – Perfil altimétrico e inclinação do Trajeto B com $c_4 = 50$ e $c_5 = 300$ .....	63
Figura 25 – Perfil altimétrico e inclinação do Trajeto C .....	64
Figura 26 – Perfil altimétrico e inclinação do Trajeto D .....	65
Figura 27 – Perfil altimétrico e inclinação do Trajeto E .....	66
Figura 28 – Perfil altimétrico e inclinação do Trajeto F.....	67
Figura 29 – Gráficos de velocidades alvo (vermelho) e real (azul) e massa de combustível consumida durante um trecho de 2000 m em pista plana .....	68
Figura 30 – Fluxograma do método de verificação de desempenho .....	74
Figura 31 – Propriedades inerciais do caminhão de estudo no programa TruckSim .....	75
Figura 32 – Configurações construtivas do caminhão de estudo no programa TruckSim .....	75
Figura 33 – Perfil de referência do Trajeto C no programa TruckSim.....	76
Figura 34 – Perfil de velocidade ótimo introduzido no programa TruckSim.....	77
Figura 35 – Perfil de velocidade para calibração dos ganhos do controlador PI.....	79
Figura 36 – Perfis de velocidades alvo (vermelho) e real (azul) no Trajeto A. (a) “Brake system performance” 0,05 g/Mpa; (b) “Brake system performance” 0,5 g/Mpa.....	81
Figura 37 – Nuvem de pontos de vazão mássica de combustível vs. potência no virabrequim para o veículo de estudo no Trajeto F .....	82
Figura 38 – Nuvem de pontos de vazão mássica de combustível vs. potência no virabrequim (azul) e potência estimada (laranja) para o veículo de estudo no Trajeto F.....	83
Figura 39 – Nuvem de pontos de vazão mássica de combustível vs. potência no virabrequim (azul), potência estimada sem filtragem (laranja) e potência estimada com filtragem (verde) para o veículo de estudo no Trajeto F .....	84
Figura 40 – Potência estimada sem filtragem vs. potência no virabrequim .....	85
Figura 41 – Potência estimada com filtragem vs. potência no virabrequim.....	85

Figura 42 – Taxa de consumo de combustível estimada usando o modelo de consumo de combustível para o Trajeto A .....	87
Figura 43 – Taxa de consumo de combustível estimada usando o modelo de consumo de combustível para o Trajeto B.....	88
Figura 44 – Sensibilidade do consumo em relação à distância de cada setor - Trajeto A.....	91
Figura 45 – Sensibilidade do consumo em relação à distância de cada setor - Trajeto B.....	91
Figura 46 – Variação da economia de combustível de acordo com a massa do veículo em testes feitos pela Scania .....	94
Figura 47 – Sensibilidade do consumo em relação à massa do veículo - Trajeto A.....	95
Figura 48 – Sensibilidade do consumo em relação à massa do veículo - Trajeto B .....	95
Figura 49 – Perfis de velocidade da abordagem com rampas de acordo com a massa do veículo para o Trajeto A .....	96
Figura 50 – Perfis ótimos de velocidade da abordagem com rampas com e sem limites de velocidade no Trajeto A.....	98
Figura 51 – Perfis ótimos de velocidade da abordagem com rampas com e sem limites de velocidade no Trajeto B .....	99
Figura 52 – Sensibilidade do consumo em relação à velocidade nominal adotada - Trajeto A.....	100
Figura 53 – Sensibilidade do consumo em relação à velocidade nominal assumida - Trajeto B .....	100
Figura 54 – Traçados adotados no Trajeto A para sensibilidade do consumo em relação à topografia da rota .....	102
Figura 55 – Traçados adotados no Trajeto B para sensibilidade do consumo em relação à topografia da rota .....	102
Figura 56 – Sensibilidade do consumo em relação ao perfil da pista - Trajeto A e $c1=45$ ....	104
Figura 57 – Sensibilidade do consumo em relação ao perfil da pista - Trajeto A e $c1=60$ ....	104
Figura 58 – Sensibilidade do consumo em relação ao perfil da pista - Trajeto B e $c4=50$ ....	105
Figura 59 – Sensibilidade do consumo em relação ao perfil da pista - Trajeto B e $c4=60$ ....	106
Figura 60 – Resultados do TruckSim para o Trajeto A. Do lado esquerdo: perfil ótimo com rampas. Do lado direito: perfil ótimo degrau. (a) Perfil altimétrico da pista; (b) Velocidades alvo (vermelho) e real (azul); (c) Marcha utilizada.....	108

Figura 61 – Resultados do TruckSim para o Trajeto B. Do lado esquerdo: perfil ótimo com rampas. Do lado direito: perfil ótimo degrau. (a) Perfil altimétrico da pista; (b) Velocidades alvo (vermelho) e real (azul); (c) Marcha utilizada.....	111
Figura 62 – Resultados do TruckSim para o Trajeto C. (a) Perfil altimétrico da pista; (b) Velocidades alvo (vermelho) e real (azul).....	113
Figura 63 – Consumo de combustível acumulado para o perfil nominal e o perfil ótimo com rampas no Trajeto C.....	114
Figura 64 – Resultados do TruckSim para o Trajeto D. (a) Perfil altimétrico da pista; (b) Velocidades alvo (vermelho) e real (azul).....	115
Figura 65 – Resultados do TruckSim para o Trajeto E. (a) Perfil altimétrico da pista; (b) Velocidades alvo (vermelho) e real (azul).....	117

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Comparativo das tecnologias de controle de cruzeiro preditivo.....	21
Tabela 2 – Parâmetros necessários para o desenvolvimento da solução.....	57
Tabela 3 – Acelerações máximas típicas para caminhões documentados no manual de .....	72
Tabela 4 – Análise de sensibilidade dos parâmetros de frenagem do CC no Trajeto A .....	80
Tabela 5 – Análise de sensibilidade dos parâmetros de frenagem do CC no Trajeto B.....	80
Tabela 6 – Parâmetros do controlador PI adotados para todas as simulações.....	81
Tabela 7 – Coeficientes do modelo de consumo definidos para o veículo de estudo .....	86
Tabela 8 – Comparativo entre consumos totais estimados e reais .....	87
Tabela 9 – Valores iniciais adotados para as variáveis estudadas na análise de sensibilidade .....	89
Tabela 10 – Consumos dos trechos de aceleração/desaceleração para diferentes passos .....	90
Tabela 11 – Redução percentual no consumo de combustível do perfil ótimo degrau em relação ao perfil nominal para diferentes distâncias de segmento.....	92
Tabela 12 – Redução percentual no consumo de combustível do perfil ótimo com rampas em relação ao perfil nominal para diferentes distâncias de segmento .....	93
Tabela 13 – Consumos totais e velocidades dos perfis de velocidade com e sem limites para os Trajetos A e B .....	97
Tabela 14 – Inclinações máximas e mínimas dos traçados da análise de sensibilidade do consumo em relação à topografia da rota .....	103
Tabela 15 – Consumo de combustível dos três perfis de velocidade nos programas Matlab e Trucksim - Trajeto A .....	107
Tabela 16 – Consumo de combustível dos três perfis de velocidade nos programas Matlab e Trucksim - Trajeto B .....	110
Tabela 17 – Consumo de combustível dos três perfis de velocidade nos programas Matlab e Trucksim - Trajeto C .....	112
Tabela 18 – Consumo de combustível dos três perfis de velocidade nos programas Matlab e Trucksim - Trajeto D .....	115
Tabela 19 – Consumo de combustível dos três perfis de velocidade nos programas Matlab e Trucksim - Trajeto E.....	116

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

CAN	<i>Controller Area Network</i>
CC	<i>Cruise Control</i>
CCC	<i>“Perfect” Conventional Cruise Control</i>
comb.	combustível
CONTRAN	Conselho Nacional de Trânsito
DMS	<i>Direct Multiple Shooting</i>
DOC	<i>Diesel Oxidation Catalyst</i>
DPF	<i>Diesel Particulate Filter</i>
EGR	<i>Exhaust Gas Recirculation</i>
FB-ECO	<i>Feedback-Based Eco-routing</i>
GPS	<i>Global Positioning System</i>
HTHS	<i>High Temperature High Shear</i>
MoDTC	ditiocarbamato de molibdênio
ODSF	<i>Origin-destination Demand Scaling Factor</i>
PBT	Peso Bruto Total
PECC-DMS	<i>Predictive Eco-Cruise Control, Direct Multiple Shooting</i>
PECC-DP	<i>Predictive Eco-Cruise Control, Dynamic Programming</i>
PECC-PMP	<i>Predictive Eco-Cruise Control, Pontryagin Maximum Principle</i>
PI	proporcional integral
PID	proporcional integral derivativo
p.p.	ponto percentual
PPC	<i>Predictive Powertrain Control</i>
RECC	<i>Reactive Eco-Cruise Control</i>
SCR	<i>Selective Catalytic Reduction</i>
SoC	<i>State of Charge</i>
SQP	<i>Sequential Quadratic Programming</i>
V2X	<i>Vehicle-to-everything</i>
VANET	<i>Vehicular Ad Hoc Network</i>
VT-CPFM	<i>Virginia Tech Comprehensive Power-based Fuel Model</i>

## SUMÁRIO

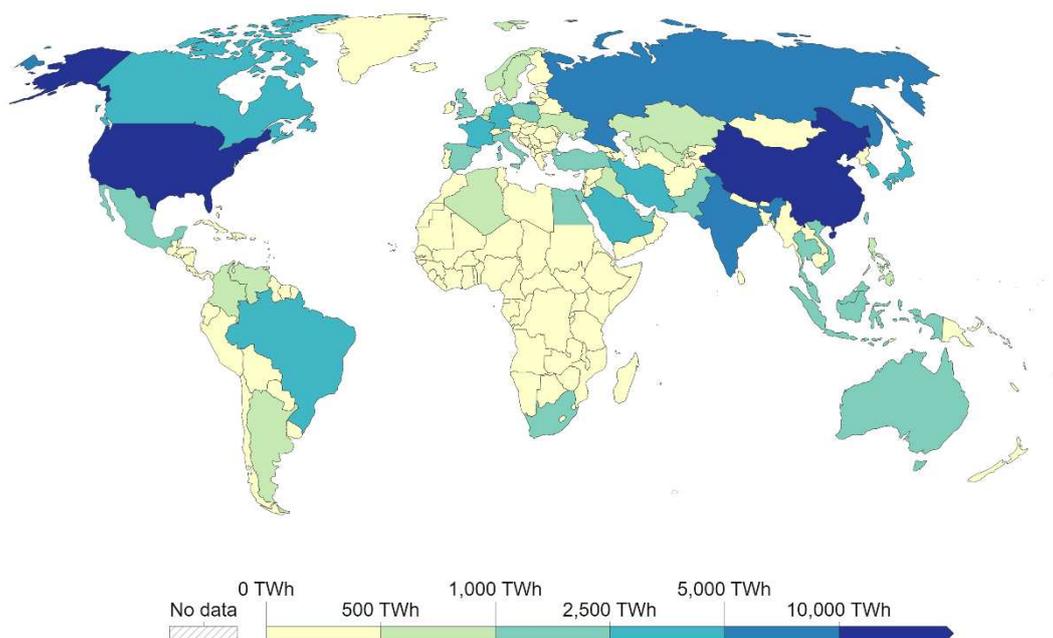
<b>1 INTRODUÇÃO</b> .....	<b>17</b>
1.1 ESTRUTURA DO TRABALHO .....	22
<b>2 REVISÃO DA LITERATURA</b> .....	<b>23</b>
2.1 ECOCONDUÇÃO .....	23
<b>2.1.1 Decisões estratégicas</b> .....	<b>24</b>
<i>2.1.1.1 Seleção do veículo</i> .....	<b>24</b>
<i>2.1.1.2 Manutenção do veículo</i> .....	<b>25</b>
<b>2.1.2 Decisões táticas</b> .....	<b>28</b>
<i>2.1.2.1 Seleção da rota e tratativa em relação à congestionamentos</i> .....	<b>28</b>
<i>2.1.2.2 Peso do veículo</i> .....	<b>31</b>
<b>2.1.3 Decisões operacionais</b> .....	<b>33</b>
<i>2.1.3.1 Melhora comportamental do motorista</i> .....	<b>33</b>
<i>2.1.3.2 Otimização do perfil de velocidade</i> .....	<b>36</b>
2.2 SISTEMÁTICAS PARA OBTENÇÃO DE PERFIS DE VELOCIDADE ÓTIMOS .....	38
<b>2.2.1 Modelagem da dinâmica veicular</b> .....	<b>39</b>
<b>2.2.2 Modelagem do consumo de combustível</b> .....	<b>42</b>
<b>2.2.3 Mapeamento do perfil topográfico</b> .....	<b>45</b>
<b>2.2.4 Método de otimização e controle</b> .....	<b>48</b>
2.3 PROPOSTA DE ESTUDO.....	50
<b>3 METODOLOGIA</b> .....	<b>52</b>
3.1 MODELO DE CONSUMO DE COMBUSTÍVEL .....	52
3.2 MODELO DE DINÂMICA VEICULAR .....	54
<b>3.2.1 Modelo de dinâmica longitudinal</b> .....	<b>54</b>
3.3 OBTENÇÃO DOS PARÂMETROS DOS MODELOS .....	56
<b>3.3.1 Parâmetros obtidos da literatura</b> .....	<b>58</b>
<b>3.3.2 Parâmetros obtidos através de ensaios</b> .....	<b>59</b>
3.4 TRAJETOS.....	61
<b>3.4.1 Trajeto A</b> .....	<b>62</b>
<b>3.4.2 Trajeto B</b> .....	<b>63</b>
<b>3.4.3 Trajeto C</b> .....	<b>63</b>
<b>3.4.4 Trajeto D</b> .....	<b>64</b>

<b>3.4.5 Trajeto E</b> .....	<b>65</b>
<b>3.4.6 Trajeto F</b> .....	<b>66</b>
<b>3.5 PROBLEMA DE CONTROLE ÓTIMO</b> .....	<b>67</b>
<b>3.5.1 Abordagem quase-estática</b> .....	<b>69</b>
<b>3.6 VERIFICAÇÃO DE DESEMPENHO</b> .....	<b>73</b>
<b>3.6.1 Dados do veículo</b> .....	<b>74</b>
<b>3.6.2 Dados da manobra</b> .....	<b>76</b>
<b>4 RESULTADOS E DISCUSSÃO</b> .....	<b>78</b>
<b>4.1 CALIBRAÇÃO DOS GANHOS DO CONTROLADOR PI DO TRUCKSIM</b> .....	<b>78</b>
<b>4.2 CALIBRAÇÃO DO MODELO DE CONSUMO DE COMBUSTÍVEL</b> .....	<b>82</b>
<b>4.3 VALIDAÇÃO DO MODELO DE CONSUMO DE COMBUSTÍVEL</b> .....	<b>86</b>
<b>4.4 ANÁLISE DE SENSIBILIDADE DA SOLUÇÃO DE MINIMIZAÇÃO DE CONSUMO DE COMBUSTÍVEL</b> .....	<b>88</b>
<b>4.4.1 Sensibilidade da variável <math>\Delta</math></b> .....	<b>89</b>
<b>4.4.2 Sensibilidade da variável <math>d</math></b> .....	<b>90</b>
<b>4.4.3 Sensibilidade da variável <math>m</math></b> .....	<b>94</b>
<b>4.4.4 Sensibilidade das variáveis <math>v_{min}</math>, <math>v_{max}</math> e <math>v_{nom}</math></b> .....	<b>96</b>
<b>4.4.5 Sensibilidade da variável <math>\theta</math></b> .....	<b>101</b>
<b>4.5 VALIDAÇÃO DA SOLUÇÃO DE MINIMIZAÇÃO DE CONSUMO DE COMBUSTÍVEL</b> .....	<b>106</b>
<b>4.5.1 Simulações nos trajetos fictícios</b> .....	<b>107</b>
<b>4.5.2 Simulações nos trechos de trajetos reais</b> .....	<b>112</b>
<b>5 CONCLUSÕES</b> .....	<b>119</b>
<b>REFERÊNCIAS</b> .....	<b>121</b>

## 1 INTRODUÇÃO

Não são recentes os estudos e tratativas relacionadas à emissão de poluentes na atmosfera, e uma das principais fontes de emissões de CO<sub>2</sub> é a queima de combustíveis derivados do petróleo. O setor de transportes representou, em 2014, 23% dessas emissões, com um aumento de 71% desde 1990. Esse crescimento da poluição foi impulsionado principalmente pelo setor rodoviário, que representou três quartos das emissões do transporte, incluindo a indústria de caminhões pesados, que movimenta grande parte do frete em todo o mundo. Em 2014, a América Latina representou 4% das emissões globais de CO<sub>2</sub> e apresentou um aumento de 98,1% nas emissões por consumo de combustível desde 1990 (DÍAS-RAMIREZ *et al.*, 2017). O Brasil, conseqüentemente, como o país que mais consumiu energia primária na América Latina em 2021, Figura 1, tem grande participação nessas emissões.

Figura 1 – Consumo global de energia primária no ano de 2020

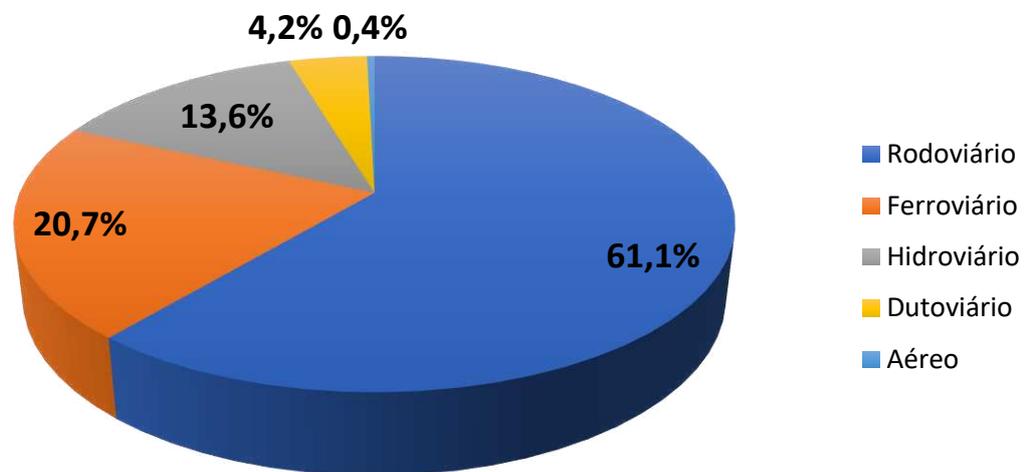


Fonte: Our World in Data, 2022

Nos dias de hoje, seguindo a tendência dos últimos anos, a logística do meio de transporte de cargas no Brasil apresenta predominância rodoviária (Sucena, 2020), vide Figura 2. Estes veículos consomem uma grande quantidade de combustível, mais especificamente 33% de toda a energia consumida no país em 2020. Neste mesmo ano, 95% de toda energia consumida em transporte no Brasil correspondeu apenas ao modal rodoviário, 873 milhões de

megawatts-hora. No que tange às emissões de CO<sub>2</sub>, os números são ainda mais alarmantes, sendo que 58% de todas as emissões foram referentes ao setor de transportes, e dentro disto, 95% correspondentes ao transporte rodoviário (ANUÁRIO ESTATÍSTICO DE TRANSPORTES, 2020). Segundo Candido (2004), a produtividade do transporte brasileiro equivale a 22% da produtividade nos EUA devido à alta dependência do setor rodoviário. Em relação à emissão de poluentes, a quantidade de carbono expelida por tonelada quilômetro de produção no Brasil é 2,6 vezes superior à norte-americana.

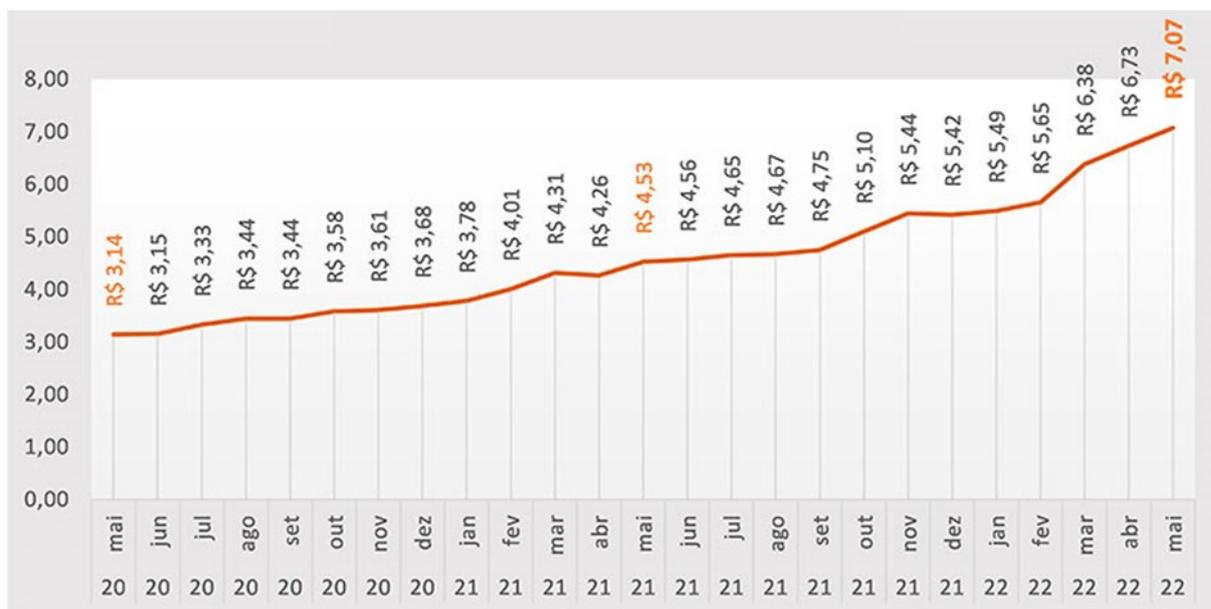
Figura 2 – Matriz de transportes brasileira em 2019



Fonte: Autor “adaptado de” Sucena, 2020

A quantidade de emissões prejudiciais à saúde está relacionada à eficiência do consumo de combustível e, portanto, estudar formas de reduzir o consumo dos sistemas de transporte, principalmente o rodoviário, é vital. Além disso, questões ambientais como o alto preço do combustível mudaram o interesse dos motoristas para a redução do consumo do mesmo, o que também se reflete em suas escolhas ao comprar um veículo novo (FAFOUTELLIS *et al.*, 2020). De maio de 2020 a maio de 2022 o preço do óleo diesel na revenda aumentou mais de 125%, como ilustra a Figura 3 (ILOS, 2022).

Figura 3 – Preço do óleo diesel na revenda, em reais por litro

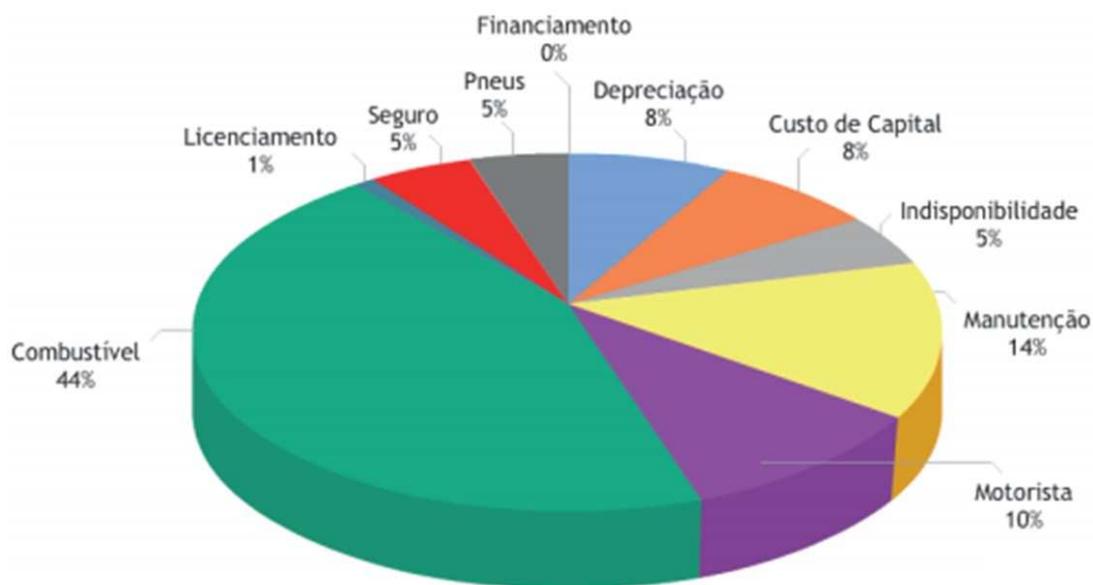


Fonte: ILOS, 2022

Segundo a Petrobras (2018), o custo com combustível constitui cerca de 44% do custo operacional de transporte, vide Figura 4. Sendo assim, observa-se também a importância de otimizar a condução visando menor consumo de combustível devido aos custos atrelados à cadeia logística, que influencia diretamente o desempenho das transportadoras e dos motoristas.

Figura 4 – Distribuição do custo operacional de transporte

Distribuição do custo operacional



Fonte: Petrobras, 2018

Para Chen *et al.* (2018), alguns avanços tecnológicos são potenciais para resolver este problema, por exemplo, o uso de sistemas avançados de controle de motores e veículos movidos a eletricidade. No entanto, devido aos desafios tecnológicos existentes, a popularização de tais métodos provavelmente levará muito tempo. Os autores ainda citam que, em um horizonte temporal de curto prazo, a mudança no comportamento do motorista, chamada de ecocondução, surge como um método promissor para reduzir o consumo de energia.

O conceito central da ecocondução é economizar combustível com a premissa de atender aos requisitos básicos da viagem, como limites de tempo ou velocidade. Como objetivo, buscase obter a melhor correspondência entre a velocidade do veículo e o ambiente ao redor, incluindo a via e o fluxo de tráfego, por meio da operação apropriada por um motorista ou veículo autônomo (DING e JIN, 2018). A ecocondução recebeu atenção significativa na literatura e entre os formuladores de políticas por seus possíveis benefícios na redução do consumo de combustível e, portanto, das emissões de CO<sub>2</sub>, tendo em vista que a economia deste primeiro implica indiretamente na redução de emissões de gás carbônico. Muitas investigações da política de ecocondução relataram reduções potenciais no consumo de combustível e nas emissões de CO<sub>2</sub> variando de 5% a 40% (ALAM e MCNABOLA, 2014).

Diversas frentes de estudo são consideradas dentro do método de ecocondução, como manutenção correta do veículo, seleção da rota, desvio de congestionamentos, melhora comportamental do motorista e otimização do perfil de velocidade (SIVAK e SCHOETTLE, 2012). Dentre estes, a estratégia de otimização do perfil de velocidade se mostra oportuna já que possui alta aplicabilidade devido a sua relação apenas aos parâmetros do veículo, como a massa, resistência ao rolamento, coeficiente de arrasto aerodinâmico etc. (DING e JIN, 2018) e está, nos critérios estudados, dentre as maiores possibilidades de redução no consumo de combustível.

A estratégia de otimização do perfil de velocidade busca obter um perfil de velocidade ótimo resolvendo um problema de minimização do consumo de energia do veículo, durante um trajeto previamente estabelecido. Na resolução deste problema, as restrições de distância, tempo, semáforos, velocidade e topografia devem ser respeitadas simultaneamente (PADILLA; WEILAND; DONKERS, 2018). Boa parte das montadoras de veículos pesados já possuem soluções que buscam economizar combustível através desta estratégia. A Scania conta com o *Active Prediction*, a Volvo com o sistema *I-See*, a MAN com o *EfficientCruise* e a Mercedes-Benz com o *Predictive Powertrain Control* (PPC). Estes sistemas, mesmo tendo diferenças, possuem funcionamento similar: utilizam informações sobre a topografia da estrada a frente do

veículo para que o controle de cruzeiro (CC, *Cruise Control*) selecione estratégias de marcha e velocidade para o menor consumo de combustível possível, inclusive colocando a transmissão em neutro em certos momentos para aproveitar o momento linear do veículo e fazer com que o freio motor não atue (*Eco-Roll*). A Tabela 1 apresenta uma análise comparativa dessas tecnologias.

Tabela 1 – Comparativo das tecnologias de controle de cruzeiro preditivo

	Volvo <i>I-See</i>	Scania <i>Active Prediction</i>	Mercedes-Benz PPC	MAN <i>EfficientCruise</i>
Dados topográficos	Servidor Volvo Trucks	HERE Technologies	TomTom	-
<i>Eco-Roll</i>	Sim	Sim	Sim	Sim
Varição máxima da velocidade do CC	+5 km/h -10 km/h	+4% -8%	+15 km/h -10 km/h	+7 km/h -7 km/h
Economia de combustível	Até 5%	De 5% a 7%	Até 5%	Até 6%
Velocidade de atuação	Acima de 60 km/h	Acima de 50 km/h	De 25 km/h a 90 km/h	Acima de 60 km/h

Fonte: Autor

Das tecnologias apresentadas, apenas a Volvo utiliza uma base de dados própria de dados topográficos. Tal solução também mapeia as rotas que o caminhão andou e envia remotamente esses dados para o servidor da marca, que é compartilhado com todos os usuários *I-See*.

Contudo, apesar da robustez e bom desempenho dessas soluções, elas só são introduzidas no mercado através de veículos novos e são tecnologias integradas ao CC, ou seja, só funcionam quando ele está ativo. Como apresentado na Figura 5, a idade média da frota rodoviária de veículos pesados no Brasil em 2021 girou em torno de 11 anos e 11 meses para caminhões e 11 anos e 1 mês para ônibus. Fora isto, a Figura 5 também ilustra que estas idades médias vêm crescendo ano a ano. Sendo assim, pode-se concluir que uma solução que seja também aplicável para estes veículos já existentes, inclusive os que não possuem CC, poderia auxiliar bastante na redução do consumo e da emissão de poluentes no cenário de transporte rodoviário.

Figura 5 – Idade média da frota de veículos no Brasil de 2013 a 2021

Segmento	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021
Automóveis	8 anos e 6 meses	8 anos e 8 meses	8 anos e 11 meses	9 anos e 3 meses	9 anos e 6 meses	9 anos e 7 meses	9 anos e 10 meses	10 anos e 2 meses	10 anos e 5 meses
Comerciais Leves	7 anos e 3 meses	7 anos	7 anos e 3 meses	7 anos e 6 meses	7 anos e 9 meses	7 anos e 11 meses	8 anos e 2 meses	8 anos e 5 meses	8 anos e 7 meses
Caminhões	9 anos e 6 meses	9 anos e 7 meses	10 anos	10 anos e 6 meses	11 anos	11 anos e 4 meses	11 anos e 7 meses	11 anos e 7 meses	11 anos e 11 meses
Ônibus	8 anos e 11 meses	8 anos e 11 meses	9 anos e 3 meses	9 anos e 8 meses	10 anos e 1 mês	10 anos e 4 meses	10 anos e 7 meses	10 anos e 7 meses	11 anos e 1 mês
<b>Total</b>	<b>8 anos e 5 meses</b>	<b>8 anos e 6 meses</b>	<b>8 anos e 9 meses</b>	<b>9 anos e 1 mês</b>	<b>9 anos e 4 meses</b>	<b>9 anos e 6 meses</b>	<b>9 anos e 8 meses</b>	<b>10 anos</b>	<b>10 anos e 3 meses</b>
Motocicletas	5 anos e 8 meses	6 anos e 1 mês	6 anos e 5 meses	6 anos e 11 meses	7 anos e 4 meses	7 anos 9 meses	8 anos	8 anos e 4 meses	8 anos e 5 meses

p = previsão da frota

Fonte: Sindipeças, 2022

Uma outra questão referente às soluções das montadoras citadas anteriormente, refere-se à calibração precisa do sistema para os veículos daquela determinada empresa, já que ela possui uma ampla gama de dados de seus produtos. Estes dados na maioria das vezes são confidenciais. Buscando atender as questões de fácil calibração e aplicabilidade para diferentes tipos de veículos, o desenvolvimento deste presente trabalho assume como restrição a não necessidade de dados altamente custosos a serem obtidos para seu funcionamento. Entende-se como dados altamente custosos informações do motor como: mapa de consumo específico, fator de atrito, eficiência indicada, dentre outras.

Tendo em vista essa análise prévia, propõe-se nesse trabalho a exploração da otimização do perfil de velocidade em veículos pesados através de uma solução que tenha aplicação genérica, ou seja, aplicável em qualquer marca ou modelo, e que não necessite em sua calibração dados altamente custosos a serem obtidos. Ademais, para verificação do desempenho das soluções, também é proposto neste trabalho o desenvolvimento de um ambiente de simulação robusto, de elevada exatidão e confiável no que tange à proximidade à realidade.

### 1.1 ESTRUTURA DO TRABALHO

No que se refere ao esquema estrutural deste trabalho, o capítulo 2 foi destinado à revisão da literatura, abordando uma visão geral sobre o tema de ecocondução como também as frentes e táticas existentes para cada abordagem. A metodologia utilizada para o desenvolvimento do trabalho foi apresentada no capítulo 3. As quatro frentes usualmente abordadas em trabalhos na área de otimização foram discutidas, desde a seleção dos modelos, procedimento de obtenção dos parâmetros destes modelos, definição dos trajetos e por fim, o método de solução e a verificação de desempenho do mesmo. Já o capítulo 4 apresentou e discutiu os resultados apresentados. As conclusões e possíveis estudos futuros foram expostos no capítulo 5.

## 2 REVISÃO DA LITERATURA

A fim de revisar os principais e mais recentes trabalhos relacionados à ecocondução em adição a uma análise mais específica sobre a proposta deste estudo que é a otimização de perfis de velocidade, esta seção busca apresentar uma visão ampla sobre o tema em conjunto a uma análise metodológica dos trabalhos realizados neste campo de conhecimento. A seção 2.1 trata o conceito de ecocondução, assim como as diferentes abordagens aplicadas neste contexto: decisões estratégicas (seção 2.1.1), decisões táticas (seção 2.1.2) e decisões operacionais (2.1.3). A seção 2.2 aborda, de forma mais técnica, diferentes métodos propostos para criação de perfis ótimos de velocidade. Dentro disto, aprofunda-se nos estudos do modelo de dinâmica veicular (seção 2.2.1), modelo de consumo (seção 2.2.2), mapeamento do perfil topográfico (seção 2.2.3) e método de otimização e controle (seção 2.2.4). Na seção 2.3 é apresentada a proposta de estudo desta dissertação. Em todas as equações citadas a partir deste capítulo, as variáveis são discretizadas com suas respectivas unidades. Quando as unidades não forem discretizadas, entende-se que estão no Sistema Internacional de Unidades.

### 2.1 ECOCONDUÇÃO

Diversos esforços têm sido empregados a fim de reduzir o consumo de combustível e reduzir as emissões de gases poluentes em veículos rodoviários. Porém, a forma de condução é um fator importante que determina o desempenho dos veículos e é frequentemente esquecida (HUANG *et al.*, 2018). Tradicionalmente, a ecocondução (*eco-driving*) é limitada às ações do condutor depois da compra ou disponibilização do veículo a ele (SIVAK e SCHOETTLE, 2012). Chen *et al.* (2018), por exemplo, definem a ecocondução como conduzir o veículo visando condições de alta eficiência energética, de modo a reduzir o consumo de combustível e as emissões de gases poluentes. Já Sivak e Schoettle (2012) preferem o conceito de que a ecocondução não envolve somente as decisões feitas durante a condução, mas também as escolhas feitas durante a compra do veículo. Huang *et al.* (2018) enfatizam que a economia de combustível não é o único fator que influencia a escolha de um veículo na hora da compra. Contudo, considerando apenas os fatores pós-compra, a implementação de hábitos de condução eficientes é imediata e de relativo baixo custo, e a melhoria na eficiência de consumo de combustível pode chegar até 45%.

Sivak e Schoettle (2012) consideram que a ecocondução pode ser dividida em 3 subáreas: decisões estratégicas (seleção do veículo e sua manutenção), decisões táticas (seleção da rota e carga do veículo) e decisões operacionais (comportamento do motorista).

### **2.1.1 Decisões estratégicas**

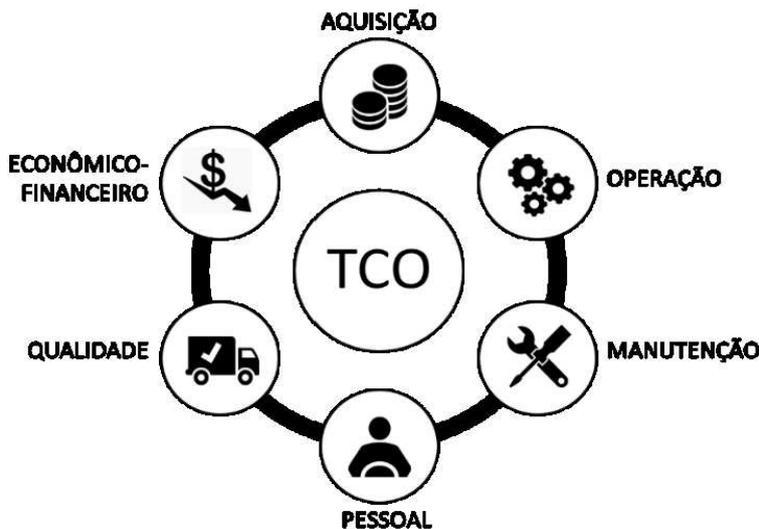
A subárea de decisões estratégicas engloba critérios externos à condução, mais especificamente a seleção do veículo e sua manutenção (SIVAK e SCHOETTLE, 2012).

#### ***2.1.1.1 Seleção do veículo***

Dentro do cenário brasileiro de transporte rodoviário de cargas, pode-se destacar três atores principais: empresas, cooperativas e transportadores autônomos (TEDESCO *et al.*, 2014). Candido (2004), em seu estudo sobre critérios de decisão de compra de caminhões pesados, cita que as formas de agir nas compras empresariais diferem das compras individuais. Nas compras empresariais, “a complexidade das exigências, tanto em termos estratégicos como operacionais, é alta” (CANDIDO, 2004). Segundo ele, os principais critérios de decisão para a compra de um caminhão são: produto (critério no qual se encaixa o fator de economia de combustível), revenda, financiamento, preço, tradição e relacionamento, sendo este último o mais importante.

Pessin *et al.* (2018) propuseram um modelo de análise de custos relevantes para a decisão de compra de veículos para empresas do setor de transporte rodoviário de cargas. Diferentemente da Figura 4 que apresenta os custos operacionais de transporte, aqui considera-se o custo total de propriedade dividido em seis categorias distintas, conforme Figura 6. De acordo com os autores, os valores associados ao consumo de combustível referem-se à categoria Operação, e são relevantes na seleção do veículo. Contudo, os custos da categoria Aquisição (preço inicial pago pelo veículo) e Econômico-Financeiro (custos de depreciação e taxas de financiamento) são determinantes na escolha do modelo do caminhão.

Figura 6 – Categorias do modelo de custo total de propriedade proposto



Fonte: Pessin *et al.*, 2018

Corroborando com Huang *et al.* (2018), estes estudos ilustram que, apesar do consumo de combustível ter relevância no processo de compra, não é o único nem o mais importante fator no processo decisório.

### 2.1.1.2 Manutenção do veículo

A manutenção do veículo busca fazer com que os parâmetros de consumo de combustível e emissão de poluentes fiquem dentro de seus limites desejados (ALAM e MCNABOLA, 2014). Sivak e Schoettle (2012) citam que ações como a calibração incorreta dos pneus e o uso do óleo lubrificante do motor fora das especificações do fabricante podem prejudicar a economia de combustível.

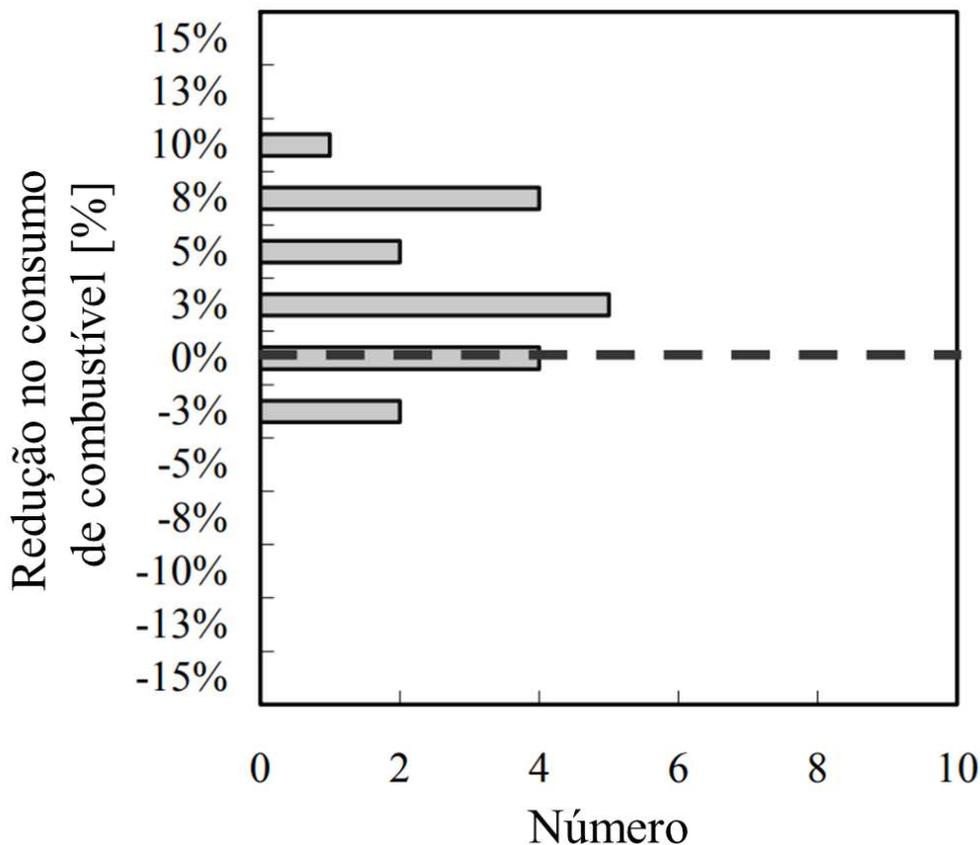
A pressão dos pneus é o fator básico que afeta a resistência ao rolamento dos mesmos e, conseqüentemente, o consumo de combustível (REITER e WAGNER, 2010) (SZCZUCKA-LASOTA; KAMÍNSKA; KRZYŻEWSKA, 2019). As principais causas de subinflação de pneus são vazamentos naturais, mudanças de temperatura e perigos na estrada (VELUPILLAI e GÜVENÇ, 2007). Szczucka-Lasota, Kamínska, Krzyżewska (2019) ressaltaram que com o aumento da pressão dos pneus de caminhões em 0,1 MPa, o consumo de combustível diminuiu, em média, 5,15 litros/100km. Neste estudo, a pressão máxima utilizada foi a especificada pelo fabricante dos pneus.

Diversas estratégias de monitoramento da pressão dos pneus já foram propostas a fim de alertar o condutor. Nos EUA por exemplo, desde 2006, todos os carros de passeio e

caminhões são obrigados a ter sistemas de monitoramento da pressão dos pneus (VELUPILLAI e GÜVENÇ, 2007). No Brasil não existe uma obrigatoriedade, porém, em veículos pesados, é comum o uso de rodoalibradores. Trata-se de um sistema de calibragem que monitora a pressão dos pneus, sinaliza o condutor e regula a calibragem caso a pressão esteja fora da faixa de tolerância (BUCH, 2019). No entanto, este sistema demanda manutenções periódicas, o que consequentemente aumenta os custos com manutenção do veículo.

Yamamoto, Kotaka, Umehara (2010) por sua vez estudaram os efeitos da adição do modificador de atrito MoDTC (ditiocarbamato de molibdênio) no óleo lubrificante de motores a diesel a fim de reduzir o consumo de combustível. Através da média dos dados apresentados na Figura 7, foi alcançada uma economia geral de 2% de combustível nos caminhões ensaiados.

Figura 7 – Histograma de percentual de economia de combustível nos caminhões ensaiados



Fonte: Autor “adaptado de” Yamamoto, Kotaka, Umehara, 2010

No estudo, os autores enfatizam que a fuligem gerada pelos motores a diesel tem alta influência na capacidade de redução de atrito da estrutura MoDTC. Sendo assim, motores mais antigos tendem a apresentar menores capacidades de economia de combustível, devido a sua maior geração de fuligem (YAMAMOTO; KOTAKA; UMEHARA, 2010).

Carvalho *et al.* (2010) verificaram o impacto da viscosidade e de aditivos melhoradores do índice de viscosidade no consumo de combustível de motores a diesel. Ao comparar 8 diferentes lubrificantes em um mesmo motor, concluíram que existe uma correlação linear entre a viscosidade HTHS (*High Temperature High Shear*) e o consumo específico de combustível: aumentando a viscosidade HTHS do lubrificante, o consumo específico de combustível aumenta linearmente.

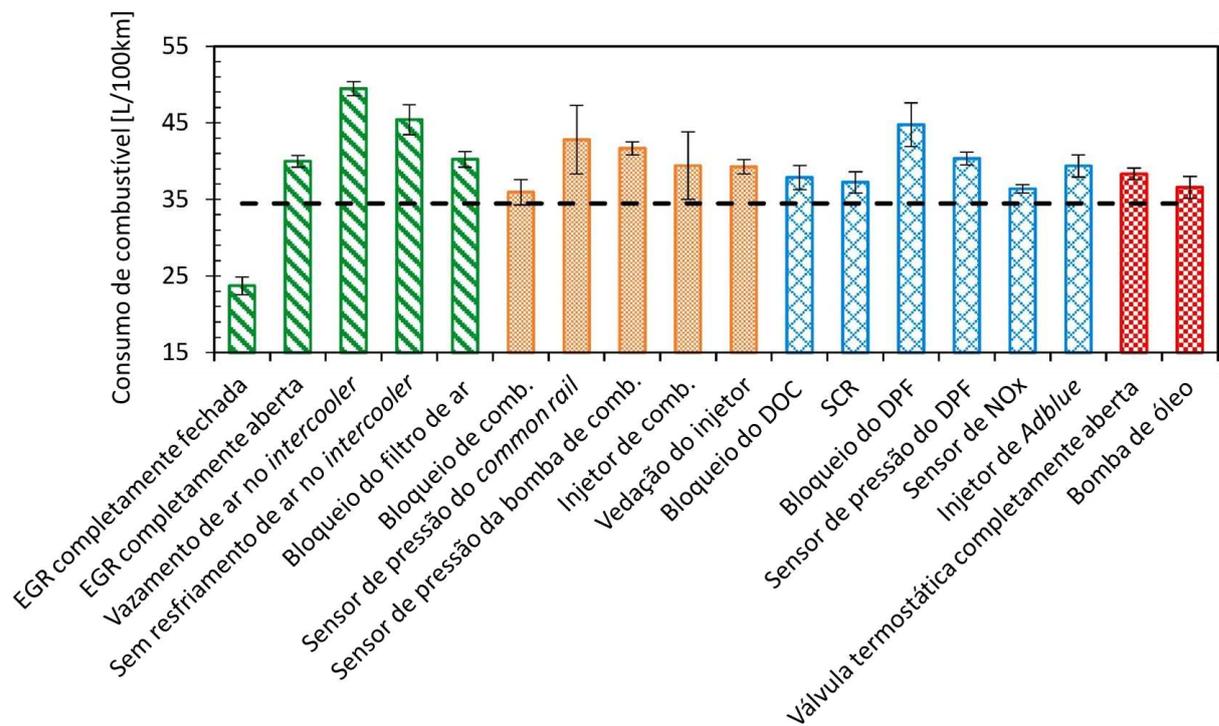
Fox (2005) concluiu algo similar, que menores consumos de combustível podem ser atingidos através da redução da viscosidade do lubrificante, porém, em conjunto à um tratamento da superfície das paredes dos cilindros. Economias de até 4% no consumo de combustível podem ser atingidas, no entanto, a aplicação do lubrificante de baixa viscosidade exige tratamento da superfície da parede do cilindro para compensar o aumento do desgaste, o que exige um alto investimento quando se trata de veículos usados.

Já Huang *et al.* (2019), ao contrário dos estudos citados anteriormente, não estudaram possíveis ações para diminuir o consumo de combustível, mas sim qual o efeito neste devido à omissão de manutenções no motor. Das avarias estudadas, Figura 8, os efeitos no consumo de combustível foram:

- a) avarias no sistema de admissão: aumento de 16% a 43% no consumo;
- b) avarias no pós-tratamento de gases de escape: aumento de 6% a 30%;
- c) avarias na injeção de combustível: aumento de 4% a 24%;
- d) avarias em outros sistemas: aumento de 6% a 11%.

Em apenas uma das avarias estudadas, quando o sistema de recirculação de gases do escape (EGR, *Exhaust Gas Recirculation*) ficou completamente fechado, o veículo apresentou redução no consumo de combustível (31%).

Figura 8 – Efeitos das avarias do motor no consumo de combustível. As barras de erro representam desvios normais e a linha tracejada representa o consumo de combustível base



Fonte: Adptado de Huang *et al.*, 2019

## 2.1.2 Decisões táticas

A subárea de decisões táticas abrange os critérios: seleção da rota, tratativa em relação à congestionamentos e peso do veículo (SIVAK e SCHOETTLE, 2012).

### 2.1.2.1 Seleção da rota e tratativa em relação à congestionamentos

Em relação ao transporte rodoviário de cargas, o planejamento dos itinerários dos veículos é de fundamental importância a fim de diminuir os gastos com consumo de combustível, pedágios, desgaste dos veículos e horas trabalhadas dos funcionários. Nos últimos anos, um dos principais sucessos em tecnologias de sistemas inteligentes de transporte foi a proliferação de ferramentas de navegação (GPS, *Global Positioning System*) que fornecem orientação de rota aos motoristas (BORIBOONSOMSIN *et al.*, 2012). Esses sistemas definem as rotas através da minimização da distância ou do tempo de viagem, o que em alguns casos, também garante minimização do consumo de combustível e emissões de poluentes. Contudo,

ainda segundo os mesmos autores, existem casos no qual isso não acontece, como em rotas com alto grau de congestionamento ou inclinações da pista significantes.

O trabalho de Ericsson, Larsson, Brundell-Freij (2006) foi um dos originários na introdução do consumo de combustível e emissão de poluentes como objetivo no processo de roteirização. Os autores estipularam um fator de consumo de combustível para 22 tipos de via de trânsito da cidade de Lund, na Suécia, e mapearam três rotas alternativas para as viagens de estudo: rota de menor duração, de menor distância e de menor consumo de combustível. Comparando as rotas de menor consumo com as originais escolhidas pelos motoristas, obteve-se uma economia média de combustível de 8,2%. Porém, em 82% dos casos quando comparando as rotas de menor distância com as de menor consumo, elas eram as mesmas. Entre as rotas originais e as de menor duração não houve diferença significativa no consumo de combustível.

Ericsson, Larsson, Brundell-Freij (2006) também estimaram o potencial de redução de consumo adicional se o sistema de navegação fosse capaz de levar em conta dados de trânsito em tempo real, recalculando a viagem caso ocorressem distúrbios de tráfego na rota inicialmente prescrita. Em média, 2,7% de todas as rotas possuíam algum distúrbio, o que possibilitaria uma redução de consumo média de 5,8% dentro destas rotas.

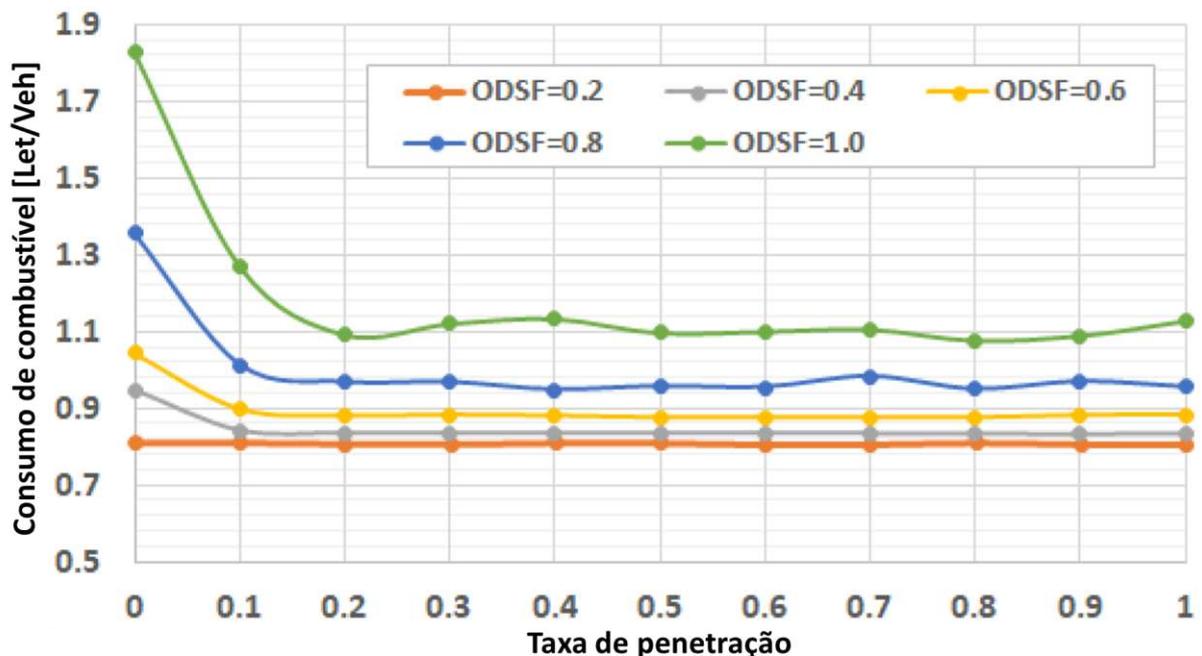
Boriboonsomsin *et al.* (2012) seguiram na mesma linha de raciocínio, no qual um modelo que busca determinar a melhor rota entre a origem e o destino foi criado levando em consideração o consumo de combustível e as emissões de poluentes na roteirização. O sistema proposto abrange um mapa da malha rodoviária com informações históricas e em tempo real do trânsito, uma biblioteca de parâmetros de energia e emissões de veículos sob diversas condições de vias e tráfego, um algoritmo de cálculo da rota ótima e uma estrutura para a exibição dos resultados. Em uma simulação do aeroporto de Los Angeles ao centro da mesma cidade, a rota de menor consumo precisou de 25% a menos de combustível do que a rota de menor tempo de viagem, e 2% a menos do que a rota de menor distância.

Elbery e Rakha (2019) chamam esse método de roteirização baseada em dados de trânsito em tempo real de FB-ECO (*Feedback-Based Eco-routing*). Sistemas desse tipo obrigatoriamente necessitam que os veículos que fornecem as informações de trânsito possuam GPS e rede de comunicação veicular. Sendo assim, perdas e atrasos na transmissão dos pacotes de dados podem impactar o cálculo da melhor rota, fazendo com que o algoritmo calcule trajetos subótimos.

Elbery e Rakha (2019) estudaram o impacto da comunicação veicular de redes ad-hoc veiculares (VANETs, *Vehicle Ad Hoc Network*) no desempenho de sistemas FB-ECO. Conforme os autores, a taxa de penetração de veículos de coleta de dados e a comunicação são os fatores que mais afetam o desempenho desses sistemas. Uma baixa taxa de penetração de veículos de coleta de dados gera um espaçamento muito grande no fornecimento de dados ao algoritmo. Já no fator comunicação, como citado anteriormente, perdas e atrasos na transmissão dos pacotes de dados podem causar os mesmos problemas.

Neste estudo, construído com dados do centro da cidade de Los Angeles, Elbery e Rakha (2019) concluíram que o feedback de trânsito tem alta importância para o desempenho de sistemas FB-ECO. A Figura 9 exibe que, quando existem veículos de coleta de dados (taxa de penetração  $> 0$ ) e baixos níveis de demanda de tráfego (ODSF, *Origin-destination Demand Scaling Factor*), entre 0,2 e 0,4, a taxa de penetração não tem impacto significativo no consumo de combustível. À medida que o nível de demanda de tráfego aumenta, a falta de atualizações devido às baixas taxas de penetração resulta no aumento do consumo de combustível, em comparação com taxas de penetração mais altas. Níveis de penetração de mercado entre 20% e 30% são suficientes para implantar os sistemas FB-ECO e alcançar um desempenho aceitável (ELBERY e RAKHA, 2019).

Figura 9 – Impacto da taxa de penetração no consumo médio de combustível para diferentes níveis de demanda de tráfego (ODSF)



Nos estudos mais recentes, alguns autores pesquisaram técnicas de seleção de rota para veículos elétricos. Devido ao alcance limitado e a capacidade da bateria, os veículos elétricos precisam de carregamento frequente, que é demorado e está disponível em locais específicos. Sun e Zhou (2016) propuseram um algoritmo para veículos elétricos híbridos *plug-in* que minimiza uma função custo de duas variáveis: custo energético e tempo consumido. Nesta solução, os autores consideraram a regeneração de energia dos freios e o custo das duas diferentes fontes de energia desse tipo de veículo: eletricidade e gasolina. Nunzio, Thibault, Sciarretta (2017) apresentaram uma solução de propósito similar, porém, usando técnicas de otimização biobjetivo baseada em gráfico. Já no otimizador de rotas desenvolvido por Chakraborty, Mondal A., Mondal S. (2021), o consumo médio de energia e o tempo médio de viagem são minimizados através de um algoritmo heurístico multiobjetivo.

#### **2.1.2.2 Peso do veículo**

A variação da carga do caminhão não afeta apenas o consumo de combustível, mas também é um parâmetro importante na análise de emissões de gases poluentes e custo (SOOFASTAEI *et al.*, 2016). Entre 12 a 15% da energia do combustível de um veículo é usada para superar as forças de tração de resistência ao movimento. Destas forças, o peso do veículo afeta significativamente as forças de inércia (aceleração) e de resistência ao rolamento (JOOST, 2012).

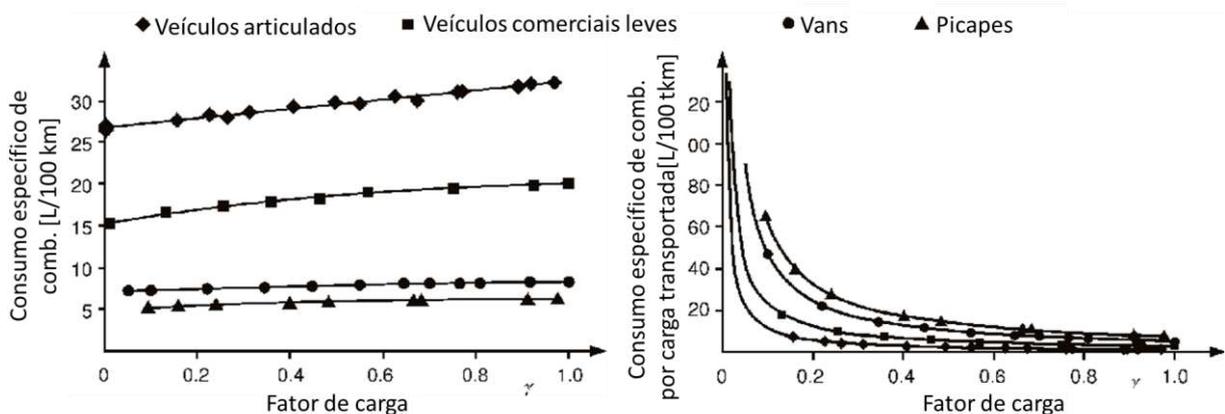
Para veículos pesados, apesar da eficiência de combustível melhorar com a redução de peso, um uso mais prático é para aumentar a capacidade de carga do caminhão (JOOST, 2012). Considerando um exemplo de cavalo mecânico e semirreboque pesando em conjunto 13 toneladas, e que esse veículo pode carregar até 36 toneladas, a carga útil representa 64% do peso total. Uma redução de 50% no peso do conjunto cavalo e semirreboque reduz apenas em 18% o peso total do veículo. Porém, ao carregar o caminhão novamente para 36 toneladas com carga adicional, pode-se aumentar a carga transportada em 28% com o mesmo consumo de combustível anterior.

Coyle (2007) estudou o efeito da ocupação de carga no consumo de combustível de caminhões de diferentes potências. Em uma seção do estudo, foram utilizados dois veículos de configuração cavalo mecânico e semirreboque baú, sendo o primeiro cavalo mecânico de configuração 4x2 e motor com 343 HP de potência e o segundo de configuração 6x2 com 380 HP de potência. Os dados obtidos experimentalmente ilustram que apesar do consumo de

combustível aumentar com o aumento do carregamento, a razão litros consumidos por carga transportada diminui, para as duas configurações de veículos.

Da mesma forma, Vujanović *et al.* (2010) em seu estudo para diferentes categorias de veículos de transporte rodoviário de cargas, mostraram que o consumo de combustível aumenta com o aumento do peso da carga, porém, não proporcionalmente, Figura 10. Sendo assim, o consumo de combustível por tonelada de carga transportada diminui com a melhoria da ocupação do veículo.

Figura 10 – Relação entre consumo específico de combustível (esquerda) e consumo específico de combustível por carga transportada (direita) ao fator de carga do veículo



Fonte: Autor “adaptado de” Vujanović *et al.*, 2010

Sempre que economicamente possível, o peso de um veículo deve ser minimizado para reduzir os custos de combustível quando vazio ou leve e maximizar a carga útil (COYLE, 2007). No entanto, isso é algo que pode envolver tanto o fabricante do veículo quanto o construtor da carroceria. De et. al (2020), por exemplo, propuseram um processo em elementos finitos a fim de realizar otimizações de massa em um chassi de caminhão híbrido, considerando vários casos de carga e várias restrições. No estudo, os autores obtiveram uma redução de massa de cerca de 13,25% em relação ao modelo original.

Contudo, observa-se que no que tange ao condutor ou empresa responsável pelo carregamento do caminhão, a busca por fatores de carga altos dentro do limite de peso do veículo se mostra válida, já que esta influencia diretamente no aumento da eficiência energética do transporte.

### **2.1.3 Decisões operacionais**

A subárea de decisões operacionais abrange os critérios de melhora comportamental do motorista e otimização do perfil de velocidade (SIVAK e SCHOETTLE, 2012).

#### ***2.1.3.1 Melhora comportamental do motorista***

Qualquer veículo é capaz de produzir muito mais gases poluentes em condições reais de condução do que seu respectivo padrão de emissão devido a estilos de direção ineficientes. Comportamentos de direção agressivos, como aceleração e frenagem fortes, velocidade excessiva, janelas abertas etc. resultam em taxas de emissões mais altas em comparação com um estilo de direção mais gradual e suave (ALAM e MCNABOLA, 2014). A melhora comportamental do motorista consiste em fornecer diversas orientações que promovam mudanças no modo de condução dos veículos e, conseqüentemente, resultem na redução do consumo de combustível. Para tal, pode-se usar de ações como cursos presenciais, campanhas educacionais, publicações de artigos ou instalação de dispositivos no interior dos próprios veículos (NANNI, 2020, apud BORIBOONSOMSIN; VU; BARTH, 2010).

Com base em Alam e McNabola (2014), a partir de evidências científicas positivas sobre o impacto do modo de condução na eficiência do veículo, muitos governos adotaram políticas de ecocondução como meio de reduzir o consumo de energia e as emissões de CO<sub>2</sub> no setor de transporte. As primeiras evidências históricas para ecocondução, focadas na melhora comportamental do condutor, foram encontradas a partir de um treinamento feito pelo Departamento de Energia nos EUA em 1976. Já na Europa, vários países como Finlândia, Holanda, Espanha, Irlanda e Alemanha incorporaram políticas de condução ecológica em suas estratégias nacionais de redução de CO<sub>2</sub>. Em 2012, por exemplo, a União Europeia exigiu a instalação de indicadores de mudança de marcha, que exibem sinais de mudança para cima ou para baixo no painel de instrumentos de todos os carros novos a partir de 2012, para garantir uma mudança de marcha ideal e assim, minimizar o consumo de combustível (KOJIMA e RYAN, 2010).

Alam e McNabola (2014) revisaram diversos trabalhos e observaram que os benefícios no consumo de combustível relatados via adoção de técnicas de ecocondução na literatura variam entre 5% a 30%, sendo os ganhos com base em revisões e relatórios tipicamente mais altos do que os ganhos relatados durante testes de campo. Contudo, também concluíram que

poucos autores estudaram sobre os pontos negativos da promoção de técnicas de melhora comportamental do motorista em situações de congestionamentos pesados, que podem levar a maiores emissões quando considerando todos os veículos daquela rota de estudo. Dentre estes, Wang *et al.* (2012) por exemplo, relataram a partir de resultados de simulação que níveis mais altos de CO<sub>2</sub> são emitidos considerando todos os automóveis de uma malha viária, como resultado da aplicação de técnicas de ecocondução em alguns destes veículos durante congestionamento moderado.

Em estudos mais recentes, como a revisão realizada por Fafoutellis, Mantouka, Vlahogianni (2020), as conclusões obtidas referentes a redução no consumo de combustível que a condução ecológica é capaz de proporcionar foram parecidas, em uma quantidade que varia de 15% a 25%. Para eles, o comportamento de ecocondução consiste basicamente em acelerar suavemente e manter uma velocidade constante, mas que deve ser combinado com outras ações, como o uso prudente do ar-condicionado, para levar ao máximo de economia de combustível. Ademais, a economia total de combustível alcançada pela adoção de motores e veículos de tecnologia mais recente é estimada em cerca de 10 a 12%, significativamente menor.

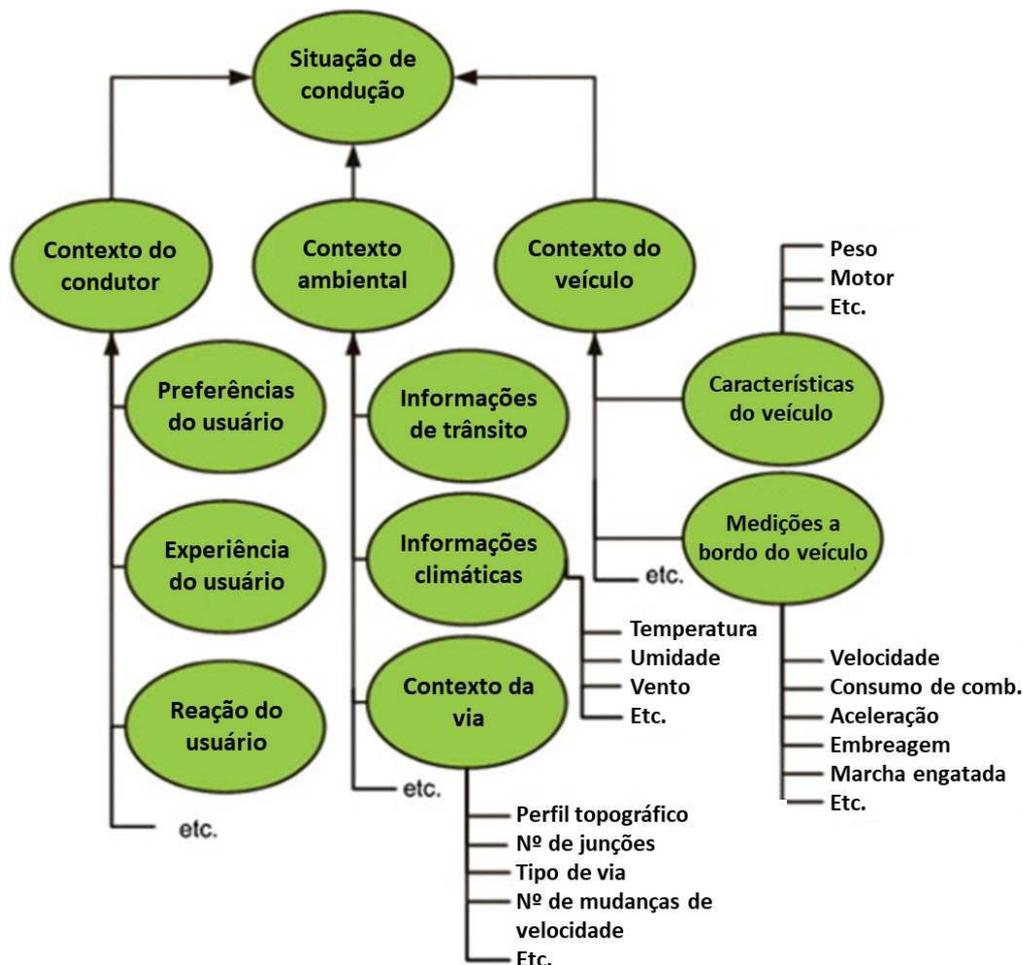
Em uma outra abordagem do tema, autores estudaram a aceitabilidade pública dos treinamentos e dispositivos que buscam difundir as técnicas de ecocondução sobre o modo de condução. Cristea *et al.* (2012) mostraram em um estudo na França que, em geral, os motoristas apresentam pouca motivação para as sugestões de melhora comportamental na direção. Para tal, alguns sistemas como o *EcoChallenge* permitem que o motorista possa competir com outros pela melhor condução. Segundo Nanni (2020) e conforme citado por Ecker *et al.* (2011), isto amplia a motivação dos motoristas para assumir comportamentos mais eficientes ao volante. Além disso, ao conhecer o impacto de suas ações no consumo de combustível, os motoristas ficam mais propensos a adotar práticas mais ecológicas (FAFOUTELLIS; MANTOUKA; VLAHOIANNI, 2020).

Alguns autores também observaram que o efeito a longo prazo da instrução em direção ecológica em cursos presenciais ou campanhas educacionais tende a diminuir à medida que muitos motoristas retornam gradualmente ao seu antigo estilo de direção (ERICSSON; LARSSON; BRUNDELL-FREIJ, 2006). Como possível solução, alguns autores desenvolveram sistemas que fornecem sugestões ao fim da viagem ou em tempo real.

Wu, Zhao, Ou (2011) desenvolveram uma solução que calcula a aceleração e desaceleração ótima e alerta o condutor, em tempo real, com base nesses valores. Além disso,

monitora o comportamento do motorista através dos sensores do veículo. Já Hellström *et al.* (2007) optaram por usar informações externas na solução de ecocondução. O sistema deles usa a topografia da rota como dado de entrada no cálculo das sugestões ao condutor. Gilman *et al.* (2015) foram um dos pioneiros em combinar 3 certas características em seu sistema, vide Figura 11: informações em tempo real tanto do veículo como do ambiente; identificação de fatores de condução pessoais que afetam o consumo e o uso de um algoritmo que adapta as sugestões de acordo com as respostas do condutor a elas. Essa arquitetura provê comentários e recomendações ao fim da viagem a fim de melhorar a condução através da coleta e interação de dados em tempo real como rota, clima, tráfego e informações do veículo.

Figura 11 – Contexto que caracteriza a situação de condução



Fonte: Autor “adaptado de” Gilman *et al.*, 2015

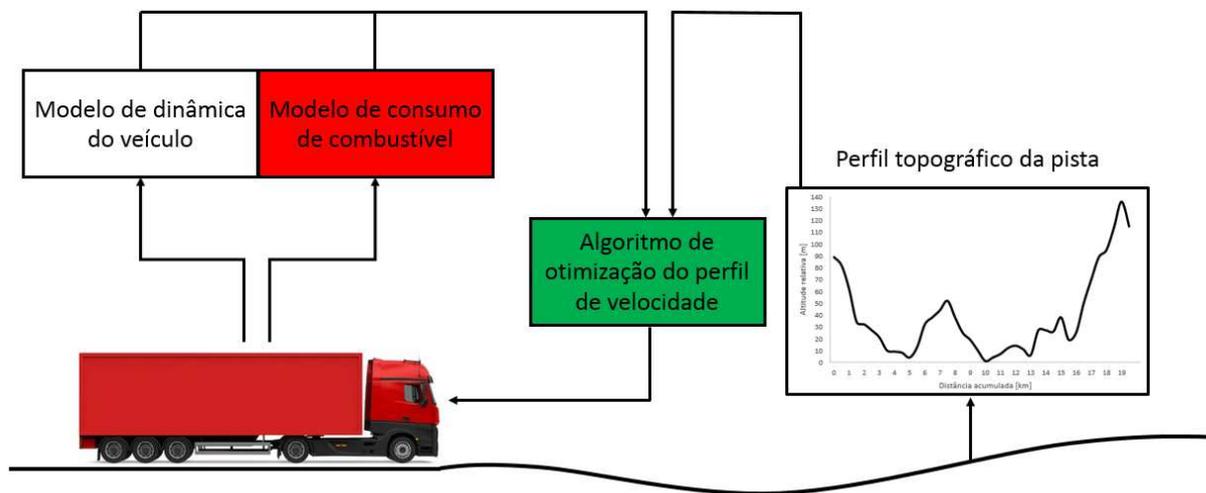
Técnicas de melhora comportamental do motorista, apesar de apresentarem benefícios na eficiência energética do veículo individualmente, são limitadas até um determinado ponto

de desenvolvimento. Mesmo que estudos mais recentes considerarem a coleta de informações externas, como condições meteorológicas e de tráfego e geometria da estrada, as sugestões das soluções de melhora comportamental do motorista são em sua maioria qualitativas, como: “acelere mais gentilmente”, “troque de marcha mais cedo”, etc. Com o passar dos anos e a evolução de tecnologias, sistemas mais abrangentes surgiram, integrando as sugestões de ecocondução ao seguimento de perfis de velocidade previamente e/ou continuamente otimizados de acordo com as condições da rota.

### 2.1.3.2 Otimização do perfil de velocidade

O conceito de otimizar um perfil de velocidade consiste em usar uma teoria de controle para obter uma solução analítica (perfil de velocidade ótimo) para uma determinada topografia a ser percorrida pelo veículo (DING e JIN, 2018). Em geral, os trabalhos existentes nessa área de pesquisa dividem essa técnica em quatro frentes, conforme Figura 12: modelo de consumo de combustível, dinâmica do veículo, informações topográficas do trajeto e método para otimização do perfil de velocidade com base nas informações anteriores.

Figura 12 – Conceito básico da técnica de otimização do perfil de velocidade



Fonte: Autor “adaptado de” Ding e Jin, 2018

Alguns autores (NANNI, 2020), (DING e JIN, 2018) citam que o trabalho desenvolvido por Schwarzkopf e Leipnik (1977) foi um dos primeiros a estudar como formular trajetórias de velocidade ótimas para reduzir o consumo de combustível. Estes últimos autores, através do

princípio máximo de Pontryagin, definiram um problema de controle ótimo para minimizar o consumo de combustível ao longo de trajetos com relevos variados.

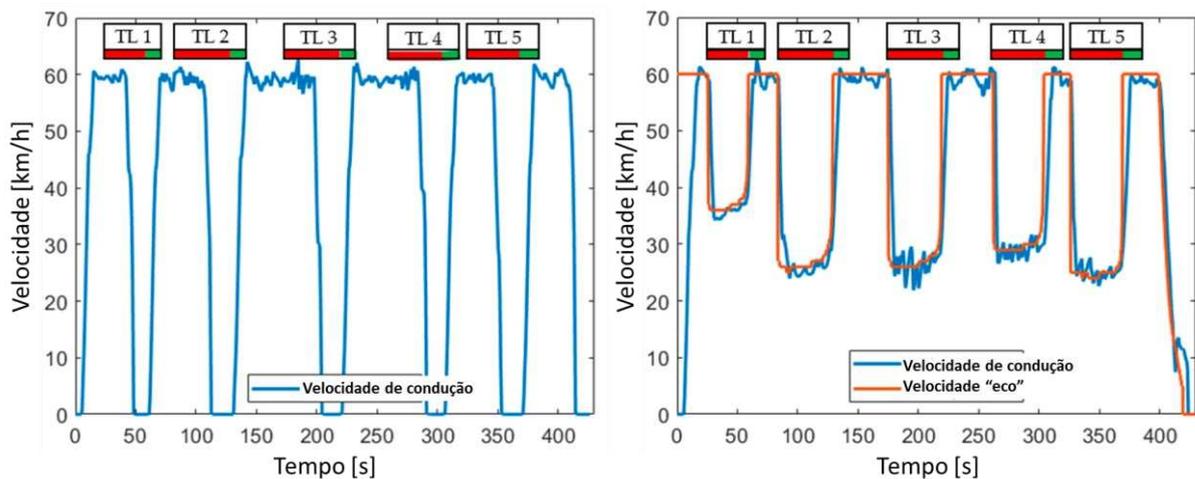
Nanni (2020) analisou as principais contribuições desde o estudo de Schwarzkopf e Leipnik (1977) até o século atual. Na década de 1980, Hooker (1988) optou por usar um método de programação dinâmica, o que permitiu a adoção de modelos de consumo de combustível mais complexos. Já Monastyrsky e Golownykh (1993) aprimoraram alguns pontos do estudo de Hooker (1988), solucionando o problema de minimização do consumo de combustível de forma mais rápida. Para tal, os autores também utilizaram o método de programação dinâmica, mas adotando um programa de computador chamado “Controle ótimo de automóveis”. Ademais, adicionaram na função objetivo do problema de controle ótimo, além do consumo de combustível, o componente tempo. Com isso, foi possível ter um compromisso entre o consumo e o tempo da solução do problema. Hellström *et al.* (2007) escolheram a função objetivo e o método de programação dinâmica usando da mesma estratégia de Monastyrsky e Golownykh (1993). Além disso, no modelo deles, as variáveis de interesse são recalculadas cada vez que o veículo percorre uma determinada distância. Para validar o modelo, Hellström *et al.* (2007) realizaram testes experimentais em um determinado trecho de uma rodovia da Suécia, comparando dois sistemas: um controle de cruzeiro comum e o controle preditivo, com base no perfil ótimo de velocidade. Os resultados utilizando o controle preditivo indicaram uma redução de 3,5% no consumo de combustível quando comparado com o controle de cruzeiro comum.

Nos anos mais recentes, com tecnologias mais atuais que resultam em maior capacidade de processamento e de aquisição de dados, tornou-se possível estudar situações mais complexas e próximas das condições encontradas na realidade, como, por exemplo, trechos urbanos com vários cruzamentos, informações de tráfego, condições climáticas, outros tipos de motorização (híbridos e elétricos), etc. (NANNI, 2020).

A técnica desenvolvida por Barth e Boriboonsomsin (2009) ilustra ao condutor a velocidade ótima com base no fluxo de veículos na mesma via de tráfego. Para tal, os autores utilizaram informações de trânsito em tempo real, obtidas através de internet de um centro de gerenciamento de tráfego da Califórnia, sendo que o sistema coleta os dados de trânsito através de laços de indução instalados nas principais vias do estado. Nos testes experimentais, comparando o perfil de ecocondução com um perfil tradicional (sem sugestões de velocidade), uma redução média de 13% no consumo de combustível foi atingida, com um aumento médio no tempo de viagem de 6%.

Já He, Maurer, Orosz (2016) sugerem outra abordagem para obtenção das informações de tráfego. Segundo os autores, a aquisição destes dados via redes veiculares ad-hoc pode fornecer informações com latência relativamente pequena em comparação com serviços como o usado por Barth e Boriboonsomsin (2009). Lee, Ha, Jung (2020), por exemplo, apresentaram um simulador de direção integrada via *hardware-in-the-loop*, para testar e avaliar sistemas de ecocondução cooperativa. Este simulador foi implementado integrando dois simuladores: um de *hardware-in-the-loop* de condução e outro de rede veicular ad-hoc, desenvolvendo assim uma aplicação de ecocondução cooperativa para um veículo elétrico híbrido. Nesse sistema, o aplicativo fornece ao motorista a velocidade ótima de condução utilizando as informações dinâmicas contidas nas mensagens V2X (*vehicle-to-everything*). Para avaliar os resultados, uma simulação foi feita comparando dois veículos, um seguindo as sugestões e outro não, em um trajeto de 4,7 km com 5 semáforos, Figura 13. O veículo que seguiu a ecocondução apresentou uma redução de 12,63% no consumo de combustível. Contudo, essa magnitude de redução em um cenário real acontecerá apenas em cenários bem específicos, já que os autores destacaram que forçaram algumas condições na simulação para destacar o efeito das sugestões.

Figura 13 – Perfis de velocidade do veículo: normal (esquerda), sugerido (direita, em laranja) e do veículo seguindo as sugestões de ecocondução (direita, em azul)



Fonte: Autor “adaptado de” Lee, Ha, Jung, 2020

## 2.2 SISTEMÁTICAS PARA OBTENÇÃO DE PERFIS DE VELOCIDADE ÓTIMOS

Tendo em vista as três subáreas de ecocondução propostas por Sivak e Schoettle (2012) – seções 2.1.1, 2.1.2 e 2.1.3 – e a revisão das principais pesquisas de cada uma, observa-se que,

dentro dos sistemas abordados, um estudo mais aprofundado no critério de otimização do perfil de velocidade se mostra oportuno, já que possui alta aplicabilidade devido a sua relação apenas aos parâmetros do veículo, como a massa, resistência ao rolamento, coeficiente de arrasto aerodinâmico etc. (DING e JIN, 2018) e está, nos critérios estudados, dentre as maiores possibilidades de redução no consumo de combustível.

Nesta seção, serão apresentadas, individualmente, as quatro frentes usualmente abordadas em trabalhos na área de otimização de perfis de velocidade, como abordado e ilustrado anteriormente pela Figura 12.

### 2.2.1 Modelagem da dinâmica veicular

A modelagem de um sistema de dinâmica veicular varia bastante dentre as necessidades de cada projeto. Segundo Kluever (2018), como boa prática, deve-se construir o modelo mais simples que ainda seja útil à análise ou ao projeto. Aumentando-se a complexidade do modelo, pode-se melhorar a sua precisão, mas isso tem um custo, o que caracteriza a existência de um compromisso entre precisão e simplicidade.

De acordo com a revisão feita Ding e Jin (2018), os principais estudos relacionados à otimização de perfis de velocidade focaram principalmente em modelos de dinâmica longitudinal, já que a economia de combustível do veículo geralmente se conecta ao movimento na direção longitudinal, incluindo condições de aceleração e frenagem (MIHALY e GASPAR, 2013). Os modelos longitudinais são compostos por elementos relacionados à dinâmica veicular (força de arrasto aerodinâmico, força de resistência ao rolamento e força gravitacional) e a dinâmica do trem de potência (motor, transmissão, rodas e outros) (NANNI, 2020, apud RAJAMANI, 2012).

Barth e Boriboonsomsin (2009), após concluírem que a velocidade e a aceleração são os principais fatores que determinam os requisitos de potência necessários para condução de um veículo, definiram um modelo de dinâmica longitudinal definido pela Equação (1):

$$P_{tractive} = \frac{m}{1000} v(a + g \sin \theta) + (MgC_r + \frac{\rho}{2} v^2 AC_d) \frac{v}{1000} \quad (1)$$

onde  $P_{tractive}$  é a demanda de potência trativa nas rodas (kW),  $m$  é a massa do veículo,  $v$  é a velocidade do veículo,  $a$  é a aceleração do veículo,  $g$  é a aceleração da gravidade,  $\theta$  é a inclinação longitudinal da pista,  $C_r$  é o coeficiente de resistência ao rolamento (adimensional),

$\rho$  é densidade do ar,  $A$  é a área frontal do veículo e  $C_d$  é o coeficiente de resistência aerodinâmica (adimensional). Neste modelo, podem ser observadas algumas simplificações, como a consideração do caminhão como massa concentrada e a ausência dos efeitos relacionados à inércia de elementos rotativos.

He, Maurer, Orosz (2016) focaram sua pesquisa em veículos pesados, definindo um modelo através da mecânica clássica. Segundo os autores, no modelo assumido não ocorre deslizamento nas rodas e a flexibilidade dos pneus e suspensão é desprezada. Sendo assim, o modelo é representado pela Equação (2):

$$m_{eff}\dot{v} = -mgsin\phi - \gamma mgcos\phi - k_{ar}(v + v_w)^2 + \frac{\eta}{r_w}T_e \quad (2)$$

onde  $m_{eff}$  é a massa efetiva do veículo,  $\dot{v}$  é a primeira derivada da velocidade do veículo em relação ao tempo,  $\phi$  é a inclinação longitudinal da pista,  $\gamma$  é o coeficiente de resistência ao rolamento (adimensional),  $k_{ar}$  é a constante de arrasto do ar,  $v_w$  é a velocidade do vento frontal ao veículo,  $\eta$  é a relação de transmissão (que inclui a relação de transmissão final e a eficiência da transmissão, adimensional),  $r_w$  é o raio da roda e  $T_e$  é o torque do motor. Observa-se que o modelo é similar ao apresentado na Equação (1), porém, adiciona as parcelas referentes à inércia de elementos rotativos e à resistência aerodinâmica relacionada à velocidade do vento. Além disso, a resistência ao rolamento passa a ser dependente da inclinação da pista.

Wang e Rakha (2017b) utilizaram o equacionamento proposto por Wong (2001), que assim como He, Maurer, Orosz (2016) também possui parcelas referentes à inércia de elementos rotativos. Contudo, este modelo não contém a parcela relacionada à resistência aerodinâmica proveniente da velocidade do vento. Ademais, o dado de saída é a potência exercida pelo trem de força naquele instante, e deve ser restringida por alguma condição para não ultrapassar o limite de potência do motor, Equação (3):

$$P(t) = \left( \frac{R(t) + ma(t)(1 + \lambda + 0,0025\xi(t)^2)}{1000\eta_d} v(t) \right) \quad (3)$$

onde  $P(t)$  é a potência instantânea do veículo (kW),  $R(t)$  é a somatória das forças resistivas instantâneas;  $\lambda$  o fator de inércias rotacionais do trem de força (adimensional);  $\xi(t)$  é a relação de transmissão instantânea (adimensional),  $\eta_d$  é a eficiência do trem de força (adimensional) e  $t$  é o tempo de análise.

O modelo da Equação (4) usado por Padilla, Weiland, Donkers (2018) é similar aos anteriores, no entanto, considera a força exercida pelo veículo como uma força de controle:

$$m \frac{dv}{dt} = u(t) - \frac{C_d \rho A}{2} v^2 + c_r mg \cos(\alpha(s)) + mg \sin(\alpha(s)) \quad (4)$$

sendo  $u(t)$  a força de controle,  $c_r$  o coeficiente de resistência ao rolamento (adimensional),  $\alpha(s)$  a inclinação longitudinal da pista e  $s$  a posição do veículo.

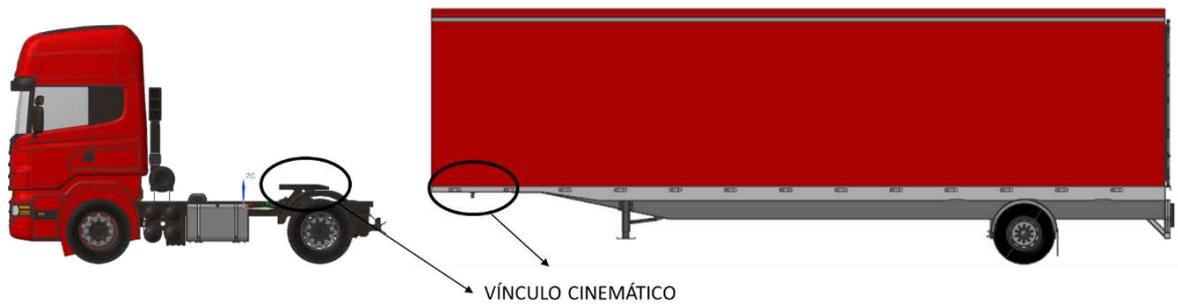
Já Ding e Jin (2018), ao concluir que a curvatura horizontal da via também é um fator que afeta o consumo de combustível do veículo, desenvolveram um modelo que também considera a dinâmica lateral. Nesta modelagem, os autores assumiram as seguintes premissas: o escorregamento longitudinal dos pneus é ignorado; a relação entre esterço no volante e esterço nas rodas é linear; apenas o regime linear do ângulo de deriva dos pneus é analisado e as características dos lados direito e esquerdo do veículo são idênticas. Portanto, a equação da dinâmica longitudinal com as componentes da dinâmica lateral de Ding e Jin (2018) é dada pela Equação (5):

$$\dot{v}_x = \frac{r_w}{I_w + I_e \eta i_t^2 + m r_w^2} \cdot [i_t \eta_d T_e - r_w (F_{yf} \sin \delta + C_x v_x^2 + F_r - m v_y \omega_r)] \quad (5)$$

onde  $v_x$  e  $v_y$  são as velocidades longitudinal e lateral do veículo respectivamente,  $\dot{v}_x$  é a primeira derivada da velocidade longitudinal em relação ao tempo,  $I_w$  é a soma das inércias rotacionais do trem de força,  $I_e$  é a inércia do motor,  $i_t$  é a relação de transmissão (adimensional),  $F_{yf}$  é a força lateral das rodas dianteiras,  $\delta$  é o ângulo de esterço das rodas dianteiras,  $C_x$  é o coeficiente de arrasto aerodinâmico concentrado,  $F_r$  é a força de resistência ao rolamento e  $\omega_r$  é a taxa de guinada da massa suspensa.

Apesar do modelo de Ding e Jin (2018) ser mais complexo do que os anteriormente citados, é apenas aplicável para veículos modelados como corpos rígidos de 2 eixos, comumente vistos em veículos de passeio e em veículos pesados de menor capacidade de carga. Para os veículos pesados que também são objeto de estudo desta pesquisa, mais especificamente caminhões combinados, seria necessária a criação de um modelo multicorpo de no mínimo dois corpos, Figura 14.

Figura 14 – Ilustração de modelo multicorpo para caminhões combinados



Fonte: Autor

### 2.2.2 Modelagem do consumo de combustível

De acordo com Nanni (2020, apud ZHOU; JIN; WANG, 2016), os modelos de consumo podem ser classificados em três grupos: caixa branca (*white-box model*), caixa cinza (*grey-box model*) e caixa preta (*black-box model*). Os modelos caixa branca demandam um maior entendimento dos fenômenos físicos e químicos, já que utilizam expressões matemáticas mais complexas relativas ao funcionamento do motor. Os modelos caixa preta baseiam-se em dados coletados experimentalmente e necessitam apenas do conhecimento das variáveis de entrada do sistema (velocidade, aceleração ou potência). Por fim, os modelos caixa cinza são uma combinação dos dois anteriores.

Outra classificação possível é a divisão entre modelos de consumo de combustível em regime permanente e modelos de consumo instantâneo. O modelo de consumo em regime permanente é estabelecido com base na faixa de trabalho em regime permanente do motor, que é mais adequada para medir o consumo de combustível em condições estáveis do que em condições instáveis. O modelo de consumo instantâneo de combustível é estabelecido com base em condições de trabalho instáveis do motor, ou seja, é adequado tanto para condições estáveis como para condições instáveis (DING e JIN, 2018).

Neste tópico, serão usadas as mesmas referências citadas no tópico 1.2.1 para efeitos comparativos. Na pesquisa de Barth e Boriboonsomsin (2009), os autores optaram por usar um modelo de consumo do tipo caixa cinza. Segundo eles, o modelo é simples, porém bastante preciso, já que estima valores normalmente dentro de 5% do uso real de combustível para a maioria das condições de condução. Isso é apresentado na Equação (6):

$$\frac{dF}{dt} \approx \lambda_e \left( k_e N D + \frac{P_{engine}}{\eta_{engine}} \right) \quad (6)$$

onde  $F$  é a taxa de consumo de combustível (kW),  $\lambda_e$  é a fração relativa combustível/ar,  $k_e$  é o fator de atrito do motor,  $N$  é a velocidade do motor,  $D$  é a cilindrada do motor,  $P_{engine}$  é a potência requerida no motor e  $\eta_{engine}$  é a eficiência indicada do motor (adimensional).

He, Maurer, Orosz (2016), para manter o problema analiticamente tratável, usaram um mapa de consumo específico de combustível, que especifica tal valor conforme os dados de entrada (velocidade e aceleração). Porém, considerando que um veículo possui diversas relações de transmissão, para um mesmo conjunto de dados de entrada, diferentes marchas ajustam o motor para diferentes pontos de trabalho e, portanto, produzem diferentes valores de consumo específico de combustível. Os autores concluíram que para cada par de dados de entrada (velocidade e aceleração) existe uma relação de transmissão ótima, e, escolhendo a relação ótima para cada ponto, geraram um plano de zona de trabalho de cada marcha. Para obter o modelo analítico, Equação (7), os dados foram ajustados usando a aproximação de Willans:

$$q(v, a) = p_2 v a_d + p_1 v + p_0 \quad (7)$$

sendo  $q$  a taxa de consumo de combustível e  $p_0$ ,  $p_1$  e  $p_2$  as constantes da equação.

Já o modelo de consumo de Padilla, Weiland, Donkers (2018) foi formado para aplicações em veículos elétricos e híbridos. Tal modelo considera como variável dependente a potência consumida, a partir de uma função quadrática, vide Equação (8):

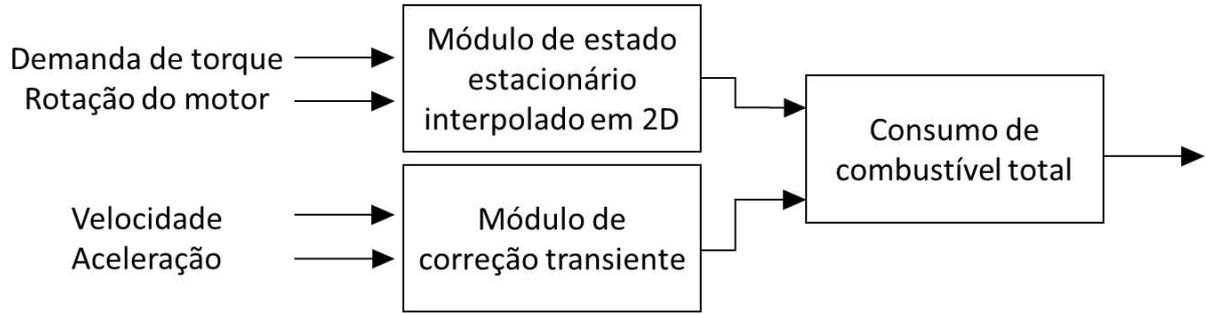
$$P(v, u) = \beta_0 v^2 + \beta_1 v u + \beta_2 u^2 \quad (8)$$

onde  $\beta_0$ ,  $\beta_1$  e  $\beta_2$  são constantes da equação.

Os autores citam que esse modelo é uma aproximação fisicamente realista, por exemplo, para motores elétricos, já que o atrito e as perdas ôhmicas são representados pelos termos  $\beta_0 v^2$  e  $\beta_2 u^2$ , respectivamente.

Ding e Jin (2018), por sua vez, usaram um modelo desenvolvido por Zhou e Jin (2017), esquematizado na Figura 15.

Figura 15 – Esquema do modelo de consumo instantâneo de combustível



Fonte: Autor “adaptado de” Ding e Jin, 2018

Tal modelo possui 2 submódulos, sendo um de regime permanente e outro de correção de transientes. As entradas do primeiro submódulo são a rotação e o torque do motor. Já do segundo, são a aceleração e a velocidade do veículo. A forma matemática do modelo de consumo instantâneo de combustível usada por Ding e Jin (2018) é apresentada na Equação (9):

$$\dot{m}_f = \dot{m}_s(T_e, n_e) + \sum_{i=0}^3 \sum_{j=0}^3 \chi_{i,j} v^i a^j \quad (9)$$

onde  $\dot{m}_f$  é a taxa de consumo instantâneo de combustível ( $\text{cm}^3/\text{s}$ ),  $\dot{m}_s$  é a taxa de consumo permanente de combustível ( $\text{cm}^3/\text{s}$ ),  $n_e$  é a rotação do motor (RPM),  $\chi_{i,j}$  é o coeficiente de regressão do modelo e  $v$  é a velocidade (km/h). Neste modelo também são consideradas as diferentes relações de transmissão, e para definição do perfil ótimo de velocidade para determinado trajeto de estudo, os autores utilizaram um algoritmo que procura minimizar o consumo de combustível, buscando definir tanto a velocidade como qual relação de transmissão deve ser utilizada para aquela velocidade.

Wang e Rakha (2017b) buscaram abordar o desenvolvimento de um modelo de consumo para caminhões pesados de forma que ele contornasse duas grandes desvantagens de alguns modelos disponíveis no mercado: o controle liga-desliga (que ocorre quando um controle muda abruptamente de um extremo ao outro) e a não possibilidade da calibração do modelo usando dados disponíveis publicamente, necessitando assim de dados altamente custosos a serem obtidos das fabricantes dos veículos. Para tal, utilizaram do modelo de consumo *Virginia Tech Comprehensive Power-Based Fuel Consumption Model-1* (VT-CPFM-1). Trata-se de uma função de consumo de combustível polinomial de segunda ordem, baseada na potência do veículo como variável. Segundo Saerens *et al.* (2013), funções polinomiais de baixo grau são comumente usadas para este tipo de aplicação. O uso de uma função de segunda ordem garante

que o modelo não resultará em um controle liga-desliga, além disso, esse modelo específico oferece uma capacidade de calibração usando dados disponíveis publicamente.

Para condições de potência positiva a curva de consumo de combustível pode ser aproximada à uma função polinomial de segunda ordem, e para potências negativas, através de uma constante (WANG e RAKHA, 2017b). Sendo assim, a estrutura geral do modelo VT-CPFM-1 é expressa através de um modelo de dois regimes, Equação (10).

$$FC(t) = \begin{cases} \alpha_0 + \alpha_1 P(t) + \alpha_2 P(t)^2, & \forall P(t) \geq 0 \\ \alpha_0, & \forall P(t) < 0 \end{cases} \quad (10)$$

sendo  $FC(t)$  a taxa de consumo de combustível instantânea (L/s) e  $\alpha_0$ ,  $\alpha_1$  e  $\alpha_2$  os coeficientes do modelo específico do veículo.

Dos modelos citados anteriormente, o usado por Barth e Boriboonsomsin (2009), Equação (6), compreende um dos tipos no qual pode ocorrer o controle liga-desliga, já que como a taxa de consumo de combustível está linearmente relacionada à potência requerida, sua derivada parcial em relação à potência independe da potência. Já em relação aos dados, todos os modelos, exceto o VT-CPFM-1 descrito na Equação (10), precisam de pelo menos alguma informação custosa a ser obtida. No modelo de consumo de Barth e Boriboonsomsin (2009), Equação (6), o fator de atrito do motor entra nesse quesito. Já He, Maurer, Orosz (2016) assumem como base de seu modelo, Equação (7), o mapa de consumo específico do motor, igualmente complexo de ser conseguido. O modelo de Padilla, Weiland, Donkers (2018), Equação (8), foge do escopo deste trabalho por ser destinado a motores elétricos. Por fim e como já citado anteriormente, o modelo criado por Zhou e Jin (2017), usado na pesquisa de Ding e Jin (2018), adiciona uma parcela de correção de transientes, já que embora os modelos típicos de regime permanente forneçam uma previsão satisfatória do consumo de combustível nessas condições, grandes discrepâncias são observadas quando os veículos operam em condições transitórias (ZHOU e JIN, 2017, apud CHIARA *et al.*, 2011). Contudo, tal adição não tira o fato de que a parcela de regime permanente de tal modelo necessita do mapa de consumo específico do motor, assim como o de He, Maurer, Orosz (2016).

### 2.2.3 Mapeamento do perfil topográfico

A terceira frente usualmente abordada em trabalhos de otimização de perfis de velocidade engloba o mapeamento do perfil topográfico. Como este dado é uma entrada nos

modelos de dinâmica veicular aqui estudados, a estimativa ou aquisição deste dado se faz necessária.

Em sistemas avançados de assistência ao motorista, a informação do perfil topográfico da via é uma entrada importante que visam melhorar o conforto de condução do veículo, a segurança e o consumo de combustível. Para veículos elétricos, por exemplo, a informação prévia do perfil topográfico pode fazer com que o sistema de gerenciamento de energia adapte o estado de carga (SoC, *State of Charge*) para aumentar a energia de recuperação nas descidas (JAUCH *et al.*, 2018). Um dos sistemas veiculares que usa essa informação são os modelos de controle de cruzeiro preditivo. Modelos de controle de cruzeiro preditivo são evoluções dos modelos de controle de cruzeiro adaptativo (NANNI, 2020). Neste primeiro, o sistema de controle busca a decisão ótima baseado nos eventos futuros do trecho em que está trafegando. Segundo Jauch *et al.* (2018, apud SAHLHOLM, 2011), tais sistemas são especialmente benéficos em veículos pesados.

As abordagens para estimar a inclinação da estrada encontradas na literatura são divididas em duas categorias: métodos sem sensores inerciais e métodos com sensores inerciais (JAUCH *et al.*, 2018).

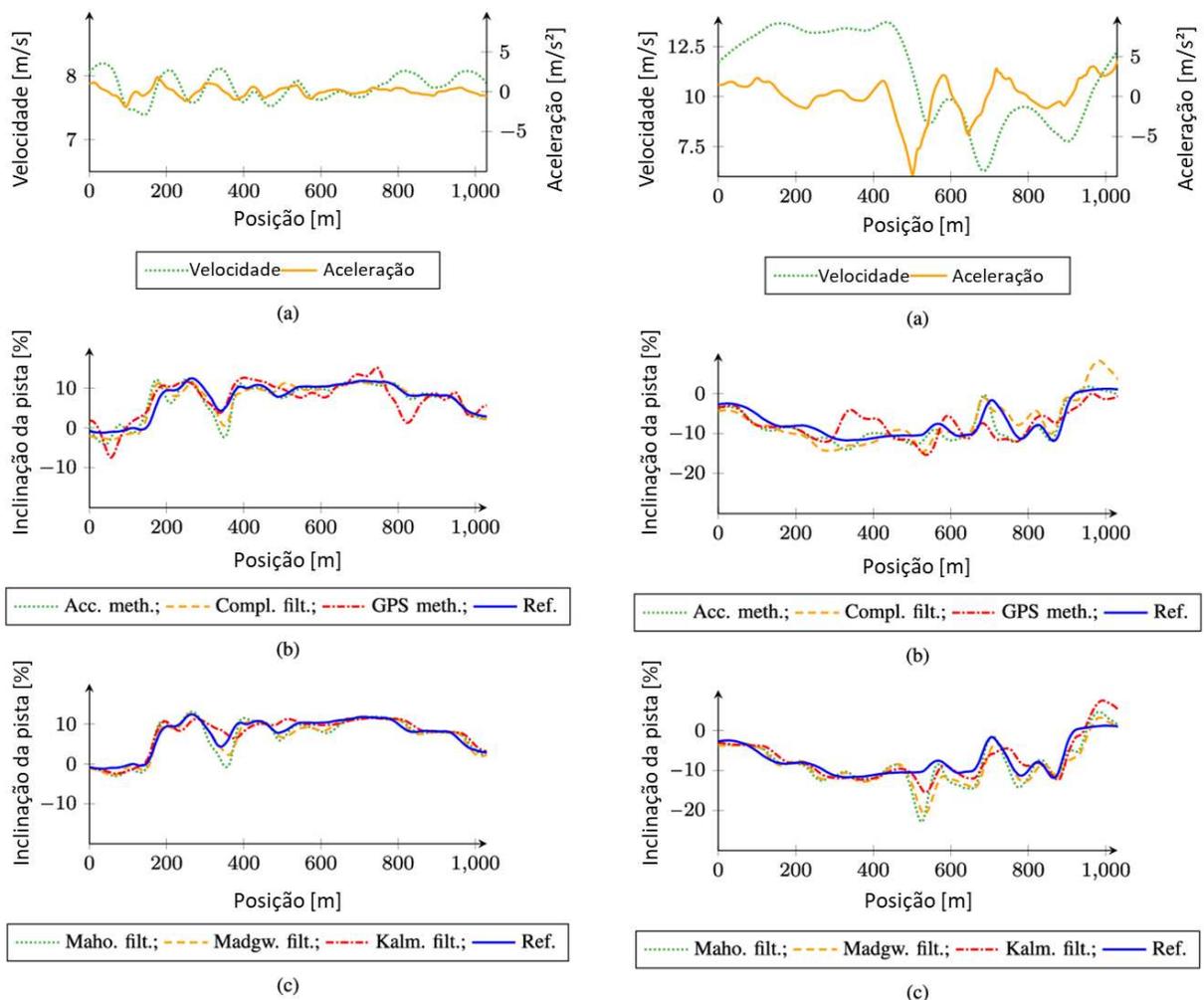
Nos métodos que não usam sensores inerciais, alguns estudos usam um modelo de veículo que descreve sua dinâmica longitudinal e outro modelo para a topografia do trajeto (HOLM, 2011; SAHLHOLM *et al.*, 2007). Outra abordagem é baseada em um observador adaptativo e uma estimativa recursiva do estado do dinâmico do sistema (MAHYUDDIN *et al.*, 2012). Um método de duas etapas para estimar a massa e a inclinação da estrada com base em um modelo de dinâmica longitudinal de veículo é usado em Li *et al.* (2017). Já Ryu e Gerdes (2004) estimaram a inclinação da estrada como a razão entre a velocidade vertical e a velocidade horizontal do veículo, onde as velocidades são medidas com um sensor GPS sozinho ou acoplado a um barômetro. Boroujeni e Frey (2014) fizeram algo similar usando um GPS e um barômetro, porém, estimando a elevação diretamente a partir da mudança de altitude em relação à distância horizontal. Apesar disso, Jauch *et al.* (2018) concluem que abordagens deste tipo podem fazer abstrações e diferirem da realidade, devido a motivos como precisão do GPS, sinal perdido em túneis e representação não fiel do modelo dinâmico em trocas de marcha e frenagens.

No segundo tipo de abordagem, com uso de sensores inerciais, uma das abordagens consiste em calcular a inclinação da estrada a partir das velocidades vertical e horizontal, que são estimadas com um filtro de Kalman e dados de acelerômetros e GPS (ZHANG *et al.*, 2013).

A abordagem de Nilsson e Öhlund (2015) baseia-se na subtração da aceleração real do veículo do sinal do acelerômetro na direção longitudinal. Com a parte restante da aceleração gravitacional, a inclinação da estrada pode ser calculada. A aceleração real é geralmente obtida da diferenciação das velocidades médias das rodas em relação ao tempo.

Jauch *et al.* (2018), a fim de estimar o ângulo de arfagem do veículo de estudo, usaram quatro filtros (Kalman, Madgwick, Mahony e complementar) e dois métodos (baseado em aceleração e baseado em GPS) e no fim os compararam, vide Figura 16.

Figura 16 – Do lado esquerdo: trajeto em subida com piloto automático definido para 30 km/h. Do lado direito: trajeto em descida com velocidade dinâmica. (a) Velocidade e aceleração do veículo de ensaio; (b) e (c) Estimativa e referência da topografia da rota



Fonte: Autor “adaptado de” Jauch *et al.*, 2018

Feng *et al.* (2021) optaram por usar um algoritmo baseado em multimodelo e multifusão de dados para estimativa do perfil topográfico. Isto se deve, segundo os autores, já que o uso

de um modelo único reduz a capacidade de rastrear mudanças na topografia da estrada em tempo real, resultando em baixa precisão.

Em suma, as informações do perfil topográfico das estradas, calculadas no veículo em tempo real, são de grande valia já que podem ser transmitidas para um banco de dados central e mescladas com informações de outros veículos (JAUCH *et al.*, 2018). Além disso, as informações da inclinação da estrada podem ser adquiridas de forma abrangente e atualizadas em intervalos muito curtos, pois grande parte dos veículos modernos são equipados com uma unidade de medição inercial.

Contudo, no modelo aqui proposto de otimização de perfis de velocidade, o mapeamento topográfico da rota deve estar disponível previamente à viagem, já que como se trata de um controle preditivo, a velocidade a ser assumida em um determinado trecho do trajeto deve ser conhecida antes do veículo estar naquele respectivo trecho. Sendo assim, assume-se que estes dados serão obtidos em algum tipo de banco de dados, assim como acontece nas tecnologias já existentes ilustradas na seção 1, e não obtidos necessariamente em tempo real.

#### **2.2.4 Método de otimização e controle**

Historicamente, o problema de obter o perfil de condução mais eficiente em termos de combustível foi formulado como um problema de controle ótimo (HE; MAURER; OROSZ, 2016). De acordo com Saerens *et al.* (2013), existem três abordagens básicas para resolver problemas de controle ótimo: programação dinâmica, métodos diretos e métodos indiretos.

A programação dinâmica, utilizando o princípio da otimalidade de subarcos, é implementada como um controle de realimentação recursiva (SAERENS *et al.*, 2013, apud BELLMAN, 1957). O uso da programação dinâmica é um dos mais comuns métodos de solução de problemas de controle ótimo para obtenção de perfis de velocidade (HOOKER, 1988; MONASTYRSKY e GOLOWNYKH, 1993 HELLSTROM *et al.*, 2007; HELLSTROM *et al.*, 2010; WOLLAEGER *et al.*, 2012; OZATAY *et al.*, 2014; MENSING *et al.*, 2013; ZHOU; JIN; DING, 2017; DING e JIN, 2018). Uma das vantagens deste método é a capacidade de encontrar o mínimo global do problema, já que o mesmo resolve todos os possíveis controles ótimos para preencher o campo ótimo (KIM; CHA; PENG, 2011). Dentro da programação dinâmica, ainda existe a subdivisão entre as técnicas de solução *backward* ou *forward*. Segundo Hooker, Rose, Roberts (1983), a programação dinâmica *forward*, é melhor aplicável em problemas automotivos já que a velocidade inicial normalmente é fixada e os caminhos ideais para várias

velocidades terminais são solicitados, enquanto uma programação dinâmica *backward* exige que se faça exatamente o inverso. Contudo, dependendo das condições do estudo, a solução *backward* é melhor aplicável já que exige menor quantidade de testes, como nos estudos de Zhou, Jin, Ding (2017) e Ding e Jin (2018). Apesar da boa precisão nos resultados, este tipo de abordagem demanda grande esforço computacional, especialmente nos problemas com muitos estados (YE *et al.*, 2019). Como abordado por Kim, Cha, Peng (2011), devido à “maldição da dimensionalidade”, o esforço para solução das equações diferenciais aumenta exponencialmente de acordo com o aumento das dimensões do campo ótimo.

Os estudos para otimização de problemas de controle ótimo que trabalharam através dos métodos indiretos, em sua maioria, trataram através do princípio máximo de Pontryagin, como Schwarzkopf e Leipnik (1977), Kim, Cha, Peng (2011) e Ozatay, Ozguner, Filev (2017). O principal apelo deste tipo de implementação consiste em viabilizar uma estratégia de otimização para controle em tempo real (KIM; CHA; PENG, 2011). Contudo, para uso deste tipo de método é necessário usar modelos mais simplificados da dinâmica veicular e do consumo de combustível.

Os métodos diretos solucionam o problema de controle ótimo através de um problema de otimização não linear resultante da parametrização das variáveis de controle e/ou de estado (PFEIFER, 2007). Nesta linha, existem diversas rotinas para resolver um problema de controle ótimo como a programação quadrática sequencial (SQP, *Sequential Quadratic Programming*) (KOHUT; HEDRICK; BORRELLI, 2009; PADILLA; WEILAND; DONKERS, 2018) e o otimizador SNOPT, que também soluciona através da programação quadrática sequencial, porém sendo mais apropriado para problemas esparsos (SANCHEZ, 2015; NANNI, 2020). Segundo Pfeifer (2007), a principal vantagem dos métodos diretos é a solução rápida, porém, sua desvantagem é a dificuldade na determinação da otimalidade.

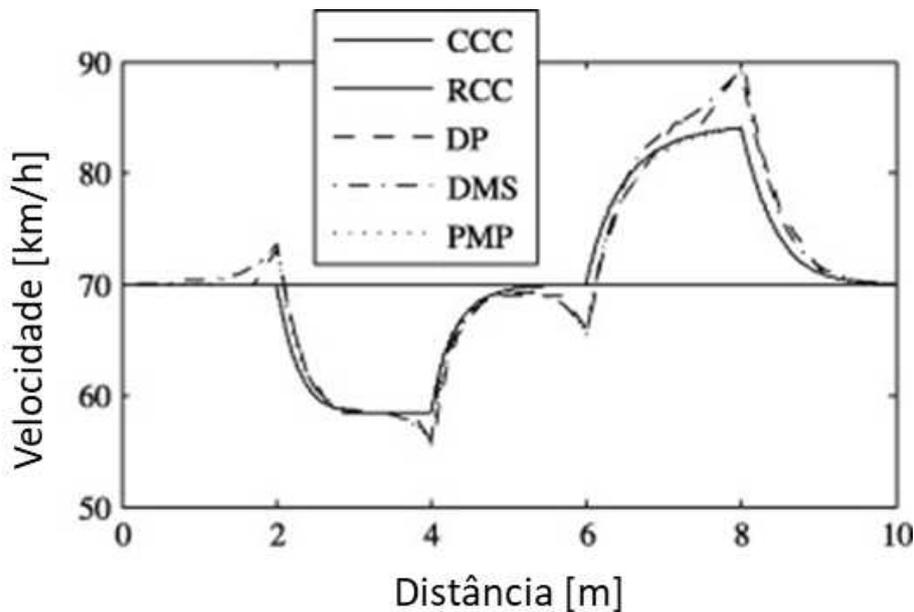
Tendo em vista todas as possíveis soluções citadas acima, Saerens *et al.* (2013) compararam e avaliaram diferentes métodos de solução para obtenção de perfis de velocidade ótimos. Para tal, os autores consideraram o mesmo trecho de estrada, além de não aplicar nenhuma restrição de velocidade. Os métodos selecionados foram:

- a) CCC: Controle de cruzeiro convencional “perfeito”, que mantém o veículo em velocidade constante de 70 km/h;
- b) RECC: Controle “*Ecocruise*” reativo, calculado com o princípio máximo de Pontryagin;
- c) PECC-DP: Controle “*Ecocruise*” preditivo, calculado com programação dinâmica;

- d) PECC-DMS: Controle “*Ecocrui*se” preditivo, discretizado via disparo múltiplo direto (DMS, *Direct Multiple Shooting*) e calculado com SQP;
- e) PECC-PMP: Controle “*Ecocrui*se” preditivo, calculado com o princípio máximo de Pontryagin.

Como visto na Figura 17, até o quilômetro 6, os métodos PECC-DMS e PECC-PMP têm o mesmo perfil, exceto por alguns desvios no perfil PECC-DMS causados por erros numéricos. No resto do trajeto, os perfis divergem, já que a seção é muito curta para atingir a nova velocidade de cruzeiro. O perfil PECC-DP é uma aproximação grosseira do perfil PECC-DMS, devido à discretização grosseira no algoritmo de programação dinâmica. O perfil RECC, único reativo, não prevê futuros declives da estrada. Contudo, os autores citam que os consumos de combustível não diferem muito para os métodos preditivos, o que traz a conclusão de que quando usado em estradas sem declives acentuados, antecipar a futura inclinação induz a pouca economia de combustível.

Figura 17 – Comparação do perfil de velocidade entre diferentes métodos de solução



Fonte: Autor “adaptado de” Saerens *et al.*, 2013

### 2.3 PROPOSTA DE ESTUDO

O objetivo geral deste trabalho consiste em desenvolver uma solução de minimização de consumo de combustível para veículos pesados através da otimização de perfis de velocidade em trajetos rodoviários, que não necessite de dados altamente custosos a serem obtidos,

considerando a influência das variáveis do modelo, influência das restrições impostas pelos modelos adotados e a robustez para superar as diferenças entre o modelo real e o modelo nominal da planta, a fim de possibilitar que o procedimento proposto seja aplicável experimentalmente. Apesar do objetivo de futura experimentação com a solução proposta, algumas frentes de estudo estão fora do escopo deste trabalho, logo, simplificações foram adotadas como a não adição de trajetos urbanos, condições de tráfego ou congestionamento e influência climática. Também não faz parte do escopo o desenvolvimento de um sistema de controle ótimo em malha fechada para comando do veículo, logo, análises sobre a robustez da solução em relação a possíveis acidentes não foram estudadas.

Sendo assim, para que se possa contemplar o objetivo geral, os objetivos específicos abaixo foram definidos:

- a) adotar e avaliar modelos para a dinâmica longitudinal e para o consumo de combustível do veículo;
- b) definir procedimentos de obtenção das variáveis a serem utilizadas nos modelos;
- c) estabelecer os trajetos a serem utilizados e adquirir/definir os dados topográficos;
- d) formular e resolver o problema de controle ótimo associado à proposta;
- e) desenvolver um ambiente de simulação de elevada exatidão para verificação do desempenho do algoritmo em conjunto a uma análise de sensibilidade dos limites das variáveis da proposta.

A ampla revisão discorrida acima em adição às considerações levantadas pôde auxiliar o entendimento de que o tema de ecocondução é bem relevante devido a seus possíveis benefícios na redução do consumo de combustível e das emissões de CO<sub>2</sub>. A discussão da seção 2.2 indicou que dentro deste tema, a abordagem de otimização de perfis de velocidade é relevante e possui oportunidades a serem exploradas, onde este trabalho objetiva contribuir com uma solução aplicável em veículos pesados de qualquer marca ou modelo com uma calibração simplificada. Ademais, a também contribuição com o desenvolvimento de um ambiente de simulação robusto, de elevada exatidão e confiável para estudos de eficiência energética de veículos pesados tem ampla utilidade não só para este trabalho, mas também para trabalhos futuros nesta área, como estudos de otimização de perfis de velocidade e formação de comboio de caminhões. Com este ambiente, é possível proporcionar realismo na previsão do comportamento e do desempenho de veículos em vários cenários de projetos.

### 3 METODOLOGIA

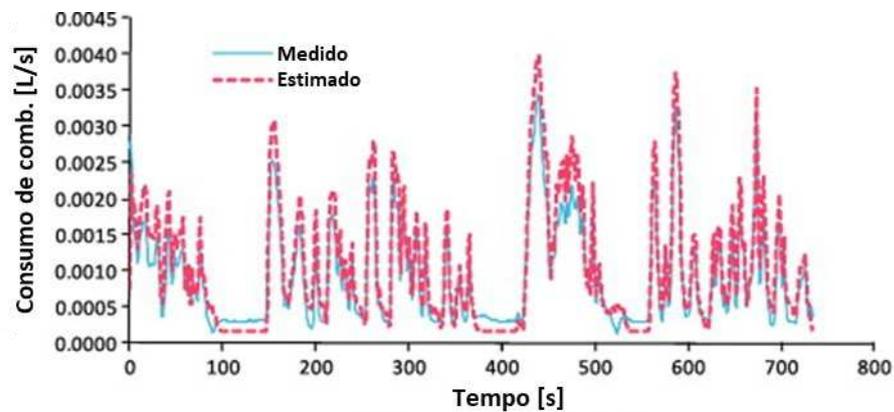
Nesta presente seção serão descritos os procedimentos e métodos utilizados no desenvolvimento desta pesquisa, além da descrição de como os dados foram analisados. Em linha com os objetivos específicos apresentados na seção 2.3, tal estrutura foi organizada: as considerações referentes ao modelo de consumo de combustível são apresentadas na seção 3.1 e as considerações relacionadas ao modelo de dinâmica veicular na seção 3.2. Como tais modelos possuem parâmetros que dependem das condições de estudo (veículo, via etc.), a seção 3.3 discorre sobre os procedimentos de obtenção destes valores. Os trajetos utilizados no estudo são apresentados na seção 3.4. A seção 3.5 destaca o método de solução do problema de controle ótimo, e por fim, a seção 3.6 exhibe o desenvolvimento da sistemática de verificação do desempenho do método proposto. Os materiais empregados bem como os potenciais limites decorrentes das opções metodológicas adotadas também são apresentados.

#### 3.1 MODELO DE CONSUMO DE COMBUSTÍVEL

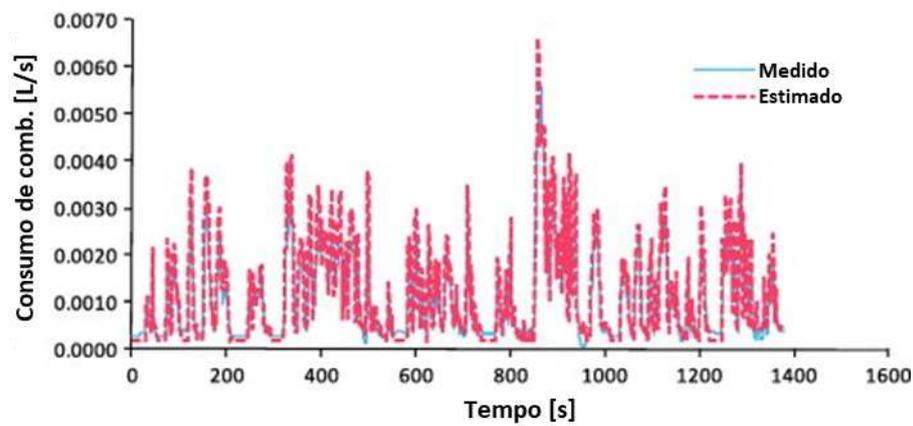
Com base no objetivo deste trabalho de desenvolver uma solução que não necessite de dados altamente custosos a serem obtidos e a revisão realizada na seção 2.2.2, optou-se pelo uso do modelo de consumo *Virginia Tech Comprehensive Power-Based Fuel Consumption Model-1* (VT-CPFM-1) desenvolvido inicialmente por Rakha *et al.* (2011), Equação (10). Modelos de funções afins não foram considerados, pois podem produzir um controle do tipo liga-desliga (WANG e RAKHA, 2017b).

A validação do modelo proposto por Rakha *et al.* (2011) em veículos de passeio é apresentada na Figura 18.

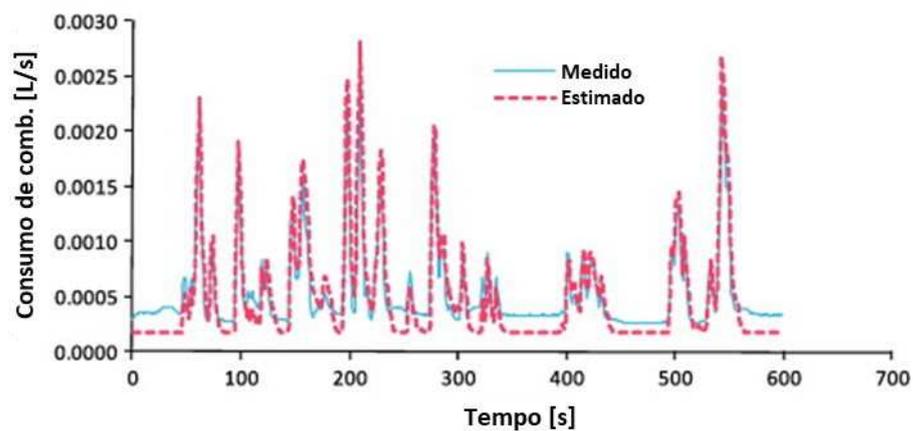
Figura 18 – Validação do modelo VT-CPFM-1 em um Honda Accord, em três ciclos de condução



(a) Ciclo Arterial LOS A



(b) Ciclo LA92



(c) Ciclo Nova York

Fonte: Autor “adaptado de” Rakha *et al.*, 2011

O modelo também foi validado para caminhões à diesel (WANG e RAKHA, 2017b), ônibus à diesel e ônibus híbridos (WANG e RAKHA, 2017a) através de medições de campo.

No estudo referente à caminhões, o valor do coeficiente de determinação atingido pelo modelo VT-CPFM-1 em relação à amostra dos veículos estudados variou de 0,64 até 0,86. Sendo assim, como visto em ambos nos estudos citados, os resultados da simulação comprovaram que as medições numéricas do modelo apresentado são consistentes com os valores reais de consumo medidos na maioria dos casos.

### 3.2 MODELO DE DINÂMICA VEICULAR

Conforme citado anteriormente segundo Ding e Jin (2018, apud MIHALY e GASPAR, 2013), a economia de combustível do veículo geralmente se conecta ao movimento dele na direção longitudinal, incluindo condições de aceleração e frenagem. Neste trabalho, apenas a abordagem relacionada à dinâmica longitudinal do veículo foi considerada, pelos seguintes motivos: o caminhão selecionado teve de ser um do tipo não articulado devido à restrição do único mapa de taxa de consumo de combustível para veículos a diesel disponível no programa de análise de dinâmica veicular, logo não haveria contribuição no que tange ao desenvolvimento de um modelo para caminhões articulados; a falta de dados topográficos referentes às curvaturas horizontais de trajetos reais para validação do sistema proposto.

Como já citado na seção 2.2.1, os modelos de dinâmica veicular apresentados anteriormente são razoavelmente parecidos, com distinções no que tange a diferentes simplificações assumidas. No tópico a seguir é discorrido o modelo selecionado, que é o mesmo utilizado na proposta do modelo de consumo de combustível de Wang e Rakha (2017b).

#### 3.2.1 Modelo de dinâmica longitudinal

A potência exercida pelo trem de força do veículo pode ser escrita conforme a Equação (3) (WONG, 2001).

Para tal, foram assumidas algumas simplificações, sendo elas:

- a) o escorregamento longitudinal do pneu é ignorado, apenas o rolamento puro é considerado;
- b) o caminhão é considerado como massa concentrada (LIANG; MÅRTENSSON; JOHANSSON, 2016);

- c) para eliminar a criação de uma variável específica para o sistema de freios, a aceleração do veículo pode assumir valores negativos durante a frenagem (GUZZELLA; SCIARRETTA, 2007);
- d) a resistência aerodinâmica advinda da velocidade do vento é desconsiderada.

Através da soma da força de resistência aerodinâmica, força de resistência ao rolamento e a componente da força peso na direção do movimento do veículo, Equação (11), obtém-se a somatória das forças resistivas no veículo. A atuação das forças resistivas sobre o veículo é ilustrada na Figura 19.

$$R(t) = F_a(t) + F_r(t) + F_g(t) \quad (11)$$

sendo  $F_a(t)$  a força de resistência aerodinâmica instantânea,  $F_r(t)$  a força de resistência ao rolamento instantânea,  $F_g(t)$  a componente da força peso ( $F_p$ ) na direção do movimento instantânea.

Figura 19 – Forças resistivas atuantes no caminhão



Fonte: Autor

Expandindo as três forças apresentadas do lado direito da Equação (11), podemos analisá-las mais detalhadamente.

Segundo Gillespie (1992) a carga de resistência aerodinâmica pode ser descrita através da Equação (12):

$$F_a = \frac{1}{2} \rho v^2 C_d A \quad (12)$$

Já a força de resistência ao rolamento, segundo Rakha *et al.* (2001), pode ser descrita pela Equação (13). Essa força manifesta-se quando a superfície de contato do pneu com o pavimento sofre deformações (GILLESPIE, 1992). O coeficiente de resistência ao rolamento ( $Cr$ ) varia de acordo com o tipo de superfície da estrada. Já os coeficientes  $c_{1a}$  e  $c_{2a}$  variam em função do tipo de pneu.

$$F_r = mg \frac{Cr}{1000} (c_{1a}(v)3,6 + c_{2a}) \quad (13)$$

onde  $c_{1a}$  e  $c_{2a}$  são parâmetros associados ao tipo de pneu (adimensionais).

Por último, a componente da força peso na direção do movimento é não nula somente em planos inclinados, já que como a direção do vetor força peso não se altera em nenhum momento do trajeto, nas condições de aclive ou declive uma parcela da força peso atuará no sentido da direção do veículo, podendo ser a favor ou contrária ao movimento. Essa força pode ser escrita conforme a Equação (14).

$$F_g = mg \sen(\theta) \quad (14)$$

Substituindo as Equações (12)-(14) na Equação (11), tem-se a representação da dinâmica longitudinal do caminhão nas Equações (3) e (15):

$$\text{onde } R(t) = \frac{1}{2} \rho v(t)^2 C_d A + mg \left( \frac{Cr}{1000} (c_{1a}(v(t))3,6 + c_{2a}) + \sen(\theta(t)) \right) \quad (15)$$

### 3.3 OBTENÇÃO DOS PARÂMETROS DOS MODELOS

Como visto nos modelos apresentados nas seções 3.1 e 3.2, existem determinados parâmetros nas equações, geralmente constantes, que precisam ser definidos previamente à solução, que dependem dos parâmetros do veículo, do ar em volta dele e da via. Nesta seção são discorridos os procedimentos realizados para obtenção destes parâmetros, seja através de pesquisas bibliográficas ou ensaios nos veículos do trabalho. Neste trabalho não foram utilizados veículos reais, porém, todos os procedimentos citados baseiam-se em métodos que possam ser realizados experimentalmente, para possibilitar a aplicação em um veículo real em estudos futuros. A Tabela 2 ilustra os parâmetros necessários para o desenvolvimento da

solução. Como neste trabalho foi utilizado exclusivamente um veículo de estudo, todos os parâmetros com exceção do ângulo de inclinação da via  $\theta(t)$  têm apenas um valor numérico.

Tabela 2 – Parâmetros necessários para o desenvolvimento da solução

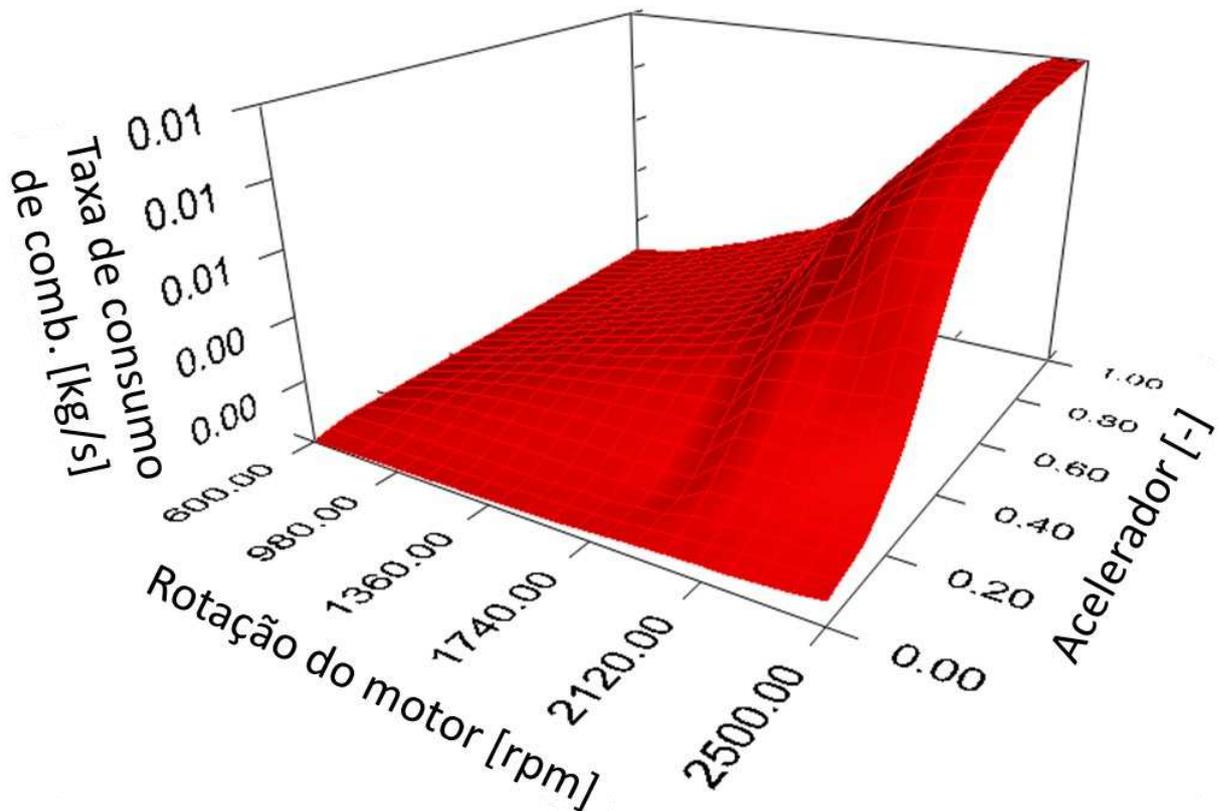
Modelo de dinâmica longitudinal	Modelo de consumo
$m$ (massa do veículo)	$\alpha_0$ (coeficiente do modelo de consumo)
$\lambda$ (fator de inércias rotacionais do trem de força)	$\alpha_1$ (coeficiente do modelo de consumo)
$\xi(t)$ (relação de transmissão instantânea)	$\alpha_2$ (coeficiente do modelo de consumo)
$\eta_d$ (eficiência do trem de força)	
$\rho$ (densidade do ar)	
$C_d$ (coeficiente de resistência aerodinâmica)	
$A$ (área frontal do veículo)	
$C_r$ (coeficiente de resistência ao rolamento)	
$c_{1a}$ (parâmetro 1 do tipo do pneu)	
$c_{2a}$ (parâmetro 2 do tipo do pneu)	
$\theta(t)$ (ângulo de inclinação da via)	

Fonte: Autor

Segundo Barbosa, Mendes e Leonardi (2022), para que simulações de dinâmica veicular sejam altamente fiéis à realidade, é necessário um extenso volume de dados. Portanto, neste trabalho o programa TruckSim é utilizado, devido a sua biblioteca com vários exemplos de veículos e manobras, além da possibilidade tanto de edição como adição de novos parâmetros. Esse programa possui modelos matemáticos avançados que simulam um veículo real com alta fidelidade, devido à sua construção e constante atualização após décadas de desenvolvimento. Ademais, como será explicado mais adiante, os métodos de simulação para verificação do desempenho da solução usam como base este programa em conjunto com o programa Matlab. Com o intuito de facilitar a replicabilidade da metodologia, quando possível, foram usadas as definições existentes na biblioteca do programa na definição dos parâmetros de veículo e manobra.

Como na biblioteca da versão do TruckSim empregada havia apenas um mapa de taxa de consumo de combustível para veículos a diesel, de 150 kW, optou-se pela utilização do mesmo, Figura 20. Sendo assim, o veículo selecionado que respeita tal aplicação de motor foi um caminhão do tipo toco, com peso bruto total (PBT) de 16 toneladas. As variáveis da Tabela 2 relacionadas ao veículo respeitaram essa definição.

Figura 20 – Mapa de taxa de consumo para motores a diesel de 150 kW da biblioteca do TruckSim



Fonte: Autor

### 3.3.1 Parâmetros obtidos da literatura

Oito dos quatorze parâmetros listados foram definidos de acordo com pesquisas bibliográficas. Segundo Wang e Rakha (2017b, apud FENG, 2007; EDUARDES e RAKHA, 2014), um valor de 0,1 é usado para o fator de inércias rotacionais do trem de força  $\lambda$  em aplicações para veículos pesados. A eficiência do trem de força  $\eta_a$  foi definida em 0,915, média entre os valores típicos para este parâmetro, que de acordo com Rakha *et al.* (2001) variam de 0,89 a 0,94. A densidade do ar  $\rho$  utilizada foi de 1,2256 kg/m<sup>3</sup>, correspondente a uma temperatura de 15 °C (WANG e RAKHA, 2017b). Para a área frontal  $A$ , usou-se o valor típico de um caminhão semipesado do tipo baú, 8,9 m<sup>2</sup>. Já o coeficiente de resistência ao rolamento  $C_r$  e os parâmetros associados ao tipo de pneu  $c_{1a}$  e  $c_{2a}$  usados foram 1,25, 0,0328 e 4,575 respectivamente. Tais valores são usados para rodagem em vias asfaltadas de qualidade boa e pneus radiais (RAKHA *et al.*, 2001).

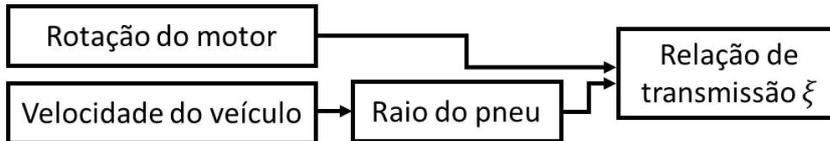
O coeficiente de arrasto aerodinâmico  $C_d$ , segundo Gillespie (1992), é determinado experimentalmente através de testes de túneis de vento ou de coast-down, sendo uma variável que depende da forma do veículo. Contudo, este teste depende fortemente de uma série de fatores externos que aumentam a incerteza e a variabilidade do teste, como velocidade de vento, temperatura ambiente, umidade relativa do ar etc. Outro ponto negativo é o provável alto tempo gasto para análise do veículo, já que é necessário aguardar as condições adequadas para a realização do ensaio (THIRIET, 2018). Tais parâmetros podem ser controlados dentro do ambiente de simulação do programa TruckSim, porém, em uma análise experimental seria bastante custoso. Por isso, optou-se por usar o valor de 0,70 para tal variável, aplicado para caminhões de bloco único conforme Rakha *et al.* (2001).

### 3.3.2 Parâmetros obtidos através de ensaios

A massa do veículo é um parâmetro com alta amplitude de valores admissíveis, devido a existência de diferentes tipos de caminhões, semirreboques e cargas em si. Tal dado pode ser obtido experimentalmente através de balanças rodoviárias e deve ser de conhecimento do condutor durante a viagem, uma vez que a distribuição de carga nos eixos e o peso do veículo deve ser controlado de acordo com a resolução 803 do Conselho Nacional de Trânsito (CONTRAN, 2020). Neste estudo, considerou-se uma massa  $m$  de 16 toneladas, sendo este valor o PBT de um caminhão simples de configuração 4x2. Como já citado anteriormente, tal modelo foi selecionado devido à restrição dos mapas de taxa de consumo de combustível disponíveis na biblioteca do programa TruckSim.

O parâmetro  $\xi$  representa a relação de transmissão do motor até a roda do veículo. Como visto anteriormente na Equação (3), tal variável é dependente do tempo, pois está sujeita à marcha selecionada pelo condutor ou veículo naquele determinado instante. Isto posto, se faz necessário o mapeamento das relações de todas as relações da caixa de câmbio, do diferencial e dos cubos redutores, se aplicáveis. Como este dado não é facilmente encontrável em dados públicos dependendo do veículo, definiu-se o esquema da Figura 21 para definição das relações do motor até a roda. Os dados de entrada do modelo, rotação do motor e velocidade do veículo, foram definidos tomando como base a experimentação em um veículo real, já que tais dados podem ser obtidos da rede CAN (*Controller Area Network*).

Figura 21 – Esquema do ensaio de aquisição das relações de transmissão

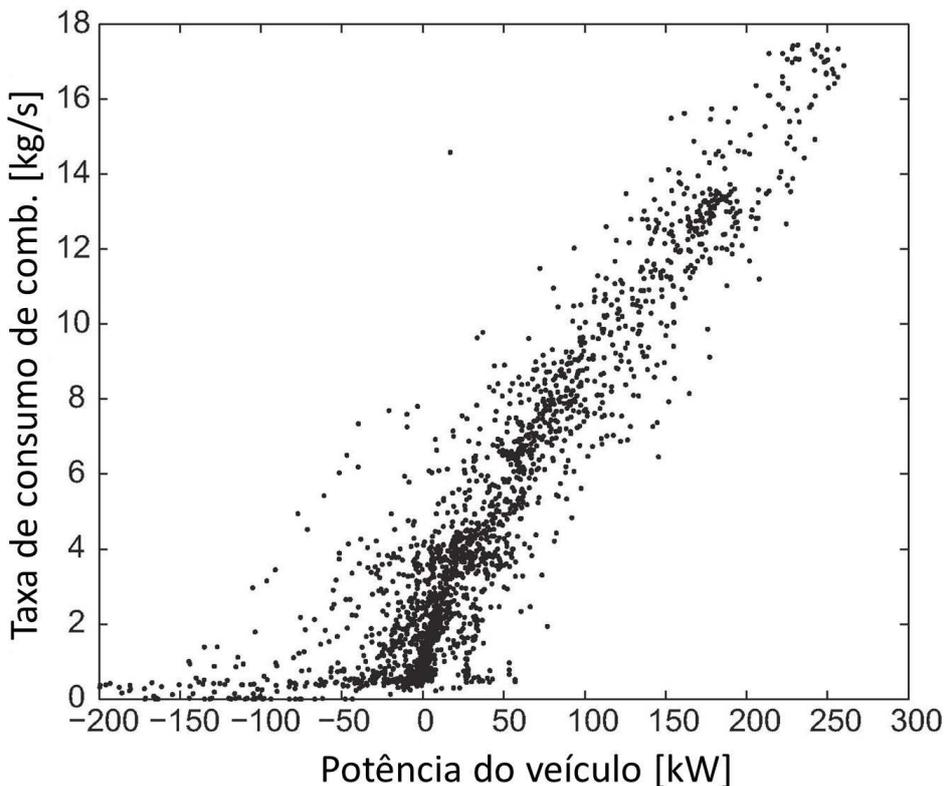


Fonte: Autor

O perfil de rampa  $\theta$ , considerando um cenário de aplicação real, deve ser mapeado previamente à otimização do perfil de velocidade, como visto na seção 2.2.3. Como este mapeamento está fora do escopo deste trabalho, foi considerado que esse dado já teria sido disponibilizado ao algoritmo. Isso foi definido manualmente de acordo com os trajetos, apresentados na seção 3.4.

Entrando nos parâmetros do modelo de consumo, eles foram definidos através da regressão polinomial da nuvem de pontos de consumo do motor, similar à apresentada na Figura 22. Tal ensaio foi optado devido à alta dependência dos coeficientes  $\alpha_0$ ,  $\alpha_1$  e  $\alpha_2$  tanto nas características construtivas do motor como em seu estado de conservação.

Figura 22 – Nuvem de pontos de taxa de consumo de combustível vs. potência do veículo típica para caminhões



Fonte: Autor “adaptado de” Wang e Rakha, 2017b

Neste presente estudo, esta nuvem de pontos foi obtida a partir da condução do veículo em um trajeto fictício de calibração, que compreende trechos planos, aclives e declives. Usar um trajeto com essas características se faz importante para que os pontos fiquem bem distribuídos no gráfico. Após o levantamento dos pontos, os parâmetros  $\alpha_0$ ,  $\alpha_1$  e  $\alpha_2$  foram definidos. O parâmetro  $\alpha_0$  é um valor constante que representa a taxa de consumo de combustível do veículo em momentos de potência negativa, Equação (10), normalmente em declives acentuados. Para defini-lo, uma regressão linear foi aplicada no lado esquerdo do gráfico, para potências menores do que 0. Adiciona-se que nessa regressão linear o coeficiente angular foi restringido a 0.

Wang e Rakha (2017b) também verificaram que o modelo de consumo deve ser convexo, já que a adoção de um modelo côncavo faz com que recomendações de direção irreais não possam ser evitadas. Portanto, garantiu-se que o parâmetro de segunda ordem,  $\alpha_2$ , fosse positivo, definido em conjunto com o parâmetro  $\alpha_1$  através da regressão da seção direita do gráfico (potências maiores do que 0) restringindo o parâmetro  $\alpha_0$ .

Uma boa observação a ser feita é que, de acordo com o objetivo deste trabalho, tal ensaio também pode ser aplicado em veículos reais, no qual a taxa de consumo de combustível seria obtida através de um sensor de vazão, e a potência do veículo estimada com base na velocidade do veículo, Equação (10).

### 3.4 TRAJETOS

Nesta seção, os trajetos utilizados no estudo são apresentados. As duas primeiras rotas, Trajeto A e B, são trajetos fictícios utilizados na análise de sensibilidade do modelo. Para verificação do desempenho do algoritmo foi optado pela utilização de três percursos inspirados em rodovias existentes, Trajeto C, D e E, a fim de verificar a robustez da solução em aplicações reais. Os perfis de elevação e de inclinação dos trajetos existentes foram obtidos na base de dados disponível na página <https://www.gpsvisualizer.com/elevation>. Baseado em soluções já existentes conforme abordado nas seções 1 e 2.2.3, uma possível abordagem experimental seria obter os dados topográficos através da rodagem de veículos em tais rotas, usando ou não sensores inerciais, e fornecer os dados dos mapas via sistemas em nuvem.

Para a calibração do modelo de consumo de combustível foi utilizada uma sexta rota, Trajeto F, fictícia. Como já explicado, para que os pontos fiquem bem distribuídos no gráfico de calibração, uma rota que contenha trechos planos, aclives e declives se faz necessária.

### 3.4.1 Trajeto A

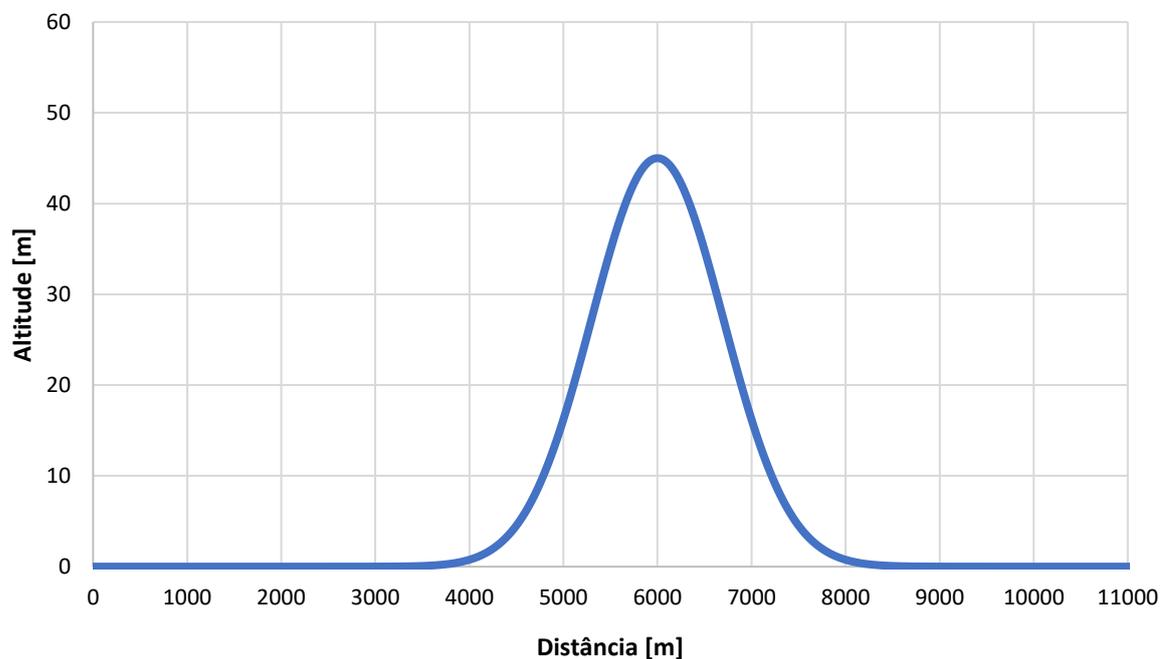
O primeiro trajeto do estudo consiste em um relevo fictício a fim de promover situações que facilitam a visualização da estratégia proposta. O Trajeto A simula uma colina simples, com distância total de 11000 m. O perfil de elevação dessa rota é descrito de acordo com a Equação (16) (NANNI, 2020):

$$h_i = c_1 e^{-\frac{(s_i - c_2)^2}{2c_3^2}} \quad (16)$$

onde  $h_i$  representa a altitude do ponto de análise,  $c_1$ ,  $c_2$  e  $c_3$  são os coeficientes de ajuste da curva do Trajeto A e  $s_i$  representa a posição horizontal do ponto de análise.

Na seção 4.4.5 são apresentadas as diferentes configurações assumidas com o intuito de estudar a influência dos limites topográficos dessa rota na solução. A Figura 23 exibe ilustrativamente um exemplo de perfil altimétrico e inclinação deste trajeto.

Figura 23 – Perfil altimétrico e inclinação do Trajeto A com  $c_1 = 45$ ,  $c_2 = 6000$  e  $c_3 = 700$



Fonte: Autor

### 3.4.2 Trajeto B

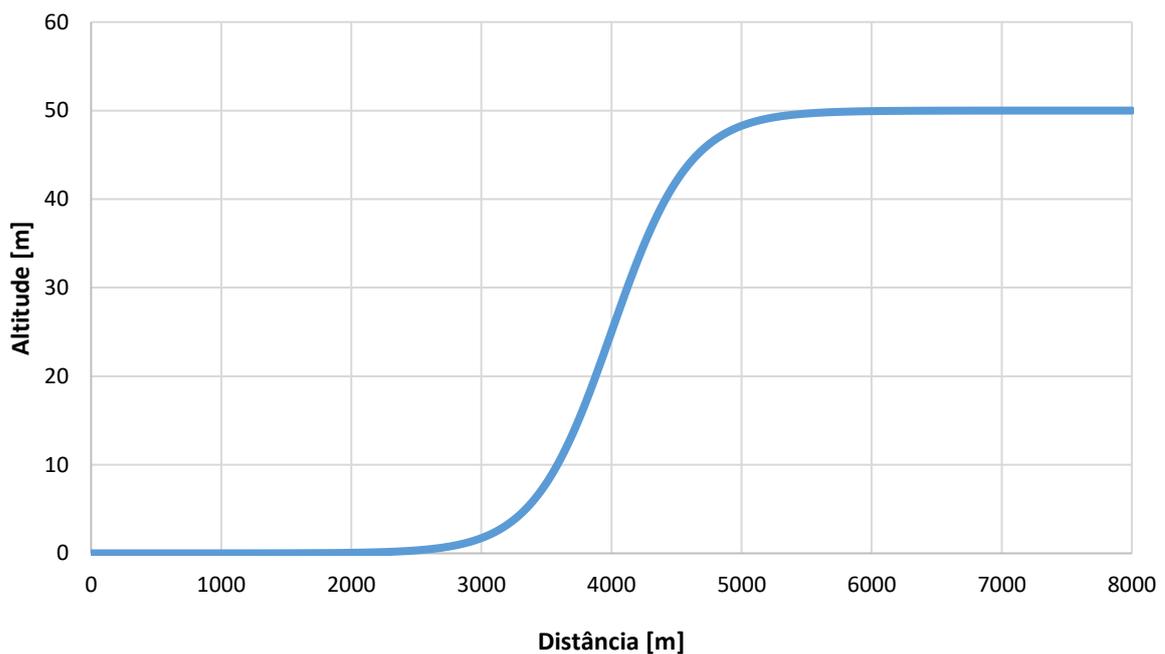
Assim como o Trajeto A, o Trajeto B também visa facilitar a análise da estratégia proposta, porém, simulando uma rampa positiva através de uma função sigmoide. A distância total desta rota é de 8000 m e o perfil de elevação é descrito de acordo com a Equação (17):

$$h_i = \frac{c_4}{1 + e^{-\frac{s_i}{c_5}}} \quad (17)$$

onde  $c_4$  e  $c_5$  são os coeficientes de ajuste da curva do Trajeto B.

Na seção 4.4.5 são apresentadas as diferentes configurações assumidas com o intuito de estudar a influência dos limites topográficos dessa rota na solução. A Figura 24 exhibe ilustrativamente um exemplo de perfil altimétrico e inclinação deste trajeto.

Figura 24 – Perfil altimétrico e inclinação do Trajeto B com  $c_4 = 50$  e  $c_5 = 300$



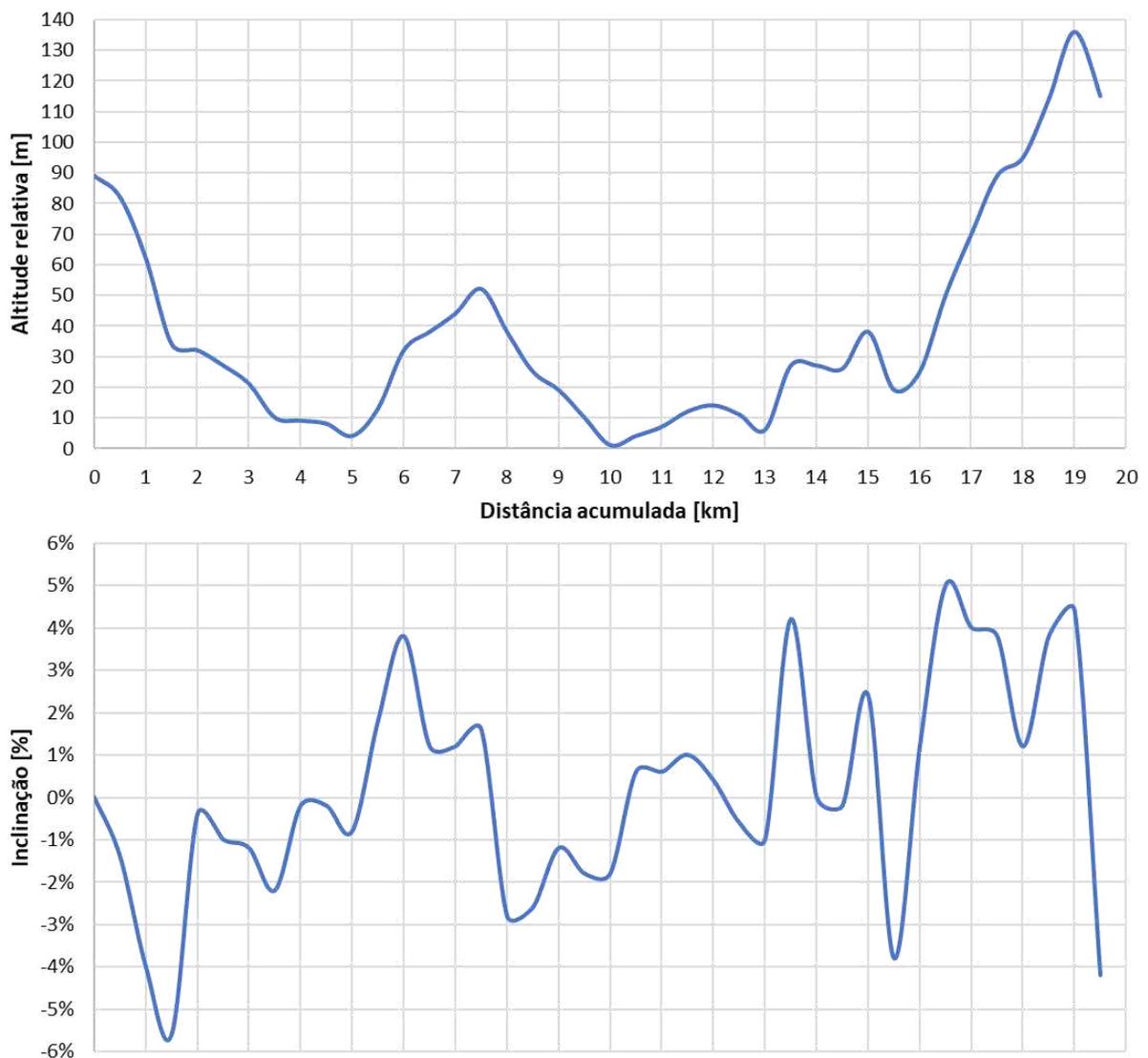
Fonte: Autor

### 3.4.3 Trajeto C

A terceira trajetória de estudo consiste em um trecho da rodovia Washington Luís, entre os quilômetros 209 e 230 no sentido Norte (BARBOSA; MENDES; LEONARDI, 2022, apud CARVALHO e SETTI, 2017). A rota completa possui 19500 m, porém, o trecho utilizado neste

estudo consiste nos primeiros 16000 m, visto que devido à alta inclinação do trecho final, o veículo não conseguiria manter a velocidade nominal do perfil de velocidade constante, prejudicando a análise comparativa. A inclinação máxima e mínima do percurso utilizado é de 4,2% e -5,6%, respectivamente. O perfil altimétrico e a inclinação do trecho citado são apresentados na Figura 25.

Figura 25 – Perfil altimétrico e inclinação do Trajeto C



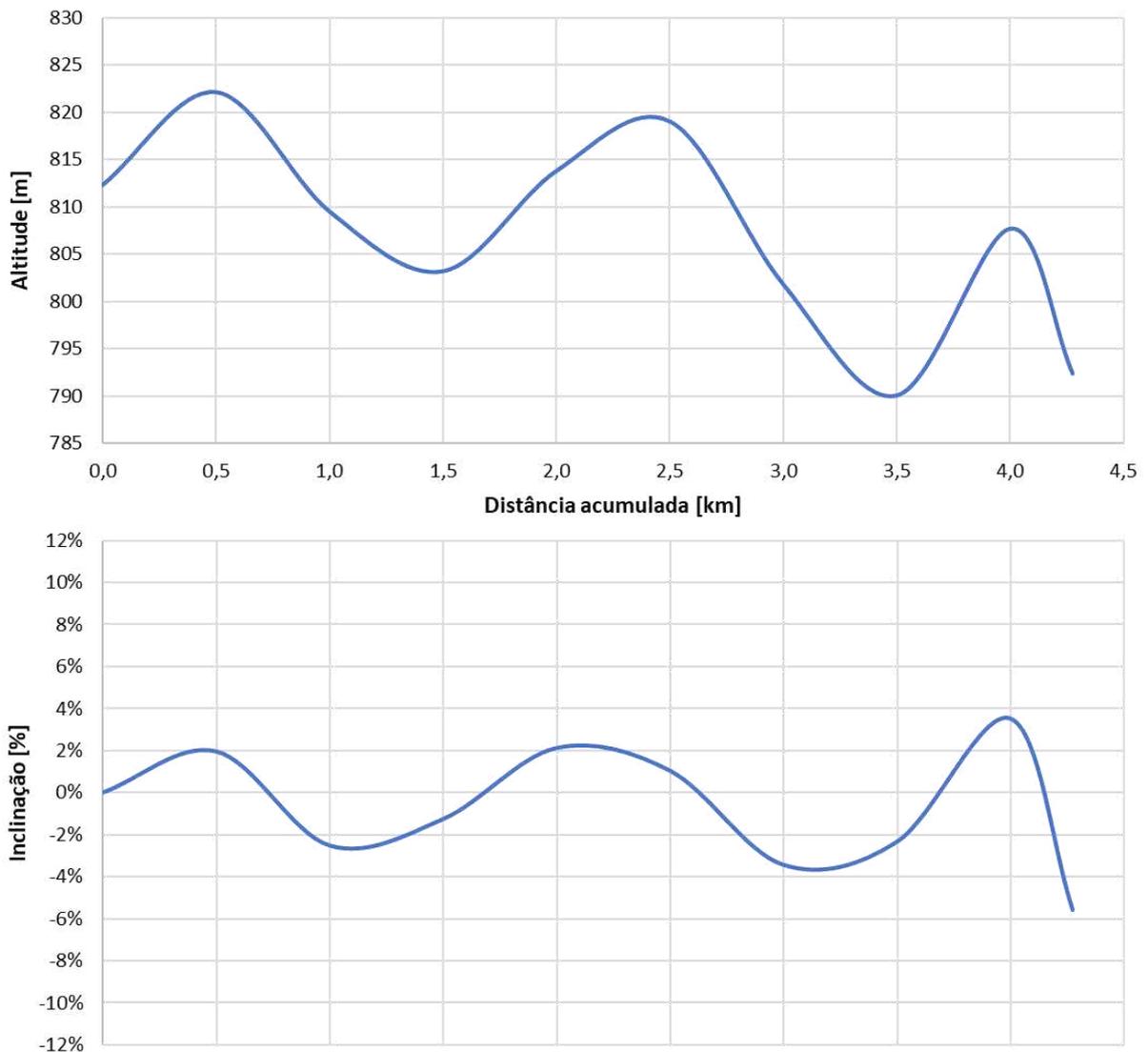
Fonte: Autor “adaptado de” Barbosa; Mendes; Leonardi, 2022

### 3.4.4 Trajeto D

A quarta trajetória, por sua vez, vem de uma seção da Rodovia Presidente Dutra, entre os quilômetros 199 e 203 no sentido Sul. A inclinação máxima e mínima do percurso é de

aproximadamente 3,5% e -5,6%, respectivamente. A distância total é de 4274 m (NANNI, 2020), contudo, aqui foram usados os primeiros 4000 m. O perfil altimétrico e a inclinação do trecho citado são apresentados na Figura 26.

Figura 26 – Perfil altimétrico e inclinação do Trajeto D

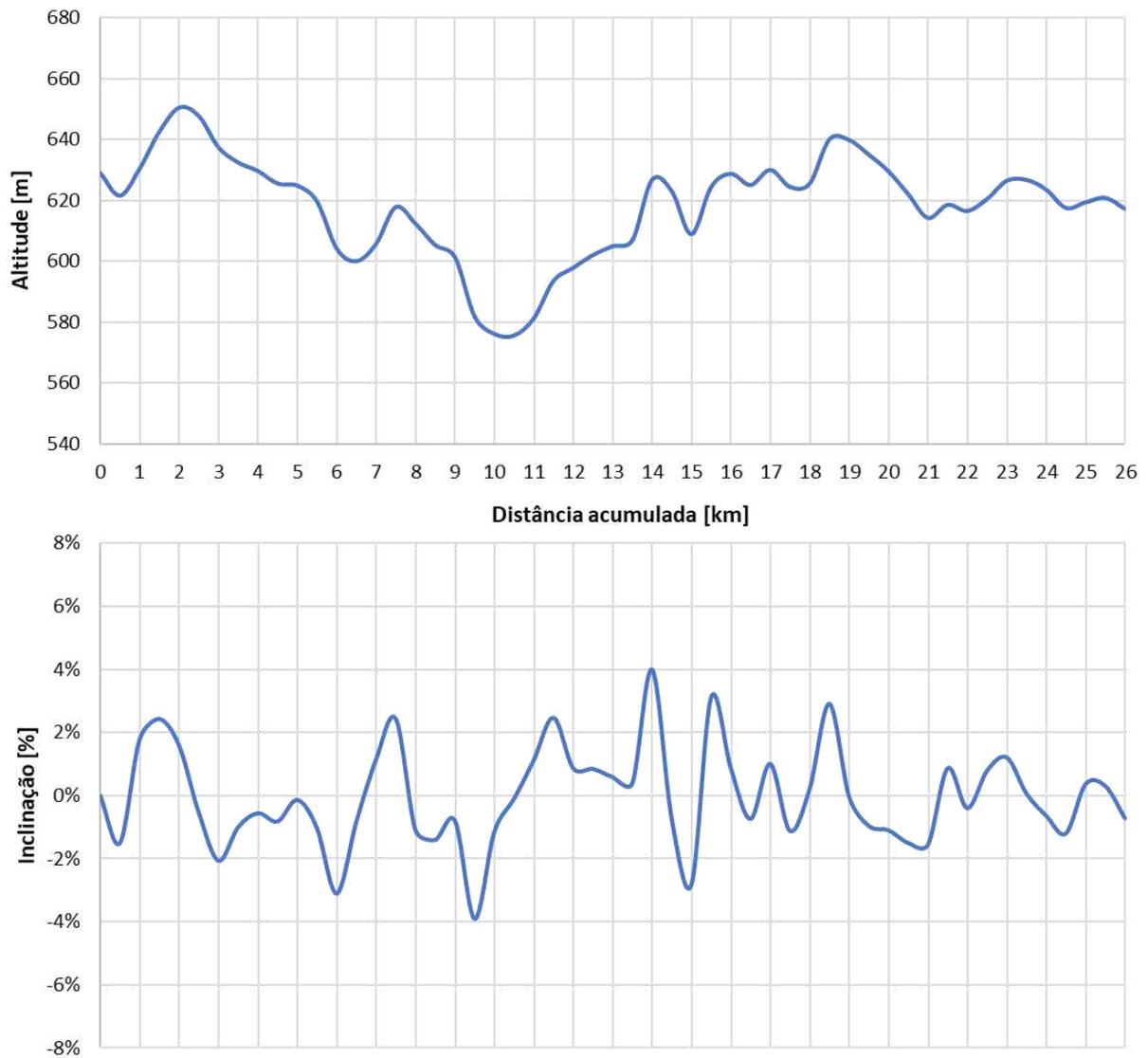


Fonte: Autor

### 3.4.5 Trajeto E

Uma seção da Rodovia Presidente Castello Branco define a quinta trajetória, entre os quilômetros 92 e 118 no sentido Oeste. A inclinação máxima e mínima do percurso é de aproximadamente 6,4% e -6,1%, respectivamente, e a distância total é de 26000 m. O perfil altimétrico e a inclinação do trecho citado são apresentados na Figura 27.

Figura 27 – Perfil altimétrico e inclinação do Trajeto E

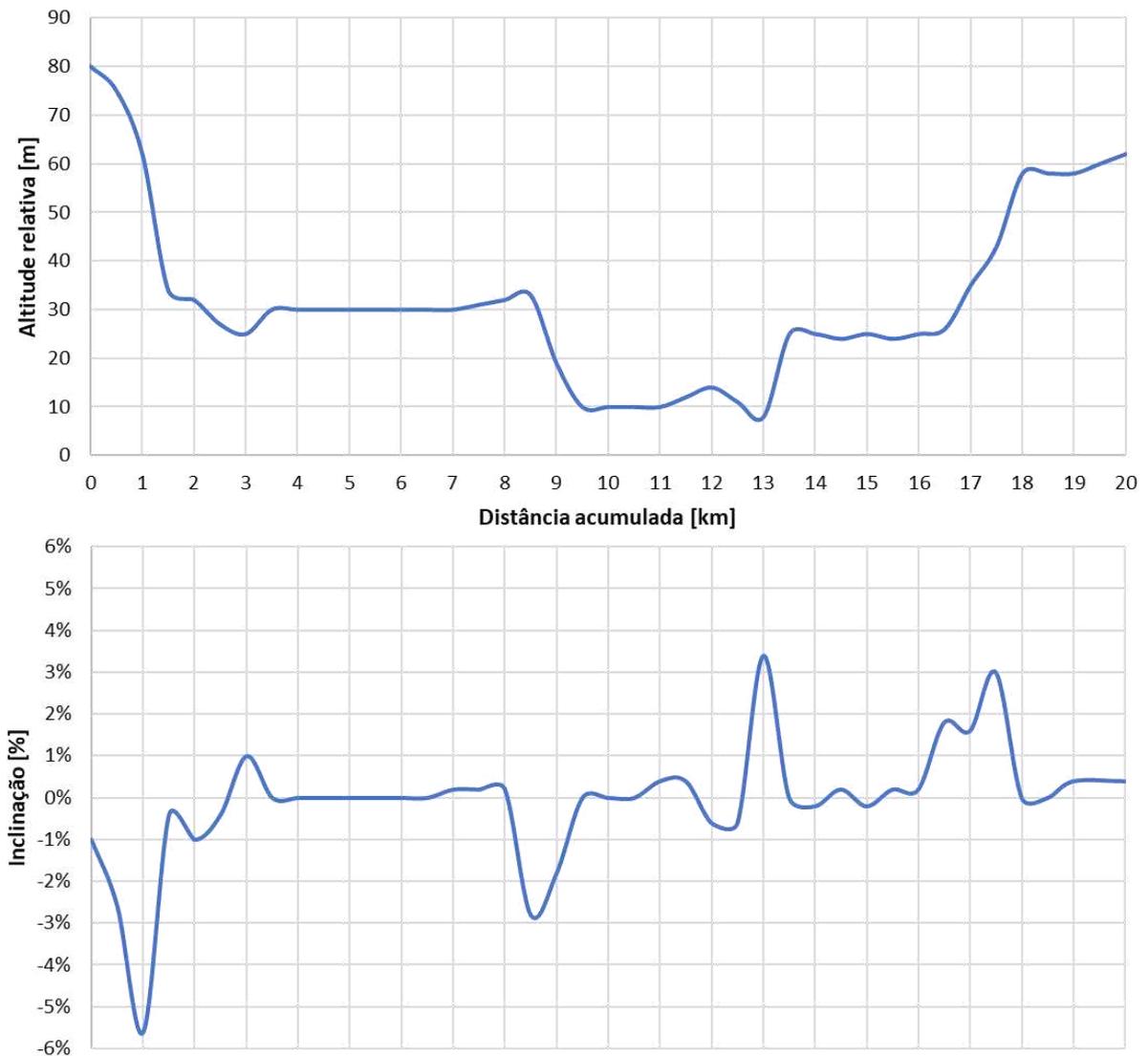


Fonte: Autor

### 3.4.6 Trajeto F

O trajeto de calibração do modelo de consumo de combustível foi criado de forma simulada. Possui 20000 m de extensão, inclinação máxima de 3,4% e mínima de -5,6%. O perfil altimétrico e a inclinação do trecho citado são apresentados na Figura 28.

Figura 28 – Perfil altimétrico e inclinação do Trajeto F

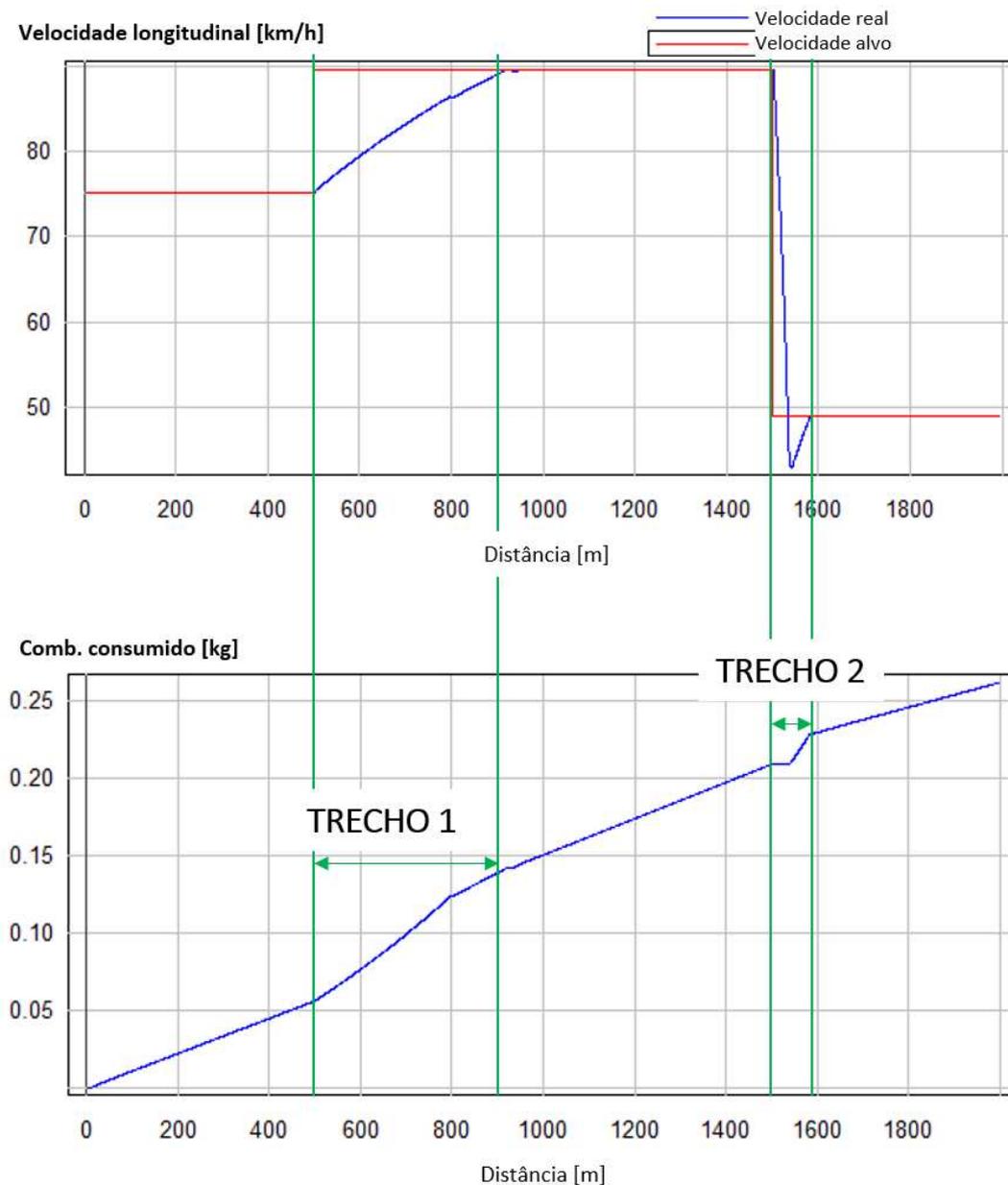


Fonte: Autor

### 3.5 PROBLEMA DE CONTROLE ÓTIMO

Barbosa, Mendes e Leonardi (2022) verificaram o desempenho de um perfil de controle ótimo quase-estático no TruckSim, Figura 29. O perfil azul na imagem, que representa a velocidade real, é obtido através de um controlador PI (Proporcional Integral) do próprio TruckSim. Os autores concluíram que devido ao degrau de velocidade nos transientes de aceleração, exemplificado pelo “Trecho 1”, o esforço gerado no controlador faz com que a taxa de consumo de combustível nesses instantes seja alta, mesmo desconsiderando a inclinação da pista.

Figura 29 – Gráficos de velocidades alvo (vermelho) e real (azul) e massa de combustível consumida durante um trecho de 2000 m em pista plana



Fonte: Autor “adaptado de” Barbosa; Mendes; Leonardí, 2022

Os autores também concluíram que no fim dos trechos de desaceleração, como ilustrado no “Trecho 2”, uma alta taxa de consumo de combustível ocorre, já que o controlador acelera o veículo para compensar o sobressinal.

Aqui, o método apresentado é uma evolução da proposta de Barbosa, Mendes e Leonardí (2022), que consiste em perfil ótimo quase-estático com rampas de aceleração e desaceleração entre as seções de velocidade constante. O otimizador utilizado nesta proposta foi o fmincon,

do Matlab, que é um *solver* baseado no método do gradiente. O algoritmo utilizado foi o *interior-point*, que já vem pré-definido no *solver*.

Como já citado anteriormente, uma das simplificações do modelo consiste na adoção de regime de fluxo livre, ou seja, o comportamento de controle de velocidade do motorista é voluntário e não é afetado por outros veículos próximos (WU; ZHAO; OU, 2011). Sendo assim, condições de tráfego ou congestionamento não foram consideradas como restrições do modelo.

### 3.5.1 Abordagem quase-estática

Para obter o perfil de velocidade ótimo através da abordagem quase-estática, dividiu-se o trajeto de estudo em N segmentos, e uma velocidade ótima foi encontrada para cada um deles. Ainda durante o processo de otimização, as rampas de aceleração e desaceleração foram calculadas e o consumo desses trechos também foram adicionados ao consumo total. Nesta seção, o problema de otimização do tipo degrau é explicado inicialmente. Após isso, apresenta-se como os trechos de aceleração foram adicionados, assim como as diferenças entre as soluções.

Tendo em vista o modelo de consumo de combustível da Equação (10), e sabendo que para cada trecho o consumo de combustível pode ser expresso pela multiplicação entre a respectiva taxa de consumo e o respectivo tempo adotado, a função objetivo que representa o consumo de combustível total do veículo pode ser definida via Equação (18).

$$J = \int_{t_0}^{t_1} FC_1(v)dt + \int_{t_1}^{t_2} FC_2(v)dt + \dots + \int_{t_{N-1}}^{t_N} FC_N(v)dt \quad (18)$$

sendo  $J$  o consumo de combustível do intervalo (L) e  $t$  o intervalo de tempo adotado.

No modelo, é assumido que a inclinação da pista é constante em cada segmento N. Nos trechos de velocidade constante, também se assume a taxa de consumo de combustível como constante, já que a mesma depende apenas da velocidade quando não há aceleração. Como o trajeto é conhecido e foi dividido em setores iguais, define-se a Equação (19) para os trechos de velocidade constante.

$$J_i = C_i \frac{d_i}{v_i} \quad (19)$$

Sendo  $C_i$  a taxa de consumo fixa de cada setor (L/s),  $d_i$  a distância de cada setor e  $v_i$  a velocidade de cada setor.

Em relação às restrições e limites, definiu-se os valores de velocidade máxima  $v_{max}$ , velocidade mínima  $v_{min}$ , potência máxima  $P_{motor}$  e velocidade nominal  $v_{nom}$ . Esta última restrição é definida a partir da velocidade usada no perfil de velocidade constante que foi comparado ao perfil ótimo, apresentado na seção 3.6, a fim de obter um equilíbrio entre o consumo de combustível e o tempo de viagem (NANNI *et al.*, 2019). Como a distância total do percurso é previamente conhecida, tendo a velocidade nominal também se tem o possível tempo de percurso, Equação (20).

$$\frac{d_{total}}{v_{nom}} = \frac{d_1}{v_1} + \frac{d_2}{v_2} + \dots + \frac{d_N}{v_N} \quad (20)$$

onde  $d_{total}$  representa a distância total do percurso e  $v_{nom}$  representa a velocidade nominal adotada para o percurso.

Uma outra restrição que foi adicionada neste problema foi de que a primeira e a última seção dos perfis ótimos devem ter velocidade idêntica à velocidade nominal  $v_{nom}$ . Esta condição foi adicionada visando garantir que o perfil ótimo não insira velocidades muito altas no início do trajeto buscando iniciar o problema com alta energia potencial, o que poderia superestimar a economia de combustível.

Com as Equações (10)-(15) e (18)-(20), pode-se formular o problema de otimização do tipo degrau conforme as Equações (21)-(22), sujeita às Equações (23)-(25).

$$\min_{v_1, v_2, \dots, v_N} \sum_{i=1}^N \begin{cases} (\alpha_0 + \alpha_1 P_i + \alpha_2 P_i^2) \frac{d_i}{v_i}, & \forall P(t) \geq 0 \\ (\alpha_0) \frac{d_i}{v_i} & \forall P(t) < 0 \end{cases} \quad (21)$$

$$\text{onde } P_i = \frac{\left(\frac{1}{2} \rho v_i^2 C_d A\right) + mg \left(\frac{Cr}{1000} (c_{1a}(v_i) 3,6 + c_{2a}) + \text{sen}(\theta_i)\right)}{1000 \eta_d} v_i \quad (22)$$

$$\text{sujeito a } \sum_{i=1}^N \frac{d_i}{v_i} \leq \frac{d_{total}}{v_{nom}} \quad (23)$$

$$v_{min} \leq v_i \leq v_{max} \quad (24)$$

$$P_i \leq P_{motor} \quad (25)$$

sendo  $P_{motor}$  a potência máxima do motor.

Nos trechos de aceleração/desaceleração seguiu-se o conceito apresentado por Wu, Zhao, Ou (2011), no qual a velocidade varia da velocidade  $v_i$  até a velocidade  $v_{i+1}$ . Além disso, a fim de simplificação, o intervalo entre as velocidades é dividido em  $l$  segmentos iguais, com

um intervalo  $\Delta$  que se refere a um número infinitesimal, Equações (26)-(27). Para trechos de aceleração, a variável  $\Delta$  assume valores positivos, e para trechos de desaceleração, valores negativos. Neste modelo, também se assume que a aceleração permanece constante durante cada intervalo  $\Delta$ . A Equação (28) define o tempo gasto em cada seção de aceleração/desaceleração, e a Equação (29) define o consumo total desse mesmo trecho.

$$v_i, v_i + \Delta, v_i + 2\Delta, \dots, v_{i+1} \quad (26)$$

$$l = \frac{v_{i+1} - v_i}{\Delta} \quad (27)$$

$$t_k = \Delta/a_j \quad (28)$$

$$J_j = C_k t_k + C_{k+1} t_{k+1} + C_{k+2} t_{k+2} + \dots + C_l t_l \quad (29)$$

sendo que  $j$  representa o índice da rampa de aceleração/desaceleração, e tem um índice a menos do que a variável  $N$ . A variável  $k$  representa o índice de cada iteração da rampa, e tem  $l$  valores.

Segundo Rakha *et al.* (2001), a aceleração do veículo é maior ao sair da inércia, e vai reduzindo enquanto o veículo aumenta sua velocidade. Em seu estudo, os autores mostraram que um caminhão com relação peso/potência de 277 lb/hp tem aceleração máxima de 1,64 m/s ao sair da inércia, mudando para 0,34 m/s na velocidade de aproximadamente 34 km/h. Tendo isto em vista, entende-se que aqui as acelerações não terão uma alta amplitude, já que a faixa de velocidade permitida varia de 45 a 90 km/h. Tal amplitude foi definida com base nas velocidades máximas e mínimas permitidas para caminhões trafegando pelas rodovias de onde os trajetos C, D e E foram retirados.

Considerando a massa de 16 toneladas e a potência de 150 kW do veículo de estudo, pôde-se definir a relação peso/potência do mesmo, 175 lb/hp. Com base na tabela ilustrada no estudo de Yang *et al.* (2016, apud PLINE, 1999), Tabela 3, e na discussão do parágrafo anterior, o valor de aceleração assumido para este estudo foi a designada para transições de 40 a 50 mph em veículos com relação peso/potência de 200 lb/hp, 0,5 ft/s<sup>2</sup> (0,15 m/s<sup>2</sup>), respeitando as possíveis velocidades a serem adotadas pelo caminhão nos trajetos aqui propostos.

Tabela 3 – Acelerações máximas típicas para caminhões documentados no manual de engenharia de tráfego ITE

Relação peso potência (lb/hp)	Aceleração máxima típica em estradas niveladas (ft/s <sup>2</sup> )			
	20-30 mph	30-40 mph	40-50 mph	50-60 mph
100	2,1	1,5	1,0	0,6
200	1,3	0,8	0,5	0,4
300	1,0	0,6	0,3	-
400	0,9	0,4	-	-

Fonte: Autor “adaptado de” Yang *et al.*, 2016

Tendo em vista o equacionamento dos trechos de aceleração em conjunto com a solução do tipo degrau, pode-se definir o problema de otimização com rampas conforme as Equações (30)-(32), sujeita às Equações (33)-(35).

$$\min_{v_1, v_2, \dots, v_N} \sum_{i=1}^N \left\{ \begin{array}{l} (\alpha_0 + \alpha_1 P_i + \alpha_2 P_i^2) \frac{d_i}{v_i}, \quad \forall P(t) \geq 0 \\ (\alpha_0) \frac{d_i}{v_i} \quad \quad \quad \forall P(t) < 0 \end{array} \right\} + \dots \quad (30)$$

$$+ \dots \sum_{j=1}^{N-1} \sum_{k=1}^l \left\{ \begin{array}{l} (\alpha_0 + \alpha_1 P_k + \alpha_2 P_k^2) t_k, \quad \forall P(t) \geq 0 \\ (\alpha_0) t_k \quad \quad \quad \forall P(t) < 0 \end{array} \right\}$$

$$\text{onde } P_i = \frac{\left(\frac{1}{2} \rho v_i^2 C_d A\right) + mg \left(\frac{Cr}{1000} (c_{1a}(v_i) 3,6 + c_{2a}) + \text{sen}(\theta_i)\right)}{1000 \eta_d} v_i \quad (31)$$

$$P_k = \frac{\left(\frac{1}{2} \rho v_k^2 C_d A\right) + mg \left(\frac{Cr}{1000} (c_{1a}(v_k) 3,6 + c_{2a}) + \text{sen}(\theta_k)\right)}{1000 \eta_d} v_k \quad (32)$$

$$\text{sujeito a} \quad \sum_{i=1}^N \frac{d_i}{v_i} + \sum_{j=1}^{N-1} t_j \leq \frac{d_{total}}{v_{nom}} \quad (33)$$

$$v_{min} \leq v_i \leq v_{max} \quad (34)$$

$$P_i \leq P_{motor} \quad (35)$$

Dentre as diferenças dos dois problemas de otimização, pode-se notar: a adição da somatória do consumo dos trechos de aceleração na Equação (30), que passa a considerar o consumo das transições de velocidade; a adição da Equação (32), que é idêntica à Equação (31),

porém com índice  $k$ , aplicada nos trechos de rampas de aceleração; a adição do tempo decorrido na transposição das rampas na Equação (33).

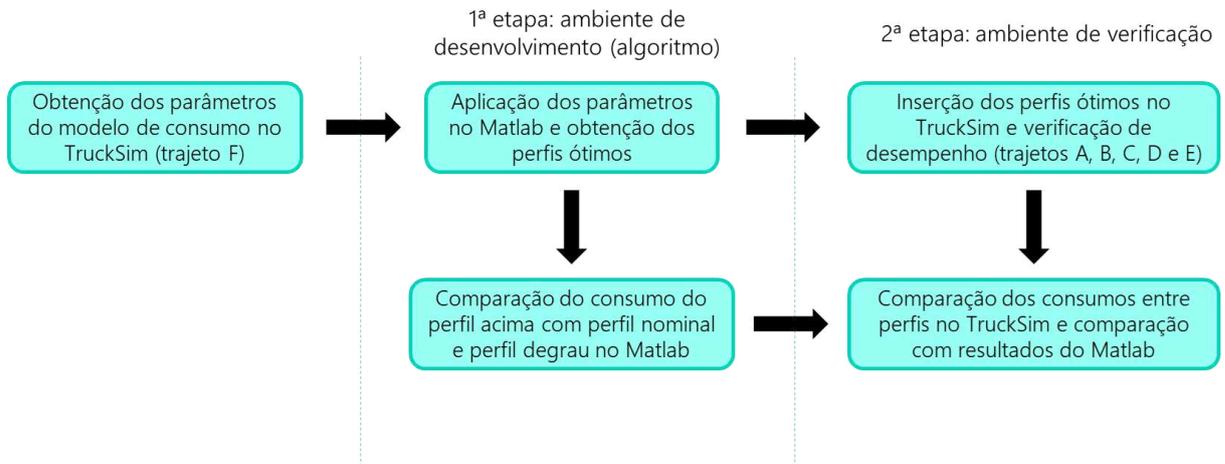
Umas das exigências do *solver* *fmincon* é um chute inicial para que o algoritmo possa buscar o mínimo da equação com base nas restrições e limites impostos. Devido à forma de equacionamento do problema deste trabalho, o perfil ótimo de mínimo consumo é muito suscetível a este primeiro chute. Portanto, uma abordagem de chute inicial duplo foi desenvolvida: o *solver* é executado duas vezes; na primeira, o chute inicial é o próprio perfil de velocidade nominal; na segunda, o chute inicial é o perfil ótimo degrau do método de Barbosa, Mendes e Leonardi (2022). Após isso, o perfil ótimo com rampas considerado é que o apresenta o menor consumo final dessas duas execuções.

### 3.6 VERIFICAÇÃO DE DESEMPENHO

Para obtenção e verificação do desempenho do perfil ótimo de velocidade, o algoritmo foi simulado paralelamente nos programas Matlab e TruckSim. O método adotado nesta fase consiste em duas etapas, vide Figura 30. Na primeira etapa, as condições de contorno e os parâmetros foram aplicados no algoritmo, e os perfis ótimos de velocidade foram obtidos no programa Matlab. Como já citado anteriormente no que se refere ao modelo de consumo de combustível, o ensaio para obtenção dos coeficientes  $\alpha_0$ ,  $\alpha_1$  e  $\alpha_2$  foi realizado com base no próprio veículo do TruckSim, logo, os dados inseridos no Matlab respeitam o veículo adotado. Ainda na primeira etapa, o consumo do perfil ótimo aqui proposto (com as rampas de aceleração e desaceleração) foi comparado com os consumos de um perfil ótimo degrau via método de Barbosa, Mendes e Leonardi (2022) e de um perfil de velocidade constante (perfil nominal). Nesta etapa, o consumo de combustível foi obtido em malha aberta através dos modelos considerando que o veículo seguiria exatamente os perfis de velocidade.

Já na segunda etapa, os três perfis citados anteriormente foram aplicados no TruckSim a fim de avaliar os resultados fora do ambiente de obtenção das soluções e dentro de um ambiente de verificação robusto no que tange à proximidade de um ensaio experimental. Nesta etapa, o objetivo de controle foi o próprio programa tentando seguir o perfil ótimo.

Figura 30 – Fluxograma do método de verificação de desempenho



Fonte: Autor

O TruckSim é um programa voltado para a análise de dinâmica veicular de veículos comerciais, através de modelos matemáticos validados experimentalmente e abordando diversos aspectos dimensionais e cinemáticos tanto do veículo como do trajeto. No desenvolvimento do ambiente de estudo, a fim de deixá-lo verificável e reproduzível, buscou-se utilizar o máximo de definições possíveis da biblioteca do TruckSim. Contudo, como os trajetos deste estudo não constam na biblioteca original do programa, os mesmos foram adicionados manualmente, a partir do perfil altimétrico dos mesmos.

O procedimento de utilização do TruckSim consiste basicamente em duas operações: seleção do veículo e seleção da manobra. Esta última inclui a parametrização do perfil do trajeto e da forma de condução do teste desejado (BARBOSA; MENDES; LEONARDI, 2022).

### 3.6.1 Dados do veículo

Como citado anteriormente, o veículo utilizado foi um caminhão simples de configuração 4x2 com 16 toneladas de PBT. No programa, foi selecionado o modelo “Conv. Van (7-spd, AT, Park TQ.)”. A Figura 31 exibe as propriedades inerciais utilizadas, respeitando as cargas máximas por eixo do CONTRAN. Esses foram os únicos parâmetros alterados do veículo base; todos os outros parâmetros utilizados foram os padrões da biblioteca, Figura 32.

Figura 31 – Propriedades inerciais do caminhão de estudo no programa TruckSim

All dimensions and coordinates are in millimeters

Frame Torsional Flexibility and Suspended Cab  
 Check this box to use more detailed math models with torsional flexibility of the chassis (frame) of the lead unit and all trailers, and a further option to define a suspended cab. The extended models require a separate license feature.

Inertial properties for the sprung mass are for the design configuration, with no payloads

Sprung mass:	16000	kg	<input type="checkbox"/> Edit radii of gyration	
Roll inertia (Ixx):	2286.8	kg-m <sup>2</sup>	Rx:	0.378
Pitch inertia (Iyy):	35408.7	kg-m <sup>2</sup>	Ry:	1.488
Yaw inertia (Izz):	34823.2	kg-m <sup>2</sup>	Rz:	1.475
Product (Ixy):	0	kg-m <sup>2</sup>	Inertia and radius of gyration are related by the equation: $I = M \cdot R^2$	
Product (Ixz):	1626	kg-m <sup>2</sup>	Radii must be specified with numbers; formulas are not supported	
Product (Iyz):	0	kg-m <sup>2</sup>		

Fonte: Autor

Figura 32 – Configurações construtivas do caminhão de estudo no programa TruckSim

Sprung mass:	Sprung Mass: Rigid	<input type="checkbox"/> 3x1 image scale	
Aero:	Conventional Van MESTRADO #1	<input type="checkbox"/> 3x1 image scale	
Animator:	Conv. Cab w/ Fairings, 5 m Ref.		
Tires:	Animator Shape(s): Vehide Shape		
Steer system:	2A Conventional Truck		
Powertrain:	3000 kg Steer, 3000 kg Drive (510 mm)		
	Steering Wheel Torque		
	Linear: 1/25 (Typical)		
	4x2, axle 2		
	150 kW, 5 Speed AT TESTE		

Always install speed controller for this vehicle

Hitch

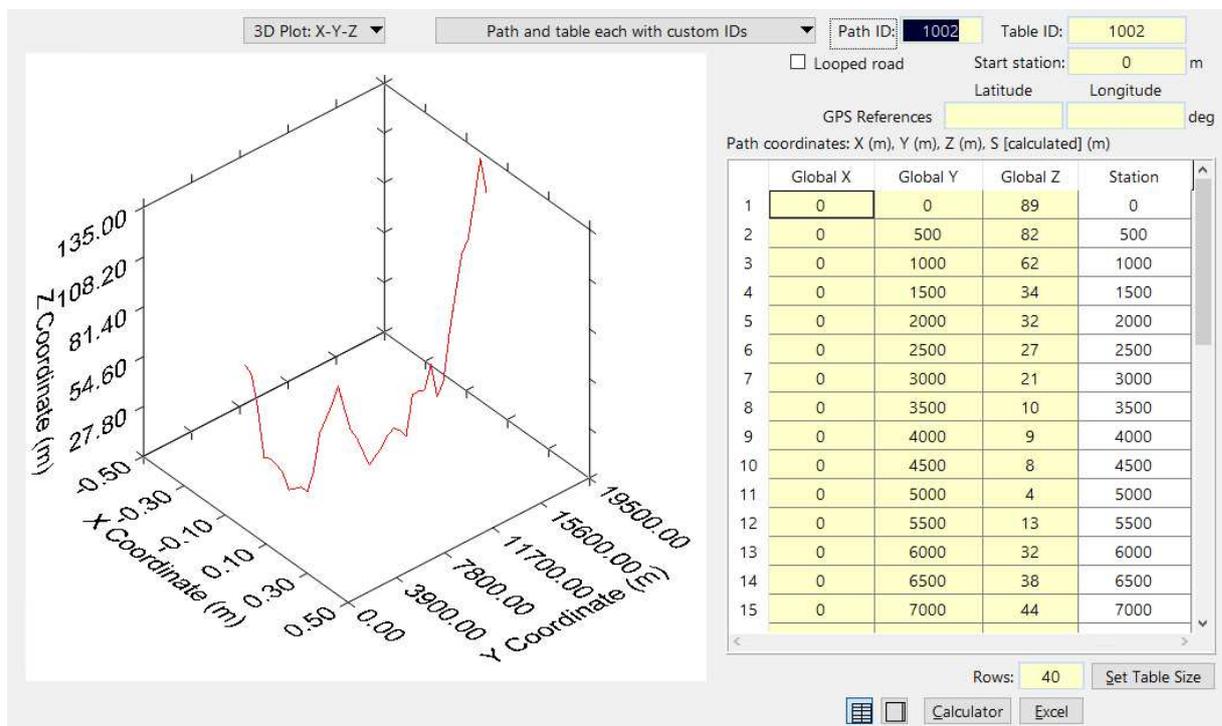
<b>Axle 1</b>	X distance back: 0 mm	<b>Axle 2</b>	X distance back: 5000 mm
Susp Kin:	Type: Solid axle (steered)	Type:	Solid axle
Comp:	5.5t Steer, Single Wheel - Kinematics		8.5t Drive, Dual Wheels
Brakes:	5.5t Leaf: +150 mm, -150 mm Travel		8.5t Leaf: +100 mm, -60 mm Travel
Steering:	10 kN-m capacity, Hydraulic (2 ch. ABS)		10 kN-m capacity, Hydraulic (2 ch. ABS)
Misc:	Medium (5 m) Wheelbase (Park Tq.)		
	Misc (Axle 1):		Misc (Axle 2):

Fonte: Autor

### 3.6.2 Dados da manobra

A parametrização dos perfis de trajeto foi realizada através da ferramenta “Reference Path: X-Y-Z Coords of Ref. Line”. Após isso, a altitude foi adicionada a cada 500 metros, e os perfis foram gerados. Considerou-se trechos completamente retos horizontalmente e coeficiente de atrito de 0,85 em todos os trajetos do estudo. A Figura 33 exemplifica o método de criação do Trajeto C, apresentado na seção 3.4.3.

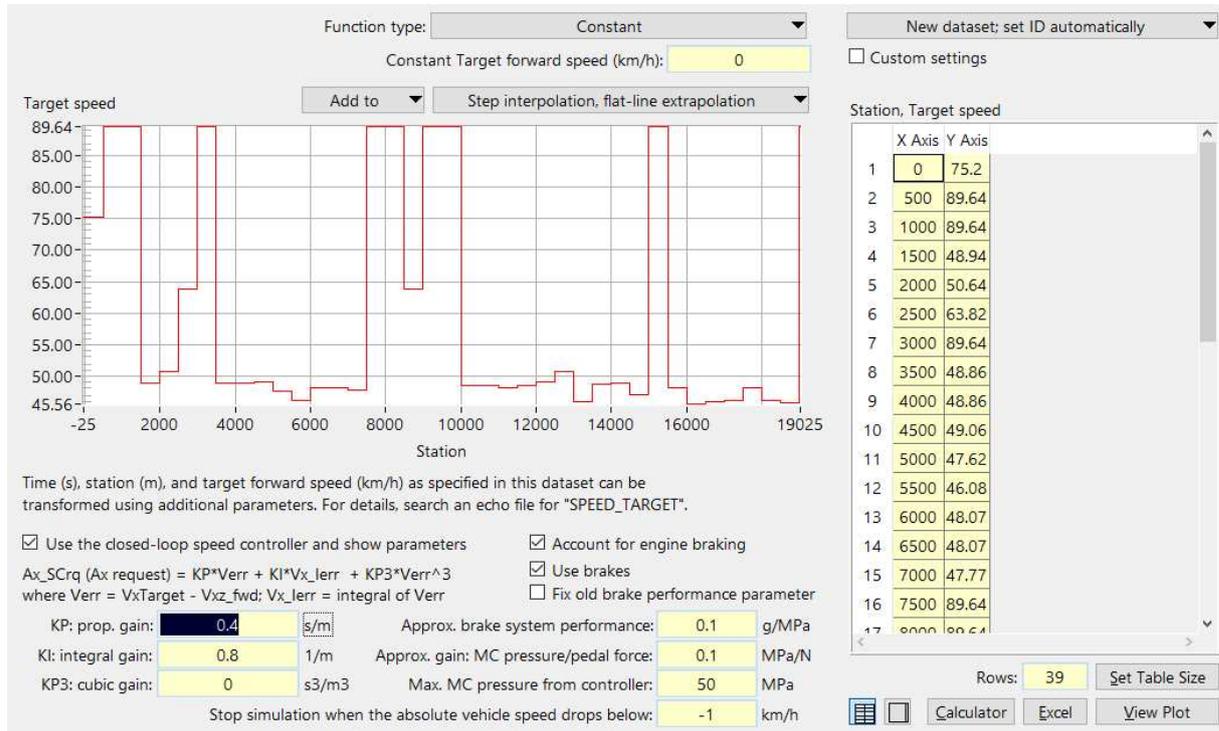
Figura 33 – Perfil de referência do Trajeto C no programa TruckSim



Fonte: Autor

Já a parametrização da forma de condução dos perfis de velocidade foi feita de duas formas: para o perfil de velocidade que simula um CC, o veículo foi conduzido em velocidade constante. Já os perfis ótimos de velocidade foram introduzidos através da ferramenta “Target speed vs. time/station”, vide exemplo da Figura 34.

Figura 34 – Perfil de velocidade ótimo introduzido no programa TruckSim



Fonte: Autor

Ambas as aplicações, velocidade constante e perfil ótimo, são controladas por um controlador PI, vide informações na parte inferior da Figura 34. O método de definição dos parâmetros utilizados é descrito na seção 4.1. Para o câmbio, foi selecionada a opção para trocas automáticas “AT (All Available Gears)”, dentro do menu “Shifting Control: Closed-Loop Shift Control”.

Em suma, este capítulo buscou descrever os procedimentos empregados na coleta e geração de dados do estudo, desde a seleção dos modelos referentes ao veículo e definição dos parâmetros destes modelos que respeitem o objetivo de ser de fácil calibração empírica, seleção dos trajetos que abrangessem as mais variadas condições que o veículo pode deparar, definição do método de controle ótimo com respeito à robustez e baixa demanda computacional para aplicação experimental e verificação de desempenho através de um ambiente robusto de análise de dinâmica veicular. Isto permitiu que os resultados pudessem ser levantados e percorridos de forma confiável.

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Neste capítulo são apresentados e discutidos os resultados da aplicação da metodologia citada na seção anterior. As seções a seguir citadas buscam demonstrar a capacidade e os limites da proposta de solução de otimização de perfis de velocidade em veículos pesados. Como já abordado, o caminho do estudo sempre foi trilhado no âmbito de que a solução precisa ser de aplicação genérica e que não necessite em sua calibração dados altamente custosos a serem obtidos, como fazem as soluções já existentes disponibilizadas por algumas montadoras. A seção 4.1 é dedicada aos resultados da calibração dos ganhos do controlador PI do TruckSim. Em relação ao modelo de consumo de combustível, a seção 4.2 é dedicada à calibração e a seção 4.3 aos resultados da validação dele. A seção 4.4 apresenta a análise de sensibilidade das variáveis relevantes da solução. Já a validação da solução, tanto nos trajetos fictícios como nos trajetos reais, é apresentada na seção 4.5. Os códigos usados para as simulações podem ser encontrados em um pacote aberto na plataforma *GitHub*, de nome *Optimal-Speed-Profile*, mantido por Barbosa (2023). Cabe ressaltar que em todas as análises aqui citadas, o veículo utilizado foi o apresentado na seção 3.6.1.

### 4.1 CALIBRAÇÃO DOS GANHOS DO CONTROLADOR PI DO TRUCKSIM

Diferentemente do Matlab onde o perfil de velocidade é a solução do problema de controle ótimo, no TruckSim o perfil de velocidade é imposto e o controle de cruzeiro, através de um controlador PI, tenta seguir essa referência com base em um sistema de malha fechada. A Equação (36) ilustra o método de controle, através do cálculo da aceleração aplicada no veículo.

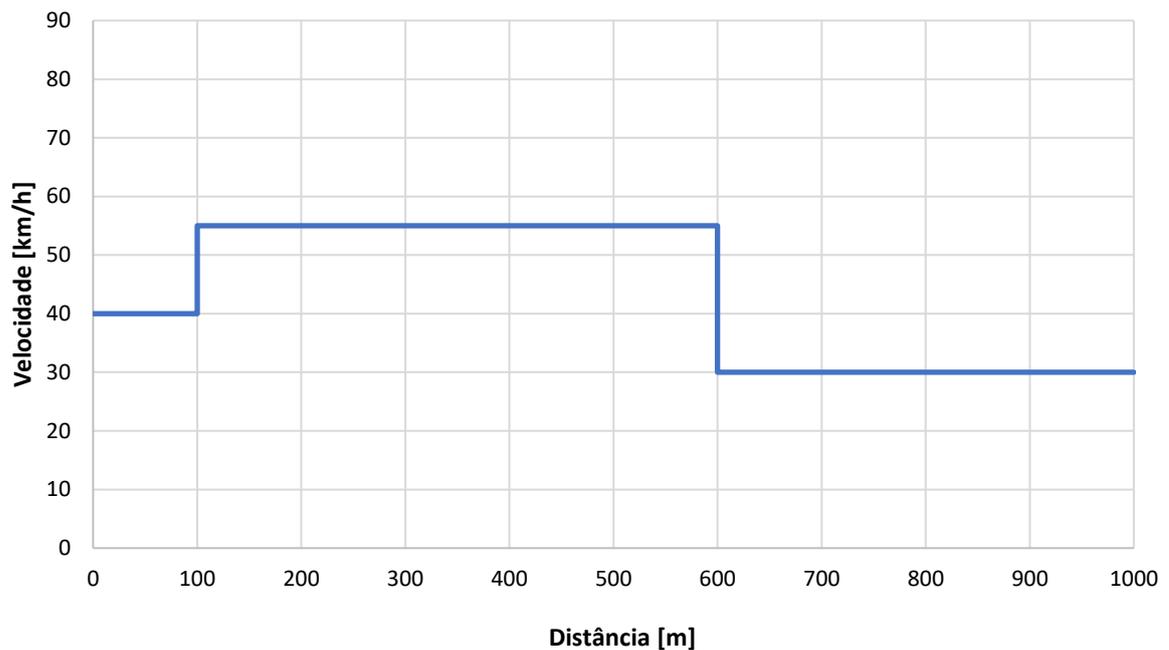
$$A_{xrequest} = KP * V_{err} + KI * V_{xIerr} + KP3 * V_{err}^3 \quad (36)$$

sendo  $A_{xrequest}$  a aceleração aplicada no veículo,  $KP$  o ganho proporcional,  $V_{err}$  a diferença entre a velocidade ótima e a velocidade real,  $KI$  o ganho integral,  $V_{xIerr}$  a integral de  $V_{err}$  e  $KP3$  o ganho cúbico.

Para definir os 3 parâmetros do controlador PI apresentados na Figura 34,  $KP$ ,  $KI$  e  $KP3$ , o método de Ziegler–Nichols foi utilizado (ZIEGLER e NICHOLS, 1993). Trata-se de um método heurístico de calibração dos ganhos de um controlador PID (Proporcional Integral Derivativo). Neste trabalho, desconsiderou-se a adição do ganho  $KP3$ , pois seu efeito não se

mostrou relevantes nas simulações. Também não foi utilizado um ganho de ação derivativa já que o ambiente base do TruckSim não fornecia essa opção. A pista utilizada nessa calibração foi um trecho plano de 1000 m de comprimento, com perfil de velocidade ilustrado na Figura 35. As variações de velocidade foram adicionadas para verificar o comportamento do controle e definição do ganho crítico  $KU$  (ponto onde a resposta começa a oscilar).

Figura 35 – Perfil de velocidade para calibração dos ganhos do controlador PI



Fonte: Autor

Durante as simulações, o ganho crítico  $KU$  atingido foi de 1,2 e o período crítico  $T_U$  de 1,2 segundo. Através das Equações (37) e (38) pôde-se chegar nos ganhos proporcional  $KP$  e integral  $KI$ .

$$KP = 0,45KU = 0,45 \cdot 1,2 = 0,54 \quad (37)$$

$$KI = 0,54 \frac{KU}{T_U} = 0,54 \cdot \frac{1,2}{1,2} = 0,54 \quad (38)$$

Para a definição dos parâmetros de frenagem do controle vistos na Figura 34, “brake system performance”, “MC pressure/pedal force gain” e “max. MC pressure”, uma análise de sensibilidade foi realizada nos Trajetos A e B dos exemplos das Figuras 23 e 24. A Tabela 4 exhibe os valores assumidos em cada uma das simulações, assim como o consumo total do veículo para o Trajeto A; já a Tabela 5 para o Trajeto B. Em ambas as Tabelas 4 e 5, na primeira

linha de dados numéricos, são apresentados os valores dos parâmetros de frenagem utilizados inicialmente, que são os sugeridos pelo programa.

Tabela 4 – Análise de sensibilidade dos parâmetros de frenagem do CC no Trajeto A

KP (s/m) e KI (1/m)	KP3 (s <sup>3</sup> /m <sup>3</sup> )	Brake system perf. (g/MPa)	MC pressure/pedal force gain (MPa/N)	Max MC pressure (MPa)	Consumo total (kg)
0,54	0	0,5	0,1	15	2,2140
0,54	0	0,5	0,1	100	2,2140
0,54	0	0,5	1	15	2,2140
0,54	0	0,5	0,01	15	2,2140
0,54	0	5	0,1	15	2,1856
0,54	0	20	0,1	15	2,1764
0,54	0	0,05	0,1	15	2,2235

Fonte: Autor

Tabela 5 – Análise de sensibilidade dos parâmetros de frenagem do CC no Trajeto B

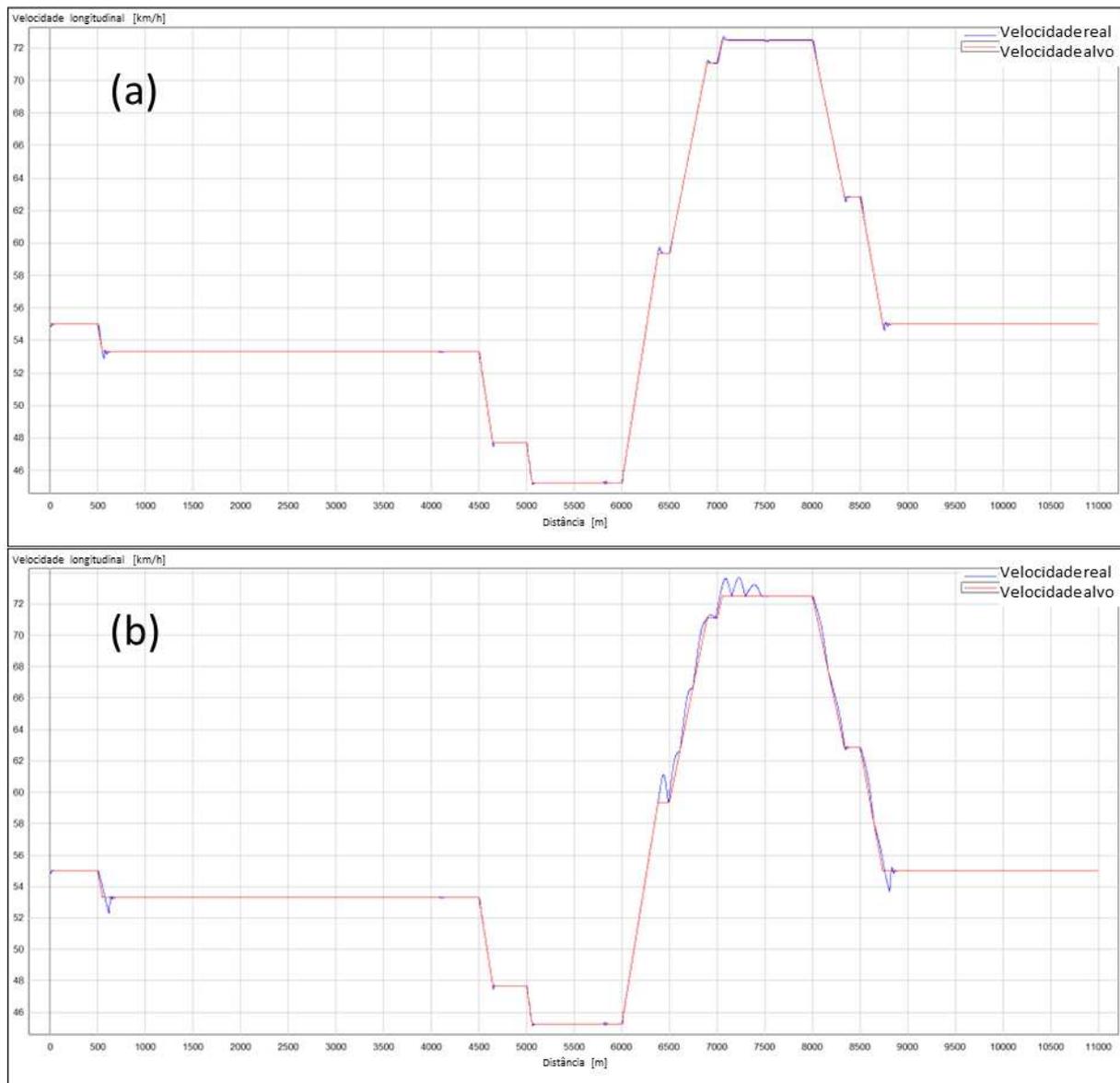
KP (s/m) e KI (1/m)	KP3 (s <sup>3</sup> /m <sup>3</sup> )	Brake system perf. (g/MPa)	MC pressure/pedal force gain (MPa/N)	Max MC pressure (MPa)	Consumo (kg)
0,54	0	0,5	0,1	15	2,2386
0,54	0	0,5	0,1	100	2,2386
0,54	0	0,5	1	15	2,2386
0,54	0	0,5	0,01	15	2,2386
0,54	0	5	0,1	15	2,2386
0,54	0	20	0,1	15	2,2386
0,54	0	0,05	0,1	15	2,2386

Fonte: Autor

Na análise do Trajeto A mencionada acima, a variação dos parâmetros “MC pressure/pedal force gain” e “max. MC pressure” não afetou nem a resposta do controle de cruzeiro nem o consumo final, contudo, a variação do parâmetro “brake system performance” afetou ambos. Este último parâmetro representa a sensibilidade da frenagem do veículo, ou seja, qual desaceleração ele atinge para cada unidade de pressão gerada no sistema de freio. Quanto maior este valor, mais sensível o sistema. No Trajeto B, em nenhum momento a resposta do controle ou o consumo final foram afetados. A justificativa para tal acontecimento pode ser atribuída ao perfil topográfico desta rota, vide Figura 24. Como não há trechos de descida, apenas trechos planos ou de subida, o freio tem pouca ou nenhuma atuação, logo, variar os parâmetros de frenagem não afetam a resposta.

Abaixo na Figura 36 são comparadas as duas respostas do CC ao perfil ótimo no Trajeto A, usando o valor de “brake system performance” padrão do TruckSim, 0,5 g/MPa, assim como o melhor valor encontrado na análise de sensibilidade, 0,05 g/MPa.

Figura 36 – Perfis de velocidades alvo (vermelho) e real (azul) no Trajeto A. (a) “Brake system performance” 0,05 g/MPa; (b) “Brake system performance” 0,5 g/MPa.



Fonte: Autor

Apesar do controle “(a)” ainda apresentar sobressinal, os mesmos foram desconsiderados já que são muito pequenos, inferiores a 1 km/h. Assim, definiu-se os parâmetros do controlador PI do TruckSim, tanto de aceleração como frenagem, vide Tabela 6.

Tabela 6 – Parâmetros do controlador PI adotados para todas as simulações

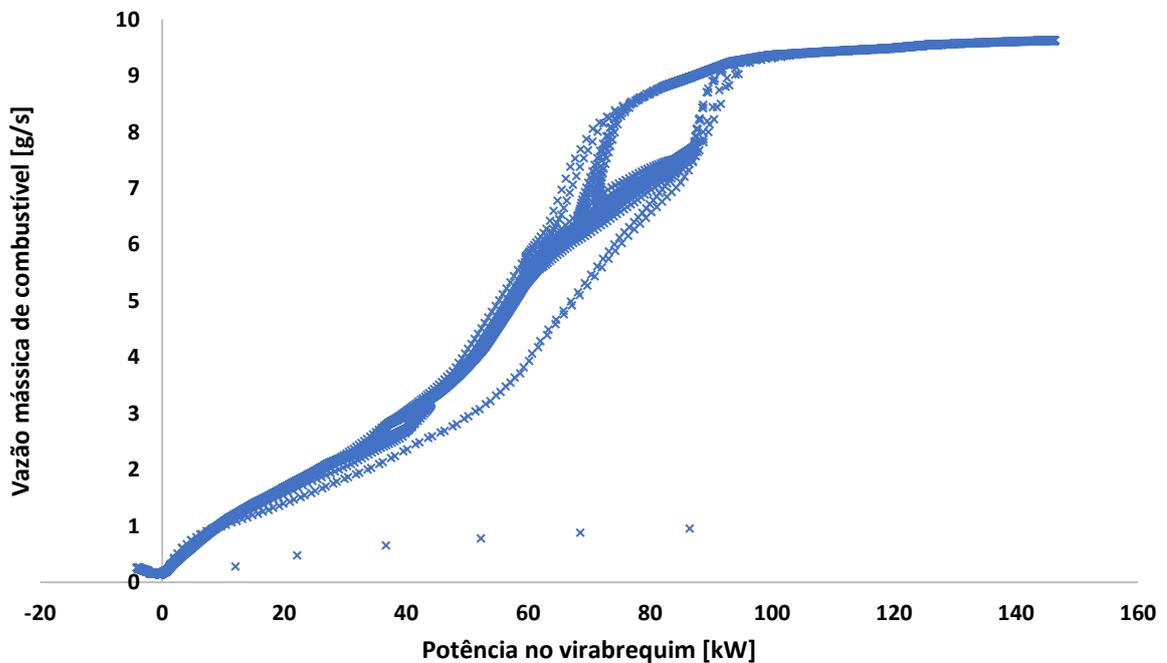
KP (s/m)	KI (1/m)	KP3 (s <sup>3</sup> /m <sup>3</sup> )	Brake system perf. (g/MPa)	MC pressure/pedal force gain (MPa/N)	Max MC pressure (MPa)
0,54	0,54	0	0,05	0,1	15

Fonte: Autor

## 4.2 CALIBRAÇÃO DO MODELO DE CONSUMO DE COMBUSTÍVEL

Como já mencionado, devido à alta dependência dos coeficientes  $\alpha_0$ ,  $\alpha_1$  e  $\alpha_2$  em relação às características construtivas do motor e seu estado de conservação, eles foram obtidos através de ensaios. A rota utilizada nesta calibração foi o Trajeto F. A Figura 37 exibe a nuvem de pontos obtida através dos dados de potência no virabrequim e vazão mássica de combustível. O programa fornece os dados a uma frequência de 40 Hz, logo, o gráfico conta com 53892 pontos. O trajeto durou aproximadamente 1347 segundos.

Figura 37 – Nuvem de pontos de vazão mássica de combustível vs. potência no virabrequim para o veículo de estudo no Trajeto F

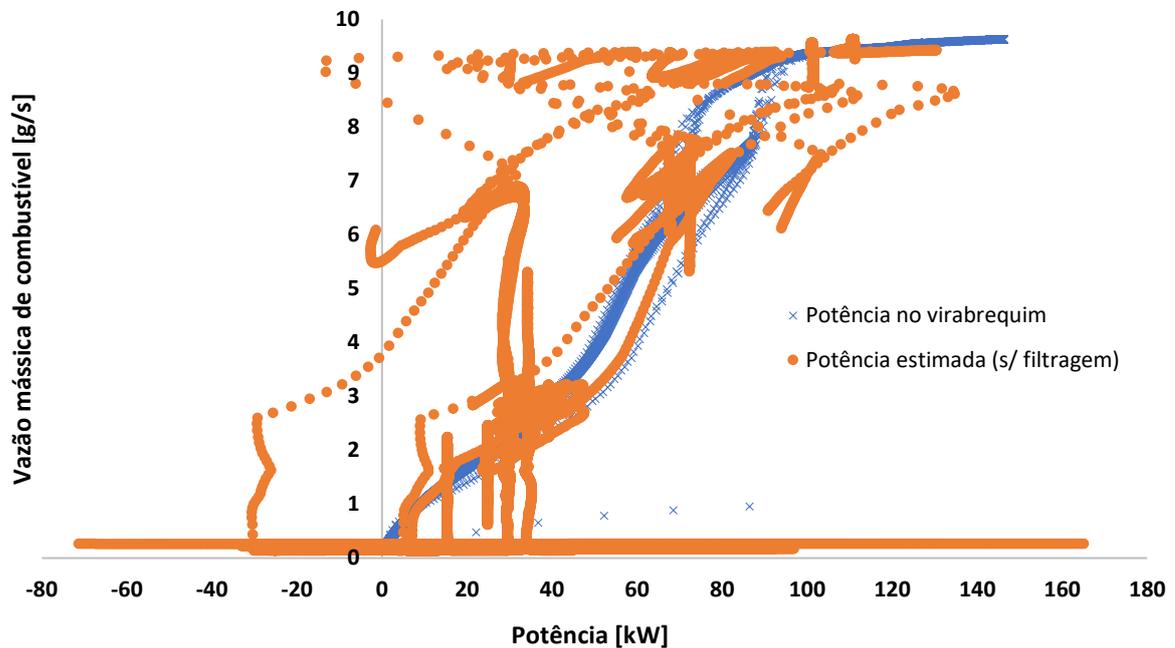


Fonte: Autor

É visível no gráfico acima que os pontos formam um perfil parecido com o do estudo de Wang e Rakha (2017b), Figura 22. Apesar de até aproximadamente 80 kW a forma ser visualmente convexa, os pontos posteriores à potência de 80 kW tornam o formato côncavo.

Com o objetivo de tornar esse experimento aplicável experimentalmente, e sabendo que a aquisição da potência no virabrequim do motor é bastante custosa, o mesmo gráfico foi levantado considerando desta vez a potência estimada via equação da dinâmica longitudinal, Figura 38.

Figura 38 – Nuvem de pontos de vazão mássica de combustível vs. potência no virabrequim (azul) e potência estimada (laranja) para o veículo de estudo no Trajeto F

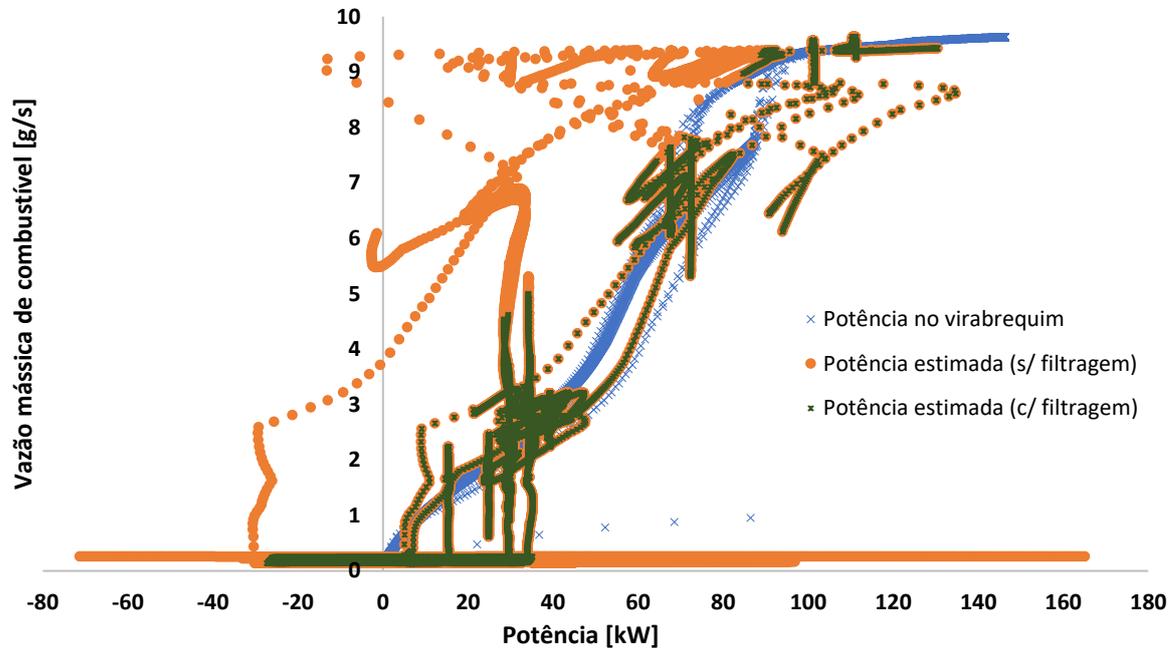


Fonte: Autor

É notório que os pontos em laranja possuem alta dispersão. Isso acontece devido basicamente à alta influência da parcela da aceleração na estimativa da potência, vide Equação (10). Como a massa do veículo é alta, qualquer pequena aceleração introduzida na equação varia bastante o valor da potência estimada. Wang e Rakha (2016) experienciaram problemas parecidos em seu trabalho, e para eliminação dos *outliers*, os autores aplicaram três técnicas estatísticas: *studentized residual*, *leverage* e *cook's distance*. Aqui, foi optado pela não utilização da técnica *leverage*, já que ela é recomendada para detecção de *outliers* na variável independente (direção x), que aqui, seguem a linha de regressão prevista. Na Figura 38 é visível que existem pontos cujo valor x são incomuns, mas esses não seguem a linha de tendência.

A Figura 39 exibe o mesmo gráfico da Figura 38, porém, com a adição dos dados após a aplicação dos filtros *studentized residual* e *cook's distance* em verde. Para o filtro *studentized residual* considerou-se o valor de corte de  $\pm 1$ ; para o filtro *cook's distance*, o valor de corte usado foi  $4,07E-05$ , encontrado ao multiplicar a média de todos os pontos por três.

Figura 39 – Nuvem de pontos de vazão mássica de combustível vs. potência no virabrequim (azul), potência estimada sem filtragem (laranja) e potência estimada com filtragem (verde) para o veículo de estudo no Trajeto F

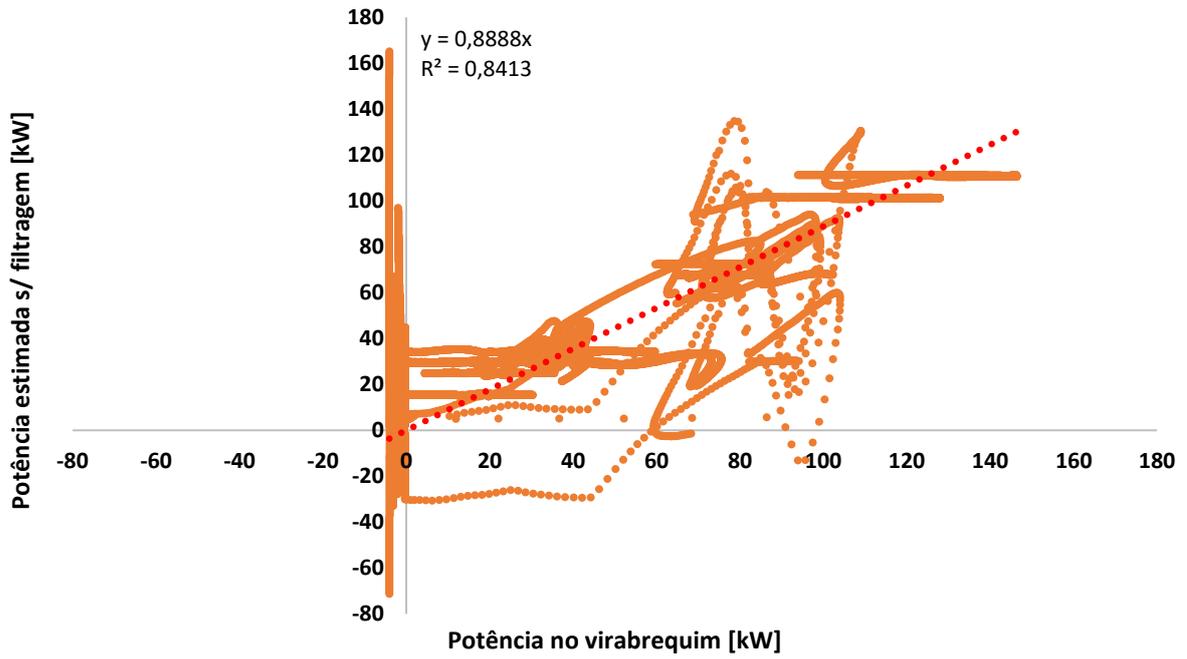


Fonte: Autor

Apesar de visualmente explícita a redução na dispersão dos dados após a aplicação dos filtros, a filtragem removeu apenas 3611 dos 53892 pontos da nuvem de dados laranja, aproximadamente 6,7%.

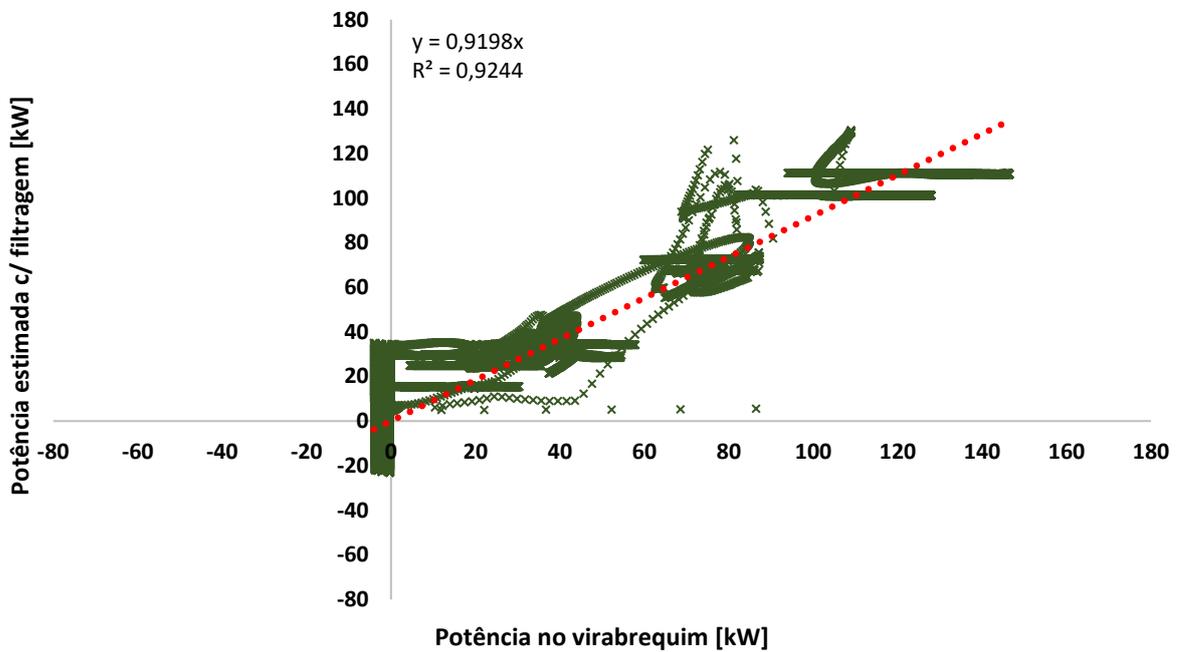
Para uma análise mais quantitativa, a equação da regressão e o coeficiente de determinação da relação entre as potências foram comparadas antes e depois da aplicação dos filtros. Na Figura 40 é apresentada a relação entre os dados estimados e medidos antes da filtragem. Já a Figura 41 apresenta a mesma relação após a filtragem. Em ambos os gráficos o coeficiente linear foi restringido a zero.

Figura 40 – Potência estimada sem filtragem vs. potência no virabrequim



Fonte: Autor

Figura 41 – Potência estimada com filtragem vs. potência no virabrequim



Fonte: Autor

Nota-se que o coeficiente angular da regressão pós filtragem ficou mais próximo de 1, o que indica que a relação entre as potências ficou mais aproximada. O aumento do coeficiente de determinação de 0,8413 para 0,9244 reforça a efetividade da filtragem.

A partir disto pôde-se determinar os coeficientes do modelo de consumo de combustível, conforme método explicado na seção 3.3.2. A Tabela 7 ilustra os valores obtidos através da regressão da nuvem de pontos. Nota-se também que o modelo é convexo, já que o coeficiente  $\alpha_2$  obtido pela regressão é positivo. Sendo assim, o modelo respeita a restrição imposta por Wang e Rakha (2017b).

Tabela 7 – Coeficientes do modelo de consumo definidos para o veículo de estudo

Parâmetro	Valor
Coeficiente $\alpha_0$	1,87E-01
Coeficiente $\alpha_1$	5,23E-02
Coeficiente $\alpha_2$	3,47E-04

Fonte: Autor

#### 4.3 VALIDAÇÃO DO MODELO DE CONSUMO DE COMBUSTÍVEL

A fim de verificar e validar as estimativas do modelo de consumo de combustível, o consumo real fornecido pelo ambiente de simulação do TruckSim foi comparado com o estimado pelo algoritmo do Matlab nos Trajetos A e B dos exemplos das Figuras 23 e 24. A validação em trajetos diferentes ao da calibração garantiu o uso de um conjunto de dados independente, já que a verificação na mesma rota de calibração, Trajeto F, poderia gerar vieses nas estimativas. Como os dados dos Trajetos A e B não foram utilizados na calibração, o risco de algum viés ser gerado é minimizado.

Nesta validação foram utilizados perfis de velocidade constante, já que como no TruckSim a velocidade do veículo advém de uma malha fechada tentando seguir o perfil ótimo, os transientes gerados caso fossem utilizados perfis com velocidades variáveis não teriam correspondência na comparação com os resultados do Matlab. Usando um perfil de velocidade constante, a influência do controle PI do TruckSim é minimizada. Ademais, são garantidas diferentes taxas de consumo mesmo usando uma velocidade constante, visto que devido à variação da topografia da rota, as potências do veículo também variam.

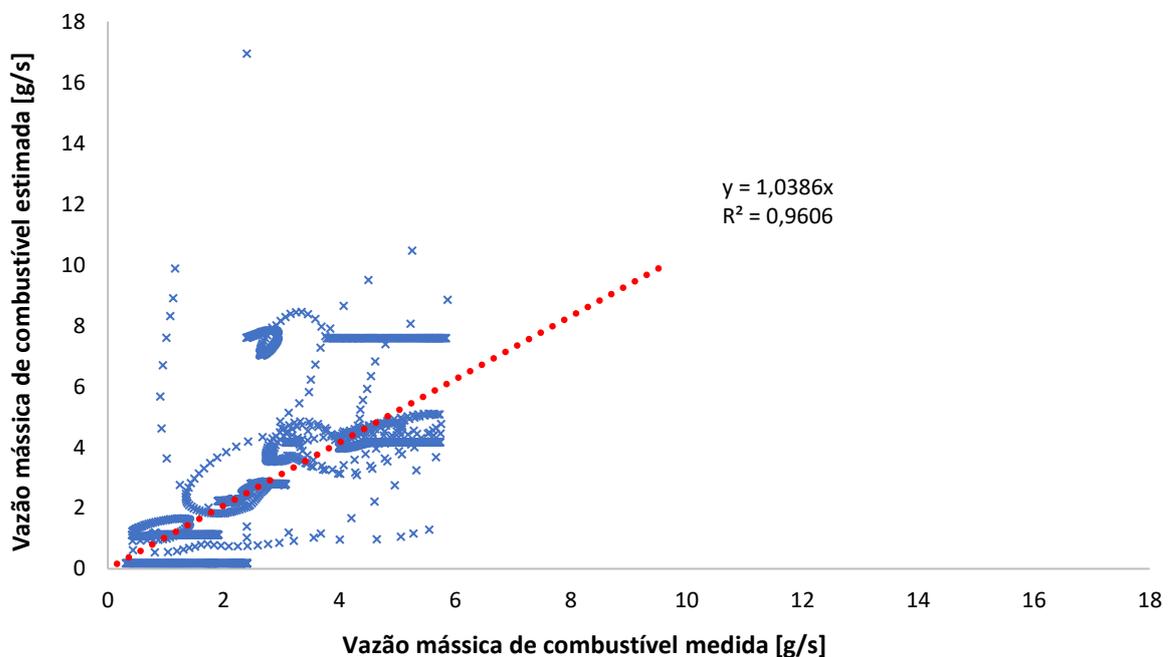
A Tabela 8 apresenta os consumos totais estimados e medidos para ambos os trajetos de ensaio. Em seguida, a Figura 42 demonstra a relação entre as taxas de consumo estimadas e medidas para o Trajeto A; a Figura 43 para o Trajeto B. Todos os ensaios foram feitos a uma velocidade constante de 55 km/h, e assim como anteriormente, a aquisição dos dados no TruckSim foi feita a uma frequência de 40 Hz e utilizando os filtros *studentized residual* e *cook's distance*. O percurso do Trajeto A durou 720 segundos; do Trajeto B, 524 segundos.

Tabela 8 – Comparativo entre consumos totais estimados e reais

	Consumo final [kg]	
	Trajeto A	Trajeto B
Matlab (estimado)	2,3021	2,1787
TruckSim (medido)	2,2008	2,0755
Erro relativo	4,60%	4,97%

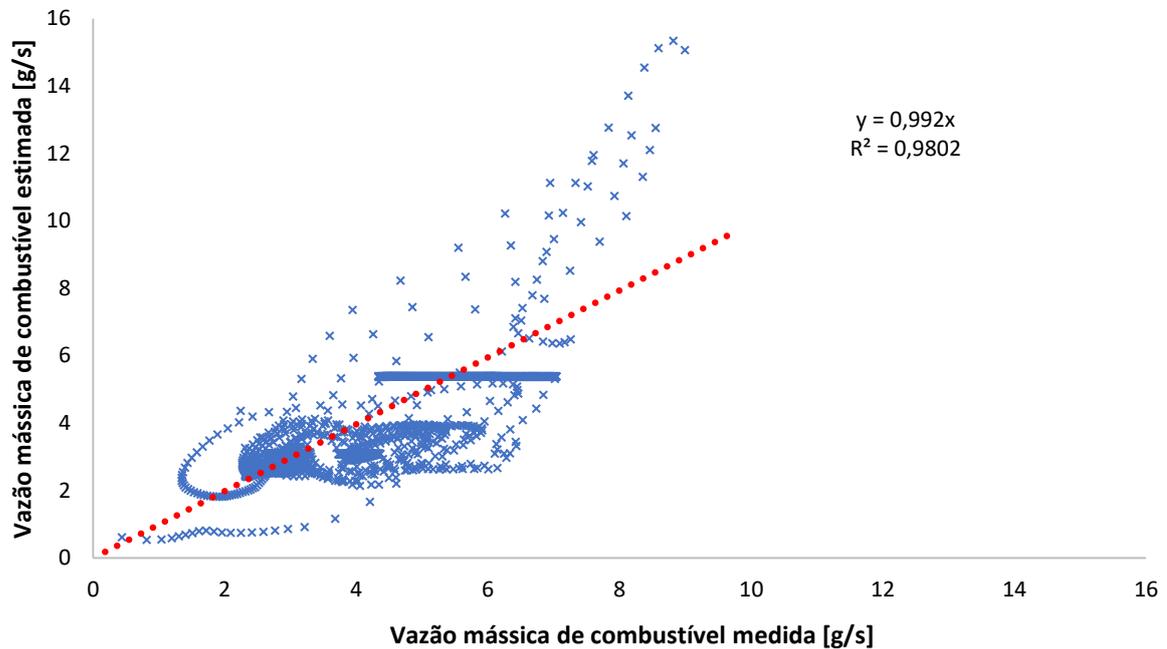
Fonte: Autor

Figura 42 – Taxa de consumo de combustível estimada usando o modelo de consumo de combustível para o Trajeto A



Fonte: Autor

Figura 43 – Taxa de consumo de combustível estimada usando o modelo de consumo de combustível para o Trajeto B



Fonte: Autor

Os resultados expostos acima demonstram que o modelo consegue estimar níveis de consumo de combustível consistentes com as medições, e fornece previsões razoáveis tanto de consumo final como de taxa de consumo de combustível instantânea, como previsto por Wang e Rakha (2017b). Mesmo essa validação utilizando dados independentes aos do trajeto de calibração, os coeficientes de determinação das regressões das Figuras 42 e 43 conseguiram explicar mais de 95% da variabilidade dos dados de resposta ao redor da média.

#### 4.4 ANÁLISE DE SENSIBILIDADE DA SOLUÇÃO DE MINIMIZAÇÃO DE CONSUMO DE COMBUSTÍVEL

Nesta seção são exibidos os resultados advindos da análise de sensibilidade da solução, considerando a simulação paralela dos modelos de dinâmica veicular e de consumo de combustível nos dois programas de estudo. Analisando o equacionamento do problema de otimização conforme as Equações (10)-(15) e (18)-(35), definiu-se as variáveis  $\Delta$  (incremento de velocidade para integração das rampas de aceleração)  $d$  (distância de cada setor);  $m$  (massa do veículo);  $v_{min}$ ,  $v_{max}$  e  $v_{nom}$  (velocidade mínima, máxima e nominal) e  $\theta$  (ângulo de inclinação da via) como as suscetíveis a serem estudadas. As variáveis construtivas do veículo

e do ambiente são consideradas como constantes para os cenários de estudo. Os valores iniciais adotados para as variáveis de destaque em todas as seções abaixo são apresentados na Tabela 9. Como já citado anteriormente, o perfil nominal refere-se a um perfil de velocidade constante.

Tabela 9 – Valores iniciais adotados para as variáveis estudadas na análise de sensibilidade

Parâmetro	Valor inicial adotado
$\Delta$	1 km/h
$d$	500 m
$m$	16000 kg
Trajeto A	$c_1 = 45; c_2 = 6000; c_3 = 700$
Trajeto B	$c_4 = 50; c_5 = 300$
$v_{nom}$	55 km/h
$v_{min}$	45 km/h
$v_{max}$	90 km/h

Fonte: Autor

#### 4.4.1 Sensibilidade da variável $\Delta$

No conceito apresentado por Wu, Zhao, Ou (2011), a variável  $\Delta$  representa o incremento de velocidade para integração das rampas de aceleração/desaceleração. Como neste método o consumo referente aos trechos de aceleração é calculado usando a velocidade inicial entre o intervalo de  $v_i$  até  $v_{i+1}$ , usar um passo muito grande pode subestimar o consumo final do trecho. Da mesma forma, usar um passo extremamente pequeno, ao passo que diminui o erro absoluto, aumenta demasiadamente a exigência de processamento. Os autores citam que a variável  $\Delta$  se refere a um número infinitesimal, contudo, não especificam a magnitude desse valor. A Tabela 10 apresenta os consumos totais dos trechos de aceleração/desaceleração no Matlab conforme variação do passo de velocidade  $\Delta$ , sendo o valor inicial assumido para tal variável de 1 km/h. Para essa análise, utilizou-se do perfil ótimo degrau e as rampas foram adicionadas posteriormente, para garantir a mesma base inicial para todos os valores adotados.

Tabela 10 – Consumos dos trechos de aceleração/desaceleração para diferentes passos

$\Delta$ [km/h]	Consumo dos trechos de rampas de aceleração/desaceleração [kg]	
	Trajeto A	Trajeto B
1	0,116	0,307
0,5	0,116	0,310
0,2	0,117	0,313
0,1	0,117	0,314
0,05	0,117	0,314
0,02	0,117	0,314
0,01	0,117	0,314
0,005	0,117	0,314
0,002	0,117	0,314
0,001	0,117	0,314

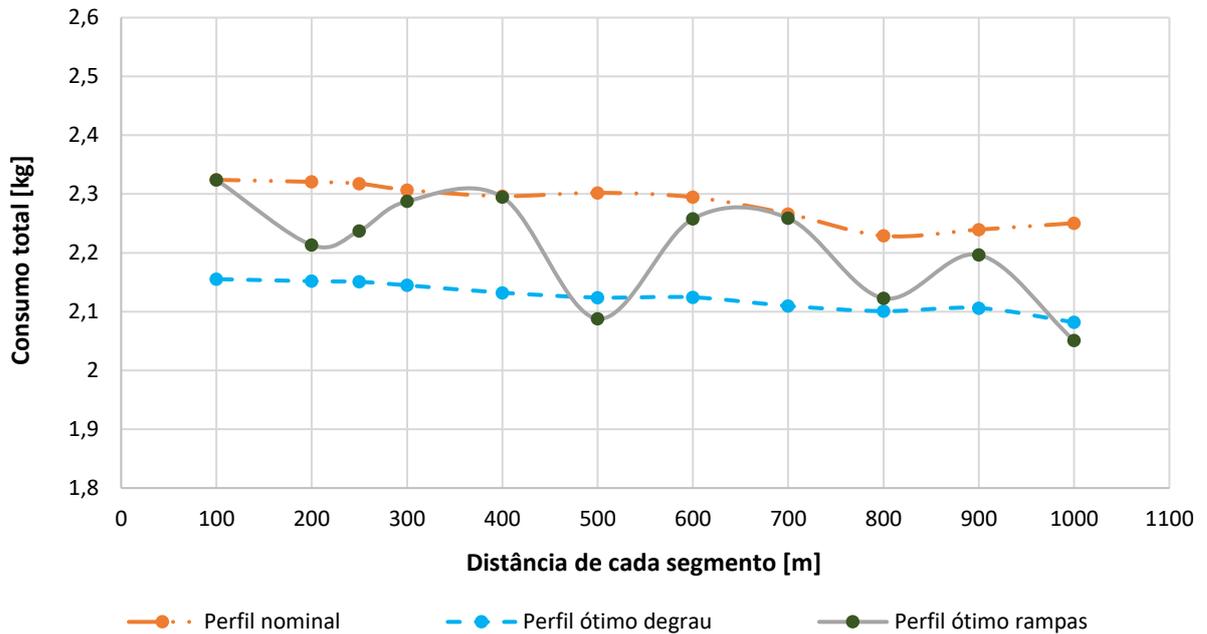
Fonte: Autor

Como ilustrado pela Tabela 10, para o Trajeto A, a partir do passo de 0,2 km/h o consumo para de apresentar variação. Já no Trajeto B, esse valor cai para 0,1 km/h, ou seja, uma iteração a mais. A proximidade dos valores indica que, mesmo apesar da variação da distância total da rota e dos perfis ótimos prévios à adição das rampas, passos de 0,1 km/h já conseguem discretizar com precisão o cálculo do consumo nestes trechos. Sendo assim, o valor citado anteriormente foi adotado como passo para todas as simulações posteriores. No que tange aos parâmetros de tempo e distância percorrida, nos intervalos de rampa eles não sofrem alteração, já que como a aceleração é constante durante todo o trecho, o passo  $\Delta$  não tem influência.

#### 4.4.2 Sensibilidade da variável $d$

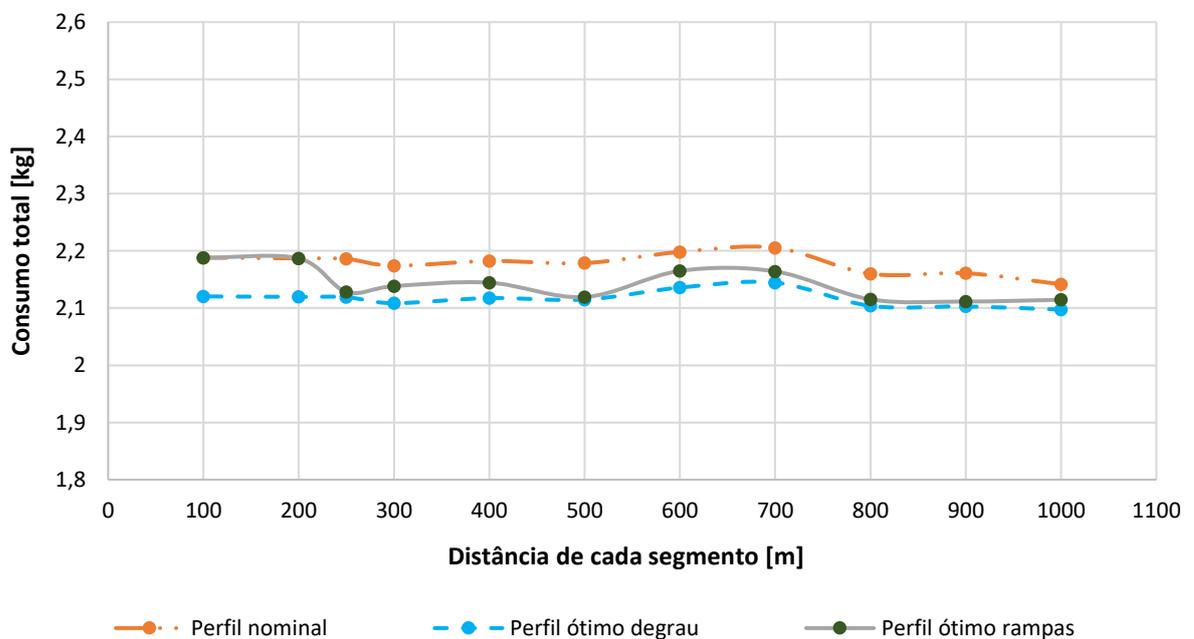
Como já citado, a variável  $d$ , que representa a distância de cada segmento de velocidade constante do perfil ótimo, tem grande importância no desempenho da solução, já que influencia no número de setores e na discretização topográfica da rota. As Figuras 44 e 45 apresentam a variação do consumo total no Matlab em relação à distância de cada segmento para os Trajetos A e B, respectivamente.

Figura 44 – Sensibilidade do consumo em relação à distância de cada setor - Trajeto A



Fonte: Autor

Figura 45 – Sensibilidade do consumo em relação à distância de cada setor - Trajeto B



Fonte: Autor

A hipótese inicial nesta análise era de que quanto menor a variável  $d$ , maior a possibilidade de otimização do perfil de velocidade e conseqüentemente maior a redução do

consumo de combustível, já que a solução quase-estática se aproximaria de uma solução dinâmica e o perfil topográfico da pista seria melhor discretizado.

No que tange ao perfil ótimo degrau, a distância entre as curvas de consumo deste perfil com o perfil nominal manteve-se muito similar independentemente do trajeto e do valor assumido para a variável  $d$ . A Tabela 11 apresenta a redução percentual no consumo para todas as distâncias de segmento adotadas, e destaca a maior e a menor delas. Como pode ser visto, os extremos em ambos os Trajetos A e B ficaram próximos, respectivamente, 2,0 p.p. e 1,0 p.p. de diferença.

Tabela 11 – Redução percentual no consumo de combustível do perfil ótimo degrau em relação ao perfil nominal para diferentes distâncias de segmento

$d$ [m]	Redução no consumo [%]	
	Trajeto A	Trajeto B
1000	7,5%	<b>2,1%</b>
900	6,0%	2,7%
800	<b>5,7%</b>	2,6%
700	6,9%	2,8%
600	7,4%	2,8%
500	<b>7,7%</b>	2,9%
400	7,2%	3,0%
300	7,0%	3,0%
250	7,2%	3,1%
200	7,3%	3,1%
100	7,3%	<b>3,1%</b>

Fonte: Autor

A justificativa para esta situação pode ser atribuída ao fato de que, no intervalo de distância de segmento estudado, todas as discretizações da topografia são precisas em relação à topografia real. Além disso, como na abordagem do perfil ótimo degrau não há nenhum tipo de restrição implícita entre duas velocidades de segmentos diferentes (seja de tempo ou distância), o algoritmo tem liberdade para assumir quaisquer velocidades em quaisquer segmentos independentemente da velocidade anterior ou posterior. Isso faz com que o algoritmo da abordagem degrau não trate o perfil ótimo como um objetivo a ser otimizado, mas

sim, diferentes pequenos trechos a serem otimizados, e posteriormente os conecta desde que respeitem a restrição de tempo total de viagem.

Já com relação ao perfil ótimo com rampas, observa-se nas Figuras 44 e 45 que a distância entre as curvas de consumo deste perfil com o perfil nominal apresentou grande variação. Os consumos dos perfis ótimos com rampas variaram de consumos idênticos ao do perfil nominal até consumos inferiores ao perfil ótimo degrau. Os extremos em ambos os Trajetos A e B apresentaram, respectivamente, diferença de 9,3 p.p. e 2,7 p.p., vide Tabela 12.

Tabela 12 – Redução percentual no consumo de combustível do perfil ótimo com rampas em relação ao perfil nominal para diferentes distâncias de segmento

$d$ [m]	Redução no consumo [%]	
	Trajetos A	Trajetos B
1000	8,9%	1,3%
900	1,9%	2,3%
800	4,8%	2,1%
700	0,3%	1,9%
600	1,6%	1,5%
500	<b>9,3%</b>	<b>2,7%</b>
400	0,1%	1,7%
300	0,8%	1,6%
250	3,5%	2,6%
200	4,6%	0,0%
100	<b>0,0%</b>	<b>0,0%</b>

Fonte: Autor

As menores distâncias de segmento, no caso desta análise, de 100 metros, foram as que apresentaram a pior economia de combustível nos perfis ótimos com rampas. O motivo para tal foi que nos valores próximos ou inferiores aos 200 metros, o algoritmo da abordagem com rampas começa a convergir para pontos inviáveis e não consegue manter as restrições devido ao aumento do número de variáveis do problema, já que o número de segmentos é inversamente proporcional à distância de segmento. Ainda assim, diferentemente da hipótese considerada inicialmente, as reduções de consumo não têm uma tendência crescente conforme diminui-se a distância de segmento. Em adição, outro fato que merece comentário é de que, em ambos os

trajetos, a distância de segmento de 500 metros foi a que apresentou maior redução de consumo. Tal fato é coerente já que esse valor é múltiplo das distâncias totais dos Trajetos A e B – 11000 e 8000 metros respectivamente – o que acaba evitando que pequenas seções da rota não sejam discretizadas corretamente, além de que não é pequeno o suficiente para gerar um alto número de variáveis no problema.

Vale a ressalva que neste trabalho todos os trajetos possuem comprimento total em números inteiros (quando usa-se a unidade em quilômetros), e que para trechos que não possuem comprimento múltiplo da distância de segmento, o perfil ótimo pode apresentar economias de combustível menos expressivas.

#### 4.4.3 Sensibilidade da variável $m$

A Scania mostrou em estudos realizados com sua tecnologia de otimização de perfis de velocidade que a economia de combustível possui uma relação direta com o aumento da massa do veículo, vide Figura 46.

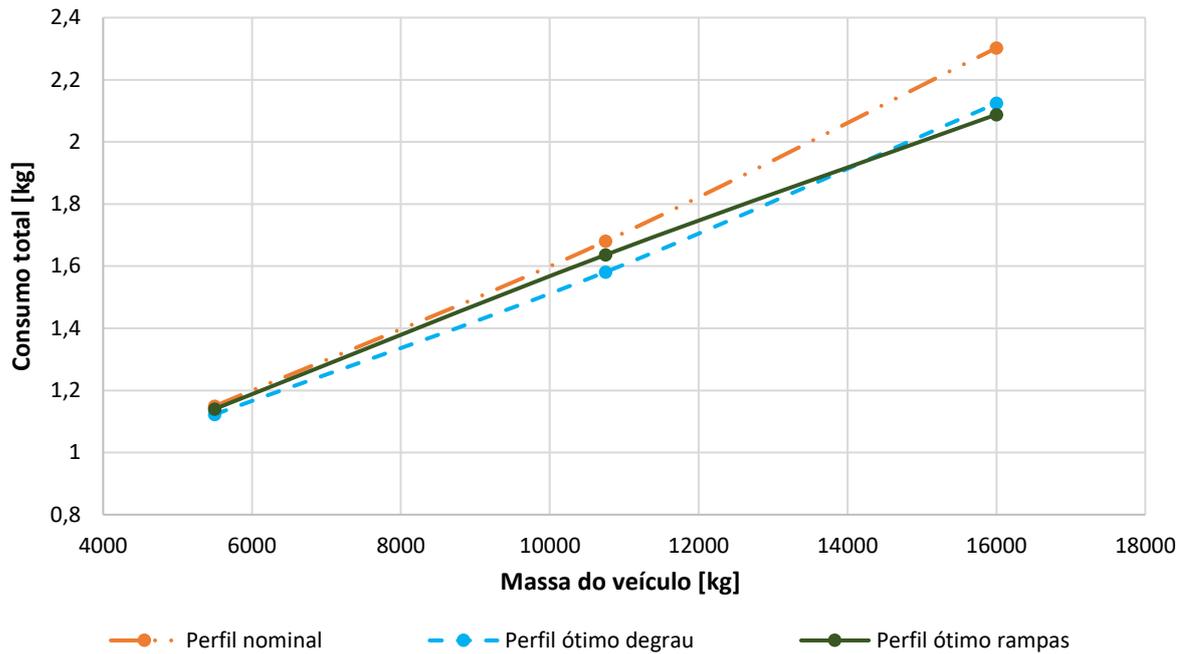
Figura 46 – Variação da economia de combustível de acordo com a massa do veículo em testes feitos pela Scania

	20 toneladas	30 toneladas	40 toneladas	50 toneladas	60 toneladas
<b><i>Economia de combustível</i></b> <i>Distância total: 520 km</i>	0,7%	1,7%	2,6%	3,4%	3,8%
<b><i>Tempo perdido</i></b> <i>6 horas dirigindo</i>	Menos de 1 minuto	Menos de 2 minutos			

Fonte: Autor “adaptado de” Nordström, 2011

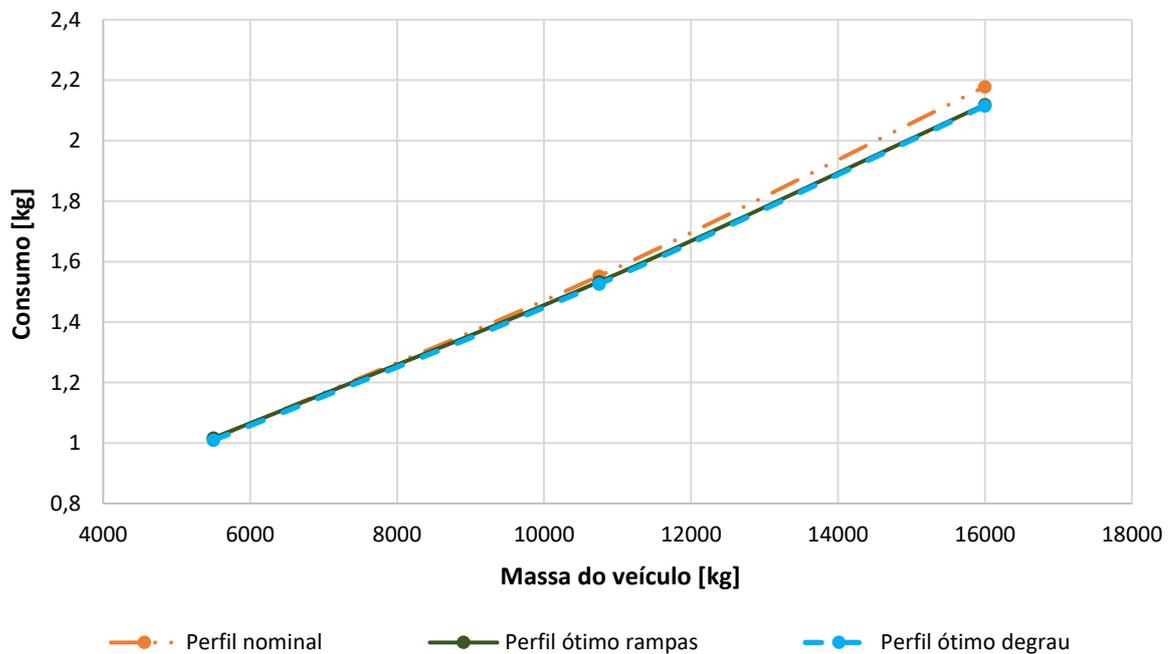
Para a análise de sensibilidade da massa do veículo deste estudo, foram considerados três valores: veículo em PBT (16000 quilos), veículo totalmente vazio (5500 quilos) e a média entre essas duas anteriores. As Figuras 47 e 48 apresentam a variação do consumo total no Matlab em relação à massa do veículo para os Trajetos A e B, respectivamente.

Figura 47 – Sensibilidade do consumo em relação à massa do veículo - Trajeto A



Fonte: Autor

Figura 48 – Sensibilidade do consumo em relação à massa do veículo - Trajeto B

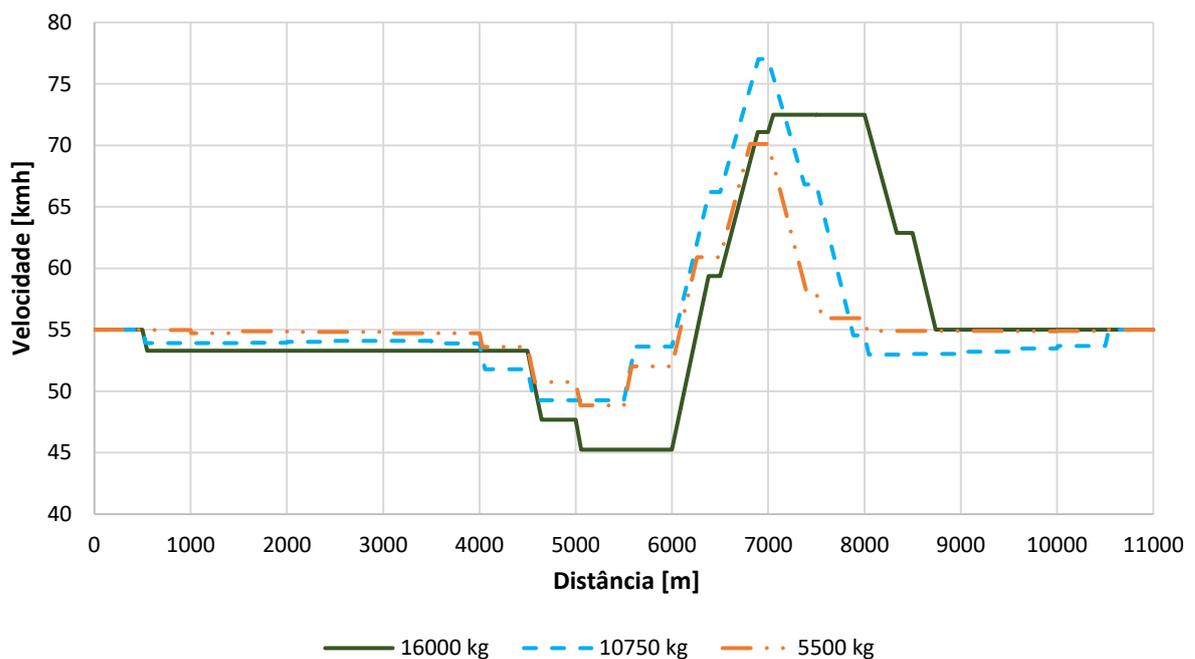


Fonte: Autor

Observa-se com base nestes dados que em ambos os trajetos existe uma tendência de que, com o aumento da massa do veículo, a diferença entre os consumos nominais e ótimos

aumente. Diante disso, corrobora-se a hipótese de que em situações de baixa massa a mudança no perfil de velocidade tem pouco efeito no consumo. Como a demanda por potência nesses casos é baixa, aplicar potências negativas (desacelerações) tem baixa influência, já que a potência média dos perfis com baixa massa é mais próxima de 0 do que em casos em que o veículo está mais carregado (frequente demanda de alta potência). Os perfis de velocidade ótimos para as três massas estudadas também ficaram conforme o esperado, vide exemplo do Trajeto A na Figura 49. No geral, todos possuem formato parecido e de acordo com as literaturas, ou seja, o controle ótimo ajustou a velocidade do caminhão conforme o relevo, sugerindo velocidades maiores nos trechos de declive e velocidades menores nos trechos de aclave (BARBOSA; MENDES; LEONARDI, 2022; NANNI, 2020).

Figura 49 – Perfis de velocidade da abordagem com rampas de acordo com a massa do veículo para o Trajeto A



Fonte: Autor

#### 4.4.4 Sensibilidade das variáveis $v_{min}$ , $v_{max}$ e $v_{nom}$

Nesta seção, duas análises distintas foram executadas: a primeira buscando entender a influências dos limites de velocidade mínima e máxima na otimização dos perfis ótimos, e a segunda investigando a sensibilidade da velocidade nominal.

Conforme apresentado na seção 3.5.1, as velocidades mínima e máxima foram definidas com base em condições legislativas das vias brasileiras, ou seja, não representam nenhum tipo de limite físico do veículo ou da via. Sendo assim, buscou-se comparar as soluções ótimas com e sem esses limites impostos. A Tabela 13 mostra os consumos de cada um dos perfis com e sem os limites de velocidade para os Trajetos A e B, assim como quais foram as velocidades máximas e mínimas assumidas pelo controle em cada cenário.

Tabela 13 – Consumos totais e velocidades dos perfis de velocidade com e sem limites para os Trajetos A e B

	Trajeto A			Trajeto B		
	Perfil nominal	Perfil ótimo degrau	Perfil ótimo com rampas	Perfil nominal	Perfil ótimo degrau	Perfil ótimo com rampas
Com limites de velocidade ( $v_{min} = 45$ km/h e $v_{max} = 90$ km/h)						
Consumo total [kg]	2,302	2,124	2,088	2,179	2,115	2,119
Velocidade mínima do perfil ótimo [km/h]	-	45,1	45,2	-	45,0	45,7
Velocidade máxima do perfil ótimo [km/h]	-	89,7	72,5	-	58,9	59,2
Sem limites de velocidade						
Consumo total [kg]	2,302	2,089	2,059	2,179	2,109	2,117
Velocidade mínima do perfil ótimo [km/h]	-	35,0	37,5	-	41,0	42,4
Velocidade máxima do perfil ótimo [km/h]	-	119,2	74,1	-	60,1	59,3

Fonte: Autor

Para o Trajeto A, constata-se que o algoritmo do perfil ótimo degrau utilizou de velocidades aproximadamente 30 km/h acima do limite superior e 10 km/h abaixo do limite inferior (119,2 e 35,0 km/h respectivamente). Já o algoritmo do perfil ótimo com rampas não apresentou variações tão grandes, infringindo apenas o limite inferior em 7,5 km/h ao adotar a velocidade mínima de 37,5 km/h. Tal diferença justifica-se pelo já comentado na seção 4.4.2 de que, como o algoritmo da abordagem do perfil ótimo degrau tem liberdade para assumir quaisquer velocidades em quaisquer segmentos independentemente da velocidade anterior ou posterior, ele busca a solução ótima daquele trecho sem considerações se o veículo terá capacidade de acelerar ou desacelerar até lá. Por outro lado, a solução com rampas leva em

conta essa relação com as velocidades anteriores e posteriores, e por isso, opta por não aplicar diferenças tão amplas entre velocidades como na solução degrau, já que existe um custo atrelado entre tais transições. Ainda assim, as economias de combustível dos perfis sem limites de velocidade foram mais expressivas, com aumento de 1,5 p.p. e 1,3 p.p. para o perfil ótimo degrau e perfil ótimo com rampas no Trajeto A, respectivamente.

No Trajeto B, ambas abordagens infringiram apenas o limite inferior. Tal fato se deve à topografia desta rota. O formato sigmoidal do trajeto faz com que não existam declives, apenas trechos planos ou aclives, sendo que com isso as soluções evitam aplicar velocidades próximas do limite superior já que a componente da força peso nunca é a favor do movimento e a taxa de consumo é expressa em função do quadrado da potência, logo, quanto menor a potência empregada pelo caminhão, menor a taxa de consumo de combustível. Da mesma forma, nos trechos de maiores inclinações, os perfis buscam aplicar velocidades menores do que nos trechos planos. Assim como no Trajeto A, os perfis ótimos apresentaram economias de combustível mais expressivas quando não havia limites de velocidade, com aumento de 0,3 p.p. e 0,1 p.p. para o perfil ótimo degrau e perfil ótimo com rampas no Trajeto B, respectivamente.

Nas Figuras 50 e 51 estão os perfis ótimos de velocidade da abordagem com rampas com e sem limites de velocidade nos Trajetos A e B. Como já discutido, as figuras reforçam a observação de que devido ao custo atrelado entre transições de velocidade, a remoção dos limites de velocidade não tem grande influência na solução ótima para tal abordagem.

Figura 50 – Perfis ótimos de velocidade da abordagem com rampas com e sem limites de velocidade no Trajeto A

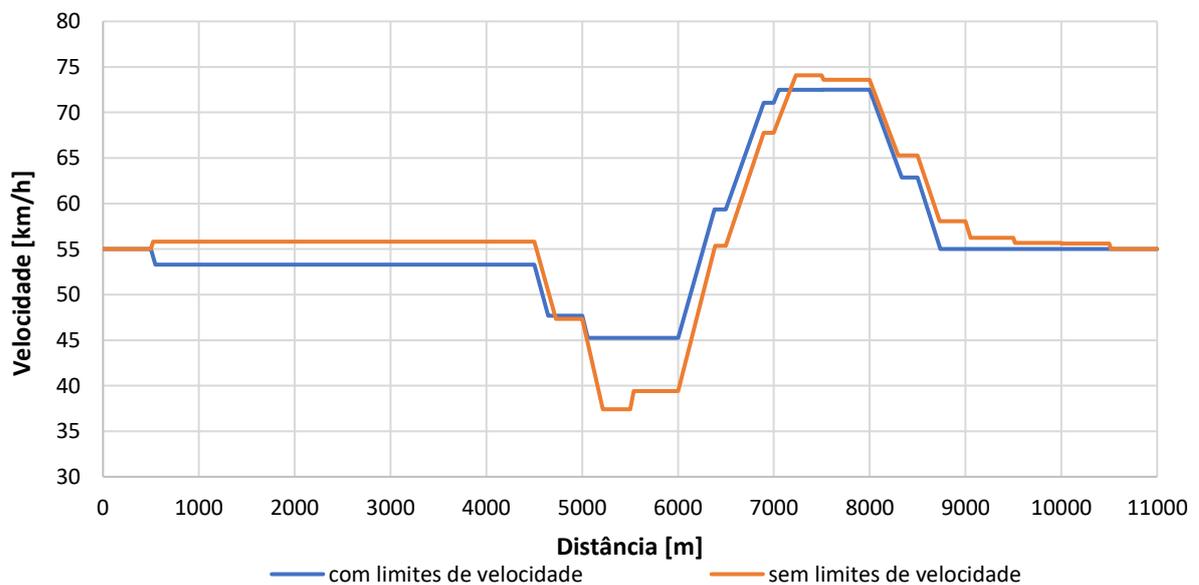
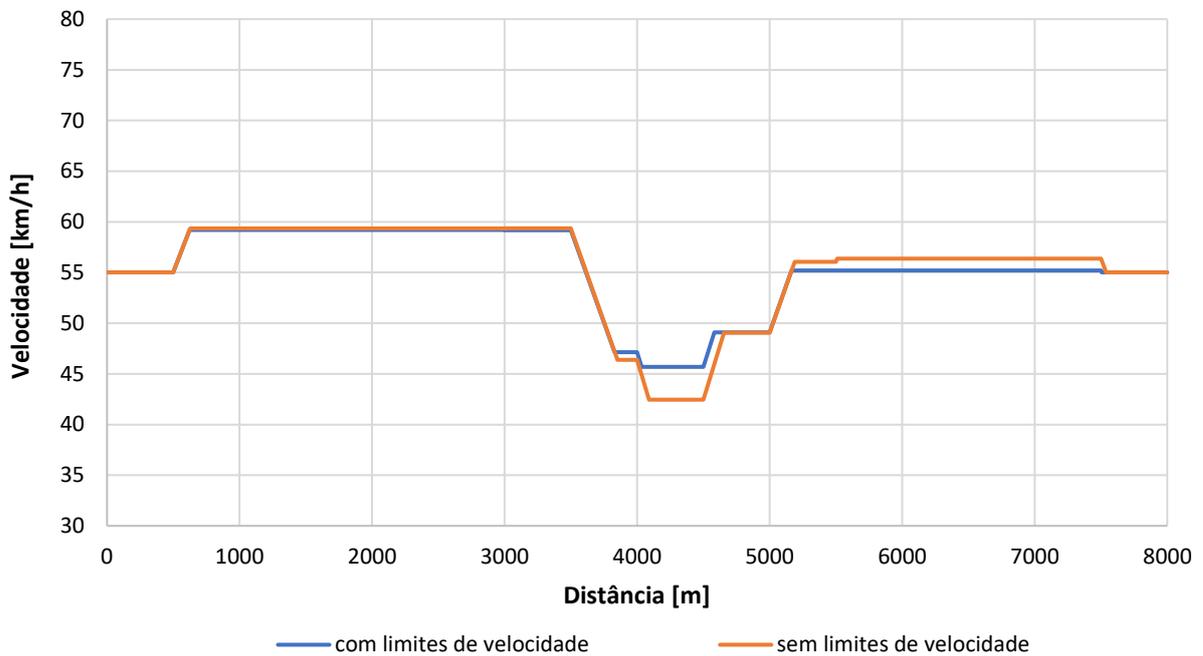


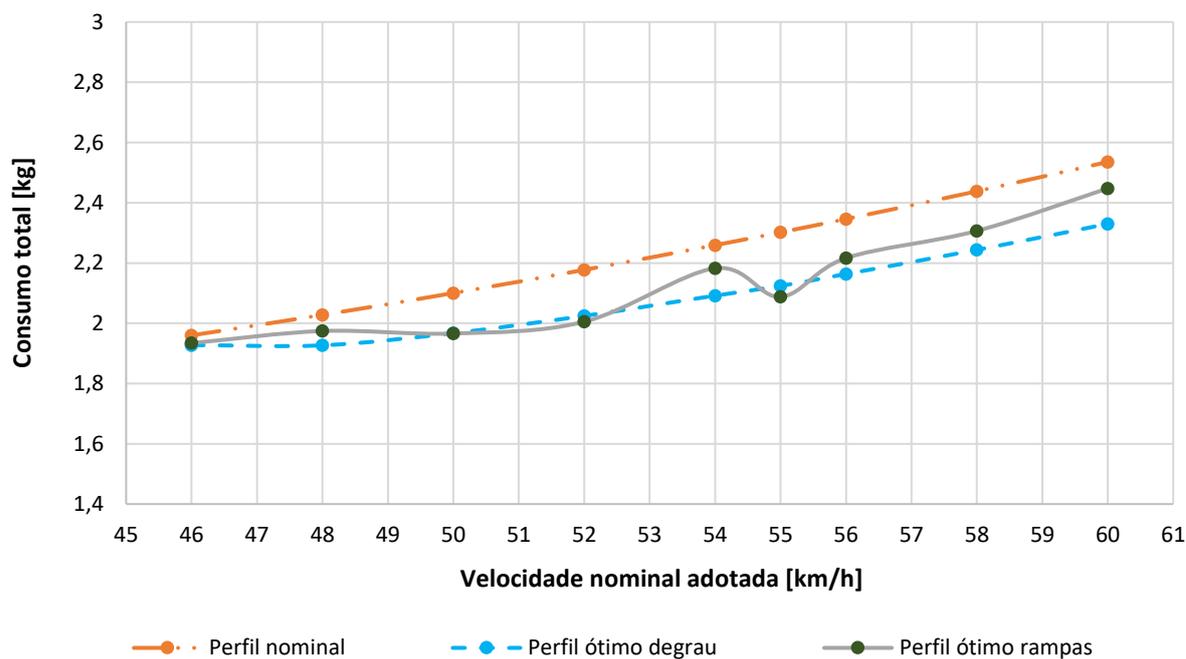
Figura 51 – Perfis ótimos de velocidade da abordagem com rampas com e sem limites de velocidade no Trajeto B



Fonte: Autor

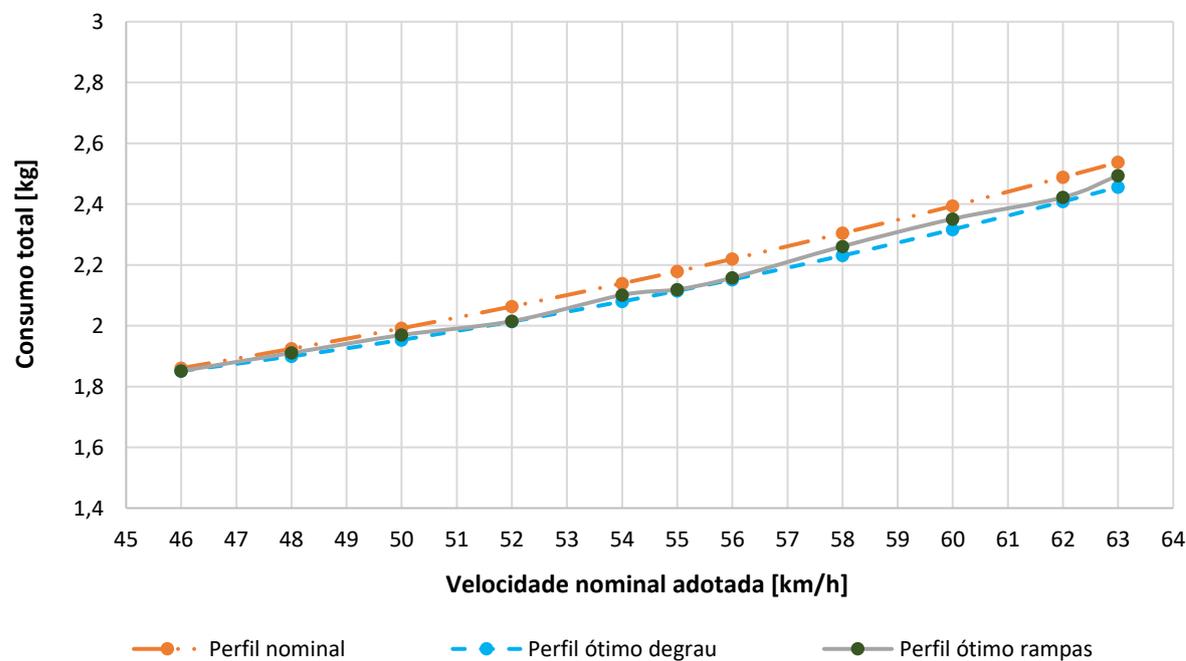
No que tange à análise de sensibilidade da velocidade nominal, a mesma foi realizada já que tal valor é uma restrição explícita do problema, pois limita o tempo de viagem que o perfil ótimo pode adotar. A velocidade nominal mínima considerada nesta análise foi a mesma para ambos os Trajetos A e B, 46 km/h. Tal valor não é igual ao limite inferior citado anteriormente de 45 km/h pois esta obriga o algoritmo a adotar a mesma velocidade em todos os trechos de otimização. Como o tempo do perfil ótimo deve ser o mesmo do perfil nominal, a impossibilidade de assumir velocidades inferiores à 45 km/h acaba que implicitamente limitando a adoção de velocidades acima de 45 km/h. Já a velocidade nominal máxima foi diferente para as rotas: 60 km/h para o Trajeto A e 63 km/h para o Trajeto B. Essas velocidades representam a velocidade máxima que o perfil de velocidade nominal consegue manter durante todo o percurso devido à limitação da potência do trem de força. As Figuras 52 e 53 ilustram a variação do consumo total no Matlab em relação à velocidade nominal adotada para os Trajetos A e B, respectivamente.

Figura 52 – Sensibilidade do consumo em relação à velocidade nominal adotada - Trajeto A



Fonte: Autor

Figura 53 – Sensibilidade do consumo em relação à velocidade nominal assumida - Trajeto B



Fonte: Autor

Observa-se em ambos os gráficos que a tendência é de que, conforme a velocidade nominal aumenta, a distância entre as curvas do consumo do perfil nominal e dos perfis ótimos

também aumente. Tal episódio vai de encontro com a premissa de que em velocidades nominais próximas dos limites (limite inferior neste caso), o controle tem pouca liberdade para variar a velocidade do perfil ótimo e se distancia pouco do perfil nominal. Nas velocidades nominais que estavam mais distantes do limite inferior, o controle conseguiu assumir menores velocidades nos aclives e maiores nos declives, fazendo com que a economia dos perfis ótimos aumentasse. Nota-se também que assim como ressaltado na seção 4.4.4, devido ao formato sigmoidal do Trajeto B, as economias de combustível nesta rota são menores do que no Trajeto A, que possui maior variação altimétrica e conseqüentemente oferece ao controle maiores opções de trabalhar a energia potencial do veículo.

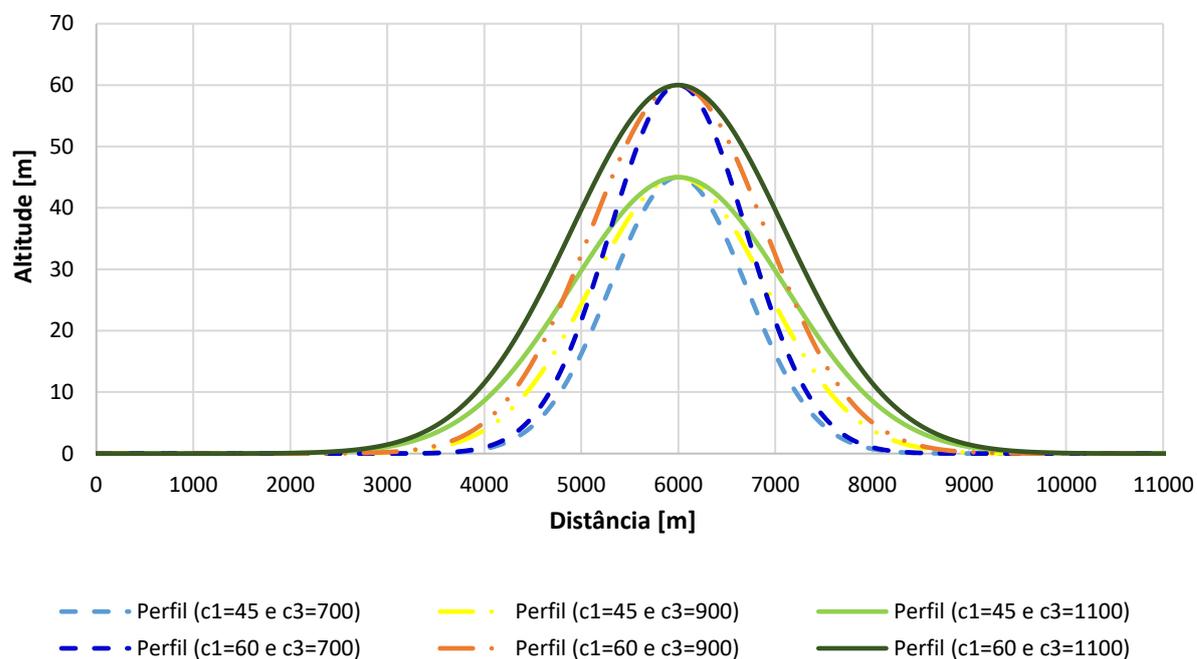
Assim como nas Figuras 44 e 45, as curvas do perfil ótimo com rampas, em verde, não apresentam uma linha de tendência contínua como as curvas do perfil ótimo degrau, em azul. Devido ao procedimento de chute inicial duplo da abordagem com rampas comentada na seção 3.5.1, o mínimo do problema é encontrado com diferentes chutes iniciais para diferentes velocidades nominais, fazendo com que esta variação exista. Ainda assim, em nenhum dos cenários estudados nesta análise de sensibilidade o consumo do perfil ótimo com rampas foi maior do que o do perfil nominal, o que sugere a coerência da solução.

#### **4.4.5 Sensibilidade da variável $\theta$**

A última análise de sensibilidade realizada buscou entender a influência da topografia da rota, representada pelo ângulo de inclinação da via  $\theta$ , na economia de combustível dos perfis ótimos.

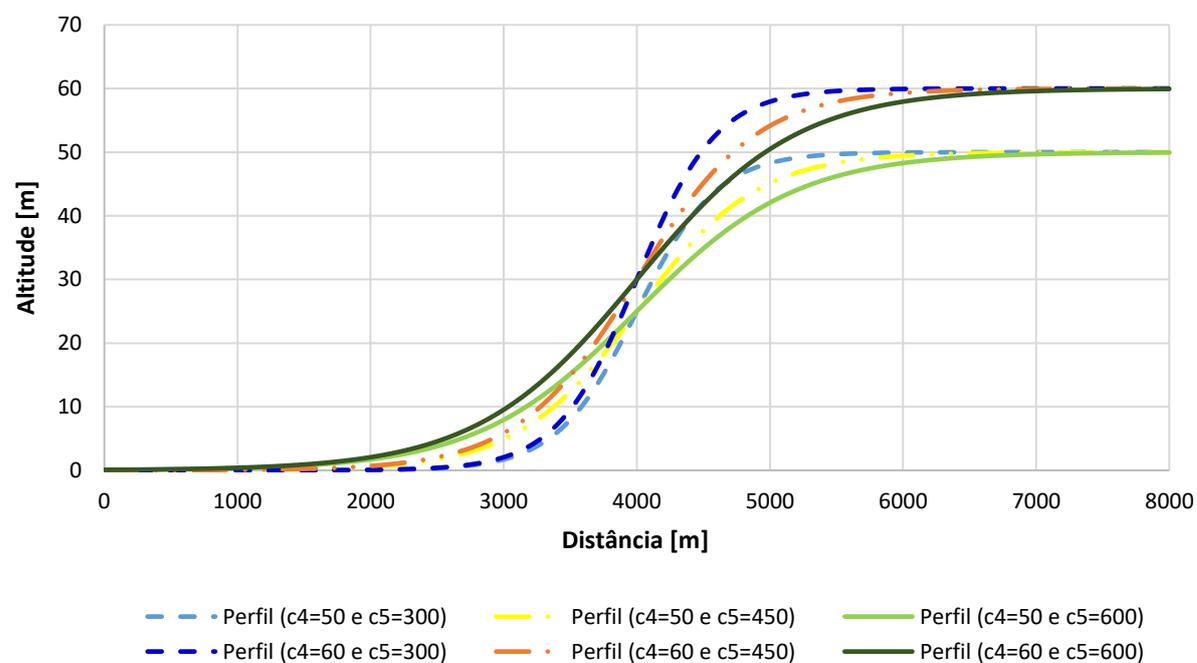
Na alteração da variável  $\theta$ , os coeficientes  $c_1$  e  $c_3$  foram modificados para o Trajeto A, conforme Equação (16), e os coeficientes  $c_4$  e  $c_5$  para o Trajeto B, vide Equação (17). Ao total foram criados doze traçados diferentes, seis para cada trajeto, exibidos conforme Figuras 54 e 55. As inclinações máximas e mínimas de cada rota são apresentadas na Tabela 14.

Figura 54 – Traçados adotados no Trajeto A para sensibilidade do consumo em relação à topografia da rota



Fonte: Autor

Figura 55 – Traçados adotados no Trajeto B para sensibilidade do consumo em relação à topografia da rota



Fonte: Autor

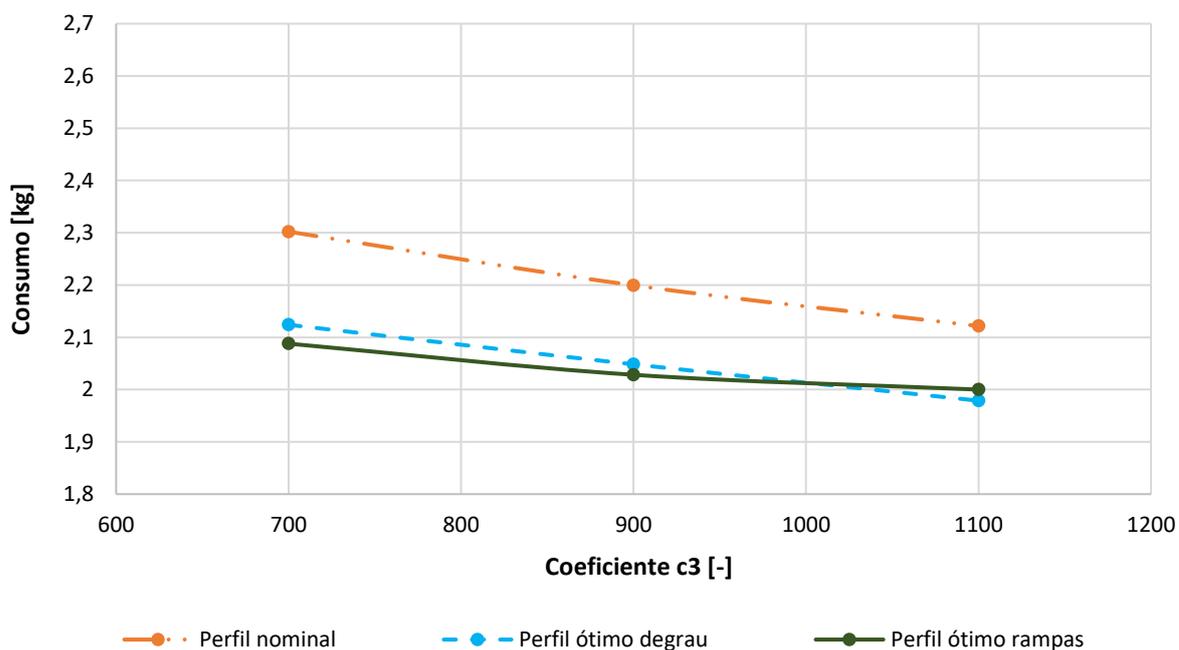
Tabela 14 – Inclinações máximas e mínimas dos traçados da análise de sensibilidade do consumo em relação à topografia da rota

	Inclinação máxima	Inclinação mínima
Trajeto A		
c1 = 45 e c3 = 700	3,9%	-3,9%
c1 = 45 e c3 = 900	3,0%	-3,0%
c1 = 45 e c3 = 1100	2,5%	-2,5%
c1 = 60 e c3 = 700	5,2%	-5,2%
c1 = 60 e c3 = 900	4,0%	-4,0%
c1 = 60 e c3 = 1100	3,3%	-3,3%
Trajeto B		
c4 = 50 e c5 = 300	4,2%	0,0%
c4 = 50 e c5 = 450	2,8%	0,0%
c4 = 50 e c5 = 600	2,1%	0,0%
c4 = 60 e c5 = 300	5,0%	0,0%
c4 = 60 e c5 = 450	3,3%	0,0%
c4 = 60 e c5 = 600	2,5%	0,0%

Fonte: Autor

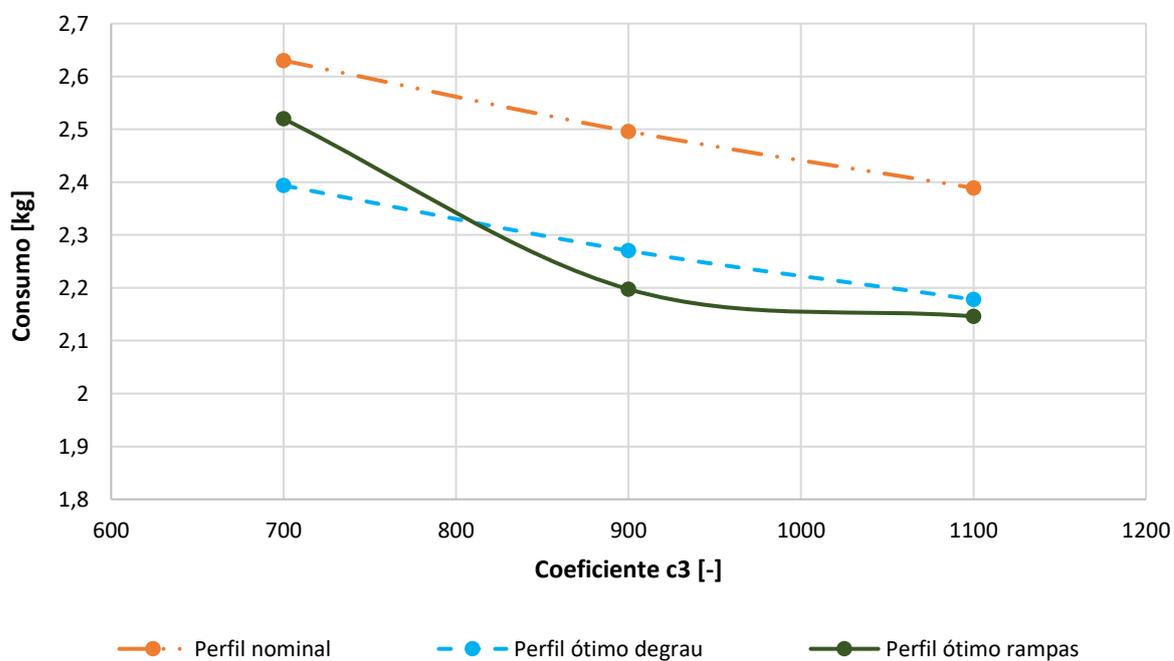
Nas Figuras 56 e 57 a seguir são mostradas as variações do consumo total no Matlab em relação ao perfil da pista no Trajeto A.

Figura 56 – Sensibilidade do consumo em relação ao perfil da pista - Trajeto A e  $c_1=45$



Fonte: Autor

Figura 57 – Sensibilidade do consumo em relação ao perfil da pista - Trajeto A e  $c_1=60$



Fonte: Autor

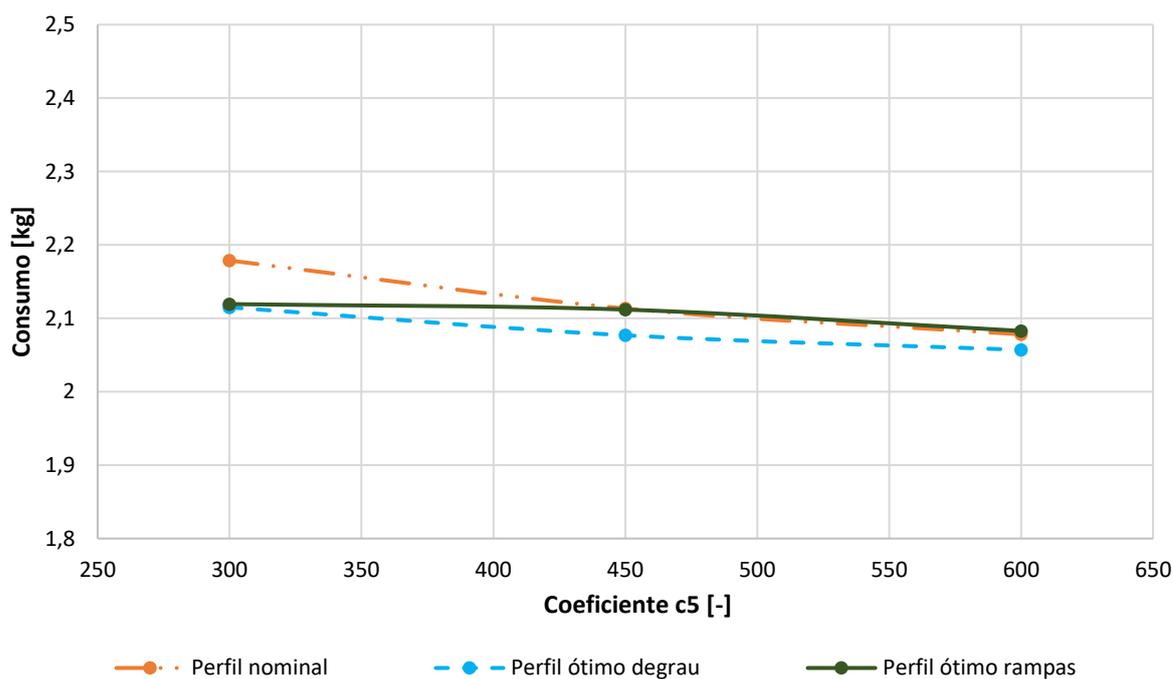
As imagens acima confirmam a hipótese já citada anteriormente de que quanto mais próximo de uma topografia plana o trajeto estudado estiver, menor a diferença do consumo

entre os perfis ótimos e o perfil de velocidade constante, fato ilustrado conforme se olha o aumento do coeficiente  $c_3$ . Constata-se também que o consumo dos perfis ótimos na Figura 57 estão mais distantes dos consumos nominais do que na Figura 56 devido ao mesmo motivo, já que neste último gráfico citado a altitude máxima é 15 metros menor.

Como nas outras análises de sensibilidade, as curvas que representam o perfil de velocidade nominal e o perfil ótimo degrau apresentam poucas oscilações. O consumo do perfil ótimo com rampas, por outro lado, apresenta em certos momentos consumos menores do que a abordagem degrau e em outros momentos não. Como já comentado, tal fato ocorre devido ao procedimento de chute inicial duplo da abordagem com rampas, porém, em todos os casos desta análise o consumo foi inferior ao do perfil nominal.

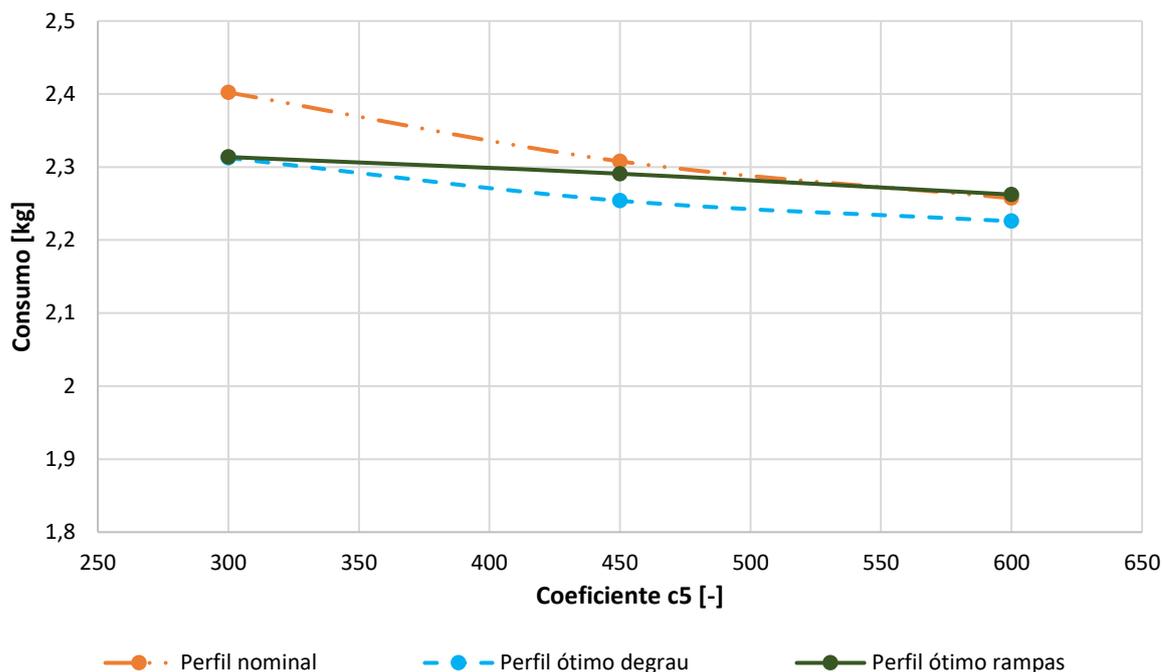
Para o Trajeto B o procedimento realizado foi similar, onde os gráficos das Figuras 58 e 59 ilustram as variações do consumo total no Matlab em relação à topografia de tal rota.

Figura 58 – Sensibilidade do consumo em relação ao perfil da pista - Trajeto B e  $c_4=50$



Fonte: Autor

Figura 59 – Sensibilidade do consumo em relação ao perfil da pista - Trajeto B e  $c_4=60$



Fonte: Autor

No Trajeto B, o mesmo comportamento se repete: conforme as inclinações da topografia vão sendo reduzidas, as economias de combustível dos perfis ótimos também se reduzem. No caso do Trajeto B, a distância entre o perfil nominal e os ótimos já é baixa mesmo nos traçados com maiores amplitudes altimétricas, e em alguns casos, o consumo do perfil ótimo com rampas foi superior ao do perfil nominal. Na análise com altitude máxima de 60 metros, vide Figura 59, esse fato só ocorre quando  $c_5=600$ . No entanto, quando a altitude máxima é de 50 metros, vide Figura 58, o consumo do perfil ótimo com rampas supera o do perfil nominal já quando  $c_5=450$ , devido à menor altitude. Sendo assim, a estratégia não é válida necessariamente para qualquer trajeto, mas sim rotas com alta variabilidade altimétrica, ou seja, com alta quantidade de aclives e declives, o que permite que o perfil ótimo se distancie do perfil nominal e a economia de combustível apresente valores mais elevados.

#### 4.5 VALIDAÇÃO DA SOLUÇÃO DE MINIMIZAÇÃO DE CONSUMO DE COMBUSTÍVEL

Esta seção exhibe os resultados obtidos para as simulações nos programas Matlab e TruckSim. Os ensaios foram realizados inicialmente nos trajetos fictícios A e B e posteriormente nos três percursos retirados de rodovias existentes C, D e E.

#### 4.5.1 Simulações nos trajetos fictícios

Posteriormente às simulações no programa Matlab, os perfis abordados neste estudo foram simulados no programa TruckSim com o intuito de verificar a correspondência dos resultados anteriores das análises de sensibilidade em um ambiente de verificação robusto no que tange à proximidade de um ensaio experimental. Nesta etapa, o objetivo de controle foi o próprio programa tentando seguir o perfil ótimo, ou seja, em determinados momentos existe um erro entre o perfil alvo e o perfil real adotado pelo veículo, como já ilustrado pela Figura 36. Nas simulações dos trajetos fictícios realizadas neste parágrafo foram considerados os traçados com os coeficientes apresentados nas Figuras 23 e 24.

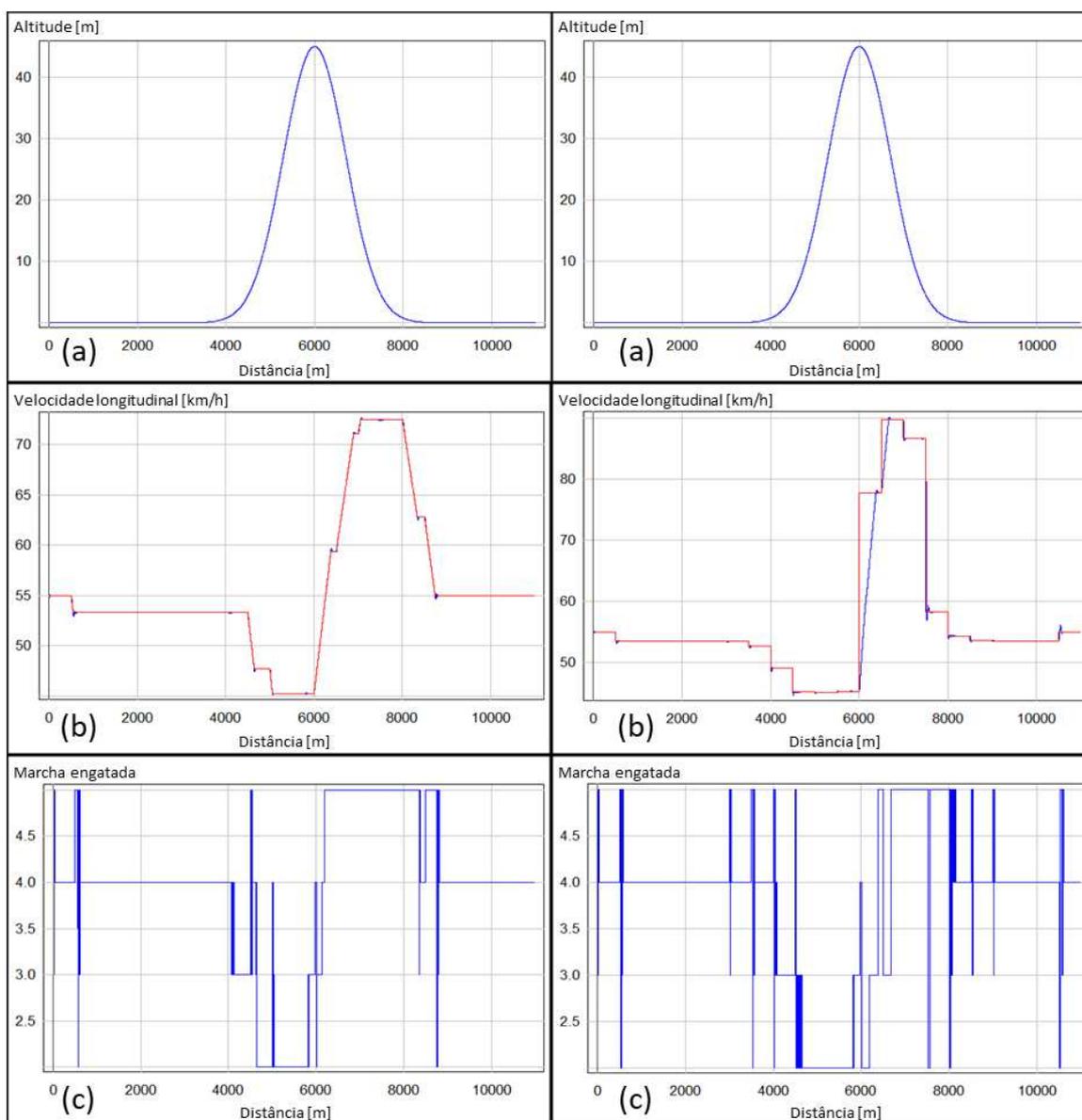
A Tabela 15 apresenta os consumos dos três tipos de perfis deste estudo no Trajeto A, tanto para a simulação do Matlab como do TruckSim. Do TruckSim também foram extraídos os gráficos de perfil altimétrico da pista, velocidades alvo e real e marcha utilizada. A variável independente para todos esses gráficos é o espaço percorrido. A Figura 60 mostra esses gráficos tanto para a abordagem degrau como para a abordagem com rampas no mesmo percurso.

Tabela 15 – Consumo de combustível dos três perfis de velocidade nos programas Matlab e Trucksim - Trajeto A

Cenário	Perfil nominal	Perfil ótimo degrau	Melhora em relação ao perfil nominal	Perfil ótimo com rampas	Melhora em relação ao perfil nominal
Consumo Matlab [kg]	2,3021	2,1240	7,74%	2,0879	9,30%
Consumo TruckSim [kg]	2,2008	2,5804	-17,25%	2,2235	-1,03%
Erro relativo	4,60%	17,69%	-	6,10%	-

Fonte: Autor

Figura 60 – Resultados do TruckSim para o Trajeto A. Do lado esquerdo: perfil ótimo com rampas. Do lado direito: perfil ótimo degrau. (a) Perfil altimétrico da pista; (b) Velocidades alvo (vermelho) e real (azul); (c) Marcha utilizada



Fonte: Autor

É visível a diferença entre a capacidade do controle em seguir o perfil ótimo da abordagem degrau e da abordagem com rampas. Em linha com as conclusões que Barbosa, Mendes e Leonardi (2022) obtiveram em seu estudo, observa-se no gráfico de marcha utilizada do perfil ótimo degrau, que nos momentos de frenagem, o controle oscila várias marchas em um curto período para usar do freio motor em conjunto com o freio de serviço, o que indica um estilo de direção agressiva. Já nos momentos de mudança para velocidades maiores, devido à

impossibilidade física do veículo transitar instantaneamente entre tais velocidades, um alto erro é gerado no controlador e altas acelerações são aplicadas no veículo, que da mesma forma indica uma condução agressiva. Já nos gráficos da esquerda, referentes ao perfil ótimo com rampas, o acompanhamento do controle é bem mais próximo da velocidade alvo, com pequenos erros que não chegam a 1 km/h. Também se constata que o número de trocas de marchas na abordagem com rampas é menor, já que as transições de velocidade respeitam a dinâmica do veículo no que tange às acelerações e desacelerações. Contudo, em alguns momentos acontece o fenômeno de “*gear hunting*”, que é quando o controle da transmissão fica indeciso sobre qual marcha deve adotar para aquela condição. Um exemplo desse fenômeno ocorre logo após os 4000 metros no gráfico da esquerda, que mesmo num trecho de velocidade constante, o controle da transmissão fica indeciso devido ao início do aclive. A correção desse fenômeno esteve fora do escopo deste estudo já que a transmissão e o algoritmo de controle dela foram os da própria biblioteca do programa TruckSim.

A Tabela 15 apresenta alguns dados interessantes a serem comentados. Primeiramente, no que se refere ao erro relativo entre Matlab e TruckSim para os três perfis nota-se que o valor para o perfil ótimo degrau, 17,69%, foi muito maior do que os outros dois, 5,35% na média. A justificativa para tal está na impossibilidade do controlador do TruckSim aplicar degraus entre velocidades, já que tal condição não respeita as restrições básicas da dinâmica do veículo e faz os consumos divergirem. Outra observação relevante é que, diferentemente do Matlab em que ambos os perfis ótimos economizaram combustível, no TruckSim ambos aumentaram o consumo. A primeira hipótese para tal evento é a baixa variabilidade altimétrica da rota, definida pela baixa quantidade de aclives e declives no percurso, já que se trata de apenas um obstáculo. Outra possível hipótese é a subestimação/superestimação dos modelos de consumo de combustível e dinâmica veicular, definidas com base nas inclinações das regressões entre as estimativas do modelo e as medições reais. Quando a inclinação é maior do que 1, o modelo tende a superestimar; quando é menor do que 1, tende a subestimar os valores reais.

Sobre a última hipótese citada acima, apesar do modelo de consumo de combustível superestimar levemente o consumo vide Figura 42, a potência do veículo estimada pelo modelo de dinâmica veicular subestima a potência real mesmo com a filtragem, vide Figura 41. Como nos perfis ótimos a variação da potência é mais frequente do que no perfil nominal, isso pode levar a consumos menores para os perfis ótimos e maiores para o perfil nominal no TruckSim, como dado na Tabela 15. Ainda assim, o consumo do perfil ótimo com rampas no ambiente de

verificação foi 0,36 kg menor do que do perfil ótimo degrau, devido ao estilo de condução agressiva que este último demanda.

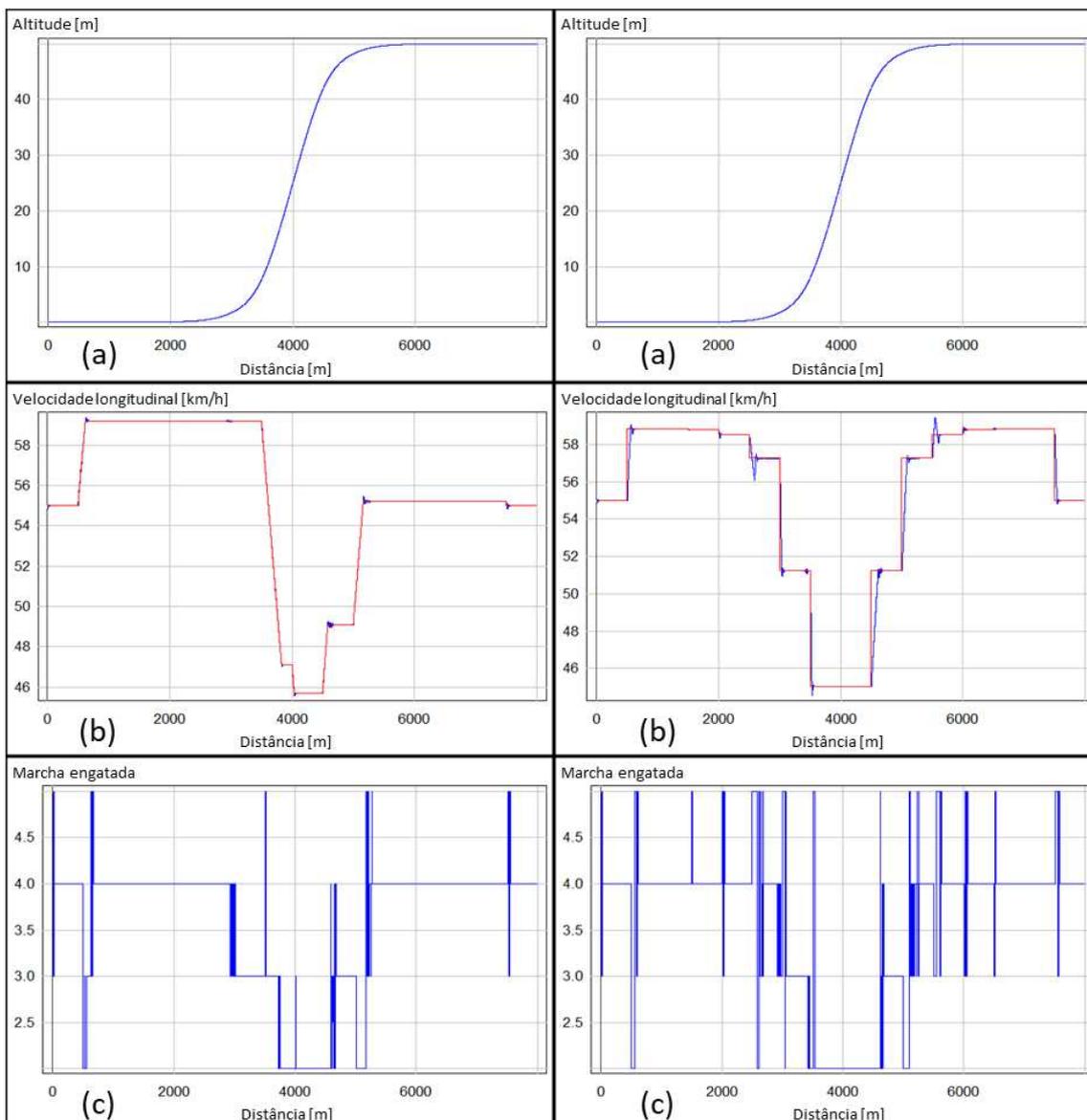
Para o Trajeto B a mesma análise foi feita, onde a Tabela 16 apresenta os mesmos dados da Tabela 15 e a Figura 61 os mesmos dados da Figura 60 para esta segunda rota.

Tabela 16 – Consumo de combustível dos três perfis de velocidade nos programas Matlab e Trucksim - Trajeto B

Cenário	Perfil nominal	Perfil ótimo degrau	Melhora em relação ao perfil nominal	Perfil ótimo com rampas	Melhora em relação ao perfil nominal
Consumo Matlab [kg]	2,1787	2,1149	2,93%	2,1193	2,73%
Consumo TruckSim [kg]	2,0755	2,2921	-10,44%	2,2386	-7,86%
Erro relativo	4,60%	7,73%	-	5,33%	-

Fonte: Autor

Figura 61 – Resultados do TruckSim para o Trajeto B. Do lado esquerdo: perfil ótimo com rampas. Do lado direito: perfil ótimo degrau. (a) Perfil altimétrico da pista; (b) Velocidades alvo (vermelho) e real (azul); (c) Marcha utilizada



Fonte: Autor

Da mesma forma que no primeiro trajeto, algumas características se repetem nessa segunda rota: o erro relativo do perfil ótimo degrau foi maior do que dos outros dois perfis; os dois perfis ótimos economizaram combustível no Matlab e aumentaram o consumo no TruckSim; o Matlab superestimou o consumo do perfil nominal e subestimou o consumo dos perfis ótimos; o número de trocas de marchas no perfil degrau foi maior do que no perfil com rampas. Tais fatos reforçam as hipóteses já citadas anteriormente para o Trajeto A. Apesar disso, o aumento do consumo no TruckSim para o perfil ótimo com rampas no Trajeto B, de

7,86%, foi maior do que no Trajeto A, de 1,03%. Como abordado antes, o Trajeto B oferece ao controle menores opções de trabalhar a energia potencial do veículo já que não possui declives, e em conjuntura com o visto na análise de sensibilidade da topografia, isto afetou os resultados do Matlab assim como se repetiu aqui para o ambiente de verificação do TruckSim.

#### 4.5.2 Simulações nos trechos de trajetos reais

As simulações realizadas nos trechos de trajetos reais almejavam verificar se tais resultados são compatíveis com o comportamento registrado nas simulações com trajetos fictícios (NANNI, 2020).

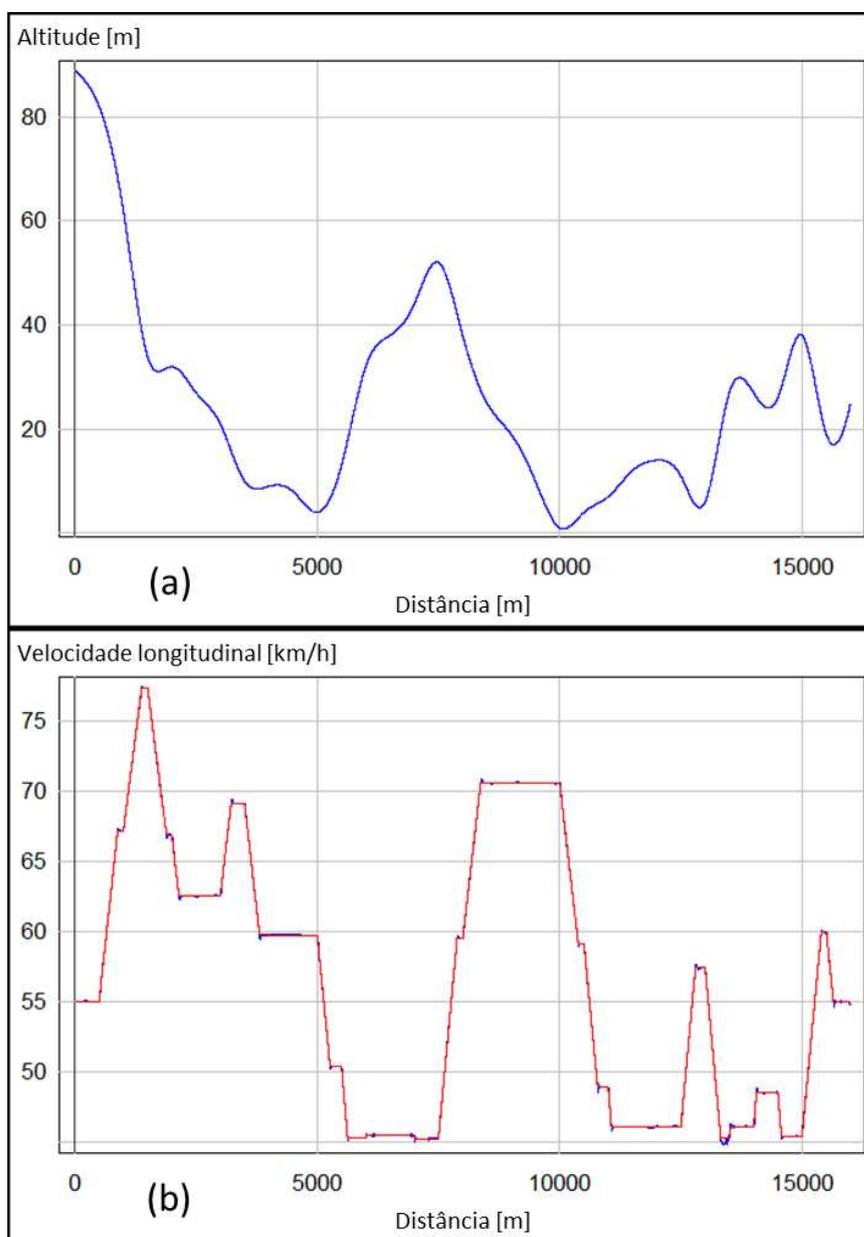
A primeira simulação realizada para os trajetos reais foi no Trajeto C, que representa um fragmento da rodovia Washington Luís. Na Tabela 17 são encontrados os consumos dos perfis para os dois ambientes de simulação. Já a Figura 62 apresenta os gráficos do perfil altimétrico da pista e das velocidades alvo e real da simulação do TruckSim.

Tabela 17 – Consumo de combustível dos três perfis de velocidade nos programas Matlab e Trucksim - Trajeto C

Cenário	Perfil nominal	Perfil ótimo de grau	Melhora em relação ao perfil nominal	Perfil ótimo com rampas	Melhora em relação ao perfil nominal
Consumo Matlab [kg]	3,2483	2,8463	12,38%	2,6282	19,09%
Consumo TruckSim [kg]	3,3055	4,2726	-29,26%	3,0037	9,13%
Erro relativo	1,73%	33,38%	-	12,50%	-

Fonte: Autor

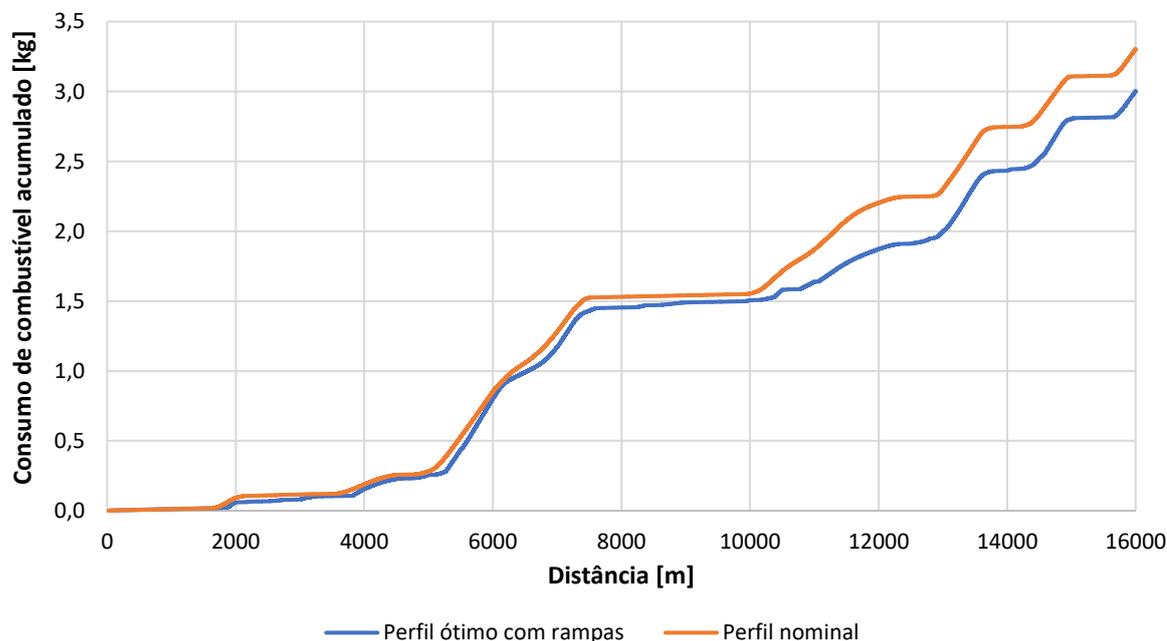
Figura 62 – Resultados do TruckSim para o Trajeto C. (a) Perfil altimétrico da pista; (b) Velocidades alvo (vermelho) e real (azul)



Fonte: Autor

O perfil de velocidade da Figura 61 ilustra claramente que a otimização ajustou o perfil conforme os artigos presentes na literatura no que tange à adoção de velocidades menores nos trechos de aclave e velocidades maiores nos trechos de declive. As literaturas revisadas convergem na conclusão de que a principal parcela da economia de combustível gerada é causada pela utilização da energia potencial gravitacional nas acelerações das descidas. A fim de verificar tal comportamento, os gráficos de consumo de combustível acumulado do perfil ótimo degrau e do perfil nominal foram comparados, apresentados na Figura 63.

Figura 63 – Consumo de combustível acumulado para o perfil nominal e o perfil ótimo com rampas no Trajeto C



Fonte: Autor

Comparando as curvas de consumo da Figura 63, identifica-se que até a distância de 10000 metros, os consumos são próximos. Justamente após essa posição, a taxa de consumo de combustível do perfil ótimo com rampas passa a ser menor, o que acaba distanciando as curvas. Interessante notar que essa posição é justamente o ponto de menor altitude do trajeto, o que indica que o veículo transformou a energia potencial gravitacional do início do declive em energia cinética e a usou para a transposição do trajeto após o fim do declive, promovendo assim a principal parcela de economia de combustível da rota.

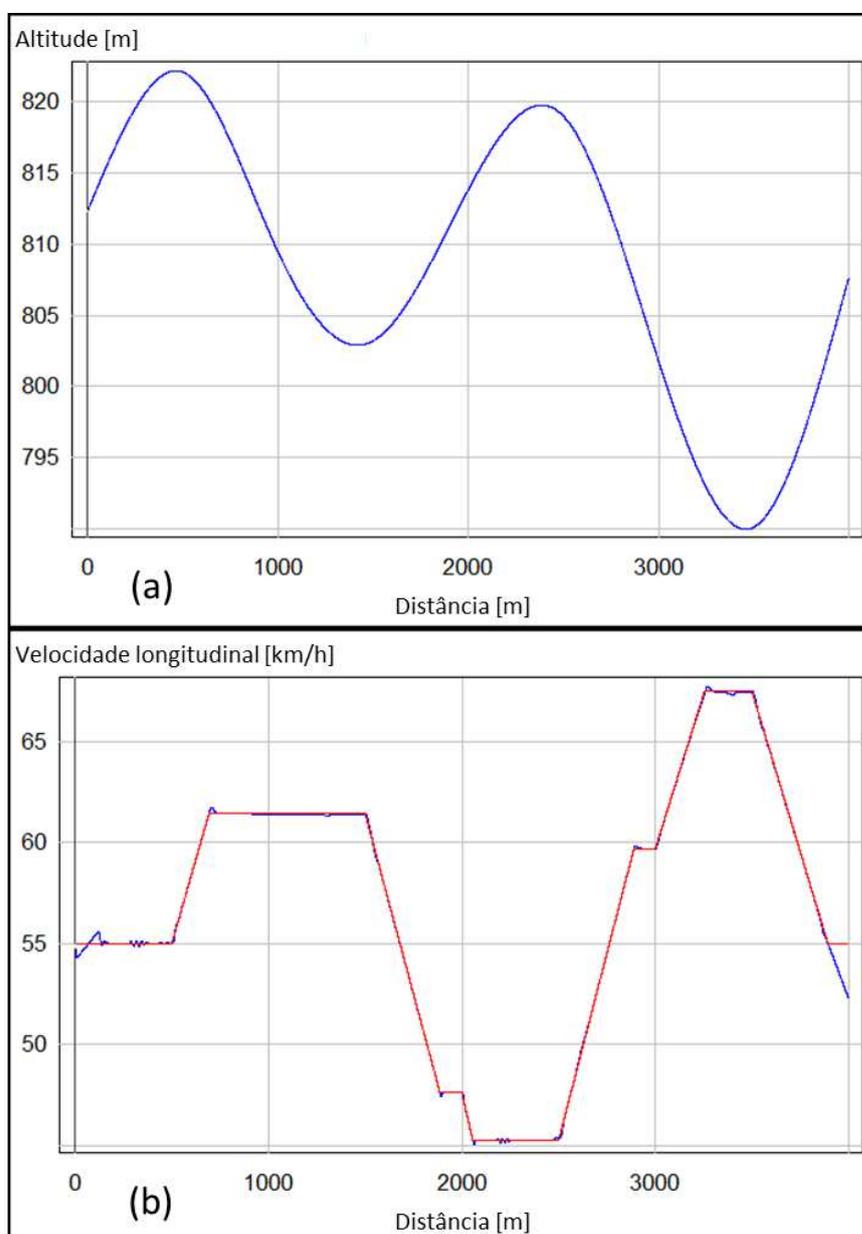
A segunda simulação realizada para os trajetos reais foi no Trajeto D, que representa um fragmento da rodovia Presidente Dutra. Na Tabela 18 são encontrados os consumos dos perfis para os dois ambientes de simulação e na Figura 64 os gráficos do perfil altimétrico da pista e das velocidades alvo e real da simulação do TruckSim.

Tabela 18 – Consumo de combustível dos três perfis de velocidade nos programas Matlab e Trucksim - Trajeto D

Cenário	Perfil nominal	Perfil ótimo degrau	Melhora em relação ao perfil nominal	Perfil ótimo com rampas	Melhora em relação ao perfil nominal
Consumo Matlab [kg]	1,0984	1,0312	6,12%	0,8667	21,09%
Consumo TruckSim [kg]	1,0985	1,3241	-20,54%	0,9613	12,49%
Erro relativo	0,01%	22,12%	-	9,84%	-

Fonte: Autor

Figura 64 – Resultados do TruckSim para o Trajeto D. (a) Perfil altimétrico da pista; (b) Velocidades alvo (vermelho) e real (azul)



Fonte: Autor

Apesar do Trajeto D apresentar a menor distância total dos três trajetos reais, esta foi a simulação em que a maior economia de combustível foi atingida pelo perfil ótimo com rampas no ambiente de verificação, 12,49%. O perfil ótimo também foi gerado de acordo com a literatura, porém, observa-se que no fim do percurso o veículo não conseguiu acompanhar o perfil ótimo. Tal fato justifica-se pela restrição do problema de que a primeira e a última seção dos perfis ótimos devem ter velocidade idêntica à velocidade nominal  $v_{nom}$ , explicada na seção 3.5.1. Por coincidência, o fim do perfil ocorreu num trecho de aclive com alta inclinação, e devido à conjunção do alto peso do veículo e a velocidade a ser assumida, a potência exigida do veículo foi maior do que o seu trem de força poderia oferecer.

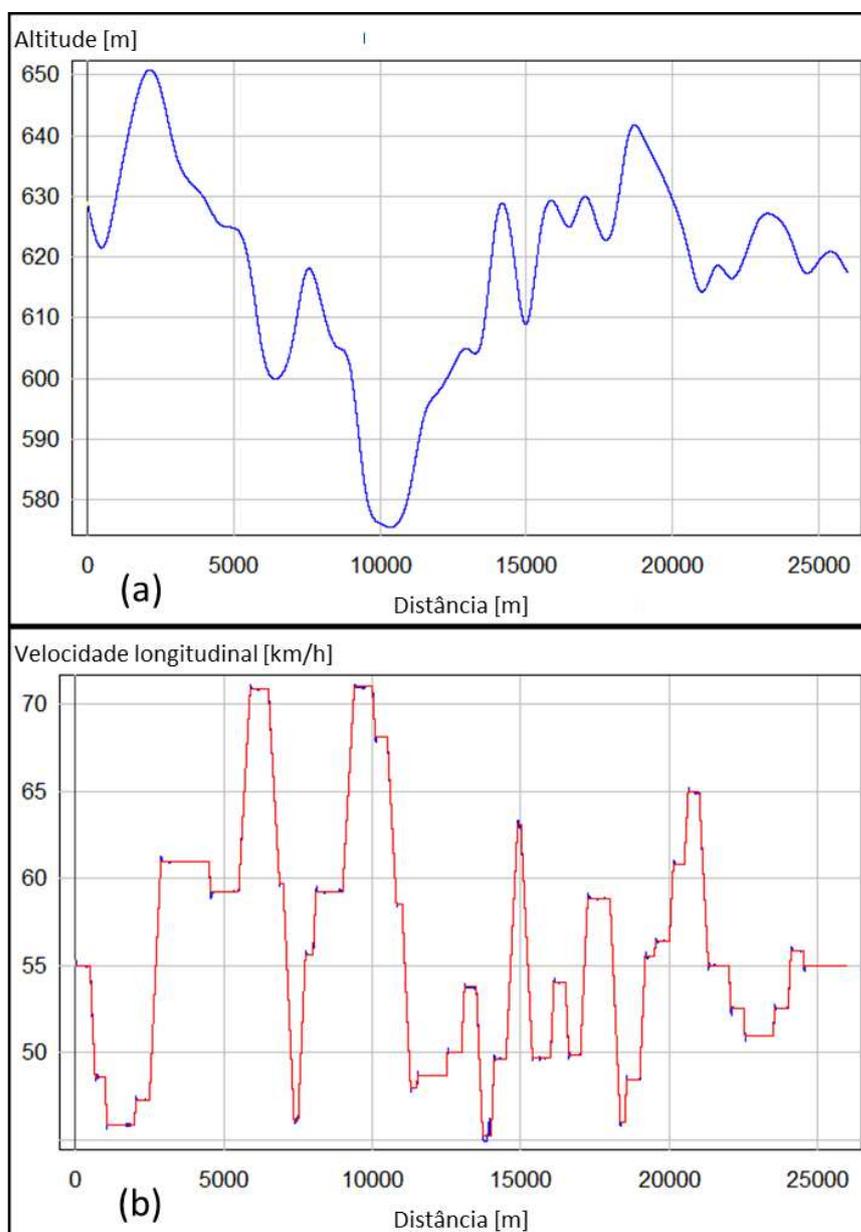
Por fim, a terceira e última simulação realizada para os trajetos reais foi no Trajeto E, que representa um fragmento da rodovia Presidente Castello Branco. Os mesmos dados ilustrados para os dois trajetos anteriores são encontrados na Tabela 19 e na Figura 65.

Tabela 19 – Consumo de combustível dos três perfis de velocidade nos programas Matlab e Trucksim - Trajeto E

Cenário	Perfil nominal	Perfil ótimo de grau	Melhora em relação ao perfil nominal	Perfil ótimo com rampas	Melhora em relação ao perfil nominal
Consumo Matlab [kg]	5,3479	4,9506	7,43%	4,7205	11,73%
Consumo TruckSim [kg]	5,7476	7,1184	23,85%	5,5550	3,35%
Erro relativo	6,95%	30,45%	-	15,02%	-

Fonte: Autor

Figura 65 – Resultados do TruckSim para o Trajeto E. (a) Perfil altimétrico da pista; (b) Velocidades alvo (vermelho) e real (azul)



Fonte: Autor

A simulação do Trajeto E foi a que apresentou a menor economia de combustível no ambiente de verificação para o perfil ótimo com rampas, 3,35%. Um ponto relevante a ser destacado é de que, apesar do alto índice de variação topográfica, o Trajeto E é o que apresenta a menor diferença entre a altitude do ponto inicial e do ponto final, de apenas 12 metros. Tal fato pode ser considerado como um limitante para a economia de combustível do perfil ótimo, já que nesse cenário a parcela de energia potencial gravitacional que pode ser otimizada no movimento é menor.

Após a análise geral das simulações dos trajetos reais, algumas expectativas puderam ser confirmadas, como a hipótese anteriormente citada de que a baixa variabilidade altimétrica das rotas dos trajetos fictícios impossibilitou que o perfil ótimo se distanciasse do perfil nominal. Nos trajetos reais, tanto a frequência como a amplitude da variação altimétrica são maiores, fazendo com que a solução tenha maiores opções de trabalhar a energia potencial gravitacional do veículo, ou seja, o algoritmo consegue utilizar de forma otimizada a energia armazenada nos aclives. Outro ponto observado é de que em todos os trajetos reais o menor erro relativo sempre foi no perfil nominal, em linha com a expectativa anterior de que como a variação da potência nesse perfil é menor, menor a influência da subestimação da potência do modelo de dinâmica longitudinal. Nos perfis ótimos, os valores obtidos no Matlab foram sempre menores, já que a subestimação da potência é mais presente e essa influencia diretamente o consumo.

Uma observação importante a ser realizada é de que em todos os trechos dos trajetos reais deste trabalho, a altitude final sempre foi inferior à altitude inicial, o que significa que parte da energia potencial gravitacional foi utilizada pelo veículo para se locomover. Apesar do conhecimento de que este fato pode ter influenciado os resultados obtidos, este estudo apresentou uma análise comparativa, ou seja, esta circunstância foi igual para todos os perfis, tanto o nominal como os ótimos.

Em suma, os resultados aqui apresentados se mostraram levemente deslocados, mas ainda assim coerentes com os das tecnologias já existentes, que variam de 5 a 7%, conforme apresentado na Tabela 1. Aqui, em média simples, a economia de combustível gerada no ambiente de verificação do programa TruckSim pelo perfil ótimo com rampas foi de 8,32%. Lembra-se que aqui as simulações foram realizadas como a utilização de apenas um modelo de caminhão, e que mesmo que o ambiente de verificação desenvolvido seja robusto e de elevada exatidão, algumas simplificações foram aqui consideradas como a não adição de trajetos urbanos, condições de tráfego, congestionamentos e influência climática. No demais, as estratégias aqui referidas mostraram-se válidas para aplicações em perfis topográficos reais.

## 5 CONCLUSÕES

Este trabalho buscou investigar e desenvolver uma solução de minimização de consumo de combustível para veículos pesados através da otimização de perfis de velocidade em trajetos rodoviários. Para tal, inicialmente o problema de controle ótimo associado à proposta foi formulado e resolvido por um algoritmo de otimização fundamentado em modelos, variáveis e trajetos selecionados com base no melhor compromisso das necessidades do projeto, principalmente a não necessidade de dados altamente custosos a serem obtidos. Posteriormente, a verificação e validação do algoritmo foram realizadas amparadas em diversas simulações em diferentes cenários. Nesta fase, também foi desenvolvido um ambiente de verificação de elevada exatidão e confiável no que tange à proximidade à realidade a fim de reforçar a validade da proposta.

Tendo em vista os resultados e a discussão dos mesmos, demonstrou-se que a proposta de otimização de perfis de velocidade quase-estática com utilização de rampas de aceleração/desaceleração entre os trechos de velocidade constante é capaz de reduzir o consumo de combustível de um caminhão quando comparado a um perfil de velocidade constante. A solução se mostrou válida no que tange à concordância com a literatura e soluções já existentes em relação à aplicação de velocidades menores nos trechos de auge e velocidades maiores nos trechos de declive. Dentro disto, também se identificou que a principal parcela da economia de combustível é causada pela transformação da energia potencial gravitacional em energia cinética nas descidas, para posteriormente usar essa energia no deslocamento do veículo.

Em suma, a revisão da literatura e os resultados apresentados permitem uma visão promissora deste estudo, de agregar ao atual campo de conhecimento com a adição de uma solução de aplicação ampla e fácil calibração. Apesar deste estudo não possuir validação empírica, o ambiente robusto de verificação desenvolvido auxilia no entendimento de que a proposta é válida experimentalmente. Levando isso em consideração, conclui-se que a validade desta solução é grande já que possui fácil calibração e aplicabilidade para diferentes tipos de automóveis, principalmente veículos pesados usados, que representam a maior parte da frota brasileira.

O aperfeiçoamento e refinamento deste trabalho é sugerido como trabalho futuro, no que se refere às simplificações aqui consideradas como a não adição de trajetos urbanos, condições de tráfego, congestionamentos e influência climática. Dentre outras questões que podem ser refinadas, destacam-se: aumento da amostragem dos ensaios, seja com outros

modelos de caminhões, adição de modelos de ônibus e trajetos de maior distância; estudo de outros métodos para solucionar o problema de controle ótimo que garantam o mínimo global do sistema, como um algoritmo genético; desenvolvimento de uma sintonia melhor para o controle PID do TruckSim, posteriormente à calibração inicial do método de Ziegler–Nichols; incorporar o controle da transmissão no algoritmo do Matlab com a mesma lógica do TruckSim. Por fim, com base no objetivo inicial deste estudo, sugere-se a aplicação experimental desta solução, a fim de verificar sua aplicação prática. Para a criação dessa solução experimental, recomenda-se a criação de uma metodologia de obtenção do modelo de consumo de combustível do veículo e criação de um programa que sugere a velocidade ao motorista com base no perfil ótimo e na posição geográfica do veículo, através do uso de um sensor GPS por exemplo.

## REFERÊNCIAS

- ALAM, Md. Saniul; MCNABOLA, Aonghus. A critical review and assessment of Eco-Driving policy & technology: Benefits & limitations. **Transport Policy**, [S.L.], v. 35, p. 42-49, set. 2014. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.tranpol.2014.05.016>.
- BARBOSA, Pedro Luis Muniz. **Optimal-Speed-Profile**. 2023. Disponível em: <https://github.com/PedroMunizz/Optimal-Speed-Profile>. Acesso em: 02 fev. 2023.
- BARBOSA, Pedro Luis Muniz; MENDES, André de Souza; LEONARDI, Fabrizio. Desenvolvimento de ambiente de simulação dinâmica para avaliação de técnicas de coordenação veicular com ênfase em eficiência energética no programa TruckSim. **Anais do Congresso Internacional de Engenharia Mecânica e Industrial**, Belo Horizonte, p. 1-16, 2022. Even3. <http://dx.doi.org/10.29327/aconemi.406087>.
- BARTH, Matthew; BORIBOONSOMSIN, Kanok. Energy and emissions impacts of a freeway-based dynamic eco-driving system. **Transportation Research Part D: Transport and Environment**, [S.L.], v. 14, n. 6, p. 400-410, ago. 2009. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.trd.2009.01.004>.
- BELLMAN, Richard E. **Dynamic Programming**. Princeton: University Press, 1957. 384 p.
- BORIBOONSOMSIN, Kanok *et al.* Eco-Routing Navigation System Based on Multisource Historical and Real-Time Traffic Information. **IEEE Transactions On Intelligent Transportation Systems**, [S.L.], v. 13, n. 4, p. 1694-1704, dez. 2012. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <http://dx.doi.org/10.1109/tits.2012.2204051>.
- BORIBOONSOMSIN, Kanok; VU, Alexander; BARTH, Matthew. Eco-Driving: Pilot Evaluation of Driving Behavior Changes Among U.S Drivers. **University of California Transportation Center**, 2010.
- BOROJENI, Behdad Yazdani; FREY, H. Christopher. Road grade quantification based on global positioning system data obtained from real-world vehicle fuel use and emissions measurements. **Atmospheric Environment**, [S.L.], v. 85, p. 179-186, mar. 2014. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.atmosenv.2013.12.025>.
- BUCH, Everson. **Implantação de um programa de manutenção centrada em confiabilidade para veículos pesados**. 2019. 130 f. Monografia (Especialização) - Curso de Engenharia da Confiabilidade, UTFPR, Curitiba, 2019.
- CANDIDO, Jean Carlo Xavier. **O processo de decisão de compra de caminhões pesados**. 2004. 104 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Administração, UFRGS, Porto Alegre, 2004.
- CARVALHO, Luan Guilherme S.; SETTI, José Reynaldo. Construção de perfis de velocidade de caminhões utilizando filtro gaussiano e regressões lineares em dados de GPS. **Congresso Nacional de Pesquisa em Transporte da ANPET**, Recife, p. 1-12, nov. 2017.

CARVALHO, Margareth Judith Souza de *et al.* Lubricant viscosity and viscosity improver additive effects on diesel fuel economy. **Tribology International**, [S.L.], v. 43, n. 12, p. 2298-2302, dez. 2010. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.triboint.2010.07.014>.

CHAKRABORTY, Nilotpal; MONDAL, Arijit; MONDAL, Samrat. Intelligent charge scheduling and eco-routing mechanism for electric vehicles: a multi-objective heuristic approach. **Sustainable Cities And Society**, [S.L.], v. 69, p. 102820, jun. 2021. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.scs.2021.102820>.

CHEN, Chen *et al.* Driver's Eco-Driving Behavior Evaluation Modeling Based on Driving Events. **Journal Of Advanced Transportation**, [S.L.], v. 2018, p. 1-12, 2018. Hindawi Limited. <http://dx.doi.org/10.1155/2018/9530470>.

CHIARA, Fabio *et al.* Development and experimental validation of a control-oriented Diesel engine model for fuel consumption and brake torque predictions. **Mathematical And Computer Modelling Of Dynamical Systems**, [S.L.], v. 17, n. 3, p. 261-277, jun. 2011. Informa UK Limited. <http://dx.doi.org/10.1080/13873954.2011.562902>.

Conselho Nacional de Trânsito (CONTRAN). **Resolução no 803, de 22 de outubro de 2020**. Brasília: Contran, 2008. Disponível em: <https://www.in.gov.br/en/web/dou/-/resolucao-contran-n-803-de-22-de-outubro-de-2020-285228689>. Acesso em: 21 ago. 2022.

COYLE, Michael. **Effects of payload on the fuel consumption of trucks**. [S.L.]: Department For Transport, 2007.

CRISTEA, M.; PARAN, F.; DELHOMME, P. The Role Of Motivations For Eco-Driving And Social Norms On Behavioural Intentions Regarding Speed Limits And Time Headway. **International Journal Of Economics And Management Engineering**, [S.L.], v. 6, n. 6, p. 1486-1491, 25 jun. 2012. Zenodo. <http://dx.doi.org/10.5281/ZENODO.1056629>.

DE, Shuvodeep *et al.* Lightweight Chassis Design of Hybrid Trucks Considering Multiple Road Conditions and Constraints. **World Electric Vehicle Journal**, [S.L.], v. 12, n. 1, p. 3, 28 dez. 2020. MDPI AG. <http://dx.doi.org/10.3390/wevj12010003>.

DÍAZ-RAMIREZ, Jenny *et al.* Eco-driving key factors that influence fuel consumption in heavy-truck fleets: a Colombian case. **Transportation Research Part D: Transport and Environment**, [S.L.], v. 56, p. 258-270, out. 2017. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.trd.2017.08.012>.

DING, Feng; JIN, Hui. On the Optimal Speed Profile for Eco-Driving on Curved Roads. **IEEE Transactions On Intelligent Transportation Systems**, [S.L.], v. 19, n. 12, p. 4000-4010, dez. 2018. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <http://dx.doi.org/10.1109/tits.2018.2795602>.

ECKER, Ronald *et al.* Ecochallenge: a race for efficiency. **Proceedings of the 13th international conference on multimodal interfaces - ICMI '11**, v. 13, p. 91-94, 2011.

EDUARDES, William; RAKHA, Hesham. Virginia Tech Comprehensive Power-Based Fuel Consumption Model. **Transportation Research Record: Journal of the Transportation**

Research Board, [S.L.], v. 2428, n. 1, p. 1-9, jan. 2014. SAGE Publications.  
<http://dx.doi.org/10.3141/2428-01>.

ELBERY, Ahmed; RAKHA, Hesham. City-Wide Eco-Routing Navigation Considering Vehicular Communication Impacts. **Sensors**, [S.L.], v. 19, n. 2, p. 290, 12 jan. 2019. MDPI AG. <http://dx.doi.org/10.3390/s19020290>.

ERICSSON, Eva; LARSSON, Hanna; BRUNDELL-FREIJ, Karin. Optimizing route choice for lowest fuel consumption – Potential effects of a new driver support tool. **Transportation Research Part C: Emerging Technologies**, [S.L.], v. 14, n. 6, p. 369-383, dez. 2006. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.trc.2006.10.001>.

FAFOUTELLIS, Panagiotis *et al.* Eco-Driving and Its Impacts on Fuel Efficiency: An Overview Of Technologies And Data-Driven Methods. **Sustainability**, Basileia, Suíça, v. 1, n. 13, 226, 29 dez. 2020.

FENG, Chunxia. **Transit Bus Load-Based Modal Emission Rate Model Development**. 2007. 327 f. Tese (Doutorado) - School Of Civil And Environmental Engineering, Georgia Institute of Technology, Atlanta, 2007.

FENG, Jihao *et al.* Real-time estimation of road slope based on multiple models and multiple data fusion. **Measurement**, [S.L.], v. 181, p. 109609, ago. 2021. Elsevier BV.  
<http://dx.doi.org/10.1016/j.measurement.2021.109609>.

FOX, Isaac E. Numerical evaluation of the potential for fuel economy improvement due to boundary friction reduction within heavy-duty diesel engines. **Tribology International**, [S.L.], v. 38, n. 3, p. 265-275, mar. 2005. Elsevier BV.  
<http://dx.doi.org/10.1016/j.triboint.2004.08.010>.

GILLESPIE, Thomas D. **Fundamentals of Vehicle Dynamics**. [S.L.]: SAE International, 1992. 520 p.

GILMAN, Ekaterina *et al.* Personalised assistance for fuel-efficient driving. **Transportation Research Part C: Emerging Technologies**, [S.L.], v. 58, p. 681-705, set. 2015. Elsevier BV.  
<http://dx.doi.org/10.1016/j.trc.2015.02.007>.

GUZZELLA, Lino; SCIARRETTA, Antonio. **Vehicle Propulsion Systems: Introduction to Modeling and Optimization**. 2. ed. [S.L.]: Springer, 2007. 350 p.

HE, Chaozhe R.; MAURER, Helmut; OROSZ, Gábor. Fuel Consumption Optimization of Heavy-Duty Vehicles With Grade, Wind, and Traffic Information. **Journal Of Computational And Nonlinear Dynamics**, [S.L.], v. 11, n. 6, p. 1-12, 27 jul. 2016. ASME International. <http://dx.doi.org/10.1115/1.4033895>.

HELLSTRÖM, Erik *et al.* Look-ahead control for heavy trucks to minimize trip time and fuel consumption. **IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline)**, v. 5, PART 1, p. 439–446, 2007.

HELLSTRÖM, Erik; ÅSLUND, Jan; NIELSEN, Lars. Design of an efficient algorithm for fuel-optimal look-ahead control. **Control Engineering Practice**, [S.L.], v. 18, n. 11, p. 1318-1327, nov. 2010. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.conengprac.2009.12.008>.

HOLM, Erik Jonsson. **Vehicle Mass and Road Grade Estimation Using Kalman Filter**. 2011. 38 f. Dissertação (Mestrado) - Department Of Electrical Engineering, Linköping University, Linköping, 2011.

HOOKER, J. N. Optimal driving for single-vehicle fuel economy. **Transportation Research Part A: General**, [S.L.], v. 22, n. 3, p. 183-201, maio 1988. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/0191-2607\(88\)90036-2](http://dx.doi.org/10.1016/0191-2607(88)90036-2).

HOOKER, J. N.; ROSE, A. B.; ROBERTS, G. F.. Optimal Control of Automobiles for Fuel Economy. **Transportation Science**, [S.L.], v. 17, n. 2, p. 146-167, maio 1983. Institute for Operations Research and the Management Sciences (INFORMS). <http://dx.doi.org/10.1287/trsc.17.2.146>.

HUANG, Yuhan *et al.* Eco-driving technology for sustainable road transport: a review. **Renewable And Sustainable Energy Reviews**, [S.L.], v. 93, p. 596-609, out. 2018. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2018.05.030>.

HUANG, Yuhan *et al.* Impact of potential engine malfunctions on fuel consumption and gaseous emissions of a Euro VI diesel truck. **Energy Conversion And Management**, [S.L.], v. 184, p. 521-529, mar. 2019. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.enconman.2019.01.076>.

ILOS. **O preço do diesel e o transporte rodoviário de carga**. 2022. Disponível em: <https://www.ilos.com.br/web/o-preco-do-diesel-e-o-transporte-de-cargas/>. Acesso em: 21 ago. 2022.

JAUCH, Jens *et al.* Road Grade Estimation With Vehicle-Based Inertial Measurement Unit and Orientation Filter. **IEEE Sensors Journal**, [S.L.], v. 18, n. 2, p. 781-789, 15 jan. 2018. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <http://dx.doi.org/10.1109/jsen.2017.2772305>.

JOOST, William J. Reducing Vehicle Weight and Improving U.S. Energy Efficiency Using Integrated Computational Materials Engineering. **Jom**, [S.L.], v. 64, n. 9, p. 1032-1038, 24 ago. 2012. Springer Science and Business Media LLC. <http://dx.doi.org/10.1007/s11837-012-0424-z>.

KIM, Namwook; CHA, Sukwon; PENG, Huei. Optimal Control of Hybrid Electric Vehicles Based on Pontryagin's Minimum Principle. **IEEE Transactions On Control Systems Technology**, [S.L.], v. 19, n. 5, p. 1279-1287, set. 2011. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <http://dx.doi.org/10.1109/tcst.2010.2061232>.

KLUEVER, Craig A. **Sistemas dinâmicos: Modelagem, simulação e controle**. [S. L.]: LTC, 2017. 452 p.

KOHUT, Nicholas J.; HEDRICK, J. Karl; BORRELLI, Francesco. Integrating Traffic Data and Model Predictive Control to Improve Fuel Economy. **IFAC Proceedings Volumes**, [S.L.], v. 42, n. 15, p. 155-160, 2009. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.3182/20090902-3-us-2007.0032>.

KOJIMA, Kazunori; RYAN, Lisa. **Transport energy efficiency**: Implementation of IEA Recommendations since 2009 and next steps. Paris: IEA, 2010.

LEE, Geonil; HA, Seongmin; JUNG, Jae-Il. Integrating Driving Hardware-in-the-Loop Simulator with Large-Scale VANET Simulator for Evaluation of Cooperative Eco-Driving System. **Electronics**, [S.L.], v. 9, n. 10, p. 1645, 8 out. 2020. MDPI AG. <http://dx.doi.org/10.3390/electronics9101645>.

LI, Boyuan *et al.* Two-layer structure based adaptive estimation for vehicle mass and road slope under longitudinal motion. **Measurement**, [S.L.], v. 95, p. 439-455, jan. 2017. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.measurement.2016.10.045>.

LIANG, Kuo-Yun; MARTENSSON, Jonas; JOHANSSON, Karl H. Heavy-Duty Vehicle Platoon Formation for Fuel Efficiency. **IEEE Transactions On Intelligent Transportation Systems**, [S.L.], v. 17, n. 4, p. 1051-1061, abr. 2016. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <http://dx.doi.org/10.1109/tits.2015.2492243>.

MAHYUDDIN, Muhammad Nasiruddin *et al.* An adaptive observer-based parameter estimation algorithm with application to road gradient and vehicle's mass estimation. **Proceedings Of 2012 UKACC International Conference On Control**, [S.L.], p. 102-107, set. 2012. IEEE. <http://dx.doi.org/10.1109/control.2012.6334614>.

MENSING, Felicitas *et al.* Trajectory optimization for eco-driving taking into account traffic constraints. **Transportation Research Part D: Transport and Environment**, [S.L.], v. 18, p. 55-61, jan. 2013. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.trd.2012.10.003>.

MIHALY, Andras; GASPAR, Peter. Look-ahead cruise control considering road geometry and traffic flow. **2013 IEEE 14Th International Symposium On Computational Intelligence And Informatics (CINTI)**, [S.L.], v. 1, n. 14, p. 189-194, nov. 2013. IEEE. <http://dx.doi.org/10.1109/cinti.2013.6705190>.

MINISTÉRIO DA INFRAESTRUTURA. **Anuário Estatístico de Transportes 2010 – 2020**, 2020. Disponível em <https://ontl.epl.gov.br/>. Acesso em: 19 jan. 2023.

MONASTYRSKY, V.V.; GOLOWNYKH, I.M.. Rapid computation of optimal control for vehicles. **Transportation Research Part B: Methodological**, [S.L.], v. 27, n. 3, p. 219-227, jun. 1993. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/0191-2615\(93\)90031-5](http://dx.doi.org/10.1016/0191-2615(93)90031-5).

NANNI, Bruno Baeta *et al.* Análise comparativa das abordagens quase-estática e dinâmica na otimização dos perfis de velocidade de veículos pesados. **XIX Congresso Nacional de Engenharia Mecânica e Industrial**, [S.L.], p. 1-15, 2019. Galoa. <http://dx.doi.org/10.17648/conemi-2019-108673>.

NANNI, Bruno Baeta. **Estudo da minimização do consumo de combustível em comboio de veículos pesados por meio da otimização dos perfis de velocidade**. 2020. 116 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Mecânica, Centro Universitário FEI, São Bernardo do Campo, 2020.

NILSSON, Mattias; ÖHLUND, Erik. **Estimation of road inclination**. SE n. US9200898B2. Depósito: 4 abr. 2011. Concessão: 1 dez. 2015.

NORDSTRÖM, Per-Erik. Scania Active Prediction – new cruise control saves fuel using GPS data. **Scania PRESS Info**, Södertälje, p. 1-7, 2 dez. 2011. P11Z01EN.

NUNZIO, Giovanni de; THIBAUT, Laurent; SCIARRETTA, Antonio. Bi-objective eco-routing in large urban road networks. **2017 IEEE 20Th International Conference On Intelligent Transportation Systems (ITSC)**, [S.L.], v. 1, n. 20, p. 1-8, out. 2017. IEEE. <http://dx.doi.org/10.1109/itsc.2017.8317643>.

OUR WORLD IN DATA. **Primary energy consumption, 2021**. 2022. Disponível em: <http://bit.ly/3QOXoEg>. Acesso em: 19 jan. 2023.

OZATAY, Engin *et al.* Cloud-Based Velocity Profile Optimization for Everyday Driving: a dynamic-programming-based solution. **Ieee Transactions On Intelligent Transportation Systems**, [S.L.], v. 15, n. 6, p. 2491-2505, dez. 2014. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <http://dx.doi.org/10.1109/tits.2014.2319812>.

OZATAY, Engin; OZGUNER, Umit; FILEV, Dimitar. Velocity profile optimization of on road vehicles: pontryagin's maximum principle based approach. **Control Engineering Practice**, [S.L.], v. 61, p. 244-254, abr. 2017. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.conengprac.2016.09.006>.

PADILLA, G. P.; WEILAND, S.; DONKERS, M. C. F. A Global Optimal Solution to the Eco-Driving Problem. **IEEE Control Systems Letters**, [S.L.], v. 2, n. 4, p. 599-604, out. 2018. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <http://dx.doi.org/10.1109/lcsys.2018.2846182>.

PESSIN, Rafael Luis *et al.* Custo total de uso e propriedade: um modelo para compra de veículos de transporte de cargas. **Contabilidade Vista & Revista**, Belo Horizonte, v. 29, n. 3, p. 50-72, dez. 2018.

PETROBRAS. **Motorista DEZtaque 2018**. Rio de Janeiro, 2018.

PFEIFER, Adriene Artiaga. **Controle Ótimo de Sistemas Algébrico-Diferenciais com Flutuação do Índice Diferencial**. 2007. 125 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Química, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2007.

PLINE, J. L. **Traffic Engineering Handbook**. 5. ed. Washington, D.C.: Institute Of Transportation Engineers, 1999.

RAJAMANI, Rajesh. **Vehicle Dynamics and Control**. 2. ed. [S.L.]: Springer US, 2012. P. 498.

RAKHA, Hesham A. *et al.* Virginia Tech Comprehensive Power-Based Fuel Consumption Model: model development and testing. **Transportation Research Part D: Transport and Environment**, [S.L.], v. 16, n. 7, p. 492-503, out. 2011. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.trd.2011.05.008>.

RAKHA, Hesham *et al.* Vehicle Dynamics Model for Predicting Maximum Truck Acceleration Levels. **Journal Of Transportation Engineering**, [S.L.], v. 127, n. 5, p. 418-425, out. 2001. American Society of Civil Engineers (ASCE).  
[http://dx.doi.org/10.1061/\(asce\)0733-947x\(2001\)127:5\(418\)](http://dx.doi.org/10.1061/(asce)0733-947x(2001)127:5(418)).

REITER, Mark; WAGNER, John. Automated Automotive Tire Inflation System – Effect of Tire Pressure on Vehicle Handling. **IFAC Proceedings Volumes**, [S.L.], v. 43, n. 7, p. 638-643, jul. 2010. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.3182/20100712-3-de-2013.00013>.

RYU, Jihan; GERDES, J. Christian. Integrating Inertial Sensors With Global Positioning System (GPS) for Vehicle Dynamics Control. **Journal Of Dynamic Systems, Measurement, And Control**, [S.L.], v. 126, n. 2, p. 243-254, 1 jun. 2004. ASME International.  
<http://dx.doi.org/10.1115/1.1766026>.

SAERENS, B. *et al.* A methodology for assessing eco-cruise control for passenger vehicles. **Transportation Research Part D: Transport and Environment**, [S.L.], v. 19, p. 20-27, mar. 2013. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.trd.2012.12.001>.

SAHLHOLM, Per *et al.* A sensor and data fusion algorithm for road grade estimation. **IFAC Proceedings Volumes**, [S.L.], v. 40, n. 10, p. 55-62, 2007. Elsevier BV.  
<http://dx.doi.org/10.3182/20070820-3-us-2918.00010>.

SAHLHOLM, Per. **Distributed Road Grade Estimation for Heavy Duty Vehicles**. 2011. 181 f. Tese (Doutorado) - Automatic Control, KTH School Of Electrical Engineering, Estocolmo, 2011.

SANCHEZ, Renato de Brito. **Controle ótimo de um veículo elétrico de competição em eficiência energética**. 2015. 100 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Mecânica, Centro Universitário FEI, São Bernardo do Campo, 2015.

SCHWARZKOPF, Albert B.; LEIPNIK, Roy B. Control of highway vehicles for minimum fuel consumption over varying terrain. **Transportation Research**, v. II, n. 4, p. 279–286, 1977.

SINDIPEÇAS, Sindicato Nacional da Indústria de Componentes para Veículos Automotores. **Relatório da Frota Circulante – edição 2022**. São Paulo: SINDIPEÇAS, 2022.

SIVAK, Michael; SCHOETTLE, Brandon. Eco-driving: strategic, tactical, and operational decisions of the driver that influence vehicle fuel economy. **Transport Policy**, [S.L.], v. 22, p. 96-99, jul. 2012. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.tranpol.2012.05.010>.

SOOFASTAEI, A. *et al.* A comprehensive investigation of loading variance influence on fuel consumption and gas emissions in mine haulage operation. **International Journal Of Mining Science And Technology**, [S.L.], v. 26, n. 6, p. 995-1001, nov. 2016. Elsevier BV.  
<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijmst.2016.09.006>.

SUCENA, Marcelo. **Mudanças à vista na matriz de transportes de cargas brasileira**. FGV Transportes. Rio de Janeiro, p. 1-4. 29 out. 2020. Disponível em:  
[https://transportes.fgv.br/sites/transportes.fgv.br/files/mudancas\\_a\\_vista\\_na\\_matriz\\_de\\_transportes\\_de\\_cargas\\_brasileira\\_v.4.pdf](https://transportes.fgv.br/sites/transportes.fgv.br/files/mudancas_a_vista_na_matriz_de_transportes_de_cargas_brasileira_v.4.pdf). Acesso em: 19 jan. 2023.

SUN, Zhonghao; ZHOU, Xingshe. To save money or to save time: intelligent routing design for plug-in hybrid electric vehicle. **Transportation Research Part D: Transport and Environment**, [S.L.], v. 43, p. 238-250, mar. 2016. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.trd.2016.01.001>.

SZCZUCKA-LASOTA, Bożena; KAMIŃSKA, Joanna; KRZYŹEWSKA, Iwona. Influence of tire pressure on fuel consumption in trucks with installed tire pressure monitoring system (TPMS). **Scientific Journal Of Silesian University Of Technology. Series Transport**, [S.L.], v. 103, p. 167-181, 30 jun. 2019. Silesian University of Technology. <http://dx.doi.org/10.20858/sjsutst.2019.103.13>.

TEDESCO, Giovanna Megumi Ishida *et al.* Mercado de Transporte Rodoviário de Cargas no Brasil. **Revista Antt**, [S. L.], v. 3, n. 2, p. 1-9, 18 nov. 2011.

THIRIET, Arthur Braga. **Estudo de metodologias de avaliação da força de resistência ao deslocamento de um veículo**. 2018. 84 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Mecânica, UFMG, Belo Horizonte, 2018.

VELUPILLAI, Sankaranarayanan; GÜVENÇ, Levent. Tire Pressure Monitoring [Applications of Control]. **IEEE Control Systems**, [S.L.], v. 27, n. 6, p. 22-25, dez. 2007. Institute of Electrical and Electronics Engineers. <http://dx.doi.org/10.1109/mcs.2007.909477>.

VUJANOVIĆ, Davor *et al.* Energy efficiency as a criterion in the vehicle fleet management process. **Thermal Science**, [S.L.], v. 14, n. 4, p. 865-878, 2010. National Library of Serbia. <http://dx.doi.org/10.2298/tsci090719010v>.

WANG, Jinghui; RAKHA, Hesham A. Convex Fuel Consumption Model for Diesel and Hybrid Buses. **Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board**, [S.L.], v. 2647, n. 1, p. 50-60, jan. 2017. SAGE Publications. <http://dx.doi.org/10.3141/2647-07>.

WANG, Jinghui; RAKHA, Hesham A. Fuel consumption model for conventional diesel buses. **Applied Energy**, [S.L.], v. 170, p. 394-402, maio 2016. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.02.124>.

WANG, Jinghui; RAKHA, Hesham A. Fuel consumption model for heavy duty diesel trucks: model development and testing. **Transportation Research Part D: Transport and Environment**, [S.L.], v. 55, p. 127-141, ago. 2017. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.trd.2017.06.011>

WANG, Meng *et al.* Investigating Potential Impacts of an Optimization-Based Eco-ACC System on Traffic and Environment. **91St Annual Meeting Of Transportation Research Board**, Washington, D.C., v. 1, n. 91, p. 1-21, 20 abr. 2012.

WOLLAEGER, James *et al.* Cloud-computing based velocity profile generation for minimum fuel consumption: A dynamic programming based solution. **2012 American Control Conference (ACC)**, [S.L.], p. 2108-2113, jun. 2012. IEEE. <http://dx.doi.org/10.1109/acc.2012.6314931>.

WONG, J. Y. **Theory of Ground Vehicles**. 5. ed. [S.L.]: Wiley, 2022. 608 p.

WU, Changxu; ZHAO, Guozhen; OU, Bo. A fuel economy optimization system with applications in vehicles with human drivers and autonomous vehicles. **Transportation Research Part D: Transport and Environment**, [S.L.], v. 16, n. 7, p. 515-524, out. 2011. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.trd.2011.06.002>.

YAMAMOTO, Kenji; KOTAKA, Akihiro; UMEHARA, Kazuhiro. Additives for Improving the Fuel Economy of Diesel Engine Systems. **Tribology Online**, [S.L.], v. 5, n. 4, p. 195-198, 2010. Japanese Society of Tribologists. <http://dx.doi.org/10.2474/trol.5.195>.

YANG, Guangchuan *et al.* Truck acceleration behavior study and acceleration lane length recommendations for metered on-ramps. **International Journal Of Transportation Science And Technology**, [S.L.], v. 5, n. 2, p. 93-102, out. 2016. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijst.2016.09.006>.

YE, Ziqi *et al.* Variable Step-Size Discrete Dynamic Programming for Vehicle Speed Trajectory Optimization. **IEEE Transactions On Intelligent Transportation Systems**, [S.L.], v. 20, n. 2, p. 476-484, fev. 2019. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <http://dx.doi.org/10.1109/tits.2018.2812921>.

ZHANG, Xiaobin *et al.* Real-Time Estimation of Vehicle Mass and Road Grade Based on Multi-Sensor Data Fusion. **2013 IEEE Vehicle Power And Propulsion Conference (VPPC)**, [S.L.], p. 1-7, out. 2013. IEEE. <http://dx.doi.org/10.1109/vppc.2013.6671743>.

ZHOU, Min; JIN, Hui. Development of a transient fuel consumption model. **Transportation Research Part D: Transport and Environment**, [S.L.], v. 51, p. 82-93, mar. 2017. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.trd.2016.12.001>.

ZHOU, Min; JIN, Hui; DING, Feng. Minimizing vehicle fuel consumption on hilly roads based on dynamic programming. **Advances In Mechanical Engineering**, [S.L.], v. 9, n. 5, p. 168781401769411, maio 2017. SAGE Publications. <http://dx.doi.org/10.1177/1687814017694116>.

ZHOU, Min; JIN, Hui; WANG, Wenshuo. A review of vehicle fuel consumption models to evaluate eco-driving and eco-routing. **Transportation Research Part D: Transport and Environment**, [S.L.], v. 49, p. 203-218, dez. 2016. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.trd.2016.09.008>.

ZIEGLER, J. G.; NICHOLS, N. B. Optimum Settings for Automatic Controllers. **Journal Of Dynamic Systems, Measurement, And Control**, [S.L.], v. 115, n. 2, p. 220-222, 1 jun. 1993. ASME International. <http://dx.doi.org/10.1115/1.2899060>.