



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CENTRO DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE TRANSPORTES
PROGRAMA DE MESTRADO EM ENGENHARIA DE TRANSPORTES

MARCO ANTONIO MACHADO DE ARAÚJO

**CONFIABILIDADE DO TEMPO DE VIAGEM: UMA ANÁLISE EXPLORATÓRIA
EM VIAS URBANAS DE FORTALEZA**

FORTALEZA
2025

MARCO ANTONIO MACHADO DE ARAÚJO

CONFIABILIDADE DO TEMPO DE VIAGEM: UMA ANÁLISE EXPLORATÓRIA EM
VIAS URBANAS DE FORTALEZA

Dissertação apresentada ao Programa de Mestrado em Engenharia de Transportes da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre. Área de concentração: Planejamento e Operação de Sistemas de Transporte.

Orientador: Prof. Manoel Mendonça de Castro Neto, Ph.D.

FORTALEZA

2025

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Sistema de Bibliotecas
Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

A69c Araújo, Marco Antônio Machado de.
Confiabilidade do tempo de viagem: uma análise exploratória em vias urbanas de Fortaleza / Marco Antônio Machado de Araújo. – 2025.
144 f. : il. color.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Transportes, Fortaleza, 2025.
Orientação: Prof. Dr. Manoel Mendonça de Castro Neto.

1. confiabilidade de rotas. 2. variabilidade do tempo de viagem. 3. planejamento e operação do tráfego.
I. Título.

CDD 388

MARCO ANTONIO MACHADO DE ARAÚJO

CONFIABILIDADE DO TEMPO DE VIAGEM: UMA ANÁLISE EXPLORATÓRIA EM
VIAS URBANAS DE FORTALEZA

Dissertação apresentada ao Programa de Mestrado em Engenharia de Transportes da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre. Área de concentração: Planejamento e Operação de Sistemas de Transporte.

Aprovada em: 28/08/2025.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Manoel Mendonça de Castro Neto, Ph.D.
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. André Soares Lopes, Ph.D.
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. José Elievam Bessa Júnior, Ph.D.
Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG)

À minha esposa Ianna, meu porto seguro, por todo o amor, pela paciência nos momentos de ausência e por ser meu maior incentivo. À minha filha Marianna, que ilumina minha vida e dá sentido a cada conquista. Este trabalho é nosso.

AGRADECIMENTOS

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001.

A jornada do mestrado é uma construção coletiva, e minha gratidão se estende a todos que a tornaram possível. Primeiramente, agradeço a Deus, por me guiar e fortalecer em todos os momentos de dúvida e dificuldade.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Manoel, cuja orientação segura, conhecimento compartilhado e disponibilidade foram fundamentais para a condução deste trabalho. Seus ensinamentos, que transcendem o campo técnico, levarei comigo por toda a carreira.

Aos membros da banca examinadora, Professores Elievam, André Soares e Moraes, agradeço o tempo dedicado e pelas valiosas colaborações e sugestões que enriqueceram imensamente esta dissertação. Estendo minha gratidão aos professores Flávio Cunto, Felipe Loureiro e a todo o corpo docente do PETRAN, por transmitirem com maestria a complexidade dos cenários urbanos e por inspirarem um olhar mais crítico e aprofundado.

A jornada foi mais leve e rica graças aos colegas da turma de Mestrado 2023.1: Carol, Germana, Iane, Márcia, Raissa, Mateus, Henrique, André Luís, Sebastian, Bruno, Jairo e Gilbert. Agradeço o companheirismo, as reflexões e as grandes discussões que compartilhamos.

Sou grato aos amigos que contribuíram diretamente para este trabalho. A Jordan Caetano, Alan Coelho, Paulo Bruno, João Lucas, Saulo Oliveira e Diego Fontes por tantas discussões de alto nível e pelo auxílio fundamental em momentos cruciais do desenvolvimento desta dissertação.

Aos meus amigos e colegas de trabalho na AMC, pela parceria e paciência diárias.

A Ana Luiza Cançado, pelo auxílio e contribuição valiosa para a dissertação em um momento importante da caminhada.

Aos meus irmãos, Rubens Filho e Vivianne, e a todos os meus familiares, pelo apoio incondicional, pela torcida e por sempre acreditarem no meu potencial.

Aos meus pais, Rubens e Julieta, dedico um agradecimento que palavras não podem expressar completamente. Todo o amor, toda a renúncia e todo o sacrifício que fizeram ao longo da vida foram os alicerces que me permitiram chegar até aqui. Esta conquista é um reflexo do caráter e da força que herdei de vocês.

A variabilidade importa mais que as médias. A média do rio pode ter um metro de profundidade, mas um não nadador pode se afogar nele. (Taleb, N. N. A Lógica do Cisne Negro, 2007).

RESUMO

A confiabilidade do tempo de viagem (*Travel Time Reliability* - TTR) é um componente crítico da qualidade dos sistemas de transporte urbano, cuja dinâmica e fatores influentes são pouco explorados em cidades brasileiras. O objetivo principal desta dissertação de mestrado foi caracterizar a TTR em corredores arteriais de Fortaleza-CE, explorando os fatores de infraestrutura, desempenho operacional e uso do solo que potencialmente afetam a confiabilidade. Utilizando uma base de dados com mais de 1,2 milhão de deslocamentos de 35 trechos de vias urbanas em 2019, a metodologia envolveu a análise da distribuição estatística dos tempos de viagem, a seleção de indicadores de confiabilidade e a exploração dos possíveis fatores determinantes. Esta última etapa comparou modelos paramétricos lineares com modelos aditivos generalizados mistos (GAMM) para capturar relações complexas e possivelmente não lineares. Os resultados revelaram a complexidade do comportamento da variabilidade do tráfego: embora a distribuição Lognormal tenha sido a distribuição que melhor se ajustou (52% dos casos), nenhum modelo de probabilidade foi adequado em 37% dos cenários. A etapa de exploração dos fatores mostrou a invalidade estatística dos modelos lineares, reforçando a hipótese de não-linearidade. A aplicação dos GAMMs demonstrou superioridade (R^2 ajustado de 0,65 para o BTI e 0,97 para o TTI) e permitiu compreender um pouco melhor as relações. O principal resultado foi o efeito não-linear da velocidade sobre o BTI e TTI, com ganhos de confiabilidade e eficiência decrescentes em velocidades mais altas. Adicionalmente, a análise mostrou que vias com faixas mais largas se associaram consistentemente a uma piora tanto na confiabilidade (maior BTI) quanto na eficiência (maior TTI). Conclui-se que a TTR em ambiente urbano como o de Fortaleza é um fenômeno multifacetado, governado por interações complexas que desafiam suposições lineares. O estudo oferece uma caracterização da confiabilidade para importantes vias de Fortaleza e propõe um método que sugere o uso de modelos não-lineares para a análise deste fenômeno.

Palavras-chave: confiabilidade de rotas; variabilidade do tempo de viagem; planejamento e operação do tráfego.

ABSTRACT

Travel Time Reliability (TTR) is a critical component of the quality of urban transportation systems, yet its dynamics and influencing factors remain underexplored in Brazilian cities. The main objective of this master's dissertation was to characterize TTR on arterial corridors in Fortaleza-CE, exploring the infrastructure, operational performance, and land use factors that potentially affect reliability. Utilizing a database with over 1.2 million trips from 35 urban road sections in 2019, the methodology involved the analysis of the statistical distribution of travel times, the selection of reliability indicators, and the exploration of possible determining factors. This last stage compared parametric linear models with Generalized Additive Mixed Models (GAMMs) to capture complex and possibly non-linear relationships. The results revealed the complexity of traffic variability behavior: although the Lognormal distribution was the best-fitting model (52% of cases), no probability model was adequate in 37% of the scenarios. The factor exploration stage showed the statistical invalidity of the linear models, reinforcing the non-linearity hypothesis. The application of GAMMs demonstrated superior performance (Adjusted R² of 0.65 for the Buffer Time Index - BTI, and 0.97 for the Travel Time Index - TTI) and allowed for a better understanding of the relationships. The main finding was the non-linear effect of speed on both BTI and TTI, with diminishing reliability and efficiency gains at higher speeds. Additionally, the analysis showed that roads with wider lanes were consistently associated with a worsening of both reliability (higher BTI) and efficiency (higher TTI). It is concluded that TTR in an urban environment such as Fortaleza's is a multifaceted phenomenon, governed by complex interactions that challenge linear assumptions. The study offers a characterization of reliability for important corridors in Fortaleza and proposes a method that suggests the use of non-linear models for the analysis of this phenomenon.

Keywords: route reliability; travel time variability; traffic planning and operation.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Tempo de viagem informado vs. Tempo de viagem experienciado pelos usuários.	22
Figura 2 - Fatores que influenciam a distribuição dos tempos de viagem (não exaustivo).....	28
Figura 3 - Distribuição diária do tempo de viagem (das condições de fluxo livre à dissolução do congestionamento).....	33
Figura 4 - Distribuições do tempo de viagem e curvas de densidade de ajustadas no horário do pico da manhã (a – c) e período fora de pico manhã (d – f) - Changsham China.	34
Figura 5 - Função de densidade de probabilidade das distribuições a) Nível de rota e b) Nível de segmento (Mysore, Índia).	35
Figura 6 - Função de densidade de probabilidade da distribuição Lognormal.....	37
Figura 7 - Distribuição de tempo de viagem na I-75 no sentido norte, em Atlanta.....	39
Figura 8 - Método geral da pesquisa.	44
Figura 9 - Vias selecionadas para análise da TTR em Fortaleza-CE.....	46
Figura 10 - Primeiras linhas do arquivo com os dados brutos dos equipamentos de Fiscalização Eletrônica.....	49
Figura 11 - Fluxograma do tratamento dos dados brutos dos equipamentos de FE.	50
Figura 12 - Exemplo de tempos de viagens de 20 veículos sequenciais na Av. Bezerra de Menezes, em um dia útil.....	54
Figura 13 - Primeiras linhas do banco de dados estruturado com os tempos de viagem e velocidade média de cada veículo nos pares OD selecionados.	57
Figura 14 - Dimensões temporais e espaciais da TTR.	58
Figura 15 - Etapas para definição do(s) indicador(es) utilizado(s) para avaliação da TTR nas vias urbanas de Fortaleza.....	61
Figura 16 - Tipos de Uso do Solo no entorno das vias analisadas. Exemplo: Av. Treze de Maio x Av. Universidade (Dados: SEINF).....	67
Figura 17 - Classificação dos registros dos veículos por semestre.	69
Figura 18 - Classificação dos registros dos veículos por período de análise.	70
Figura 19 - Classificação dos registros dos veículos por rota.	70
Figura 20 - Classificação dos registros dos veículos por período de análise e por rota.	71
Figura 21 - Histograma dos tempos de viagem classificados por período do pico de tráfego.	73
Figura 22 - Histograma dos tempos de viagem para cada período de análise (15 minutos). ...	74
Figura 23 - Boxplots dos tempos médios de viagem de cada rota agrupados a cada 15 minutos.	

.....	75
Figura 24 - Distribuição de frequência dos tempos de viagem (min) nos trechos R10-1-Av. Bezerra de Menezes-OL e R13-1-Av. Osório de Paiva-SN, agrupados em intervalos de 15 min.	76
.....	76
Figura 25 - Velocidade média entre 06h30 e 08h30.	78
Figura 26 - Quantidade dos testes de hipótese que não rejeitam a hipótese nula de aderência.	80
.....	80
Figura 27 - Percentual de combinações rota/periódico de análise com aprovação nos testes de aderência por distribuição teórica.....	82
Figura 28 - Comparação entre valores empíricos e modelados para o percentil 10.....	83
Figura 29 - Comparação entre valores empíricos e modelados para o percentil 50.....	84
Figura 30 - Comparação entre valores empíricos e modelados para o percentil 90.....	85
Figura 31 - Comparação entre valores empíricos e modelados para o percentil 95.....	86
Figura 32 - Comparação das distribuições teóricas no horário de 7h30 no trecho R03-1-Pres. Costa e Silva-LO (Nenhuma distribuição passou nos testes, sendo definidos os dados empíricos como representativos).....	90
Figura 33 - Comparação das distribuições teóricas no horário de 7h30 no trecho R13-1-Av. Osorio de Paiva-SN (A distribuição lognormal foi a que possuiu melhor aderência).....	90
Figura 34 - Comparação das distribuições teóricas no horário de 7h30 no trecho R19-2-Av. Cel. Carvalho-SN (A distribuição lognormal foi a que possuiu melhor aderência).....	91
Figura 35 - Comparação das distribuições teóricas no horário de 7h30 no trecho R10-1-Av. Bezerra de Menezes-OL (A distribuição gamma foi a que possuiu melhor aderência).	91
Figura 36 - Comparação das distribuições teóricas no horário de 7h30 no trecho R17-2-Av. Raul Barbosa-SN (A distribuição gamma foi a que possuiu melhor aderência).....	92
Figura 37 - Comparação das distribuições teóricas no horário de 7h30 no trecho R21-1-Av. Rogaciano Leite-SN (A distribuição lognormal foi a que possuiu melhor aderência).....	92
Figura 38 - Distribuições teóricas selecionadas conforme a rota e o período de análise (15 minutos).....	95
Figura 39 - Comparação dos resultados empíricos x modelados para cada indicador de confiabilidade.	97
Figura 40 - Comparação dos resultados empíricos x modelados para cada indicador de confiabilidade nos intervalos de 15 minutos.	98
Figura 41 - Comparação dos resultados empíricos x modelados para cada indicador de	

confiabilidade agrupados para cada rota.	100
Figura 42 - Gráficos de dispersão dados empíricos x dados modelados para cada indicador de confiabilidade nos intervalos de 15 minutos.	102
Figura 43 - Classificação do MAPE por período de análise e por indicador.	103
Figura 44 - Correlação entre os indicadores de confiabilidade.	107
Figura 45 - Correlação entre os indicadores de confiabilidade desagregados em cada período de análise.	109
Figura 46 - <i>Buffer Time Index</i> (BTI) por via e horário.	112
Figura 47 - <i>Travel Time Index</i> (TTI) por via e horário.	113
Figura 48 - Matriz genérica de confiabilidade do tempo de viagem.	114
Figura 49 - Matriz global de confiabilidade do tempo de viagem (BTI x TTI).	115
Figura 50 - Matriz de confiabilidade do tempo de viagem (BTI x TTI) desagregada por horário.	116
Figura 51 - Regiões de confiabilidade por Rota e período de análise.	117
Figura 52 - Regiões de confiabilidade por Rota e período de análise de forma espacial.	119
Figura 53 – Distribuição por hora do BTI e TTI.	120
Figura 54 – Matriz de correlação do BTI.	122
Figura 55 – Matriz de correlação do TTI.	123
Figura 56 – Resultados dos modelos lineares para o BTI.	126
Figura 57 – Resultados dos modelos lineares para o TTI.	126
Figura 58 – Diagnóstico dos resíduos para os 4 modelos do BTI.	129
Figura 59 – Diagnóstico dos resíduos para os 4 modelos do TTI.	130
Figura 60 – Efeitos suavizados do modelo GAMM para o BTI.	132
Figura 61 – Efeitos suavizados do modelo GAMM para o TTI.	132
Figura 62 – Diagnóstico dos resíduos: a) GAMM para o BTI e b) GAMM para o TTI.	133

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Fatores que afetam a confiabilidade do tempo de viagem.....	27
Tabela 2 - Fatores relacionados ao uso do solo que afetam a variabilidade do tempo de viagem.	29
Tabela 3 - Resumo dos fatores que afetam a variabilidade do tempo de viagem.....	30
Tabela 4 - Resumo das distribuições de probabilidades utilizadas em outros estudos.....	37
Tabela 5 - Resumo das Métricas de Confiabilidade de tempo de viagem.	41
Tabela 6 - Características das rotas analisadas.	47
Tabela 7 - Dados das Rotas e seus Pares OD.	52
Tabela 8 - Exemplo de cálculo da média móvel.	55
Tabela 9 - Classificação das observações em Outlier ou nOutlier.	56
Tabela 10 - Fatores analisados.....	63
Tabela 11 - Resumo com os tempos médios de viagem de cada rota agrupados a cada 15 minutos.	72
Tabela 12 - Proporção de testes aprovados agrupados por rota, distribuição teórica e período de análise.	81
Tabela 13 - Distribuição dos valores de MAPE por percentil e período de análise.	87
Tabela 14 - Resumo dos valores de AIC de cada teste para cada trecho e distribuição teórica analisados no intervalo de 7h30 – 7h45, somente para as rotas que tiveram pelo menos um teste aprovado.	88
Tabela 15 - Resumo da quantidade das distribuições selecionadas em cada intervalo de tempo.	94
Tabela 16 - Valores médios do Erro Percentual Absoluto Médio (MAPE) por período de análise (todas as rotas agregadas).	104
Tabela 17 - Valores médios do Erro Percentual Absoluto Médio (MAPE) por rota (todos os períodos de análise agregados).....	104
Tabela 18 – Fator de Inflação da Variância (VIF).	125
Tabela 19 – Resultados das premissas dos modelos lineares por meio da função gvlma do R.	128
Tabela 20 – Resultado do GAMM.....	131
Tabela 21 – Resumo comparativo dos modelos lineares e GAMM	134

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	16
1.1	Contextualização.....	16
1.2	Questões de Pesquisa	17
1.3	Objetivos.....	19
1.3.1	<i>Objetivo geral</i>	19
1.3.2	<i>Objetivos Específicos.....</i>	19
1.4	Estrutura da dissertação	19
2	REVISÃO DA LITERATURA.....	21
2.1	Confiabilidade vs. Variabilidade do Tempo de Viagem.....	21
2.2	Fatores que impactam na confiabilidade do tempo de viagem.....	24
2.3	Modelagem da distribuição do tempo de viagem.....	31
2.4	Métricas e indicadores da confiabilidade do tempo de viagem	38
3	MÉTODO.....	44
3.1	Consolidação do Banco de Dados.....	45
3.1.1	<i>Seleção e Caracterização das vias e pares Origem-Destino.....</i>	45
3.1.2	<i>Coleta dos dados.....</i>	48
3.1.3	<i>Tratamento dos dados.....</i>	49
3.1.3.1	Filtragem dos dias úteis	50
3.1.3.2	Filtragem do tipo de veículo	50
3.1.3.3	Filtragem dos pares Origem-Destino.....	51
3.1.3.4	Processamento dos dados.....	52
3.1.3.5	Análise de Outliers	53
3.2	Análise dos Indicadores de Confiabilidade.....	57
3.2.1	<i>Modelagem estatística dos tempos de viagem</i>	57
3.2.1.1	Definição dos períodos de confiabilidade.....	57
3.2.1.2	Análise de aderência das distribuições de probabilidade dos tempos de viagem	58
3.2.2	<i>Estimação dos Indicadores de Confiabilidade</i>	61
3.3	Análise dos Fatores	62
3.3.1	<i>Operacionais.....</i>	64
3.3.1.1	Sinistros de trânsito.....	64
3.3.1.2	Velocidade Média	64
3.3.2	<i>Infraestrutura.....</i>	65

3.3.2.1	Extensão da rota.....	65
3.3.2.2	Semáforos por quilômetro	65
3.3.2.3	Paradas de ônibus por quilômetro.....	66
3.3.2.4	Largura das faixas de tráfego	66
3.3.3	<i>Uso do Solo.....</i>	66
3.3.3.1	Mix de uso do solo.....	66
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES	68
4.1	Consolidação e preparação do banco de dados.....	68
4.2	Análise descritiva dos tempos de viagem	71
4.3	Ajuste das distribuições de probabilidade.....	79
4.3.1	<i>Análise Quantitativa de Ajuste: Testes de Hipótese, AIC e MAPE</i>	79
4.3.2	<i>Avaliação Gráfica da Aderência dos Modelos</i>	89
4.4	Avaliação dos indicadores de Confiabilidade do Tempo de Viagem.....	96
4.4.1	<i>Análise aplicada dos indicadores</i>	96
4.4.2	<i>Análise de correlação e seleção do indicador de confiabilidade</i>	106
4.4.3	<i>Classificação da Confiabilidade do Tempo de Viagem.....</i>	111
4.5	Relação entre os fatores e a Confiabilidade do tempo de viagem (TTR).....	120
4.5.1	<i>Análise Descritiva e de correlação.....</i>	120
4.5.2	<i>Análise de Regressão: Modelos paramétricos e semi-paramétricos</i>	125
4.5.2.1	Modelos paramétricos (Modelo Linear)	125
4.5.2.2	Modelos Semi-paramétricos (Modelos Aditivos Generalizados Mistos - GAMM)	130
4.5.3	<i>Síntese analítica e discussão dos resultados</i>	133
5	CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES	136
	REFERÊNCIAS	139

1 INTRODUÇÃO

1.1 Contextualização

A confiabilidade do tempo de viagem (*Travel Time Reliability* - TTR) é um conceito que se relaciona com a consistência dos tempos de deslocamentos experimentados pelos usuários de um sistema de transporte, bem como a capacidade desse sistema em atender às expectativas dos usuários sob um determinado conjunto de condições (Zang *et al.*, 2022). Assim como o tempo médio de viagem, a previsibilidade do tempo de viagem é um aspecto importante para os planejadores e gestores de sistemas de transporte (Taylor, 2013).

A inevitável variabilidade do tempo de viagem nas redes de transporte, resultante das incertezas generalizadas tanto do lado da oferta quanto da demanda, faz com que a TTR seja um interesse central para diversas partes interessadas, incluindo planejadores, usuários, prestadores de serviços e gestores de tráfego (Zang *et al.*, 2022). Essas incertezas afetam diretamente a previsibilidade das viagens, gerando consequências negativas, como frustração, estresse, aumento dos custos, perda de produtividade e impactos ambientais (Fosgerau *et al.*, 2008; Coulombel e de Palma, 2014).

A ocorrência de congestionamentos, juntamente com a frustração dos usuários do sistema viário, tem motivado diversos estudos sobre TTR em rodovias e vias urbanas nas grandes cidades (Karmarkar *et al.*, 2018). Carrion e Levinson (2012) destacam que a análise da TTR é especialmente relevante na economia dos transportes, uma vez que a variabilidade do tempo de viagem, juntamente com o valor do tempo, é um dos parâmetros mais importantes para estudos de demanda por viagens.

Quando analisados sob a perspectiva dos usuários, tanto Bates *et al.* (2001), quanto Bogers e Van Zuylen (2004) relataram que a confiabilidade, incluindo a pontualidade, foi considerada por eles como um fator muito importante, afetando tanto as percepções quanto os níveis de uso de sistemas de transporte. Os estudos ainda concluíram que os usuários preferem uma rota com maior tempo de viagem e pequena variabilidade do que uma rota com menor tempo de viagem e maior variabilidade nesses tempos. Silva (2015) complementa, afirmando que a confiabilidade e a variabilidade são fatores fundamentais na escolha do modo de transporte em viagens urbanas.

Esse impacto é ainda mais evidente entre moradores de periferias urbanas, que dependem de deslocamentos longos e complexos para acessar oportunidades, tornando-se mais suscetíveis a problemas de pontualidade (Braga *et al.*, 2023). A expansão urbana afeta

diretamente a TTR: áreas mais urbanizadas tendem a favorecer a diversidade de transportes e reduzir a dependência de veículos particulares, enquanto zonas menos urbanizadas enfrentam maior dependência de veículos motorizados individuais (Clark e Waitling, 2005; Litman, 2007).

Dessa forma, a consistência, ou a variabilidade, das condições de viagem no dia a dia assume uma importância crescente, dada sua influência nos aspectos sociais, econômicos e ambientais relacionados ao transporte. Embora a literatura internacional venha abordando amplamente o tema (Taylor, 2013; Zang *et al.*, 2022), ainda persistem lacunas na compreensão desse fenômeno. Um dos principais desafios está na falta de um entendimento mais claro e objetivo na interpretação dos indicadores da TTR, o que dificulta uma avaliação consistente e comparável dos níveis de confiabilidade em diferentes contextos. Além disso, há outra lacuna no que se refere aos fatores que influenciam a TTR, pois os esforços para sistematizá-los e compreendê-los ainda carecem de clareza, especialmente no contexto urbano brasileiro.

Essa lacuna é particularmente evidente em metrópoles com características similares às encontradas em muitas cidades do Sul Global, como é o caso de Fortaleza. Nestes ambientes, a complexidade da TTR é potencializada por fatores singulares: o conceito de "tráfego misto" é dominado por uma elevada frota de motocicletas, cujo comportamento entre faixas quebra as premissas de fluxo homogêneo; a infraestrutura de controle de tráfego, com otimização semafórica apenas local, impõe paradas que aumentam a variabilidade do sistema; e o desenvolvimento urbano heterogêneo cria corredores onde zonas comerciais movimentadas geram acessos desordenados e um ambiente operacional instável.

Diante do exposto, fica claro que a simples transposição de modelos e entendimentos de contextos internacionais pode ser insuficiente para capturar a complexidade da TTR em cidades como Fortaleza. Emerge, assim, a necessidade de uma investigação focada, que não apenas caracterize a TTR com métodos adequados a essa realidade, mas que também se aprofunde na natureza das relações entre os fatores locais e a variabilidade dos tempos de viagem. É a partir da identificação dessas lacunas que se formulam as questões de pesquisa que norteiam este trabalho.

1.2 Questões de Pesquisa

As redes de transporte urbanas frequentemente enfrentam desafios relacionados à TTR, pois estão sujeitas a eventos imprevisíveis que podem causar atrasos, isolar centros urbanos e gerar impactos econômicos negativos (Goes, 2015). A TTR tem sido amplamente discutida no cenário internacional nas últimas duas décadas (Taylor, 2013; Zang *et al.*, 2022).

No entanto, no contexto brasileiro, essa temática ainda é emergente e pouco explorada, o que reforça a necessidade de estudos adaptados às especificidades locais.

Pesquisas recentes no Brasil têm buscado aprofundar a compreensão desse fenômeno. Estudos conduzidos em cidades como Fortaleza-CE e Belo Horizonte-MG têm avançado no tema ao utilizar diferentes fontes de dados, como GPS de transporte público, sensores de tráfego e a API do Google, além de empregar diferentes métodos e indicadores para caracterizar a TTR nesses contextos (Alves, 2018; Costa, 2024; Cançado, 2024). Apesar desses avanços, ainda há lacunas na definição dos melhores indicadores e na análise dos impactos de fatores locais e específicos na TTR.

Atualmente, o método de estimativa da TTR apresentado pelo HCM-7 é amplamente utilizado, principalmente em autoestradas norte-americanas (TRB, 2022), entretanto, ele exige adaptações para refletir as especificidades das vias urbanas brasileiras. Nessas vias, fatores como a alta densidade do tráfego, redes semafóricas não tão bem otimizadas, planejamento urbano desordenado, entre outros, são alguns exemplos de fatores que podem impactar na variabilidade dos tempos de viagem. Além disso, fatores relacionados a aspectos sazonais, como período chuvoso, e eventos imprevisíveis, como sinistros de trânsito ou obras, podem agravar a imprevisibilidade do tráfego.

Diante desse cenário, a premissa central que norteia esta pesquisa é que a TTR em Fortaleza varia em função de múltiplos fatores locais, sendo influenciada tanto por características físicas e operacionais das vias, quanto por aspectos do uso do solo em seu entorno. Compreender essa variabilidade é fundamental, dado seu impacto direto na eficiência do transporte e na experiência do usuário. Assim, a investigação foi estruturada para responder às seguintes questões centrais:

- De que forma um método sistemático, baseado na modelagem estatística de dados de equipamentos de fiscalização eletrônica, pode ser aplicado para definir e estimar a Confiabilidade do Tempo de Viagem (TTR) em vias urbanas brasileiras?
- Quais fatores operacionais, de infraestrutura e do uso do solo exercem maior influência sobre a TTR em Fortaleza, e qual a natureza dessa relação, considerando-se tanto efeitos lineares quanto não-lineares?

A relevância deste estudo se justifica pelo impacto direto da qualidade do sistema de transporte na vida das pessoas. Investigar métodos eficazes para estimar e modelar a TTR em vias urbanas é fundamental para melhorar a eficiência do transporte, reduzir os efeitos dos congestionamentos e apoiar decisões mais informadas por parte de gestores públicos e usuários.

Por fim, ao propor e validar um método de análise da TTR adaptado ao contexto de

cidades brasileiras, além de quantificar o impacto de fatores relacionados a infraestrutura urbana e uso do solo, este estudo contribui cientificamente ao fornecer subsídios para políticas públicas mais eficazes e sistemas de transporte mais confiáveis e resilientes, cuja replicação pode beneficiar outras cidades com desafios similares.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo geral

O presente estudo teve como objetivo analisar e caracterizar a confiabilidade do tempo de viagem (TTR) do transporte individual motorizado por automóvel em vias urbanas de Fortaleza-CE.

1.3.2 Objetivos Específicos

A fim de se alcançar o objetivo geral apresentado, foram delineados os seguintes objetivos específicos:

- Consolidar uma base de dados de tempos de viagem a partir de equipamentos de fiscalização eletrônica nas vias urbanas de Fortaleza, avaliando a qualidade e a representatividade dos dados.
- Modelar a distribuição dos tempos de viagem, avaliando comparativamente a aderência de diferentes distribuições de probabilidade para explorar a extensão e a forma da variabilidade em distintas condições operacionais;
- Selecionar e analisar indicadores que representem a confiabilidade no contexto de Fortaleza;
- Explorar as correlações e associações entre as características físicas, operacionais e de uso do solo na confiabilidade do tempo de viagem.

1.4 Estrutura da dissertação

A presente dissertação está organizada em cinco capítulos, concebidos para conduzir o leitor de forma progressiva desde a formulação do problema até as conclusões e implicações do estudo.

O Capítulo 1 estabelece as fundações da pesquisa, apresentando a contextualização

do tema da Confiabilidade do Tempo de Viagem (TTR), a problematização que justifica a investigação e os objetivos que nortearam o trabalho. Em seguida, o Capítulo 2 oferece uma revisão aprofundada da literatura, consolidando o arcabouço teórico e os trabalhos prévios que fundamentam a análise.

O Capítulo 3 é dedicado à descrição detalhada do método da pesquisa, explicando os procedimentos para a consolidação da base de dados, a modelagem estatística e a análise dos fatores associados à TTR. O Capítulo 4, cerne desta dissertação, aplica este método para apresentar e discutir os resultados obtidos, desde a caracterização dos tempos de viagem em Fortaleza até a análise dos modelos que buscam explicar sua variabilidade.

Por fim, o Capítulo 5 sintetiza a pesquisa, apresentando as considerações finais, onde as contribuições do estudo são destacadas e são propostas recomendações para trabalhos futuros.

2 REVISÃO DA LITERATURA

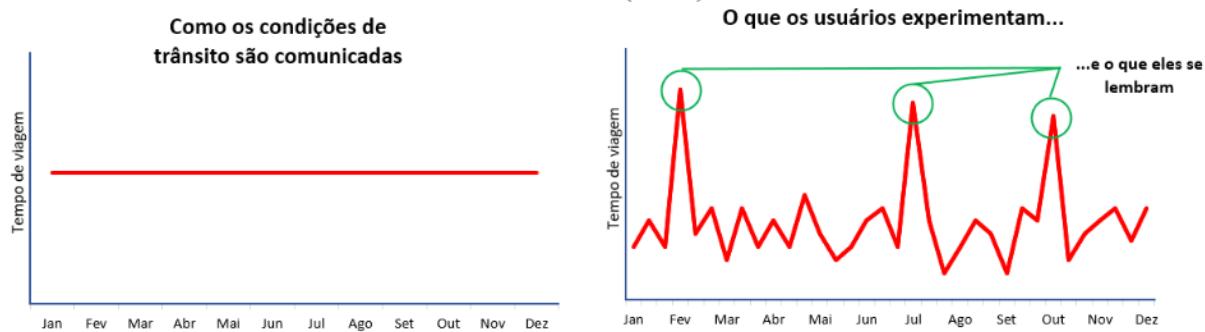
O presente capítulo apresenta uma revisão da literatura que tem a finalidade de estabelecer as bases teóricas para o método que será empregado na pesquisa. Serão apresentados os elementos-chave: a conceituação de confiabilidade e variabilidade do tempo de viagem, análise dos indicadores de variabilidade, fatores determinantes que podem impactar a confiabilidade do tempo de viagem e a investigação das relações complexas e interdependentes entre esses fatores. Seguindo adiante, serão inicialmente apresentados os conceitos de confiabilidade e variabilidade do tempo de viagem no contexto das redes de transporte.

2.1 Confiabilidade vs. Variabilidade do Tempo de Viagem

A avaliação de redes de transporte envolve diversas perspectivas que tradicionalmente se baseiam em medidas de desempenho, como o tempo de viagem, as condições médias de velocidade, o custo generalizado, entre outras (Boer, 2014). O tempo de viagem é uma métrica utilizada por usuários e condutores na avaliação de rotas. Para os usuários, é um atributo na escolha da hora da partida, da rota, do modo de transporte e na decisão de efetuar ou não o deslocamento. Por outro lado, gestores o consideram como uma ferramenta de avaliação operacional, um indicador de qualidade do serviço (Ramezani e Geroliminis, 2012).

O tempo médio de viagem é geralmente comunicado aos usuários com base em médias históricas, ignorando as variações que ocorrem no dia a dia. Isso faz com que os usuários se lembrem mais de grandes atrasos do que do tempo médio (USDOT, 2019), como ilustrado na figura 1. A figura compara a comunicação tradicional do tempo de viagem, estática e simplificada, com a realidade vivenciada, que apresenta grande variabilidade. Assim, enquanto os tempos médios fornecem uma visão limitada, a experiência real pode ser imprevisível, tornando a via pouco confiável.

Figura 1 - Tempo de viagem informado vs. Tempo de viagem experienciado pelos usuários.



Fonte: Adaptado de USDOT (2019).

Estudos relacionados à confiabilidade do tempo de viagem (*TTR*) remontam à década de 1970. Taylor (2013) destaca um marco inicial realizado por Herman e Lam (1974), que examinaram as variações nos tempos de viagem diários de indivíduos e seu impacto no comportamento de viagem. Posteriormente, Sterman e Schofer (1976) concentraram-se na confiabilidade dos serviços de transporte público, abrangendo tanto o comportamento de viagem, incluindo a escolha do modo de transporte, quanto o desempenho do sistema viário.

As definições relacionadas à *TTR* ainda não atingiram completa clareza, resultando na abertura de interpretações na mediação e na avaliação da confiabilidade da viagem (Taylor, 2013). Apesar dessa complexidade, a literatura oferece diversos conceitos de confiabilidade e variabilidade do tempo de viagem, contribuindo para um entendimento mais sólido do fenômeno.

Polus (1979) foi um dos primeiros a estudar sobre esse fenômeno e descreveu a *TTR* como a probabilidade de um sistema, dispositivo ou componente funcionar adequadamente pelo período pretendido nas condições operacionais encontradas. Por outro lado, Asakura e Kashiwadani (1991), Bell e Iida (1997) e Bell *et al.* (1999) a definiram como a probabilidade de que uma viagem possa ser realizada em um período pré-determinado.

O *Highway Capacity Manual* (HCM) (TRB, 2022) menciona que a *TTR* é um reflexo da distribuição do tempo de viagem em um amplo período, que pode ser impactada e influenciada pela ocorrência de diversos fatores capazes de perturbar o padrão do tempo de viagem. O impacto desses eventos no tempo de viagem pode ser avaliado e traduzido como uma série de medidas de confiabilidade (TRB, 2022).

Seguindo o entendimento de Ferraz e Torres (2004) a *TTR* se traduz como o grau de certeza que os usuários têm de que um veículo, seja automóvel ou ônibus, partirá do ponto de origem ou embarque e chegará ao ponto de destino ou desembarque em um período estipulado, com uma margem de atraso prevista. Além disso, ela pode ser mensurada pela

porcentagem de viagens que ocorrem em um intervalo de tempo considerado satisfatório.

Para a *Federal Highway Administration* (FHWA, 2023) a TTR é definida como uma medida que avalia a consistência do tempo de viagem ao longo de diferentes dias e em diferentes momentos do dia. Carrion e Levinson (2012) abordam a TTR considerando variações nos tempos de viagem em duas dimensões: frequência e magnitude. Eles sugerem que essa confiabilidade pode estar ligada a uma distribuição estatística dos tempos de viagem e associada a uma medida de dispersão dessa distribuição.

Por fim, mas não esgotando as referências encontradas sobre o termo confiabilidade, a agência de transporte da Nova Zelândia (NZTA, 2008) a definiu como às variações aleatórias nos tempos de viagem experimentados para viagens realizadas no mesmo horário do dia, em diferentes dias. Essa variação diária da hora do dia está ligada às flutuações diárias no congestionamento de tráfego, devido principalmente à variabilidade diária da demanda.

O conceito de variabilidade do tempo de viagem é geralmente um indicativo da qualidade do desempenho de redes de transporte. Inconsistências operacionais em uma determinada área, rota ou serviço e flutuações nas condições da rede podem afetar o comportamento dos usuários influenciando a maneira como eles utilizam o sistema de transporte (Litman, 2007; Alves, 2018).

Diversos estudos têm estabelecido uma relação entre o conceito de confiabilidade e a variabilidade do tempo de viagem. No estudo de Lomax *et al.* (2003) os autores mencionaram que a TTR é usada em referência ao nível de consistência no serviço de transporte para um modo, viagem, rota ou corredor por um período e ela é vista pelos usuários em relação à sua experiência. Já a variabilidade pode ser considerada com a quantidade de inconsistência nas condições operacionais do sistema. Os dois termos estão relacionados, mas diferem no seu enfoque, na forma como são medidos e na forma como são comunicados, segundo os autores. Além disso, conforme Elefteriadou (2014), várias medidas de desempenho, embora frequentemente referidas como medidas de confiabilidade do tempo de viagem, estão em essência, tratando da variabilidade do tempo de viagem.

Nesse contexto, Gopi *et al.* (2014) destacam que a variabilidade do tempo de viagem é importante na avaliação do desempenho dos sistemas de transportes, abrangendo variações tanto diárias da hora, quanto horários ao longo do dia. Por outro lado, Fosgerau *et al.* (2008) afirmam que o termo “confiabilidade” é comumente utilizado de forma abrangente, incluindo a consideração da variabilidade como uma métrica de desempenho. Isso implica que, ao analisar as medidas de desempenho inicialmente, está-se examinando a variabilidade, e

somente após uma análise subsequente pode-se determinar a confiabilidade de uma rota específica em um dia e horário determinados.

Outros estudos mencionam uma sobreposição entre os dois conceitos e mencionam que a confiabilidade deve ser diferenciada do conceito da variabilidade quanto modo de avaliação, pois refere-se à eficiência do transporte, ou seja, o quanto o usuário pode confiar no modo, rota, serviço ou determinado corredor ou trajeto (Boer, 2014). Diante dos conceitos abordados, destaca-se que a principal diferença entre a variabilidade e a confiabilidade do tempo de viagem está na essência dos conceitos e em como eles são abordados.

A TTR é uma medida mais ampla, subjetiva e relacionada à percepção dos usuários e a confiança deles no sistema de transporte, no modo de transporte, na rota ou no serviço oferecido. Ela refere-se à confiança que os usuários têm de que uma viagem pode ser realizada em um determinado período, levando em conta uma margem de atraso aceitável. Por outro lado, a variabilidade do tempo de viagem é uma medida objetiva que se concentra nas flutuações e variações nos tempos de viagem ao longo do tempo, considerando aspectos estatísticos e quantitativos, preocupando-se em analisar como os tempos de viagem podem variar ao longo do tempo e auxiliando na compreensão da confiabilidade do sistema. A variabilidade é um fator que afeta a confiabilidade: quanto maior for a variabilidade do tempo de viagem, menor será a confiabilidade.

2.2 Fatores que impactam na confiabilidade do tempo de viagem

Considerando a complexidade de uma rede viária, vários aspectos podem afetar a TTR, como é o caso de características operacionais e físicas da via, o uso do solo, entre outros. Nesta seção, serão explorados fatores que podem estar relacionados com a TTR em vias urbanas, examinando as influências que afetam a capacidade de os usuários confiarem que suas viagens ocorrerão conforme o planejado.

De acordo com Tufuor *et al.* (2020) a variabilidade do tempo de viagem em uma rodovia pode ser atribuída a congestionamentos recorrentes e congestionamentos não recorrentes. Os congestionamentos recorrentes referem-se a atrasos no fluxo de tráfego que ocorrem de maneira usual, no mesmo horário e nos mesmos locais. Em contraste, os congestionamentos não recorrentes são eventos imprevisíveis, desencadeados por mudanças ocasionais na demanda, condições climáticas ou incidentes inesperados, sendo eventos estocásticos que têm o potencial de impactar o tempo de viagem.

Ainda conforme explicitado por Tufuor *et al.* (2020), os congestionamentos

recorrentes são frequentemente conhecidos e esperados por usuários habituais de uma determinada via. Por outro lado, os congestionamentos não recorrentes são imprevisíveis e podem causar frustrações e perdas econômicas significativas para os usuários das vias.

Conforme o relatório SHRP2 L11 (TRB, 2013), qualquer influência no congestionamento resultará em viagens não confiáveis, e a confiabilidade não pode ser considerada isoladamente. A análise do relatório revelou que, mesmo na ausência de interrupções na via, como incidentes ou zonas de obras, uma quantidade considerável de variabilidade nos tempos de viagem ocorre apenas devido a condições recorrentes. Assim, uma visão mais abrangente da TTR é que ela está intrinsecamente ligada ao congestionamento geral.

Na década de 1970, Wong e Sussman (1973) propuseram uma classificação das variações nos tempos de viagem, que ainda é relevante para identificar potenciais fatores de variabilidade. Eles distinguiram em três tipos de variações:

1. **Variações regulares:** São variações previsíveis relacionadas à hora do dia, dia da semana e estação do ano, devido a mudanças nas atividades humanas e econômicas da região;
2. **Variações irregulares:** São eventos imprevisíveis na rede, como tempestades e sinistros de trânsito que afetam o tempo de viagem;
3. **Variações aleatórias:** Refere-se a pequenas flutuações nos tempos de viagem, como perder um sinal verde devido a um veículo em pane ou comportamento incomum de outros usuários da via.

Já Kwon *et al.* (2011) agruparam as fontes de falta de confiabilidade em três categorias, identificadas como:

- Eventos que influenciam o tráfego (incidentes de tráfego, zonas de obra e condições meteorológicas e ambientais);
- Demandas de tráfego (flutuações na demanda e eventos especiais);
- Características físicas da via (dispositivos de controle de tráfego e capacidade da via inadequada).

E em um período ainda mais recente, e indo ao encontro do proposto por Wong e Sussman, o relatório SHRP2 L11 (2013) listou sete principais fontes de congestionamentos que podem influenciar a confiabilidade de uma rota:

- As variações normais no tráfego;
- Gargalos físicos;
- Eventos especiais;
- Incidentes de trânsito;

- Eventos meteorológicos;
- Dispositivos de controle de tráfego;
- Obras na via.

Com base nessas sete fontes de congestionamento, o manual HCM hierarquizou as principais causas de variações e atrasos nos tempos de viagem em rodovias. A principal causa anual de atrasos na via ocorre quando incidentes fecham uma única faixa sob condições de alta demanda em dias úteis. Em seguida, são registrados atrasos significativos em condições de alta demanda, tempo bom e ausência de incidentes. Além disso, ocorrem atrasos quando incidentes fecham a via em condições meteorológicas abaixo do esperado, com demanda entre baixa e moderada. Por fim, a acumulação de atrasos acontece quando incidentes fecham toda a via sob alta demanda e condições meteorológicas ruins (TRB, 2022).

Zheng e Van Zuylen (2013) ressaltam o desafio de analisar a variável tempo de viagem em redes urbanas, uma vez que esta variável aleatória sofre flutuações tanto da oferta (incidentes, geometria, obras, efeitos da sinalização) como da demanda (efeitos sazonais, comportamento do condutor, escolha de rota).

Lv *et al.* (2019) investigaram a influência de múltiplos fatores no tempo de viagem, como densidade de tráfego, quantidade de semáforos, tempo de ciclo semafórico, proporção de tempo de verde e tempo de viagem entre semáforos adjacentes. Os resultados indicaram que pode existir uma combinação de parâmetros ótimos para um tempo de viagem mais curto ou mesmo para um tráfego de onda verde, ou seja, indicando que os fatores analisados influenciam no tempo de viagem em determinada via.

Outros dois estudos analisaram a variabilidade do tempo de viagem no transporte público em diferentes cidades. Mazloumi *et al.* (2010) investigaram o transporte público em Melbourne, Austrália, enquanto Ye *et al.* (2015) focaram em Chengdu, China. Em Melbourne, os fatores identificados incluem o uso do solo, a extensão da rota, a quantidade de semáforos, a quantidade de paradas de ônibus e os atrasos nas partidas dos ônibus em relação ao horário programado. Na cidade de Chengdu, Ye *et al.* (2015) concluíram que os fatores mais significativos foram a extensão da rota, o número de paradas de ônibus e o número de semáforos. Esses estudos contribuem para o entendimento de que variáveis locais e específicas desempenham um papel importante na TTR.

No estudo realizado por Lomax *et al.* (2003) os autores citaram fatores que impactam a variação da velocidade média e do tempo de viagem e podem ser considerados ao buscar compreender a relação com a TTR e estão ilustrados na tabela 1.

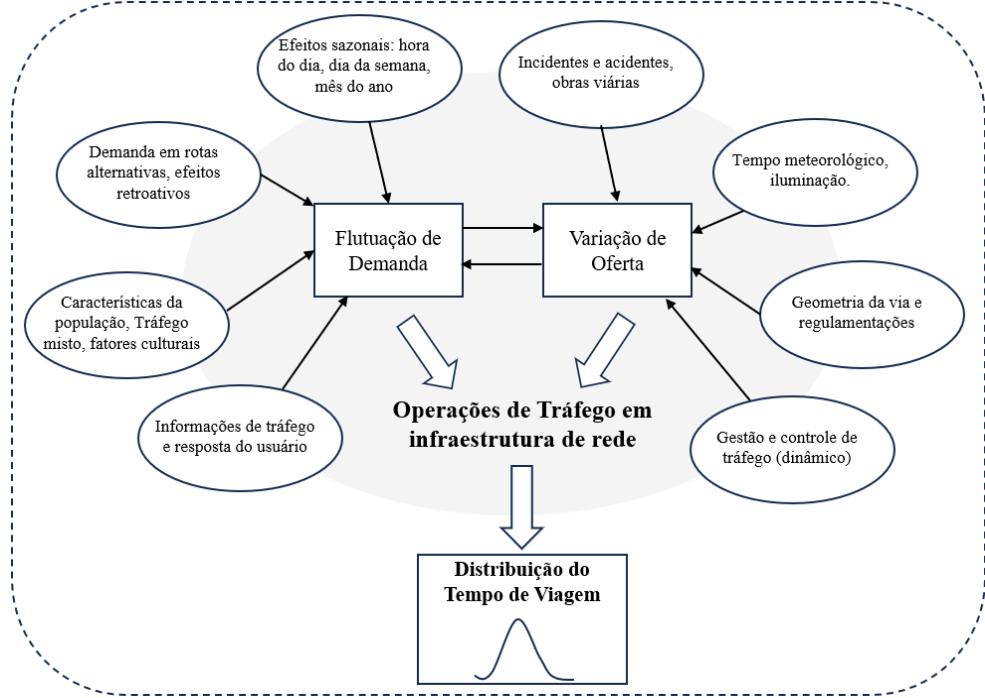
Tabela 1 - Fatores que afetam a confiabilidade do tempo de viagem.

Fatores	Descrição
Incidentes na via	Colisões, veículos em pane e detritos que interrompem o fluxo normal de tráfego.
Zonas de obra ou Polos Geradores de Tráfego	Atividades de construção ou manutenção pública bem como zonas de atração de viagem.
Clima	Chuva, brilho do sol nos olhos do motorista e as condições da superfície da estrada que afetam o comportamento do motorista.
Flutuações na demanda	Variações diárias causadas por mudanças nos níveis de atividade ou padrões de comportamento sazonais.
Eventos especiais	Eventos de grande porte ou que causem distúrbios ao padrão de circulação.
Dispositivos de controle de tráfego	A quantidade e diversificação dos semáforos com tempo insuficiente ou eventos periódicos, como ferrovias, travessias para pedestres.
Capacidade básica inadequada	Vias congestionadas são mais suscetíveis a variabilidade do tempo de viagem.

Fonte: Lomax *et al.* (2003), adaptado pelo autor

No estudo de Tu (2008) o autor fez um esforço de sistematização dos fatores que interferem na TTR e descreveu que essa TTR resulta da interação de muitos fatores diferentes (ou fontes de não confiabilidade) e ele subdividiu os fatores que influenciam a TTR em dois grupos: fatores que causam não confiabilidade devido a variações na demanda e fatores que causam não confiabilidade devido a variações na oferta (figura 2).

Figura 2 - Fatores que influenciam a distribuição dos tempos de viagem (não exaustivo).



Fonte: Tu (2008), adaptado pelo autor

Segundo Tu (2008) a figura 2 não captura todas as interações entre os fatores de oferta e demanda, pois muitos desses fatores se influenciam de forma não linear e dinâmica. Por exemplo, condições climáticas desfavoráveis podem não apenas reduzir a capacidade vias, mas também influenciar a demanda de tráfego, levando as pessoas a ajustarem suas rotas, horários de partida, meios de transporte ou até mesmo reconsiderar a necessidade da viagem. Da mesma forma, medidas específicas de gerenciamento de tráfego, como a adição de faixas extras durante os horários de pico, podem aumentar a capacidade local, porém também podem induzir mudanças na demanda, tanto em nível global quanto local. Em resumo, as relações entre esses fatores são complexas e interdependentes.

A expansão urbana nos grandes centros tem gerado uma maior necessidade de deslocamentos, muitos dos quais dependem de veículos motorizados para serem realizados. Como resultado, áreas com uma alta concentração de pessoas frequentemente experimentam congestionamentos e atrasos no tráfego. Mane e Pulugurtha (2019) mencionam que embora congestionamentos e atrasos já sejam elementos intrínsecos ao cenário urbano, fatores externos, como características demográficas, socioeconômicas e características do uso do solo, desempenham um papel significativo na configuração dos padrões de deslocamento. Portanto, esses fatores devem ser incorporados em estudos que buscam compreender as variações no tempo de viagem.

Vários autores têm se dedicado a investigar a relação entre as características do uso

do solo e o comportamento dos modos de transporte, com foco na variação do tempo de viagem. Lyu (2019) concentrou-se na motivação das viagens e desenvolveu um modelo de simulação que relacionou o número de viagens e o tempo de viagem com as tipologias de uso do solo. Os resultados revelaram que diferentes tipos de uso do solo, como áreas comerciais, residenciais, serviços, vazios urbanos e áreas verdes, influenciam significativamente a variabilidade do tempo de viagem.

Em outra abordagem, Campos e Melo (2005) sintetizaram o trabalho de outros autores. Elas consideraram fatores relevantes para aplicações em municípios brasileiros, levando em conta a morfologia urbana e a legislação de trânsito do país. Esses fatores, ilustrados na tabela 2, desempenham um papel importante na influência sobre a velocidade média de veículos e o tempo de viagem, ao interferirem diretamente na interação entre os diferentes modos de transporte, no volume de veículos e na organização do tráfego. Por exemplo, a densidade populacional e a densidade comercial podem aumentar o fluxo de pedestres e veículos, resultando em maior congestionamento e redução da velocidade média. Da mesma forma, uma maior acessibilidade ao transporte público pode reorganizar os fluxos viários, alterando a capacidade das vias e os tempos de deslocamento, aumentando a velocidade média.

Tabela 2 - Fatores relacionados ao uso do solo que afetam a variabilidade do tempo de viagem.
Fatores

#Densidade populacional
#Densidade residencial
#Densidade comercial
#Quantidade de estabelecimentos comerciais dentro de uma área
#Índice de dissimilaridade
#Proporção de usos comerciais
#Acessibilidade do transporte público
#Índice de acessibilidade ao pedestre
#Amenidades para pedestres
#Faixas para ciclistas
#Tamanho das quadras

Fonte: Campos e Melo (2005), adaptado pelo autor

Litman (2007) destaca a relação entre a heterogeneidade do uso do solo e a caminhabilidade, o que pode reduzir a dependência de viagens de automóveis e melhorar a

acessibilidade urbana. Estas mudanças podem resultar em vias menos congestionadas, beneficiando o tráfego de automóveis e o transporte público por ônibus, o que, por sua vez, reduz a variabilidade no tempo de deslocamento. No entanto, Cervero e Duncan (2003) observaram que o aumento na densidade, seja residencial ou comercial, apesar de melhorar a caminhabilidade, pode também aumentar o tráfego em uma região, gerando congestionamentos e imprevisibilidades no tempo de viagem.

Por fim, a pesquisa de Mane e Pulugurtha (2019) explorou os impactos do uso do solo na velocidade média do tráfego, ressaltando a conexão entre a expansão urbana, o desenvolvimento das vias e a ocorrência de congestionamentos em áreas mais densamente povoadas ou com tipos específicos de edificações. Os resultados enfatizaram como diferentes usos do solo afetam o tempo de viagem, especialmente em áreas com grandes polos geradores de tráfego. Isso demonstra a interconexão entre a infraestrutura de transporte e o ambiente urbano, formando um sistema integrado.

É importante ressaltar que muitos desses estudos se concentram em contextos distintos daqueles encontrados em cidades do Sul Global, como é o caso de Fortaleza-CE. Enquanto esses estudos frequentemente consideram cidades com infraestrutura consolidada, planejamento urbano estruturado e menor variabilidade nos padrões de tráfego, as cidades brasileiras enfrentam desafios como urbanização desordenada, infraestrutura precária e alta interação entre diferentes modos de transporte e uso do solo. Ao longo da última década, Fortaleza tem investido em modos de transporte ativos e sustentáveis. Esses investimentos envolvem a construção de infraestruturas direcionadas para pedestres e ciclistas, bem como a implementação de corredores exclusivos de ônibus (Alves, 2018). É interessante analisar como a introdução dessas novas infraestruturas influencia a variabilidade das viagens em vias urbanas no contexto local.

Em resumo, de acordo com a literatura apresentada, vários fatores relacionados às características das vias e ao uso do solo podem influenciar a variabilidade no tempo de viagem. Esses fatores estão resumidos na tabela 3 e classificados em três grupos.

Tabela 3 - Resumo dos fatores que afetam a variabilidade do tempo de viagem.

Tipo	Fatores	Autores
Infraestrutura	Quantidade de interseções	Mane e Pulugurtha (2019)
	Extensão das vias	Ye <i>et al.</i> (2015)
	Largura das vias	Mazloumi <i>et al.</i> (2010) Tu (2008)
		HCM (2022)

Tipo	Fatores	Autores
		Mane e Pulugurtha (2019)
		Tu (2008)
		Lv <i>et al.</i> (2019)
	Quantidade de semáforos	Mane e Pulugurtha (2019)
		Ye <i>et al.</i> (2015)
		Zheng e Van Zuylen (2013)
	Tempo semafórico	Lv <i>et al.</i> (2019)
		Zheng e Van Zuylen (2013)
	Infraestrutura cicloviária	Campos e Melo (2005)
	Quantidade de paradas de ônibus	Ye <i>et al.</i> (2015)
		Mazloumi <i>et al.</i> (2010)
	Infraestrutura exclusiva de ônibus	Alves (2018)
		HCM (2022)
	Incidentes	Tu (2008)
		Lomax <i>et al.</i> (2003)
		HCM (2022)
	Volume veicular	Tu (2008)
		Lomax <i>et al.</i> (2003)
Demanda de Tráfego		HCM (2022)
	Efeitos sazonais	Tu (2008)
		Lomax <i>et al.</i> (2003)
	Efeitos climáticos	HCM (2022)
		Tu (2008)
		Lomax <i>et al.</i> (2003)
	Velocidade da via	Lomax <i>et al.</i> (2003)
	Densidade Populacional	Lyu (2019)
	Densidade Residencial	Mane e Pulugurtha (2019)
	Densidade Comercial	Campos e Melo (2005)
Uso do solo		Mane e Pulugurtha (2019)
	Densidade Populacional	Campos e Melo (2005)
	Acessibilidade ao transporte público	Mane e Pulugurtha (2019)
	Acessibilidade aos pedestres	Lyu (2019)
		Mane e Pulugurtha (2019)
		Campos e Melo (2005)
		Mane e Pulugurtha (2019)
		Campos e Melo (2005)

Fonte: Elaborada pelo autor

2.3 Modelagem da distribuição do tempo de viagem

A previsibilidade do tempo de deslocamento em rotas urbanas é um fator crucial para a eficiência dos sistemas de transporte. Fatores como congestionamentos, condições climáticas e eventos imprevisíveis impactam significativamente os tempos de viagem dos usuários.

Diante desse contexto de incertezas e variabilidade dos tempos de deslocamentos, a modelagem da distribuição dos tempos de viagem é uma ferramenta que permite uma análise aprofundada do comportamento dos sistemas de transporte, identificando padrões, e tendências. Além disso, pode auxiliar a estimar futuros tempos de viagem com base na distribuição modelada, auxiliando no planejamento de rotas e horários, contribuindo para a melhoria da qualidade do serviço.

A representação da flutuação temporal do tempo de deslocamento é importante para entender a incerteza ligada aos trajetos e fornecer dados acurados aos usuários. A avaliação da distribuição dos tempos de viagem de uma rota específica possibilita o cálculo de indicadores de confiabilidade, como o *Buffer Time Index (BTI)* e o *Planning Time Index (PTI)* (Taylor, 2013; Lu e Dong, 2017).

Estudos empíricos revelam uma variedade de padrões nas curvas de distribuição do tempo de viagem em vias urbanas (Zang *et al.*, 2022). A característica mais frequentemente observada é uma assimetria à direita, com uma cauda longa: a maioria dos tempos de viagem encontra-se abaixo da média, embora haja uma probabilidade significativa de ocorrência de valores muito superiores à média (Polus, 1979; Fosgerau e Fukuda, 2012; Susilawati *et al.*, 2013; Srinivasan *et al.*, 2014; Kim e Mahmood, 2015; Delhomme *et al.*, 2015; Taylor, 2017). No entanto, também são observadas distribuições simétricas ou com assimetria à esquerda (Van Lint e Van Zuylen, 2005; Van Lint *et al.*, 2008; Yang *et al.*, 2014; Zang *et al.*, 2018).

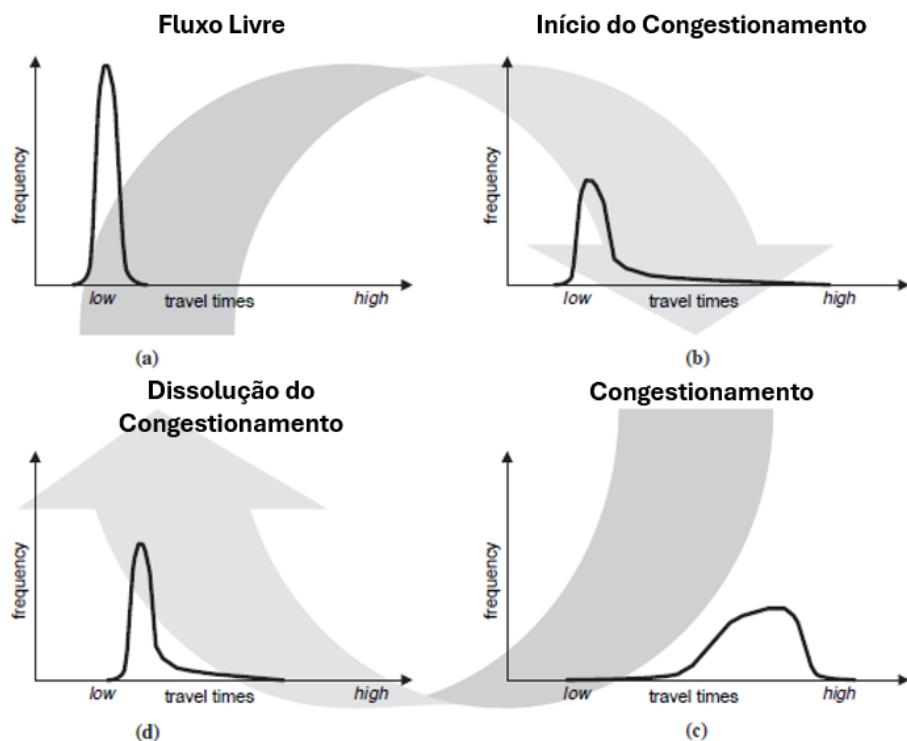
Em alguns casos, as distribuições do tempo de viagem podem ser multimodais, com múltiplos picos (Dong e Mahmood, 2009; Guo *et al.*, 2010; Susilawati *et al.*, 2013; Kazagli e Koutsopoulos, 2012; Chen *et al.*, 2014; Yang *et al.*, 2014a). Essa multimodalidade pode ser explicada por diferentes padrões de tráfego ao longo do dia, como picos de congestionamento em horários específicos ou eventos inesperados em determinado momento.

Quanto mais dispersos são os tempos de viagem em um determinado período do dia, menos confiáveis serão esses tempos (Van Lint e Zuylen, 2005). Nesse sentido, quanto mais ampla for a curva de distribuição (e mais alongada for a cauda), menos confiável será o tempo de viagem na via analisada (Van Lint *et al.*, 2008).

No estudo de Van Lint e Van Zuylen (2005), os autores demonstraram que as curvas de distribuição dos tempos de viagem variam conforme as condições de tráfego. Em condições de fluxo livre, a distribuição é simétrica, indicando tempos de viagem confiáveis e baixos. No início do congestionamento, a curva tem assimetria à direita, com a maioria dos tempos de viagem ainda em fluxo livre, mas alguns superiores à mediana devido ao início do congestionamento. Durante o congestionamento, a distribuição é assimétrica à esquerda,

refletindo uma grande variação e tempos de viagem elevados. Na dissolução do congestionamento, a distribuição volta a ser assimétrica à direita, com tempos de viagem baixos na maioria dos casos, embora ainda ocorram algumas viagens em situação de congestionamento. Essas características são ilustradas na figura 3.

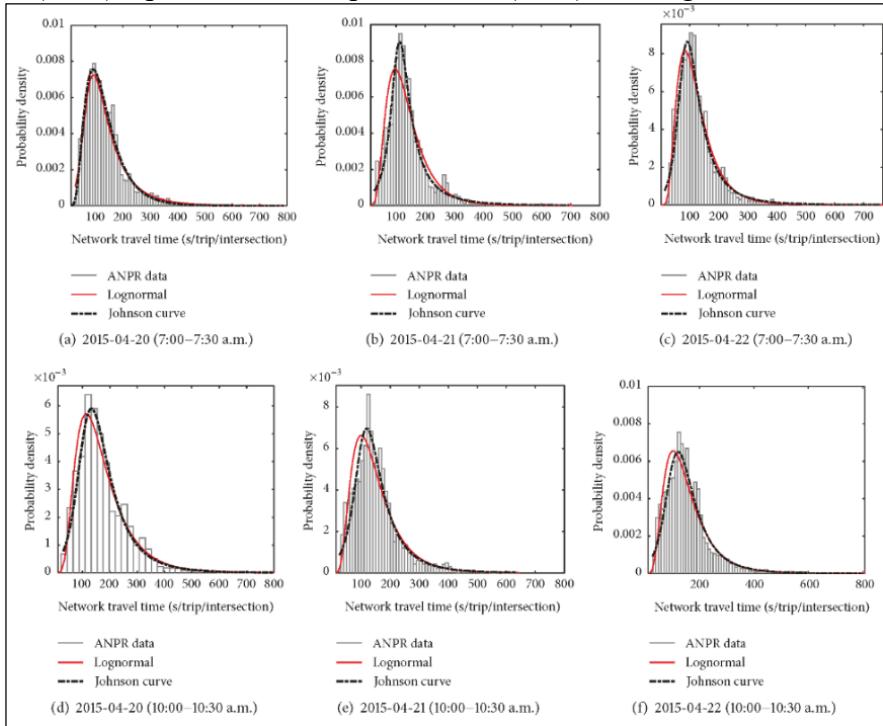
Figura 3 - Distribuição diária do tempo de viagem (das condições de fluxo livre à dissolução do congestionamento).



Fonte: Adaptado de Van Lint e Van Zuylen (2005).

No estudo de Zheng *et al.* (2017), referente à rede viária de Changsha, China, os autores apresentam um exemplo de distribuições assimétricas de tempo de viagem. Nesse estudo, os dados de tempo de viagem foram coletados por meio de um sistema de câmeras de reconhecimento automático de placas veiculares. Os autores demonstraram que as distribuições de Johnson foram capazes de representar as distribuições empíricas de tempo de viagem na rede viária. A figura 4 ilustra essas distribuições do tempo de viagem e as curvas de densidade de probabilidade ajustadas em Changsha, China.

Figura 4 - Distribuições do tempo de viagem e curvas de densidade de ajustadas no horário do pico da manhã (a – c) e período fora de pico manhã (d – f) - Changsham China.



Fonte: Zheng *et al.* (2017)

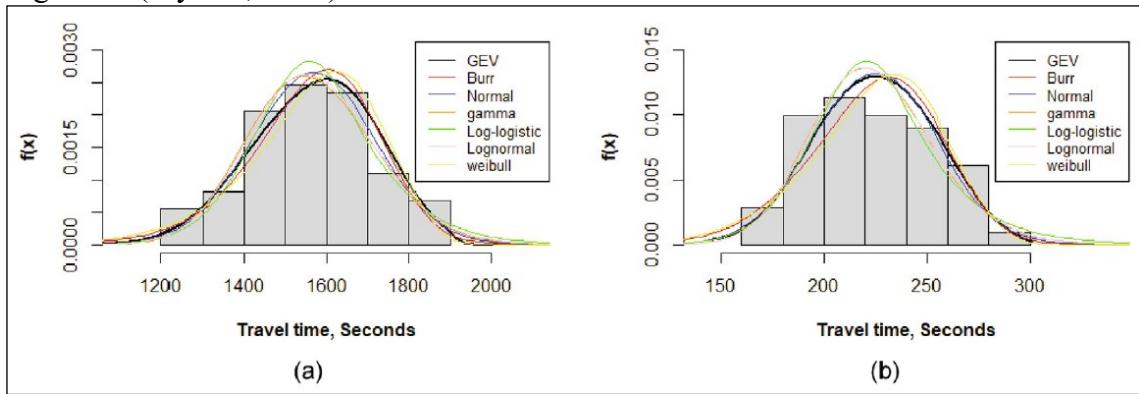
Estudos recentes no contexto de Brasil e Índia também investigaram a variabilidade do tempo de viagem em vias urbanas. Costa *et al.* (2025) realizou um estudo em Belo Horizonte-MG para compreender a TTR, utilizando dados da API do Google Maps e sensores de velocidade da cidade. O estudo envolveu a análise de padrões de tráfego, distribuições de tempo de viagem e a aderência dos dados a distribuições de probabilidade como Gamma, Lognormal, Weibull e Burr, além de identificar períodos e dias da semana com baixa confiabilidade. Os resultados indicaram que, na maioria das faixas analisadas, a distribuição Lognormal apresentou melhor ajuste aos dados, considerando variáveis como faixa horária, sentido e dia da semana. Em contrapartida, algumas faixas horárias foram melhor representadas pelas distribuições Weibull e Burr.

Já Harsha e Mulangi (2022) investigaram a variabilidade do tempo de viagem no transporte coletivo em Mysore, Índia. Seus objetivos incluíram avaliar a eficácia das distribuições de tempo de viagem em diferentes níveis de agregação temporal e espacial. Utilizando dados de Localização Automática de Veículos (AVL) de quatro linhas de ônibus, analisaram sete distribuições de probabilidade, como Normal, Lognormal, Loglogística, Gamma, Weibull, Burr e *Generalised Extreme Value* (GEV).

Os autores destacaram a importância de avaliar essas distribuições, especialmente em diferentes agregações temporais e espaciais, como interseções sinalizadas e tipos de uso do

solo. Eles concluíram que a distribuição GEV foi superior às outras distribuições analisadas, tanto na análise em nível de rota quanto em nível de segmento. A distribuição GEV demonstrou maior precisão na descrição da variabilidade do tempo de viagem no transporte público, inclusive em segmentos com interseções sinalizadas e diferentes tipos de uso do solo (figura 5).

Figura 5 - Função de densidade de probabilidade das distribuições a) Nível de rota e b) Nível de segmento (Mysore, Índia).



Fonte: Harsha e Mulangi (2022)

Estudos anteriores também destacaram a eficácia de diferentes distribuições para descrever a variabilidade do tempo de viagem em cenários específicos. Por exemplo, a distribuição Lognormal foi identificada como adequada para o tempo de viagem em horários de pico de transporte por ônibus (Mazloumi *et al.*, 2010; Uno *et al.*, 2009), enquanto a distribuição Burr demonstrou eficácia na modelagem da variabilidade em vias urbanas (Susilawati *et al.*, 2013). Higatani *et al.* (2009) revisaram métodos de modelagem de confiabilidade, enfatizando a importância da escolha da distribuição apropriada com base nas características da rede de transporte e nos padrões de tráfego observados.

Entre as diversas distribuições probabilísticas utilizadas para modelar o tempo de viagem em vias urbanas, três se destacam pela frequência de uso e adequação aos dados: Lognormal, Gamma e Weibull. Essas distribuições são amplamente reconhecidas por suas propriedades, que as tornam apropriadas para representar a assimetria e a variabilidade típicas dos tempos de viagem. Embora a distribuição Normal seja, de modo geral, a mais conhecida, ela frequentemente não é adequada para esse tipo de modelagem, devido à sua limitação em capturar comportamentos assimétricos. Ainda assim, em alguns estudos específicos, a Normal apresentou boa aderência aos dados, o que ressalta a importância de considerar as particularidades de cada contexto e cenário analisado. A seguir, são apresentadas as principais características e aplicações dessas distribuições, com ênfase em suas adequações aos diferentes contextos urbanos.

A distribuição Normal é indicada para situações em que os fatores que influenciam os tempos de viagem variam de forma simétrica e controlada. Seus parâmetros são a média, que representa o tempo esperado, e a variância, que mede a dispersão em torno da média (Montgomery *et al.*, 2011). É apropriada para trajetos previsíveis, com baixa influência de eventos extremos. No entanto, não é recomendada quando há forte assimetria ou ocorrência frequente de valores atípicos.

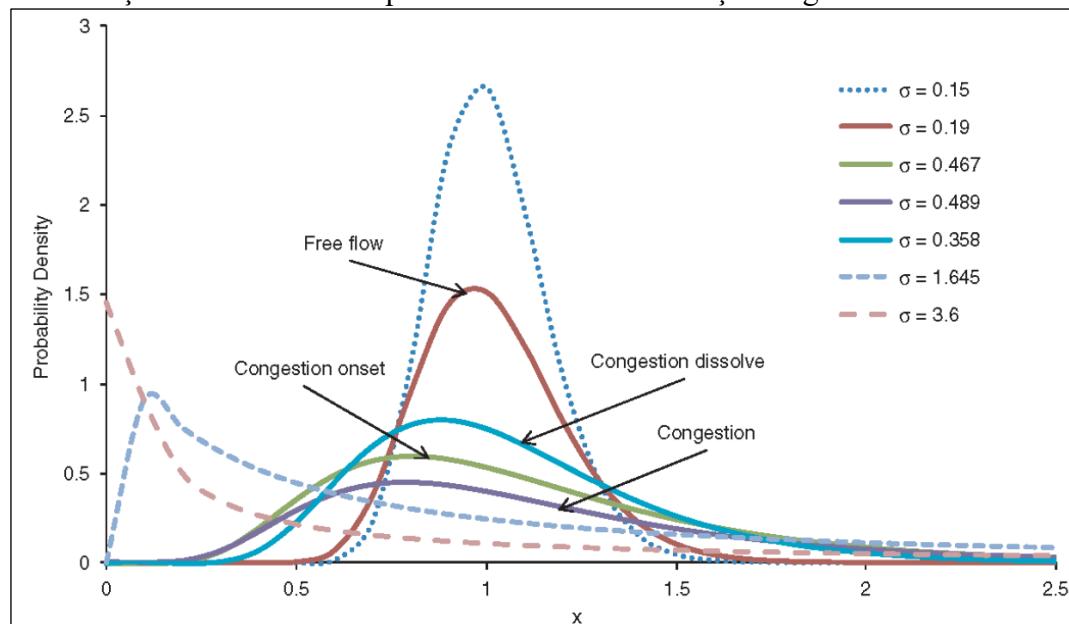
A distribuição Lognormal é adequada quando os tempos de viagem são influenciados por múltiplos fatores, como congestionamentos. Seus parâmetros principais são a média logarítmica e o desvio padrão logarítmico, que representam respectivamente o tempo médio e a variabilidade em escala logarítmica (Montgomery *et al.*, 2011). É recomendada para horários de pico e rotas com alta assimetria e caudas longas.

A distribuição Gamma modela tempos de viagem compostos por múltiplos componentes aleatórios, mas que seguem um padrão. Seus parâmetros são forma, que indica a frequência esperada de eventos, e escala, que representa o tempo médio por evento (Montgomery *et al.*, 2011). É útil em trajetos com interrupções discretas e moderadamente previsíveis.

Por fim, a distribuição Weibull é flexível e capaz de modelar diferentes comportamentos de atraso, conforme seu parâmetro de forma, que define a curvatura da distribuição. O parâmetro de escala indica o tempo típico de viagem (Montgomery *et al.*, 2011). É especialmente útil para trajetos sujeitos a incidentes, onde há alta variabilidade nos tempos.

Como exemplo de aplicação, Pu (2011) analisou a distribuição Lognormal e assumiu que ela representa adequadamente os dados de tempo de viagem. O autor expressou medidas de confiabilidade com base nos parâmetros de escala e forma, e apresentou curvas de densidade (figura 6) para diferentes valores do parâmetro de forma. Observou-se que, à medida que esse parâmetro aumenta, a distribuição se torna mais assimétrica, com cauda longa à direita. Esse comportamento foi associado ao ciclo típico de evolução do tráfego: fluxo livre, início de congestionamento, pico de congestionamento, dissolução de congestionamento e retorno ao fluxo livre, refletindo um aumento e posterior redução no parâmetro de forma.

Figura 6 - Função de densidade de probabilidade da distribuição Lognormal.



Fonte: Pu (2011)

Complementando a análise, a tabela 4 apresenta um resumo comparativo das quatro distribuições de probabilidade discutidas: Normal, Lognormal, Gamma e Weibull. São fornecidas informações sobre as principais características de forma de cada distribuição, bem como estudos nos quais elas foram utilizadas para modelar a variabilidade dos tempos de viagem em nível de rota.

Tabela 4 - Resumo das distribuições de probabilidades utilizadas em outros estudos.

Distribuição	Características	Autores
Normal	<ul style="list-style-type: none"> • Simétrica e unimodal. • Adequada para dados com forma de sino. • Sensível a outliers. • Condições controladas de tráfego (sem caudas longas). 	Harsha e Mulangi (2022) Li <i>et al.</i> (2013) Lomax <i>et al.</i> (2003) Bell e Iida (1997)
Lognormal	<ul style="list-style-type: none"> • Positiva e assimétrica à direita. • Útil para modelar dados com cauda longa. • Mais robusta à presença de outliers do que a distribuição normal. • Utilizada para modelar tempos de viagem em horários de pico. 	Costa <i>et al.</i> (2025) Harsha e Mulangi (2022) Li <i>et al.</i> (2013) Pu (2011) Mazloumi <i>et al.</i> (2010) Rakha <i>et al.</i> (2010) Uno <i>et al.</i> (2009) Van Lint <i>et al.</i> (2008)
Gamma	<ul style="list-style-type: none"> • Positiva e unimodal. • Flexível em termos de forma, podendo ser simétrica ou assimétrica. • Útil para modelar dados com diferentes graus de variabilidade. 	Costa <i>et al.</i> (2025) Harsha e Mulangi (2022) Li <i>et al.</i> (2013) Polus (1979) Herman e Lan (1974)

Distribuição	Características	Autores
	<ul style="list-style-type: none"> ● Pode ser utilizada para modelar tempos de viagem em diferentes condições de tráfego, com menos variabilidade que a Lognormal 	
Weibull	<ul style="list-style-type: none"> ● Positiva e unimodal. ● Permite modelar dados com diferentes formas de cauda. ● Pode ser utilizada para modelar tempos de viagem em situações com maior risco de atrasos ou atrasos imprevisíveis. 	Costa <i>et al.</i> (2025) Harsha e Mulangi (2022) Li <i>et al.</i> (2013) Al-Deek e Emam (2006)

Fonte: Elaborada pelo autor.

2.4 Métricas e indicadores da confiabilidade do tempo de viagem

Diversas métricas e indicadores foram propostos para capturar a variabilidade do tempo de viagem em diferentes contextos, buscando refletir as dinâmicas do tráfego urbano e atender às necessidades dos gestores de transporte e usuários do sistema. Ainda que o termo "confiabilidade" possa abranger a percepção do usuário, a literatura técnica e este trabalho o utilizam para se referir a indicadores que medem a variabilidade estatística do tempo de viagem.

A revisão da literatura destaca uma variedade de abordagens, desde medidas clássicas, como desvio padrão e coeficiente de variação, até métricas mais recentes, como métodos baseados em percentis. Essa diversidade de métricas reflete a complexidade inerente ao tema e suas distintas aplicações. Este tópico tem como objetivo explorar as métricas mais comuns empregadas na avaliação da TTR, destacando suas características distintas e os cenários em que são mais apropriadas.

Inicialmente, o desvio padrão era uma métrica bastante utilizada para avaliar a TTR. Herman e Lam (1976) foram pioneiros ao destacar sua importância, apontando sua adequação para variáveis simetricamente distribuídas. Eles argumentaram com base na premissa de que os tempos de viagem seguem uma distribuição normal, assim o desvio padrão seria uma medida adequada. Eles também argumentaram que era uma medida útil por ser representado em valor absoluto, diferentemente de índices relativos como o *buffer time*. Isso significaria dizer que, aproximadamente 68% dos dias terão tempos de viagem dentro de um desvio padrão da média.

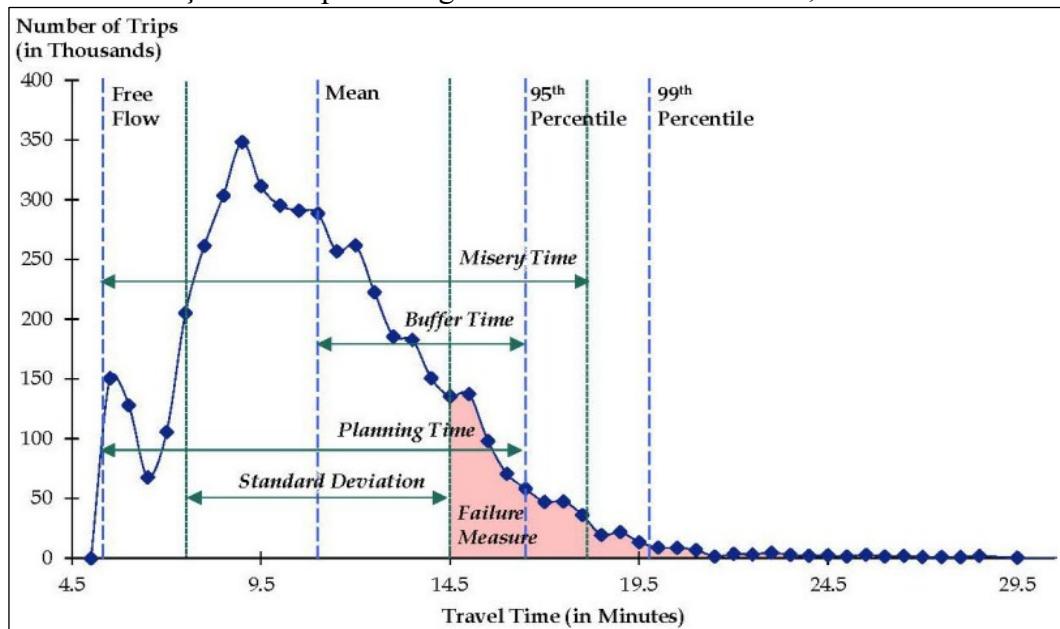
Essa abordagem foi posteriormente reforçada por outros pesquisadores, como Polus (1979), que enfatizou a relação entre a variabilidade de desempenho e a consistência operacional das rotas, expressa pelo inverso do desvio padrão da distribuição de tempo de viagem. Rakha *et al.* (2010) também destacaram a importância do desvio padrão, propondo indicadores específicos para avaliar a variabilidade em rotas com várias conexões e interrupções de tráfego. Além disso, estudos como os de Chen *et al.* (2003), Mahmassani *et al.* (2012) e Kim

e Mahmassani (2015) corroboraram a relevância do desvio padrão ao identificar uma forte correlação entre essa métrica e o tempo médio de viagem.

Apesar da sua importância reconhecida, alguns pesquisadores, como Van Lint e Van Zuylen (2005), Van Lint *et al.* (2008) e Zhang e Chen (2016), argumentam que o desvio padrão pode oferecer apenas uma visão parcial da variabilidade do tempo de viagem, além de não levar em consideração a assimetria da distribuição dos tempos de viagem, fazendo com que propusessem métricas alternativas, baseadas em percentis, como a largura e a assimetria da distribuição do tempo de viagem.

O manual do HCM (TRB, 2022) cita algumas métricas para descrever a TTR e o sucesso ou fracasso de viagens no cumprimento de um tempo de deslocamento pré-determinado, a partir de uma distribuição do tempo de viagem. As principais métricas segundo o manual são: *95th percentile travel time index (TTI₉₅)*, *80th percentile travel time index (TTI₈₀)*, *50th percentile travel time index (TTI₅₀)*, *mean travel time index (TTI_{mean})*, *failure or on-time measures*, *semi-standard deviation*, *standard deviation* e *misery index*. A distribuição dos tempos de viagem e as medidas de desempenho citadas estão ilustradas na figura 7.

Figura 7 - Distribuição de tempo de viagem na I-75 no sentido norte, em Atlanta.



Fonte: SHRP 2 Report S2-L08-RW-1 (TRB, 2014).

Conforme descrito no HCM-7, o TTI₉₅ também é conhecido como *planning time index* (PTI), sendo uma medida capaz de estimar o tempo que os usuários da via precisam para garantir chegadas pontuais em 95% das viagens. O TTI₅₀ e o TTI_{mean} têm como tempo de viagem referência a mediana e a média da distribuição do tempo de viagem, respectivamente.

(TRB, 2022).

O *misery index* (MI) apresentado também no manual HCM-7, é uma medida que compara a média de 5% das viagens com maiores tempos, com o tempo de viagem em fluxo livre (TRB, 2022). Já para o USDOT, esse índice é comumente calculado por meio da razão entre o tempo médio de viagem das 20% viagens com os maiores tempos de duração menos o tempo médio de todas as viagens analisadas e o tempo médio de todas as viagens (USDOT, 2019).

Van Lint e Van Zuylen (2005) argumentaram que a assimetria na distribuição dos tempos de viagem é um indicador relevante de não confiabilidade e que as políticas de transporte devem concentrar-se na redução da ocorrência de tempos de viagem extremamente longos, com isso apresentaram duas novas métricas baseadas na assimetria e na largura das distribuições dos tempos de viagem para avaliar a TTR: a medida de Assimetria (λ^{skew}) e a medida de Largura (λ^{width}). A medida λ^{skew} expressa a razão entre as distâncias dos percentis 90-50 e 50-10, indicando a presença de tempos de viagem extremos; valores superiores a 1 indicam que os atrasos são mais severos do que os ganhos. Por sua vez, a medida λ^{width} mensura a amplitude entre os percentis 90 e 10 em relação à mediana, refletindo a variabilidade da viagem.

Os autores sugerem que essas medidas permitem caracterizar a forma da distribuição dos tempos de viagem e identificar diferentes fases do tráfego:

- Fluxo livre: λ^{skew} e λ^{width} apresentam valores reduzidos.
- Início do congestionamento: λ^{skew} é elevado, enquanto λ^{width} permanece baixo, indicando uma distribuição assimétrica à esquerda.
- Congestionamento: A distribuição torna-se mais ampla, com um λ^{width} elevado, enquanto a assimetria diminui e λ^{skew} apresenta valores reduzidos.
- Dissolução do congestionamento: λ^{skew} aumenta novamente, enquanto λ^{width} permanece elevado, e subsequentemente ambos diminuem.

Adicionalmente, os autores propuseram o indicador de não confiabilidade (UI_r), que combina essas características em um indicador único e adimensional, normalizado pelo comprimento da rota. Tal abordagem permite comparações entre diferentes trechos urbanos e proporciona uma análise mais abrangente da TTR. Em síntese, essas novas medidas visavam complementar as já existentes, fornecendo uma avaliação mais completa da TTR.

Para organizar essas métricas, Lomax *et al.* (2003) propuseram agrupá-las em quatro categorias: medidas estatísticas, medidas de Buffer, medidas Tardy Trip e medidas Probabilísticas. Van Lint e Van Zuylen (2005) acrescentaram a categoria de medidas de largura e assimetria (Skew-Width). A tabela 5 sintetiza as principais métricas discutidas, categorizando-

as para facilitar a compreensão conforme os objetivos da análise.

Tabela 5 - Resumo das Métricas de Confiabilidade de tempo de viagem.

Categoria	Métrica de Confiabilidade	Definição	Equação
Medidas Estatísticas	<i>Desvio padrão (DP)</i>	<ul style="list-style-type: none"> Medida de dispersão, indicando quanto uniformes são os dados. Demonstra a distância dos valores em relação à média. 	$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}{n}}$
	<i>Coeficiente de Variação (CoV)</i>	<ul style="list-style-type: none"> Medida de relativa variabilidade, divisão entre o desvio padrão e a média, multiplicando por 100. 	$CoV = \left(\frac{\sigma}{\mu}\right) \times 100$
Medidas de Buffer	<i>Buffer Time Index (BTI)</i>	<ul style="list-style-type: none"> A diferença entre o tempo de viagem do 95º percentil e o tempo médio de viagem, normalizada pelo tempo médio de viagem. 	$BTI = \frac{t^{95\%} - tv_m}{tv_m}$
	<i>Planning Time Index (PTI ou TTI₉₅)</i>	<ul style="list-style-type: none"> Tempo de viagem do 95º percentil dividido pelo tempo de viagem em condição de fluxo livre. 	$PTI = \frac{t^{95\%}}{tv_m^{(fl)}}$
Medidas Tardy Trip	<i>Índice de Tempo de Viagem (TTI)</i>	<ul style="list-style-type: none"> Tempo médio de viagem dividido pelo tempo de viagem em condições de fluxo livre. 	$TTI = \frac{tv_m}{tv_m^{(fl)}}$
	<i>Misery Index (HCM-7)</i>	<ul style="list-style-type: none"> Tempos de viagem médio dos 5% piores tempos de viagem dividido pelo tempo de viagem em fluxo livre. 	$MI = \frac{tv_m^{(5\%)}}{tv_m^{(fl)}}$
Medidas Probabilísticas	<i>Misery Index (USDOT)</i>	<ul style="list-style-type: none"> Média do tempo de viagem das piores viagens (20%) em relação ao tempo médio ou esperado. 	$MI = \frac{tv_m^{(20\%)} - tv_m}{tv_m}$
	<i>Medidas probabilísticas</i>	<ul style="list-style-type: none"> Medidas que consideram a probabilidade de uma viagem ser feita dentro de um intervalo de tempo multiplicado por um fator. 	$PR(\alpha) = P(Ti \leq \alpha \times TTI)$
Medidas de Largura e Assimetria	<i>Estatística de assimetria (Skew)</i>	<ul style="list-style-type: none"> A razão entre (tempo de viagem do 90º percentil menos a mediana) dividido por (a mediana menos o tempo de viagem do 10º percentil). 	$\lambda^{skew} = \frac{t^{90\%} - t^{50\%}}{t^{50\%} - t^{10\%}}$
	<i>Estatística de amplitude (Width)</i>	<ul style="list-style-type: none"> A razão entre (tempo de viagem do 90º percentil menos o tempo de viagem do 10º percentil) dividido pela mediana. 	$\lambda^{width} = \frac{t^{90\%} - t^{10\%}}{t^{50\%}}$
	<i>Estatística de assimetria-amplitude (Skew-Width)</i>	<ul style="list-style-type: none"> O indicador proposto combina as medidas <i>Skew-Width</i> e remove as especificidades do local dividindo-as pelo comprimento da rota. 	<p>Se $\lambda^{skew} > 1$</p> $UI_r = \frac{\lambda^{width} \ln(\lambda^{skew})}{L_r}$ <p>Senão:</p> $UI_r = \frac{\lambda^{width}}{L_r}$

Fonte: Elaborado pelo autor.

A categorização das métricas de confiabilidade tem o intuito de facilitar sua aplicação, destacando variações, margens de segurança, atrasos críticos e propriedades estatísticas. Isso permite escolher métricas adequadas para diferentes objetivos: medidas estatísticas avaliam dispersões gerais, enquanto as de *buffer* (BTI, PTI) estimam o tempo adicional necessário para garantir a pontualidade da viagem. Além disso, essa organização pode aprimorar a comunicação de resultados, atendendo tanto usuários comuns, que talvez valorizem mais o BTI para planejar suas viagens, quanto gestores, que podem preferir o TTI para melhorar a eficácia do sistema.

Essas perspectivas destacam a necessidade de uma abordagem específica para diferentes contextos, como evidenciado por Wakabayashi e Matsumoto (2012) e Emam e Al-Deek (2006). Diante dessa necessidade, o PTI e o BTI são um conjunto de métricas que estão sendo amplamente exploradas e usadas por profissionais e pesquisadores como medidas de desempenho no campo da engenharia de transportes, segundo Pulugurtha e Kodupuganti (2020).

Gopi *et al.* (2014) aplicaram o PTI, BTI e desvio padrão para classificar a variabilidade do tempo de viagem em uma rodovia urbana em Delhi, Índia. Por outro lado, Higatani *et al.* (2009) investigaram indicadores de confiabilidade do tempo de viagem na via expressa Hanshin, Japão, incluindo desvio padrão, *buffer time*, coeficiente de variação e BTI. Eles destacaram que o BTI refletia o padrão de flutuação do tempo de viagem, evidenciando o impacto dos incidentes de trânsito na variabilidade do tempo de viagem.

Algumas das agências de transportes dos Estados Unidos utilizam as seguintes métricas de confiabilidade para suas análises, de acordo com Ostrowski e Budzynski (2021):

- *Georgia Regional Transportation Authority and Georgia DOT: BTI e PTI;*
- *Southern California Association of Governments: on-time measures e BTI;*
- *Washington State DOT: 95th Percentile Travel Time;*
- *National Transportation Operations Coalition (NTOC): BTI;*
- *Maryland SHA: TTI e PTI;*

Pesquisas no contexto nacional também têm empregado métricas como o BTI, o coeficiente de variação e o desvio padrão para avaliar a TTR em áreas urbanas (Arbex *et al.*, 2015; Silva, 2015; Alves, 2018). Estudos recentes conduzidos por Costa *et al.* (2025) e Cançado (2024) aplicaram diversos indicadores para mensurar a TTR em vias urbanas e rurais de Belo Horizonte, Minas Gerais. Entre os indicadores utilizados destacam-se: desvio padrão, PTI, BTI, *Skewness* (assimetria estatística), *Misery Index (MI)* e *failure measures*.

Cançado (2024) observou consistência nos resultados ao empregar BTI, MI e

failure measures, sugerindo que, apesar de abordarem a confiabilidade sob diferentes óticas, os indicadores produzem conclusões similares. Em contraste, Costa *et al.* (2025) apresentou uma análise descritiva detalhada com base em dados empíricos, evidenciando períodos do dia e dias da semana com menor confiabilidade. Utilizou-se a média, desvio padrão, PTI, BTI, *Present Variation, skewness e width* (largura da distribuição). No entanto, o estudo carece de análises interpretativas mais profundas que auxiliem a compreensão dos indicadores apresentados.

A literatura mostra que a análise da TTR costuma envolver uma variedade de métricas, como BTI, TTI, CoV e Skew-Width, amplamente adotadas em diferentes contextos. No entanto, a aplicação simultânea de múltiplos indicadores apresenta dois desafios principais: (i) a redundância entre métricas, que pode obscurecer os resultados, e (ii) a dificuldade de interpretação por gestores públicos e usuários não especializados. Van Lint *et al.* (2008) destacam essa problemática ao apontar inconsistências nos resultados gerados por diferentes métricas, como as discrepâncias observadas entre o MI e o BTI.

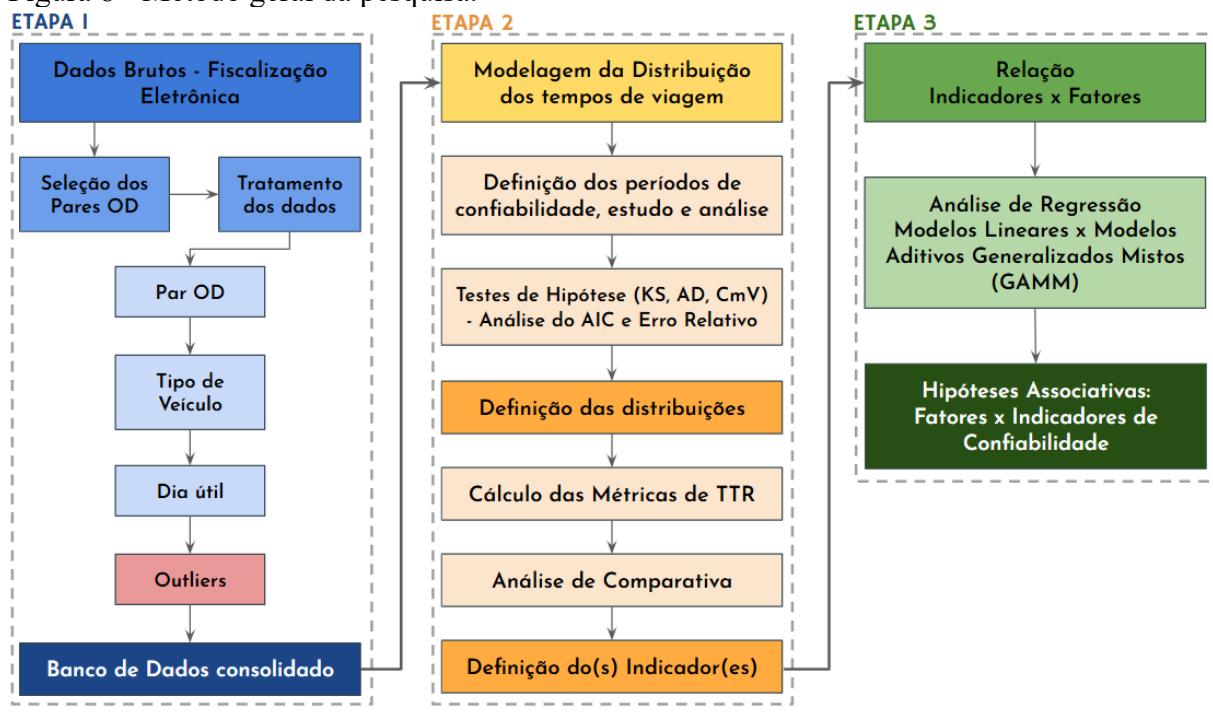
Muitas dessas métricas mensuram aspectos semelhantes da variabilidade do tempo de viagem, o que acarreta sobreposição informativa sem agregar valor substancial à análise. BTI e PTI, por exemplo, avaliam extremos da distribuição dos tempos: o BTI indica o tempo adicional necessário para assegurar a chegada pontual em 95% das viagens, enquanto o PTI compara esse percentil com o tempo de viagem em fluxo livre. Essa sobreposição pode tornar a análise mais complexa, sem oferecer ganhos interpretativos relevantes.

Diante desse cenário, torna-se evidente que a simples aplicação de um vasto conjunto de métricas não garante uma análise mais sólida, podendo, ao contrário, dificultar a interpretação dos resultados. Essa constatação justifica a necessidade de uma etapa metodológica dedicada à análise de correlação e à seleção de um conjunto parcimonioso de indicadores, que sejam capazes de representar a TTR de forma eficaz e não redundante. O procedimento adotado para essa seleção será detalhado no capítulo seguinte.

3 MÉTODO

Este capítulo detalha o percurso metodológico adotado para alcançar os objetivos da pesquisa. O método foi estruturado em três etapas sequenciais e interdependentes: (i) a consolidação e o tratamento da base de dados dos tempos de viagem; (ii) a modelagem estatística e a seleção dos indicadores de confiabilidade; e (iii) a análise dos fatores associados à TTR nas vias urbanas de Fortaleza. A figura 8 ilustra o fluxo geral deste processo.

Figura 8 - Método geral da pesquisa.



Fonte: Elaborado pelo autor.

A primeira etapa consistiu na consolidação de uma base de dados original, a partir de dados brutos de mais de 1,2 milhão de deslocamentos individuais, obtidos por meio de equipamentos de fiscalização eletrônica (FE). Este processo envolveu a definição dos pares Origem-Destino (OD) a serem analisados e um tratamento dos dados para garantir sua qualidade e consistência, resultando em um banco de dados estruturado e validado.

Uma vez estabelecida a base de dados, a segunda etapa focou na caracterização da TTR. Este processo iniciou com a modelagem estatística dos tempos de viagem, na qual a aderência de quatro distribuições teóricas de probabilidade (Normal, Lognormal, Gamma e Weibull) foi testada. A partir das distribuições mais adequadas para cada cenário, foram calculados oito diferentes indicadores de confiabilidade. Subsequentemente, uma análise de correlação entre esses indicadores foi conduzida para identificar redundâncias e selecionar as

métricas mais representativas, culminando na escolha dos indicadores que melhor representaria a TTR em Fortaleza.

Finalmente, dispondo dos indicadores de confiabilidade calculados para cada rota, a terceira etapa da análise explorou a relação entre a TTR e um conjunto de fatores explicativos ligados à infraestrutura, à demanda e ao uso do solo. Para investigar essas relações, foi empregada uma abordagem de modelagem comparativa, utilizando tanto a regressão linear simples, para uma interpretação paramétrica dos efeitos, quanto os Modelos Aditivos Generalizados Mistos (GAMMs), para capturar potenciais relações não-lineares complexas entre os fatores e a confiabilidade do tempo de viagem em Fortaleza.

3.1 Consolidação do Banco de Dados

3.1.1 Seleção e Caracterização das vias e pares Origem-Destino

Inicialmente, adotou-se o ano de 2019 como referência para a seleção dos equipamentos a serem utilizados na pesquisa, uma vez que os anos de 2020 e 2021 foram marcados pela pandemia de COVID-19, a qual impactou significativamente os padrões de tráfego. Nos anos de 2022 a 2024, observou-se uma redução expressiva no número de equipamentos de fiscalização eletrônica (FE) em operação na cidade, passando de aproximadamente 323 unidades em 2019 para apenas 150 em 2024, segundo dados da Autarquia Municipal de Trânsito (AMC), o que limitou a quantidade de pares Origem-Destino (OD) disponíveis para análise.

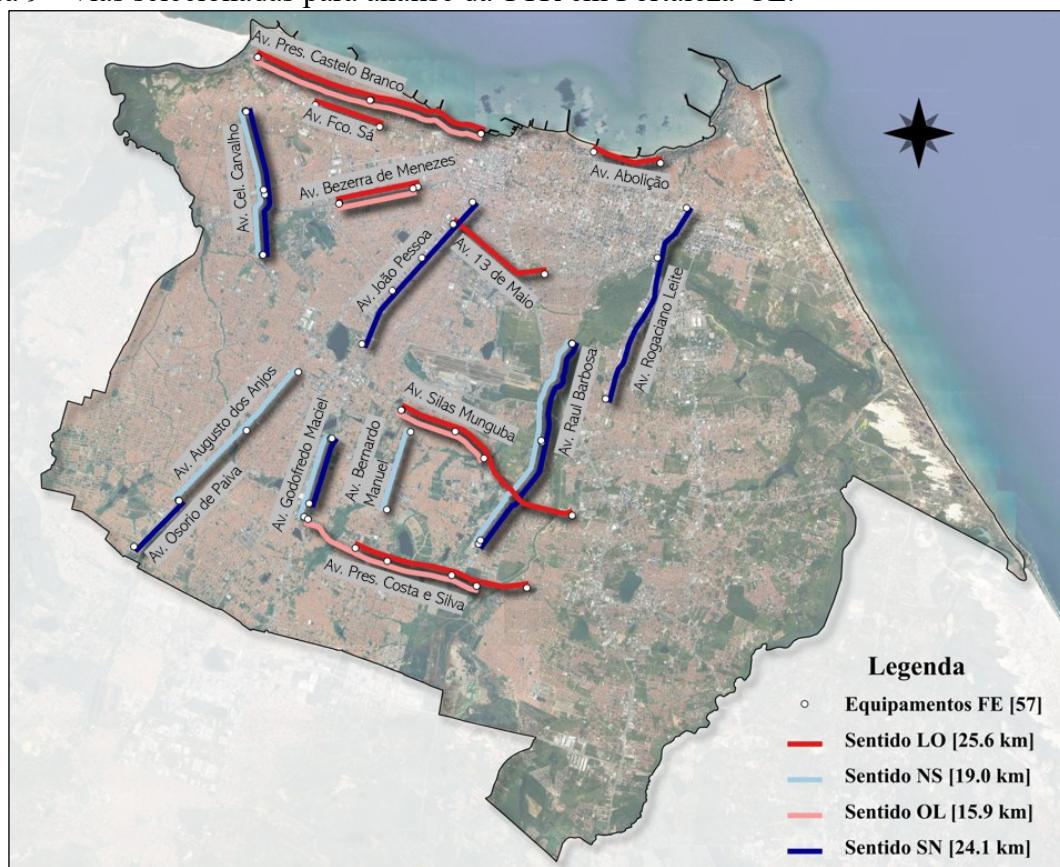
A seleção dos radares baseou-se na base de dados fornecida pela AMC com o objetivo de identificar pares OD localizados em vias arteriais de alto fluxo e que estivessem operando de forma contínua ao longo de 2019. Considerou-se, ainda, que alguns equipamentos estavam inativos ou foram desativados em determinados períodos do ano, em razão de questões administrativas do órgão.

Na primeira etapa, foram identificados 66 equipamentos instalados em corredores viários da cidade, resultando na definição de 44 trechos para análise. Em seguida, utilizou-se um *script* em R para verificar, com base nos dados previamente tratados, quais trechos contavam com registros para o maior número possível de dias úteis no ano de 2019. Essa verificação foi necessária para mitigar os efeitos de eventuais falhas nos radares, que poderiam gerar lacunas nos dados. Como o período de análise compreendeu 161 dias úteis (excluindo sábados, domingos e feriados), adotou-se o critério de inclusão apenas dos trechos com dados

disponíveis em pelo menos 110 dias úteis, correspondendo a aproximadamente 70% do total. Esse limiar foi considerado adequado para estimar de forma confiável a TTR nas vias selecionadas.

Após essa etapa de filtragem, o número de radares considerados foi reduzido para 57, distribuídos em 35 rotas localizadas em 22 vias, cobrindo uma extensão total de 84,6 km. A figura 9 ilustra as rotas selecionadas, mostrando a via principal, o sentido de circulação e a quilometragem total para cada sentido.

Figura 9 - Vias selecionadas para análise da TTR em Fortaleza-CE.



Fonte: Elaborado pelo autor.

A distribuição espacial dos trechos selecionados evidencia uma ampla cobertura territorial, embora com uma importante lacuna na região sudeste da cidade, onde não havia equipamentos de fiscalização sob gestão municipal operando em 2019. Ausências relevantes como as da Avenida Washington Soares e da BR-116, sob gestão estadual e federal, respectivamente, são limitações reconhecidas. Apesar disso, a inclusão de corredores estratégicos como as Avenidas Raul Barbosa, Bezerra de Menezes, 13 de Maio, Presidente Costa e Silva e Presidente Castelo Branco fundamenta a amostra e assegura a relevância dos dados para os objetivos propostos.

A amostra resultante é composta majoritariamente por vias arteriais de alto fluxo, com extensão média de 2,4 km. Como detalhado na tabela 6, a maior parte dos corredores possui separação física por canteiro central e mais de duas faixas por sentido, com exceções como as avenidas Francisco Sá, João Pessoa e Augusto dos Anjos, que representam cenários de menor capacidade viária.

Tabela 6 - Características das rotas analisadas.

idRota	Via	Sentido de circulação	Extensão (m)	Canteiro Central	Largura faixas	Semáforos/km	Paradas/km
R01-1	Av. Pres. Castelo Branco	OL	3219,8	Sim	3,10	3,7	3,7
R01-2	Av. Pres. Castelo Branco	OL	3147,2	Sim	3,47	3,1	3,1
R02-1	Av. Pres. Castelo Branco	LO	3122,0	Sim	3,34	3,7	4,0
R02-2	Av. Pres. Castelo Branco	LO	3243,2	Sim	3,08	3,1	4,0
R03-1	Av. Pres. Costa e Silva	LO	2080,4	Sim	3,04	0,9	2,2
R03-2	Av. Pres. Costa e Silva	LO	2678,4	Sim	3,23	1,6	1,9
R04-1	Av. Pres. Costa e Silva	OL	2447,9	Sim	3,85	1,6	2,2
R04-2	Av. Pres. Costa e Silva	OL	2486,1	Sim	4,17	1,6	1,2
R05-1	Av. Silas Munguba	LO	4147,1	Sim	3,88	3,4	3,7
R05-2	Av. Silas Munguba	LO	1532,0	Sim	3,22	2,8	1,9
R06-1	Av. Silas Munguba	OL	2634,7	Sim	3,23	4,0	2,8
R07-1	Av. 13 de Maio	LO	2953,3	Sim	3,28	4,0	2,5
R08-1	Av. Francisco Sa	LO	1812,8	Não	2,82	3,7	2,2
R09-1	Av. Bezerra de Menezes	LO	2125,7	Sim	3,03	3,7	0,0
R10-1	Av. Bezerra de Menezes	OL	2013,4	Sim	2,60	3,4	0,0
R11-1	Av. Abolicao	LO	1864,1	Sim	2,87	3,1	2,2
R12-1	Av. Augusto dos Anjos	NS	2081,9	Não	2,80	2,5	1,2
R12-2	Av. Osorio de Paiva	NS	2595,0	Sim	3,35	1,6	2,5
R13-1	Av. Osorio de Paiva	SN	1716,8	Sim	3,28	1,6	1,6
R14-1	Av. Godofredo Maciel	NS	2181,1	Sim	3,51	1,6	2,8
R15-1	Av. Godofredo Maciel	SN	1845,9	Sim	3,64	0,9	2,2
R16-1	Av. Raul Barbosa	NS	2849,3	Sim	3,74	0,6	1,9
R16-2	Av. Alberto Craveiro	NS	3200,4	Sim	3,70	1,9	1,9
R17-1	Av. Alberto Craveiro	SN	3275,9	Sim	3,69	2,2	2,2
R17-2	Av. Raul Barbosa	SN	2882,1	Sim	3,49	0,6	2,2
R18-1	Av. Cel. Carvalho	NS	2165,0	Sim	3,00	2,2	2,8
R18-2	Av. Cel. Matos Dourado	NS	1789,4	Sim	3,35	1,9	1,6
R19-1	Av. Cel. Matos Dourado	SN	1663,0	Sim	3,08	1,6	1,6
R19-2	Av. Cel. Carvalho	SN	2265,9	Sim	3,40	2,5	2,8
R20-1	Av. Joao Pessoa	SN	1648,8	Não	3,51	2,8	1,9
R20-2	Av. Joao Pessoa	SN	1173,2	Não	3,75	1,2	1,2
R20-3	Av. Universidade	SN	2004,0	Não	3,42	2,8	1,6
R21-1	Av. Rogaciano Leite	SN	4064,0	Sim	3,18	2,5	2,5
R21-2	Av. Eng. Santana Jr	SN	1575,5	Sim	3,06	1,2	0,3
R22-1	Av. Bernardo Manuel	NS	2166,2	Sim	3,51	0,9	2,2

Fonte: Elaborado pelo autor.

Para subsidiar a análise de fatores mais adiante, foram mapeadas para cada trecho as principais variáveis operacionais, como a largura média das faixas, a densidade de semáforos e o número de paradas de ônibus, além da caracterização do uso do solo em suas adjacências. Estes elementos constituem as variáveis explicativas que serão correlacionadas com os

indicadores de confiabilidade na seção 4.6 deste trabalho.

Dessa forma, os trechos selecionados destacam-se não apenas por sua importância estratégica na malha viária de Fortaleza, mas principalmente pela heterogeneidade de suas características. A diversidade observada em termos de geometria, operação e ambiente urbano é precisamente o que confere validade e poder analítico à amostra, permitindo que a investigação explore como diferentes configurações se relacionam com a TTR. Assim, este conjunto de vias constitui uma base sólida e representativa para o estudo.

3.1.2 Coleta dos dados

Para conduzir um estudo eficaz sobre a variabilidade da velocidade média dos veículos, é essencial dispor de uma base de dados confiável e extensa. Isso requer a coleta contínua de informações ao longo de um período determinado, abrangendo múltiplos corredores viários e considerando o contexto em que estão inseridos. Essa abordagem possibilita uma análise abrangente das flutuações na velocidade dos veículos, levando em conta uma série de fatores que podem influenciá-las (Oliveira Neto, 2004).

Nesse contexto, diversos métodos e ferramentas têm sido utilizados para estimar o tempo de viagem em vias urbanas, como dados de GPS, sensores de tráfego, API's, entre outros (Wang *et al.*, 2016; Lu e Dong, 2017; Alves, 2018; Costa *et al.*, 2025; Cançado, 2024). Cada um deles apresenta vantagens e desvantagens, e a escolha do método mais adequado depende dos objetivos da pesquisa e dos recursos disponíveis. Por exemplo, os dados de GPS oferecem alta precisão, mas podem ser mais caros e complexos de analisar. Já os dados de sensores de tráfego são mais acessíveis, mas podem deixar de capturar muitos registros em virtude de falhas nos equipamentos.

No caso desta pesquisa, optou-se por utilizar os dados de FE obtidos na cidade de Fortaleza-CE, a partir dos 57 equipamentos selecionados em operação durante os meses considerados típicos para os padrões de tráfego da cidade (março, abril, maio, junho, agosto, setembro, outubro e novembro) do ano de 2019. Esses equipamentos estão equipados com uma infraestrutura que permite a coleta e o processamento automático de dados veiculares, utilizando laços indutivos instalados no pavimento e câmeras capazes de realizar leitura automática de placas, além da sincronização em tempo real do horário em cada equipamento. A partir dessas informações, é possível extrair o tempo de viagem de um veículo ao identificar o instante de passagem na sua origem e no seu destino.

Os dados brutos foram coletados em arquivos no formato *.csv* (*Comma Separated*

Values), contendo milhões de informações de todos os equipamentos instalados e de cada registro de placa válida ou inválida (leituras incompletas de placas), de forma desagregada para cada dia útil de cada mês típico de 2019.

A figura 10 apresenta os nove atributos que compõem cada arquivo: a) I.D. do equipamento; b) data; c) hora; d) faixa; e) velocidade limite da via; f) velocidade registrada do veículo; g) comprimento do veículo; h) perfil (tipo) veicular; i) placa criptografada do veículo. Cada observação detectada passa por uma classificação veicular baseada em perfil magnético, podendo ser categorizada como: (0) veículo indefinido, (1) moto, (2) veículo de passeio/utilitário, (3) caminhão e (4) ônibus.

Figura 10 - Primeiras linhas do arquivo com os dados brutos dos equipamentos de Fiscalização Eletrônica.

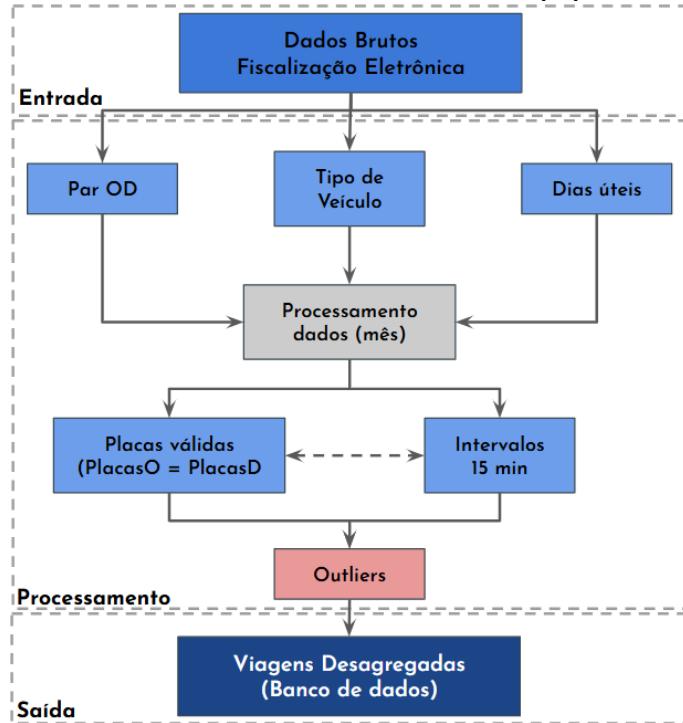
Equipamento	Data	Hora	Faixa	Velocidade da Via	Velocidade Registrada	Comprimento do veículo	Perfil Veicular	Placa
AT045	01/01/2019	00:00:57	1	60	52	6.5	3	
AT045	01/01/2019	00:01:01	2	60	56	3.8	2	axsssjhshdsjhs
AT224	01/01/2019	00:01:36	2	60	46	2.6	2	
AT224	01/01/2019	00:01:39	1	60	33	1.6	1	
AT045	01/01/2019	00:01:42	1	60	35	3.2	2	ehjhshufuiesdef

Fonte: Autarquia Municipal de Trânsito e Cidadania (AMC).

3.1.3 Tratamento dos dados

Para o processamento dos dados brutos, a fim de extrair o tempo de viagem das observações dos pares OD de interesse, faz-se uso do *software R*. Uma rotina de processamento foi desenvolvida para estruturar um banco de dados com as informações referentes a cada rota, além de calcular os tempos de viagem entre origem e destino dos equipamentos selecionados. O fluxograma com as etapas do tratamento dos dados é ilustrado na figura 11 a seguir.

Figura 11 - Fluxograma do tratamento dos dados brutos dos equipamentos de FE.



Fonte: Elaborado pelo autor.

3.1.3.1 Filtragem dos dias úteis

Para o estudo de TTR, é pertinente realizar análises específicas dos dias úteis da semana, pois esses dias refletem padrões regulares de deslocamento, como viagens a trabalho e estudo, e apresentam maior demanda nas redes de transporte. Essa abordagem permite captar variações mais consistentes no tráfego em comparação aos finais de semana e feriados, proporcionando uma análise mais precisa das condições típicas de alta demanda. Nesse sentido, foram selecionados os dias compreendidos entre segunda e sexta de cada mês típico (março, abril, maio, junho, agosto, setembro, outubro e novembro), ao longo do ano de 2019, como período de interesse. Além disso, os feriados na cidade foram retirados, resultando em um total de 161 dias úteis ao longo do referido ano. Após a seleção dos dias úteis, procedeu-se à filtragem dos dados conforme o tipo de veículo em questão.

3.1.3.2 Filtragem do tipo de veículo

Na presente pesquisa, será restrito o uso do tipo de veículo 2, que se refere aos veículos de passageiro/utilitários. Esta decisão é fundamentada no estudo conduzido por Braga (2016), em que o autor identificou uma melhor eficácia na classificação dos veículos tipo 2 nos

equipamentos FE em Fortaleza, com precisão de aproximadamente 90% de acerto, enquanto os outros tipos de veículos tinham uma precisão bem inferior na sua classificação. Adicionalmente, é pertinente destacar que os registros relativos a veículos dessa categoria representam cerca de 63% do total de registros coletados no conjunto dos equipamentos selecionados. Este dado está próximo aos resultados da pesquisa domiciliar realizada em Fortaleza em 2019, na qual a proporção de viagens por carro representou aproximadamente 58% das viagens motorizadas realizadas (PASFOR, 2019).

3.1.3.3 Filtragem dos pares Origem-Destino

Na fase de filtragem dos pares Origem-Destino (OD), inicialmente, desenvolveu-se uma planilha (tabela 7) com base nos equipamentos selecionados, abrangendo os seguintes atributos: a) identificação da Rota; b) idRota; c) Via; e) Sentido; f) Par OD; e g) Extensão.

O atributo "idRota" é uma composição de código estruturado como "Rxx-Segmento-Via-Sentido", que serve como indexador para cada trecho analisado. O campo *Segmento* está diretamente relacionado ao *Tipo*, onde os valores de 1 a 3 representam os links ou trechos (TR) da via que compõem a rota analisada. Os outros campos referem-se ao nome da via, sentido de circulação da via, os equipamentos de FE com a origem e destino do trecho e a distância em metros entre o trecho.

Tabela 7 - Dados das Rotas e seus Pares OD.

Rota	idRota	Via	Sentido	ParOD	Extensão (m)
1	R01-1-Av. Pres. Castelo Branco-OL	Av. Pres. Castelo Branco	OL	01385375:01385367	3.219,8
2	R01-2-Av. Pres. Castelo Branco-OL	Av. Pres. Castelo Branco	OL	01385367:01385197	3.147,2
3	R02-1-Av. Pres. Castelo Branco-LO	Av. Pres. Castelo Branco	LO	01385196:01385042	3.122,0
4	R02-2-Av. Pres. Castelo Branco-LO	Av. Pres. Castelo Branco	LO	01385042:01385374	3.243,2
5	R03-1-Av. Pres. Costa e Silva-LO	Av. Pres. Costa e Silva	LO	01385062:01385190	2.080,4
6	R03-2-Av. Pres. Costa e Silva-LO	Av. Pres. Costa e Silva	LO	01385190:FS114	2.678,4
7	R04-1-Av. Pres. Costa e Silva-OL	Av. Pres. Costa e Silva	OL	01385226:FS075	2.447,9
8	R04-2-Av. Pres. Costa e Silva-OL	Av. Pres. Costa e Silva	OL	FS075:FS006	2.486,1
9	R05-1-Av. Silas Munguba-LO	Av. Silas Munguba	LO	FS021:01385385	4.147,1
10	R05-2-Av. Silas Munguba-LO	Av. Silas Munguba	LO	01385385:01385228	1.532,0
11	R06-1-Av. Silas Munguba-OL	Av. Silas Munguba	OL	01385227:FS070	2.634,7
12	R07-1-Av. 13 de Maio-LO	Av. 13 de Maio	LO	01385194:01385124	2.953,3
13	R08-1-Av. Francisco Sa-LO	Av. Francisco Sa	LO	01385382:01385364	1.812,8
14	R09-1-Av. Bezerra de Menezes-LO	Av. Bezerra de Menezes	LO	01385324:01385328	2.125,7
15	R10-1-Av. Bezerra de Menezes-OL	Av. Bezerra de Menezes	OL	01385327:01385054	2.013,4
16	R11-1-Av. Abolicao-LO	Av. Abolicao	LO	01385188:01385332	1.864,1
17	R12-1-Av. Augusto dos Anjos-NS	Av. Augusto dos Anjos	NS	01385223:01385391	2.081,9
18	R12-2-Av. Osorio de Paiva-NS	Av. Osorio de Paiva	NS	01385391:01385179	2.595,0
19	R13-1-Av. Osorio de Paiva-SN	Av. Osorio de Paiva	SN	01385029:01385180	1.716,8
20	R14-1-Av. Godofredo Maciel-NS	Av. Godofredo Maciel	NS	AT077:01385030	2.181,1
21	R15-1-Av. Godofredo Maciel-SN	Av. Godofredo Maciel	SN	AT089:AT078	1.845,9
22	R16-1-Av. Raul Barbosa-NS	Av. Raul Barbosa	NS	FS081:01385163	2.849,3
23	R16-2-Av. Alberto Craveiro-NS	Av. Alberto Craveiro	NS	01385163:FS086	3.200,4
24	R17-1-Av. Alberto Craveiro-SN	Av. Alberto Craveiro	SN	FS033:01385162	3.275,9
25	R17-2-Av. Raul Barbosa-SN	Av. Raul Barbosa	SN	01385162:FS082	2.882,1
26	R18-1-Av. Cel. Carvalho-NS	Av. Cel. Carvalho	NS	01385312:01385205	2.165,0
27	R18-2-Av. Cel. Matos Dourado-NS	Av. Cel. Matos Dourado	NS	01385205:01385134	1.789,4
28	R19-1-Av. Cel. Matos Dourado-SN	Av. Cel. Matos Dourado	SN	01385178:01385048	1.663,0
29	R19-2-Av. Cel. Carvalho-SN	Av. Cel. Carvalho	SN	01385048:01385313	2.265,9
30	R20-1-Av. Joao Pessoa-SN	Av. Joao Pessoa	SN	01385215:01385096	1.648,8
31	R20-2-Av. Joao Pessoa-SN	Av. Joao Pessoa	SN	01385096:AT208	1.173,2
32	R20-3-Av. Universidade-SN	Av. Universidade	SN	AT208:01385207	2.004,0
33	R21-1-Av. Rogaciano Leite-SN	Av. Rogaciano Leite	SN	FS072:FS135	4.064,0
34	R21-2-Av. Eng. Santana Jr-SN	Av. Eng. Santana Jr	SN	FS135:01385160	1.575,5
35	R22-1-Av. Bernardo Manuel-NS	Av. Bernardo Manuel	NS	FS003:01385200	2.166,2

Fonte: Elaborado pelo autor.

De posse dessa planilha, a filtragem dos pares OD é realizada selecionando somente os equipamentos que se adequem aos critérios da pesquisa. Ao todo são utilizados 57 equipamentos de FE em 35 pares origem-destino escolhidos.

3.1.3.4 Processamento dos dados

Após a filtragem inicial dos dados brutos, o processamento subsequente identifica

os horários em que os veículos são registrados nos equipamentos de origem e destino. Placas com codificações como ("", "indefin", "SemOCR", "ZZZ0000" ou "0000000") são consideradas falhas e foram excluídas da análise.

Os veículos registrados nos equipamentos de origem e destino no mesmo dia são identificados, permitindo a hierarquização dos registros por ordem de passagem. Para cada veículo específico em cada par OD selecionado, são conhecidos os tempos inicial e final de registro.

Com esses registros organizados por data, é necessário determinar em qual intervalo de 15 min cada veículo se encontra. Por exemplo, se um veículo passou na origem às 17:48:10 e no destino às 18:19:46, compreendendo dois ou mais períodos de análise o cálculo do período a ele atribuído é feito pela média dos tempos de entrada e saída, conforme a equação 1:

$$t_{medio} = \frac{t_{inicial} + t_{final}}{2} \quad (1)$$

Onde:

$t_{inicial}$: tempo inicial do veículo na origem;

t_{final} : tempo final do veículo no destino;

No exemplo dado, o resultado é 18:03:58, indicando que o veículo será categorizado no período entre 18h00 e 18h15. Esse critério foi adotado porque resulta no período de análise em que o veículo passou a maioria do seu tempo.

Após o processamento dos dados, incluindo a limpeza da leitura das placas, a definição dos veículos que passaram nos equipamentos selecionados e a determinação do intervalo de tempo em que cada veículo se encontra, calcula-se o tempo de viagem simplesmente subtraindo o instante final do instante inicial de registro de passagem. Além disso, calcula-se a velocidade média desenvolvida pelos veículos com base na distância entre a origem e o destino.

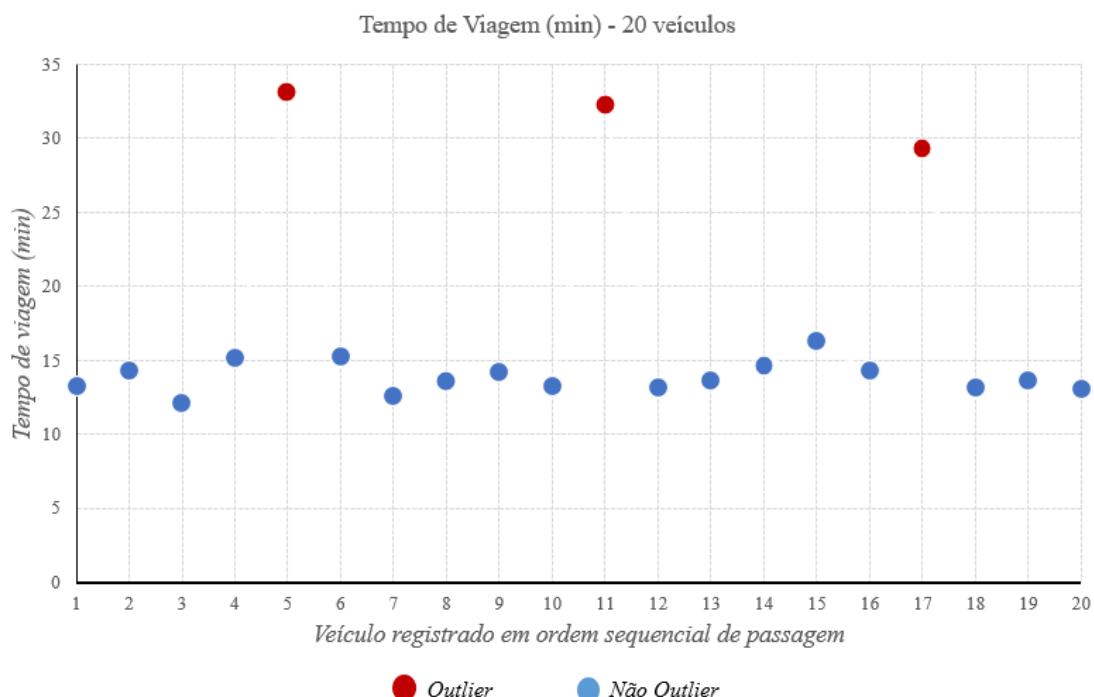
3.1.3.5 Análise de Outliers

Durante a análise dos tempos de viagem dos veículos, emprega-se uma técnica para identificar e remover valores discrepantes que se afastam significativamente das demais observações: a média móvel. Considerando que a pesquisa não visa analisar as causas

específicas de cada tempo de viagem elevado individualmente, como paradas para realização de alguma atividade específica, torna-se fundamental remover esses valores extremos a fim de desconsiderar dados que não representem a variável de interesse.

Observa-se na figura 12 a seguir, os tempos de viagem individuais de 20 veículos em ordem sequencial de passagem, em um dia útil, no horário de pico da manhã na av. Bezerra de Menezes. Três observações apresentam tempos de viagem elevados, enquanto as observações vizinhas temporalmente permanecem em torno da média, próxima a 14 minutos. A hipótese é que os valores destacados em vermelho possam ser atribuídos a fatores não relacionados à oferta viária, como falhas nos veículos ou paradas ao longo do percurso para realização de atividades diversas, ou alguma falha no registro dos próprios equipamentos de fiscalização eletrônica.

Figura 12 - Exemplo de tempos de viagens de 20 veículos sequenciais na Av. Bezerra de Menezes, em um dia útil.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Para distinguir os valores que se desviam da flutuação normal das condições de tráfego, foi utilizado o método baseado na média móvel, similar ao empregado na pesquisa de Alves (2018). Este método consiste em calcular a média dos "n" valores sequenciados da série temporal para prever o valor futuro, conforme a Equação 2:

$$TV_E = \frac{\sum_i^n x_i}{n} \quad (2)$$

Onde:

TV_E: é a previsão do tempo de viagem da série temporal (média móvel);
n: é o número de observações utilizados para calcular a média móvel;
x_i: são as observações do tempo de viagem.

Neste estudo, considerou-se não apenas as duas observações individuais do tempo de viagem anteriores, mas também as duas posteriores para o cálculo da média móvel, conforme ilustrado na tabela 8. A média móvel para a observação do veículo 5, denominada neste estudo como tempo de viagem esperado (TV_E), é a média aritmética dos valores das observações 3, 4, 6 e 7, os quais passaram imediatamente antes (3 e 4) e depois (6 e 7) do veículo em análise (5).

Tabela 8 - Exemplo de cálculo da média móvel.

Observação	Tempo de Viagem (min)	Média Móvel (min)
1	25,3	25,1
2	25,1	25,3
3	22,7	23,3
4	23,8	26,6
5	53,3	26,2
6	23,3	23,5
7	21,7	22,3
8	24,8	25,6
9	22,3	23,3
10	24,3	23,6

Fonte: Adaptado de Alves (2018).

Percebe-se na figura 14 que o TV_E para a observação 5 é de 26,2 minutos. Contudo, o valor observado do tempo de viagem (TV_O) foi de 53,3 minutos, ou seja, 2 vezes maior. A razão entre estes dois valores é descrita pelo índice *I* da Equação 3 (Alves, 2018):

$$I = \frac{TV_O}{TV_E} \quad (3)$$

Na pesquisa conduzida por Alves (2018), foi adotado um índice de corte de 1,7 para classificar um veículo como *outlier*. Dentre os valores testados (1,5, 1,7 e 2,0), aqueles

superiores a 1,7 foram considerados atípicos e removidos da amostra de estudo. Neste estudo, optou-se por ajustar o índice para 1,5, o que representa um aumento de 50% no tempo de viagem entre veículos sequenciais, já sendo considerado um valor bem distante do previsto. Esse procedimento visa remover dados que provavelmente não pertencem à variável de interesse, que é o tempo de viagem ininterrupta.

Por exemplo, na tabela 9, que apresenta um exemplo de uma planilha com os tempos de viagem de 20 veículos em ordem sequencial de passagem, em um dia útil, no intervalo entre 07h30 e 07h45 na av. Bezerra de Menezes, caso o índice de corte utilizado fosse de 1,7, o décimo sétimo veículo seria mantido na amostra, mesmo apresentando mais de 12 minutos de diferença entre o valor observado e o valor esperado.

Tabela 9 - Classificação das observações em *Outlier* ou *nOutlier*.

Observação	Tempo de Viagem (min)	Média Móvel (min)	Índice (TVo/TVe)	Classificação (I>1,5)
1	13,3	13,3	1,00	<i>nOutlier</i>
2	14,3	13,8	1,04	<i>nOutlier</i>
3	12,1	17,6	0,69	<i>nOutlier</i>
4	15,2	18,0	0,84	<i>nOutlier</i>
5	33,2	17,7	1,88	Outlier
6	15,3	18,0	0,85	<i>nOutlier</i>
7	12,6	17,8	0,71	<i>nOutlier</i>
8	13,5	13,8	0,98	<i>nOutlier</i>
9	14,2	17,2	0,83	<i>nOutlier</i>
10	13,3	17,3	0,77	<i>nOutlier</i>
11	32,3	17,3	1,86	Outlier
12	13,2	17,4	0,76	<i>nOutlier</i>
13	13,6	18,0	0,76	<i>nOutlier</i>
14	14,6	14,4	1,01	<i>nOutlier</i>
15	16,3	17,6	0,93	<i>nOutlier</i>
16	14,3	17,5	0,82	<i>nOutlier</i>
17	29,3	17,3	1,69	Outlier
18	13,2	16,7	0,79	<i>nOutlier</i>
19	13,6	17,3	0,79	<i>nOutlier</i>
20	13,1	13,3	0,98	<i>nOutlier</i>

Fonte: Adaptado de Alves (2018).

Após concluir a análise dos *outliers* e finalizar o processamento dos dados, é gerado o banco de dados final contendo as viagens desagregadas, conforme exemplificado na figura 13. A partir deste banco de dados, procede-se à sumarização dos dados em uma tabela estatística resumida, a qual é agrupada a cada intervalo de 15 minutos. Essa tabela constitui uma etapa fundamental da pesquisa, pois será utilizada na elaboração dos cálculos dos indicadores de

confiabilidade, além de outras análises relevantes.

Figura 13 - Primeiras linhas do banco de dados estruturado com os tempos de viagem e velocidade média de cada veículo nos pares OD selecionados.

idRota	Rota	Via	Sentido	Segmento	Tipo	ParOD	tIncial	tFinal	Horain	DiSem	tPerc_min	Distancia	Velocidade	Intervalo	tPico	Dia	ClassOut
R05-2-Av. Silas Munguba-LO	5	Av. Silas Munguba	LO	2	TR	0138538501385228	2019-03-01 05:51:43	2019-03-01 06:22:30	6	5-sex	30.78	1532.0	2.99	06:00	1.PicoManha	2019-03-01	Outlier
R20-2-Av. João Pessoa-SN	20	Av. João Pessoa	SN	2	TR	01385096472039	2019-03-01 05:53:45	2019-03-01 06:25:55	6	5-sex	32.17	1173.2	2.19	06:00	1.PicoManha	2019-03-01	Outlier
R13-2-Av. Ossorio de Paiva-SN	13	Av. Ossorio de Paiva	SN	2	TR	01385190470404	2019-03-01 05:54:53	2019-03-01 06:09:23	6	5-sex	14.50	1716.4	7.11	06:00	1.PicoManha	2019-03-01	Outlier
R21-1-Av. Rogaciano Leite-SN	21	Av. Rogaciano Leite	SN	1	TR	FS072/P130	2019-03-01 05:56:23	2019-03-01 06:15:33	6	5-sex	19.13	4044.3	12.68	06:00	1.PicoManha	2019-03-01	Outlier
R01-1-Av. Pres. Castelo Branco-OL	1	Av. Pres. Castelo Branco	OL	1	TR	0138537501385367	2019-03-01 05:56:31	2019-03-01 06:03:58	6	5-sex	7.45	3219.8	25.93	06:00	1.PicoManha	2019-03-01	nOutlier
R06-1-Av. Silas Munguba-OL	6	Av. Silas Munguba	OL	1	TR	01385227957070	2019-03-01 05:56:42	2019-03-01 06:37:21	6	5-sex	40.65	2634.7	3.89	06:15	1.PicoManha	2019-03-01	Outlier
R18-2-Av. Cel. Matos Dourado-NS	18	Av. Cel. Matos Dourado	NS	2	TR	0138520501385134	2019-03-01 05:56:51	2019-03-01 06:35:17	6	5-sex	38.43	1789.4	2.79	06:15	1.PicoManha	2019-03-01	Outlier
R03-3-Av. Pres. Costa e Silva-LO	3	Av. Pres. Costa e Silva	LO	3	TR	01385190955114	2019-03-01 05:56:56	2019-03-01 06:03:08	6	5-sex	6.20	2678.4	25.92	06:00	1.PicoManha	2019-03-01	nOutlier
R03-3-Av. Pres. Costa e Silva-LO	3	Av. Pres. Costa e Silva	LO	3	TR	01385190955114	2019-03-01 05:57:03	2019-03-01 06:02:59	6	5-sex	5.93	2678.4	27.10	06:00	1.PicoManha	2019-03-01	nOutlier
R22-1-Av. Bernardo Manuel-NS	22	Av. Bernardo Manuel	NS	1	TR	FS030/13852020	2019-03-01 05:57:45	2019-03-01 06:02:36	6	5-sex	4.85	2166.2	26.80	06:00	1.PicoManha	2019-03-01	nOutlier
R06-1-Av. Silas Munguba-OL	6	Av. Silas Munguba	OL	1	TR	01385227957070	2019-03-01 05:57:50	2019-03-01 06:02:59	6	5-sex	5.15	2634.7	30.70	06:00	1.PicoManha	2019-03-01	Outlier
R12-2-Av. Ossorio de Paiva-NS	12	Av. Ossorio de Paiva	NS	2	TR	0138539101385179	2019-03-01 05:58:03	2019-03-01 06:02:01	6	5-sex	3.97	2595.0	39.22	06:00	1.PicoManha	2019-03-01	nOutlier
R10-1-Av. Bezeria de Menezes-OL	10	Av. Bezeria de Menezes	OL	1	TR	0138532701385054	2019-03-01 05:58:08	2019-03-01 06:02:24	6	5-sex	4.27	2013.4	28.29	06:00	1.PicoManha	2019-03-01	nOutlier
R21-1-Av. Rogaciano Leite-SN	21	Av. Rogaciano Leite	SN	1	TR	FS072/P130	2019-03-01 05:58:10	2019-03-01 06:12:15	6	5-sex	14.08	4044.3	17.23	06:00	1.PicoManha	2019-03-01	nOutlier
R12-2-Augusto dos Anjos-NS	12	Av. Augusto dos Anjos	NS	1	TR	0138522301385391	2019-03-01 05:58:15	2019-03-01 06:03:02	6	5-sex	4.78	2061.9	26.13	06:00	1.PicoManha	2019-03-01	nOutlier
R10-1-Av. Bezeria de Menezes-OL	10	Av. Bezeria de Menezes	OL	1	TR	0138539101385054	2019-03-01 05:58:17	2019-03-01 06:02:36	6	5-sex	4.32	2013.4	27.96	06:00	1.PicoManha	2019-03-01	nOutlier
R01-1-Av. Pres. Castelo Branco-OL	1	Av. Pres. Castelo Branco	OL	1	TR	0138537501385367	2019-03-01 05:58:34	2019-03-01 06:05:05	6	5-sex	6.52	3219.8	29.63	06:00	1.PicoManha	2019-03-01	nOutlier
R10-1-Av. Bezeria de Menezes-OL	10	Av. Bezeria de Menezes	OL	1	TR	0138532701385054	2019-03-01 05:58:35	2019-03-01 06:02:47	6	5-sex	4.20	2013.4	28.76	06:00	1.PicoManha	2019-03-01	nOutlier

Fonte: Elaborado pelo Autor

3.2 Análise dos Indicadores de Confiabilidade

3.2.1 Modelagem estatística dos tempos de viagem

Nesta etapa, é explorada a modelagem estatística da distribuição dos tempos de viagem. Primeiramente, definem-se os períodos de análise, de estudo e de confiabilidade, conforme descritos no manual do HCM-7 (TRB, 2022). Em seguida, será discutido sobre as distribuições de probabilidade dos tempos de viagem, com base em estudos similares, e utilizado análises estatísticas para avaliar sua adequação aos dados observados.

3.2.1.1 Definição dos períodos de confiabilidade

O entendimento da TTR requer a compreensão de três conceitos-chave: período de análise, período de estudo e período de confiabilidade. Estes conceitos são abordados pelo HCM-7, considerando a variação diária ao longo do dia e dos meses do ano. A figura 14 ilustra a relação entre esses períodos (TRB, 2022).

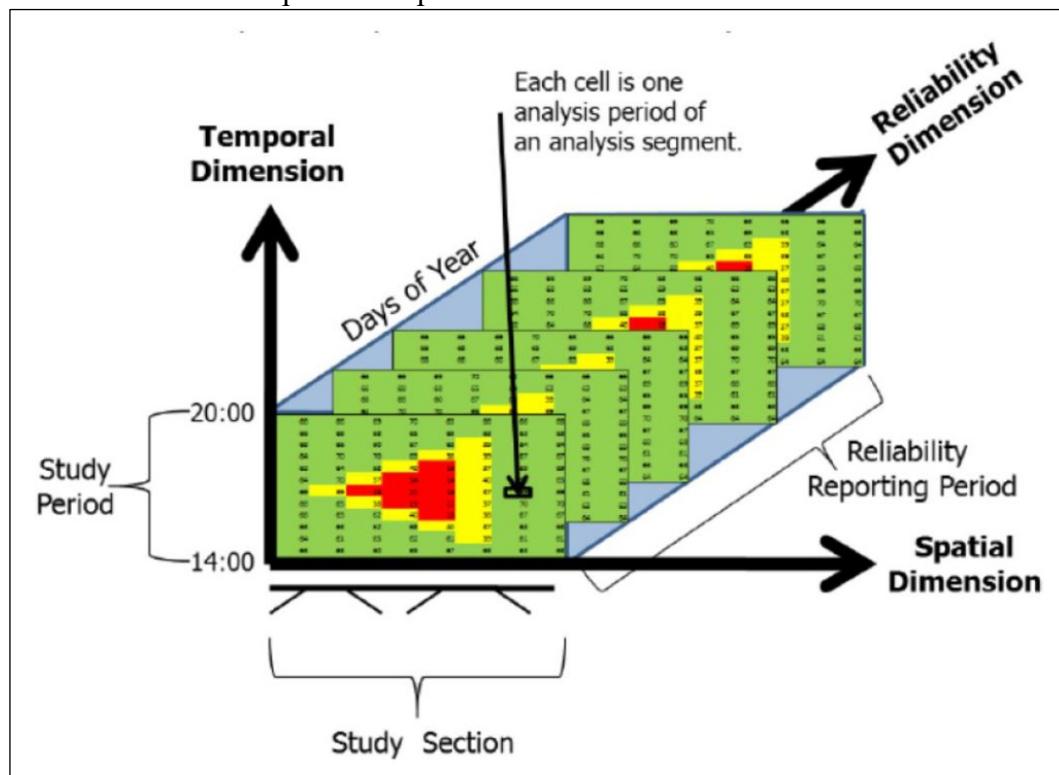
O período de estudo é a parte específica de um dia que será examinada, geralmente entre 1 e 6 horas de duração. O período de análise é o intervalo de tempo de análise, variando entre 15 minutos e 1 hora. Já o período de confiabilidade refere-se ao período de dias em que a TTR será estimada (TRB, 2022).

Nesta pesquisa, o período de confiabilidade adotado foi de oito meses, abrangendo os dias úteis dos meses considerados típicos (março, abril, maio, junho, agosto, setembro, outubro e novembro) do ano de 2019. O período de estudo foi delimitado para duas horas no

turno da manhã, compreendidas entre 06h30 e 08h30. Dentro desse intervalo, o período de análise foi segmentado em intervalos de 15 minutos.

A escolha do intervalo das 06h30 às 08h30 como período de estudo deve-se à observação de que o pico do tráfego em Fortaleza ocorre entre 07h00 e 08h00, segundo (Barroso *et al.*, 2020). Assim, optou-se por incluir 30 minutos antes e 30 minutos após o horário de pico, de modo a capturar a transição completa dos possíveis níveis de congestionamento.

Figura 14 - Dimensões temporais e espaciais da TTR.



Fonte: TRB (2022)

3.2.1.2 Análise de aderência das distribuições de probabilidade dos tempos de viagem

Com base nos períodos de estudo previamente definidos, realizou-se a análise de aderência de distribuições de probabilidade aos tempos de viagem observados. A escolha das distribuições avaliadas foi fundamentada em referências consolidadas da literatura, destacando-se os estudos de Chen *et al.* (2018) e o trabalho recente de Costa *et al.* (2025). Assim, foram consideradas neste estudo as distribuições Normal, Lognormal, Gamma e Weibull. O objetivo principal desta etapa foi identificar os modelos probabilísticos mais adequados para representar os dados de tempo de viagem, observados em diferentes períodos do dia e meses típicos do ano de 2019, nas vias urbanas de Fortaleza.

A importância de selecionar adequadamente a distribuição de probabilidade está diretamente relacionada à confiança das análises, conforme apontado por Rakha *et al.* (2010). Tais autores enfatizam que a escolha incorreta pode comprometer a precisão de simulações, previsões e indicadores de desempenho. Alinhando-se a essa perspectiva, Chen *et al.* (2018) aplicaram os testes estatísticos de Kolmogorov-Smirnov (KS), Anderson-Darling (AD) e Qui-quadrado (χ^2) para verificar a aderência entre distribuições teóricas e dados de tráfego no terceiro anel viário de Pequim, demonstrando a relevância de vários métodos para aumentar a confiabilidade dos resultados. No entanto, conforme evidenciado por Stephens (1974), os testes KS e AD demonstram desempenho superior ao χ^2 na avaliação de distribuições contínuas, como é o caso dos tempos de viagem, sendo, portanto, mais apropriados neste contexto.

Stephens (1974) afirma que o teste KS mede a distância máxima entre distribuições empírica e teórica, fornecendo uma avaliação global do ajuste. O teste AD é mais sensível às discrepâncias nas caudas, sendo útil em cenários urbanos com tempos de viagem extremos. O teste Cramér-von Mises (CvM), por sua vez, usa uma métrica quadrática para equilibrar a sensibilidade entre centro e caudas da distribuição. Contudo, Stephens (1986) destaca que, quando os parâmetros da distribuição teórica são estimados dos próprios dados, esses testes perdem precisão nos níveis críticos, tornando-se excessivamente conservadores, especialmente no caso do KS, cuja aplicação tradicional parte da premissa de parâmetros conhecidos.

Para contornar essa limitação, adotou-se a função *gofstat*, do pacote *fitdistrplus*, que implementa o teste KS mesmo sob parâmetros estimados por máxima verossimilhança. Embora a função mantenha a hipótese nula com os valores dos parâmetros especificados pelo analista, sua documentação reconhece o caráter conservador da abordagem e ressalta que os valores-p devem ser interpretados com cautela. Essa limitação foi aceita neste estudo mediante uma leitura crítica e comparativa dos resultados obtidos.

Já os testes AD e CvM foram implementados por meio das funções *ad.test* e *cvm.test* do pacote *fitdistrplus*, que permitem especificar se os parâmetros da distribuição foram estimados (*estimated* = *TRUE*) ou não. Quando esse argumento é ativado, os testes incorporam correções que reduzem o viés introduzido pela estimação, tornando-se muito mais permissivos. Isso ocorre porque tais correções reconhecem a variabilidade adicional dos parâmetros e ajustam a distribuição da estatística de teste para compensar. No entanto, essa permissividade pode mascarar inadequações reais no ajuste, sobretudo em análises destinadas à tomada de decisão. No presente estudo, por exemplo, ao aplicar os testes com *estimated* = *TRUE*, observou-se que mais de 90% das distribuições foram aceitas em ambos os testes, mesmo em casos nos quais a divergência visual entre a função empírica e a teórica era muito perceptível.

Dessa forma, optou-se por conduzir os testes AD e CvM com o *argumento estimated* = *FALSE*, assegurando uma abordagem mais conservadora e metodologicamente válida. Os testes foram aplicados individualmente a cada combinação entre rota e período de análise, considerando um nível de confiança de 95%. A hipótese nula, de que os dados seguem a distribuição teórica, foi mantida sempre que não houvesse rejeição em ao menos um dos três testes. Nos casos em que todos os testes rejeitaram a hipótese nula, nenhuma das distribuições avaliadas foi considerada aderente, e, portanto, optou-se pela utilização da distribuição empírica de frequências como representação alternativa dos tempos de viagem.

Além da análise estatística de hipóteses, foi utilizado o *Akaike Information Criterion* (AIC) como critério principal para a avaliação da qualidade do ajuste. O AIC permite a comparação entre diferentes modelos probabilísticos penalizando aqueles com maior complexidade, favorecendo soluções mais parcimoniosas e ajustadas à realidade observada. A distribuição que apresentou o menor valor de AIC para cada combinação de rota e período foi considerada a melhor candidata teórica à representação dos dados.

De forma complementar, procedeu-se à análise da capacidade das distribuições ajustadas em representar os percentis 10, 50, 90 e 95 dos tempos de viagem, frequentemente utilizados nos estudos de TTR. Para tanto, estimaram-se esses percentis a partir das distribuições ajustadas e compararam-se com os respectivos valores empíricos.

A partir dessas comparações, foi calculado o *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) específico para cada percentil. Essa métrica quantifica, de forma mais objetiva, a diferença percentual média absoluta entre os percentis modelados e os valores empíricos. O MAPE fornece, assim, uma métrica clara e comparável da precisão relativa das distribuições nos diferentes pontos da curva de probabilidade, com ênfase especial nos extremos e na mediana.

Para facilitar a interpretação dos resultados, os valores de MAPE foram classificados em três categorias: valores inferiores a 25% foram considerados como de desvio baixo, valores entre 25% e 100% como de desvio médio, e valores superiores a 100% como de desvio alto. Essa categorização permite uma análise qualitativa adicional da aderência das distribuições.

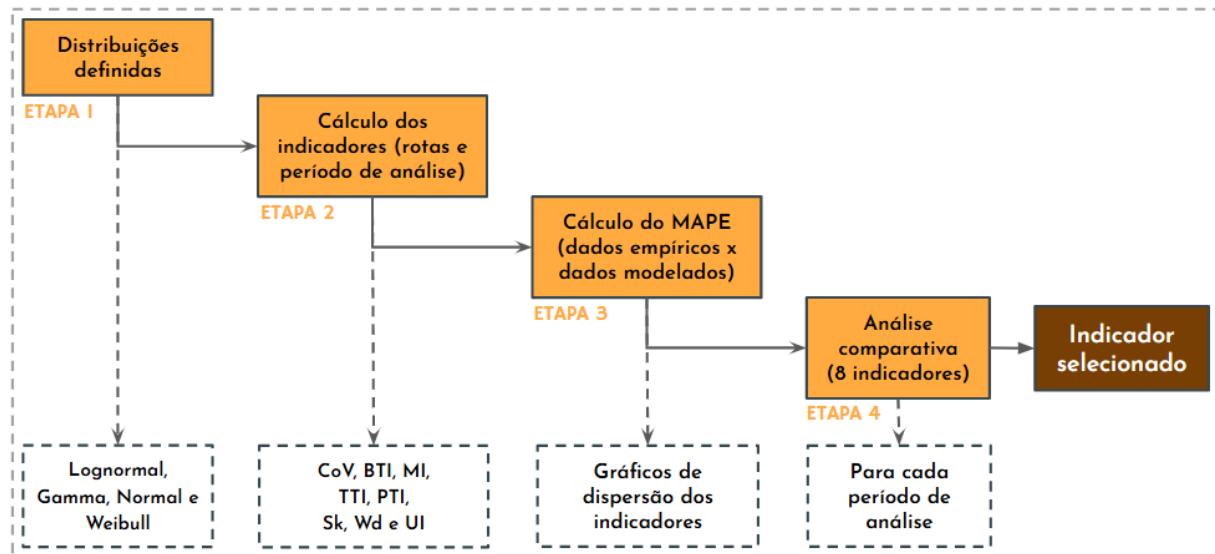
Para viabilizar a aplicação da metodologia em larga escala, foi desenvolvido um *script* automatizado capaz de processar todas as combinações entre rotas, períodos de análise e distribuições. Ao todo, foram realizados 3.360 testes de aderência, resultantes da combinação de 35 rotas, 8 períodos de análises, 4 distribuições de probabilidade e 3 testes estatísticos. Adicionalmente, foram computados os valores de AIC, MAPE por percentil e os resultados dos

testes de aderência, que foram consolidados em uma base única. Essa base serviu como suporte para a seleção da distribuição mais adequada em cada cenário, contribuindo para uma modelagem estatística mais consistente e representativa ao comportamento dos tempos de viagem observados.

3.2.2 Estimação dos Indicadores de Confiabilidade

Para selecionar os indicadores mais adequados para avaliar a TTR nas vias urbanas de Fortaleza, realizou-se um procedimento em cinco etapas, que integram desde a modelagem estatística até a análise de redundância entre métricas, conforme ilustrado na figura 15 a seguir.

Figura 15 - Etapas para definição do(s) indicador(es) utilizado(s) para avaliação da TTR nas vias urbanas de Fortaleza.



Fonte: Elaborado pelo autor.

A primeira etapa consistiu na definição das distribuições teóricas que melhor se ajustaram aos dados empíricos, conforme os critérios de aderência e ajuste estatístico já descritos. A partir dessas distribuições, foram calculados oito indicadores amplamente referenciados na literatura: Coeficiente de Variação (CoV), *Buffer Time Index* (BTI), *Misery Index* (MI), *Travel Time Index* (TTI), *Planning Time Index* (PTI), *Skew of Travel Time Distribution* (Sk), *Width of Travel Time Distribution* (Wd) e *Unreliability Index* (UI).

Em seguida, foi calculado o *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) entre os valores estimados com base nas distribuições teóricas e os obtidos empiricamente, para avaliar a capacidade de cada métrica em refletir o comportamento real dos dados.

A quarta etapa envolveu a análise de correlação entre os indicadores, aplicada de

forma global e segmentada por período de análise. Além dos coeficientes de correlação, elaboraram-se gráficos de dispersão entre os indicadores, comparando os dados empíricos quanto os dados modelados, para identificar visualmente padrões de associação, desvios e possíveis redundâncias. Essa abordagem permitiu uma compreensão mais clara das relações entre as métricas.

Por fim, a escolha do indicador considerou conjuntamente os resultados do MAPE, os padrões de correlação e a interpretação conceitual das métricas, priorizando aquelas que apresentaram maior capacidade de representar a confiabilidade do tempo de viagem de forma precisa, não redundante e aplicável à realidade local.

3.3 Análise dos Fatores

A análise dos fatores associados à TTR foca em elementos da infraestrutura viária, da demanda de transporte e da configuração do uso do solo, conforme previamente discutido na revisão da literatura. Nesta etapa, a TTR será representada pelos indicadores definidos na etapa anterior, que servirão como variáveis dependentes nos modelos. O objetivo central é compreender as possíveis inter-relações entre os fatores selecionados e a variabilidade observada nos tempos de deslocamento nas vias urbanas de Fortaleza.

Após a definição dos indicadores de confiabilidade na etapa anterior, procede-se à análise exploratória de sua relação com os fatores selecionados. A base empírica consiste em observações diárias de segmentos viários em dias úteis, ao longo do ano de 2019, no pico matinal (06h30–08h30). Os indicadores foram calculados para cada trecho e integrados aos fatores explicativos por meio de georreferenciamento e cruzamento espacial.

A análise de regressão buscou controlar dos efeitos cruzados entre as variáveis explicativas, a fim de assegurar maior rigor analítico. O foco permanece na identificação dos fatores que exercem influência sistemática sobre os indicadores de confiabilidade, contribuindo para um diagnóstico mais preciso. Nesse estudo, foram selecionados sete fatores para avaliação.

Com base na literatura, foram formuladas as seguintes hipóteses *a priori*: espera-se que fatores de infraestrutura que geram interrupções, como Semáforo e Parada de ônibus, e eventos aleatórios como Sinistros de trânsito, apresentem uma relação positiva com a variabilidade do tempo de viagem (menor confiabilidade). Por outro lado, espera-se que uma maior velocidade média esteja associada a uma maior confiabilidade (relação negativa com os indicadores de variabilidade). Para a diversidade de uso do solo, a hipótese é que uma maior diversidade de usos possa gerar mais viagens e interferências no tráfego, impactando

negativamente a TTR. A tabela 10 detalha os fatores analisados.

Tabela 10 - Fatores analisados.

Fator	Tipo	Definição	Unidade
<i>Sinistros</i>	Operacionais	Quantidade de sinistros de trânsito com vítima na rota.	Eventos
<i>Velocidade</i>	Operacionais	Velocidade média na rota.	km/h
<i>Extensão_Rota</i>	Infraestrutura	Extensão da rota	km
<i>Semáforo</i>	Infraestrutura	Densidade semafórica na via	Semáforos/km
<i>Parada_Onibus</i>	Infraestrutura	Densidade de paradas de ônibus	Paradas/km
<i>Largura_faixa</i>	Infraestrutura	Largura média das faixas de tráfego	metro
<i>Mix_Solo</i>	Uso do Solo	Diversidade do uso do solo calculada pelo Índice de Entropia de Shannon na área de influência de 100m da via.	Índice (adimensional)

Fonte: Elaborada pelo autor.

A modelagem estatística tem como propósito verificar o impacto desses sete fatores explicativos sobre a TTR, a partir de dois enfoques principais: modelos paramétricos (regressão linear múltipla ou um modelo log-linear) e semi-paramétricos (Modelos Aditivos Generalizados Mistos - GAMMs). Dessa forma, para cada indicador de confiabilidade definido, será estimado tanto um modelo linear, conforme a aderência às premissas, quanto um modelo GAMM, permitindo uma análise comparativa.

Caso as premissas do modelo linear não sejam adequadamente atendidas, poderá ser adotado um modelo log-linear, com transformação logarítmica da variável dependente, como forma de melhorar o ajuste e garantir a validade estatística da inferência. Essa escolha será feita com base na verificação das premissas clássicas da regressão: linearidade, normalidade dos resíduos, homoscedasticidade e ausência de multicolinearidade.

Complementarmente, os modelos GAMMs serão empregados com o objetivo de captar relações não lineares suaves entre os fatores e os indicadores. Esses modelos são classificados como semi-paramétricos por combinarem componentes lineares com funções suavizadas (*splines*), estimadas diretamente a partir dos dados (Hastie e Tibshirani, 1990). Apesar de oferecerem maior flexibilidade, os GAMMs também impõem algumas premissas (Wood, 2017), tais como:

- Suavidade dos efeitos estimados (controlada por critérios de penalização e seleção automática dos graus de liberdade);
- Adequação da distribuição da variável dependente à família de erro especificada.

Os modelos paramétricos (lineares ou log-lineares) e os semi-paramétricos (GAMMs) serão comparados. O objetivo é verificar a confiança dos efeitos estimados dos fatores sob diferentes estratégias de modelagem e avaliar os possíveis ganhos em termos de ajuste, sensibilidade e interpretabilidade. Essa comparação permite fortalecer a credibilidade das conclusões e compreender como diferentes suposições influenciam a análise da TTR no contexto urbano de Fortaleza. A seguir, serão descritos cada fator que será utilizado na análise.

3.3.1 Operacionais

Este grupo abrange os fatores que descrevem o desempenho operacional e o nível de segurança da via. Diferentemente da demanda, estes fatores medem a qualidade e a fluidez com que os deslocamentos ocorrem, refletindo o resultado da interação entre os veículos e a infraestrutura.

3.3.1.1 Sinistros de trânsito

Para este estudo, a análise considera exclusivamente os sinistros de trânsito com vítimas (feridos ou fatais), devido a uma política vigente desde 2016 que limita o atendimento da AMC apenas a esses tipos de ocorrências. Essa limitação implica que os dados de sinistros sem vítimas, que também podem impactar a variabilidade do tempo de viagem, não serão incluídos na análise, sendo reconhecida como uma limitação do estudo.

O levantamento dos dados foi realizado a partir do banco público de dados da AMC, abrangendo registros do ano de 2019. Os dados incluem todos os sinistros de trânsito com vítimas registrados nos trechos analisados, especificamente no intervalo entre 06h30 e 08h30, que corresponde ao período de estudo. Os sinistros são georreferenciados para identificar a sua localização nos trechos em estudo e quantificados para determinar a frequência em cada segmento viário. Tem como hipótese que locais com maior frequência de sinistros tenham maior potencial de impactar no fluxo de tráfego, considerando a interrupção parcial ou total das vias e a necessidade de desvios, comprometendo a TTR das vias.

3.3.1.2 Velocidade Média

A velocidade média é a principal medida de desempenho de vias urbana e pode estar relacionada com a confiabilidade. O HCM-7 utiliza a velocidade média como medida de

serviço para classificar o nível de serviço de vias urbanas (TRB, 2022). Uma velocidade média baixa está associada a congestionamentos mais frequentes e intensos, podendo influenciar na variabilidade do tempo de viagem. Por outro lado, uma velocidade média alta está ligada a viagens mais rápidas e consistentes, embora possa comprometer a segurança viária. Mudanças na velocidade média podem ter impactos significativos na experiência do usuário, afetando a pontualidade, eficiência e conforto das viagens urbanas.

3.3.2 Infraestrutura

Aqui são considerados os elementos relacionados à estrutura física das vias e seus dispositivos de controle de tráfego, que podem influenciar diretamente na fluidez e na segurança do transporte.

3.3.2.1 Extensão da rota

A extensão da rota pode influenciar a duração total da viagem. Quanto mais longa for a rota, maior tende a ser a probabilidade de que ocorram variações na velocidade média ao longo do percurso (Braga *et al.*, 2023). Em vias mais extensas, podem existir diferentes condições de tráfego, como trechos com congestionamentos, semáforos e pontos de acesso, que podem afetar a fluidez do tráfego e, consequentemente, o tempo de viagem.

Além disso, a extensão da rota também pode influenciar na escolha do modo de transporte pelos usuários. Rotas mais curtas podem incentivar o uso de meios de transporte mais sustentáveis, como caminhadas ou ciclismo, enquanto rotas mais longas podem favorecer o uso de transporte público ou veículos particulares.

3.3.2.2 Semáforos por quilômetro

Refere-se à densidade de semáforos ao longo das rotas. Alta densidade de semáforos tende a estar positivamente correlacionada com densidade de tráfego. Além disso, semáforos próximos podem resultar em paradas frequentes, prejudicando o tempo de deslocamento, especialmente durante os horários de maior demanda. Além disso, problemas técnicos nos semáforos podem ocorrer, levando a ajustes temporários nos tempos de sinalização definidos pelo órgão responsável, causando perturbações temporárias nas rotas e aumentando a variabilidade do tempo de viagem.

Para incorporar esse fator, foi realizado um levantamento utilizando a base de dados de semáforos do CTAFOR (Controle de Tráfego em Área de Fortaleza). A análise incluiu a contagem da quantidade de semáforos em cada rota e em cada dia útil de 2019. No ano de análise foram implantados 87 novos semáforos em Fortaleza, nenhum dos quais aconteceu nas rotas analisadas.

3.3.2.3 Paradas de ônibus por quilômetro

Este fator representa a densidade de paradas de ônibus ao longo da via e seu impacto no fluxo de tráfego. Paradas frequentes podem causar interrupções na fluidez do trânsito, resultando em atrasos, especialmente quando não há infraestrutura adequada, como faixas exclusivas para ônibus. Além disso, a influência desse fator pode ser intensificada em vias de alta demanda por transporte público, onde o embarque e desembarque constantes afetam a velocidade média dos veículos. A densidade das paradas ao longo dos percursos será considerada para identificar trechos mais suscetíveis a variações no tempo de percurso.

3.3.2.4 Largura das faixas de tráfego

Este fator aborda a largura média das faixas de tráfego em uma determinada via. Faixas estreitas podem restringir a capacidade da via e aumentar a probabilidade de congestionamentos, principalmente durante veículos parados na via devido a incidentes. Para calcular esse fator, foi realizado um processo de avaliação da largura das faixas, levando em consideração as mudanças abruptas nas seções viárias ao longo dos trechos. Isso se deve à falta de padronização em alguns trechos viários, nos quais são observadas variações nas larguras das faixas de tráfego. Com isso, a largura média das faixas de tráfego foi ponderada de acordo com a extensão da via, na qual o trecho permanecia o mais padronizado possível.

3.3.3 Uso do Solo

3.3.3.1 Mix de uso do solo

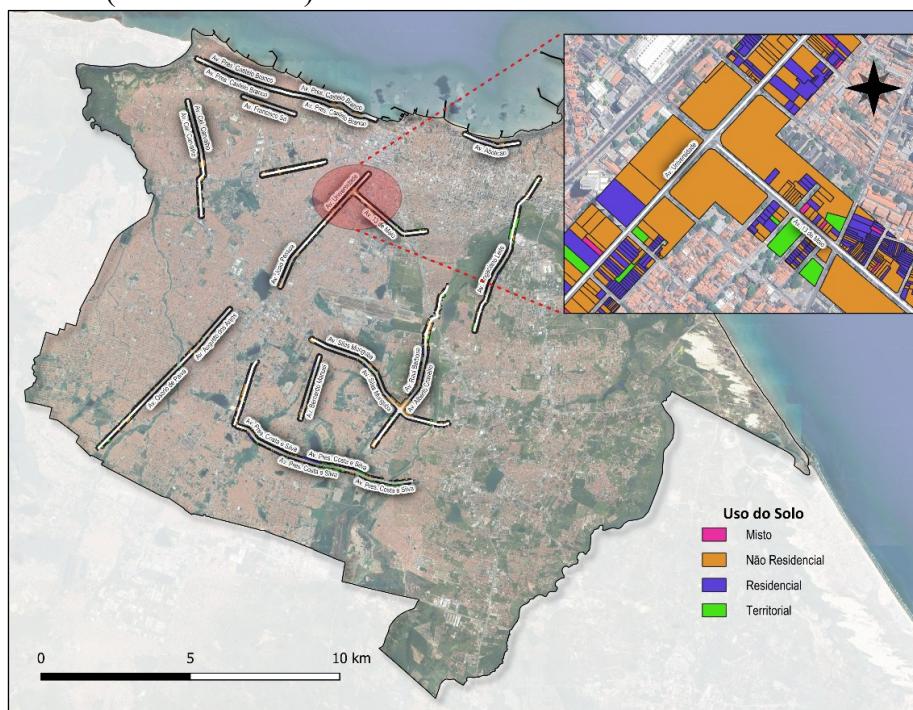
Este fator representa a diversidade de usos do solo na área adjacente à via, um elemento que pode gerar diferentes padrões de deslocamento ao longo do dia. Para mensurar a diversidade funcional no entorno das vias analisadas, adotou-se o Índice de Entropia de

Shannon, considerando uma área de influência de 100 metros e quatro categorias de uso definidas pela Secretaria de Infraestrutura de Fortaleza (SEINF): Residencial, Não Residencial, Uso Misto e Uso Territorial. A metodologia baseia-se na abordagem de Feng (2017), que aplicou o índice para avaliar o impacto da diversidade do uso do solo nos deslocamentos urbanos.

O cálculo consiste na soma ponderada dos produtos entre a proporção de cada tipo de uso (p_i) e seu logaritmo: $H = -\sum (p_i \times \log_2 p_i)$. É fundamental interpretar corretamente este indicador: valores próximos de zero não indicam baixa atividade, mas sim baixa diversidade, ou seja, a predominância de uma única categoria de uso. Em contrapartida, valores elevados refletem um maior equilíbrio entre os diferentes usos.

Assim, um centro urbano predominantemente comercial, por exemplo, apresentará um índice de entropia baixo, similar a uma área estritamente residencial. Esta compreensão é crucial para a análise, pois permite investigar como a homogeneidade funcional, seja ela comercial ou residencial, se relaciona com a dinâmica dos deslocamentos e a confiabilidade dos tempos de viagem. A figura 16 exemplifica a tipologia do uso do solo no entorno das avenidas 13 de Maio e da Universidade, dentro do raio de 100 metros.

Figura 16 - Tipos de Uso do Solo no entorno das vias analisadas. Exemplo: Av. Treze de Maio x Av. Universidade (Dados: SEINF)



Fonte: Elaborado pelo autor

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Este capítulo apresenta o percurso analítico e os resultados da investigação sobre a Confiabilidade do Tempo de Viagem (TTR) em vias arteriais de Fortaleza-CE. Com base na metodologia delineada anteriormente, a estrutura desta seção foi elaborada para construir o conhecimento de forma progressiva, partindo da caracterização do espaço e dos dados até a modelagem explicativa dos fenômenos observados.

O ponto inicial é a consolidação do banco de dados, seguida de uma análise descritiva dos tempos de viagem, na qual são explorados os padrões iniciais de distribuição e variabilidade dos dados. Após analisar inicialmente os deslocamentos, o capítulo aprofunda-se em uma análise estatística detalhada. Primeiramente, realiza-se o ajuste de distribuições de probabilidade aos dados empíricos, buscando o modelo que melhor descreve a natureza da variabilidade. A partir disso, são calculados e avaliados os indicadores de confiabilidade, culminando na seleção das métricas mais adequadas para representar a TTR em Fortaleza.

Uma vez definidos e calculados os indicadores de desempenho que quantificam a confiabilidade, a pesquisa avança de uma análise descritiva para uma abordagem explicativa. A seção final do capítulo, portanto, dedica-se a investigar as causas da variação observada. Para isso, utiliza-se a modelagem de regressão para identificar quais fatores da infraestrutura, da demanda e do uso do solo são os principais determinantes da previsibilidade das viagens no ambiente urbano local.

4.1 Consolidação e preparação do banco de dados

A consolidação do banco de dados foi uma etapa fundamental para a estruturação da base analítica utilizada na avaliação da TTR. O conjunto de dados foi composto por registros individuais de deslocamentos de veículos automotores entre os pares Origem-Destino selecionados, contendo informações detalhadas sobre cada passagem dos veículos.

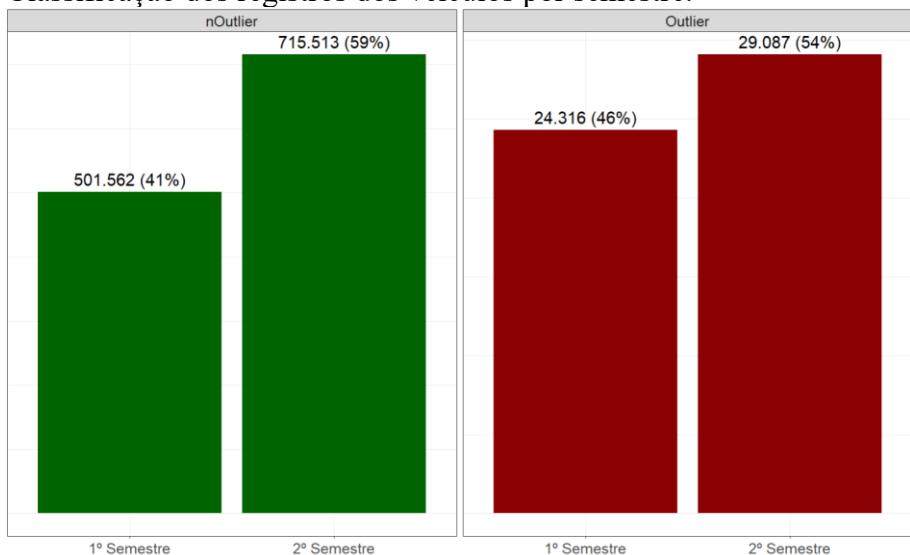
A base consolidada reúne, para cada observação, as seguintes variáveis principais: (i) identificação da rota; (ii) data e hora do registro; (iii) classificação do intervalo de tempo; (iv) dia da semana; (v) mês e semestre; (vi) categorização de *outlier*; (vii) tempo de viagem e (viii) velocidade média. Os dados foram organizados ao nível desagregado, isto é, cada linha corresponde a um registro de um veículo individual. A agregação por período e por intervalo de tempo será realizada apenas nas etapas subsequentes da análise.

Foram consolidados ao todo 1.270.478 registros de tempos de viagens, dos quais

1.217.075 foram considerados válidos e 53.403 classificados como *outliers*, representando cerca de 4,2% da base total.

Observou-se uma distribuição temporal assimétrica dos registros ao longo do ano. O primeiro semestre concentrou cerca de 525 mil (41%) registros, ao passo que o segundo semestre totalizou aproximadamente 744 mil (59%). Essa diferença pode estar relacionada à quadra chuvosa de Fortaleza, que ocorre entre fevereiro e maio, impactando tanto o volume de tráfego quanto a confiabilidade dos equipamentos de monitoramento, afetando a quantidade e a qualidade dos dados coletados nesse período (figura 17). Importante ressaltar, que os *outliers* seguem uma distribuição parecida com os dados gerais.

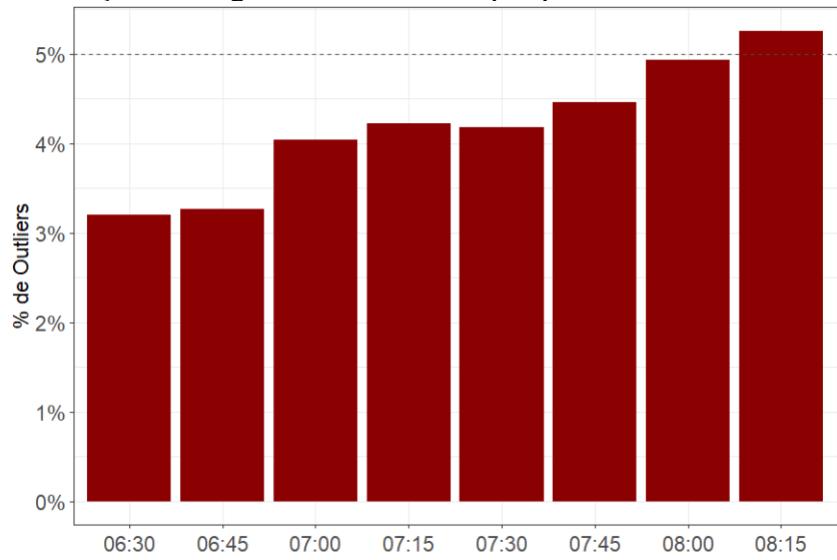
Figura 17 - Classificação dos registros dos veículos por semestre.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Ao se analisar os *outliers* por período, observa-se uma leve concentração no intervalo posterior ao pico da manhã, especialmente entre 08h15 e 08h30. Nesses intervalos, a taxa de valores discrepantes atinge seu máximo, próximo a 5%, um valor ligeiramente superior à média geral de 4,2% (figura 18). Esse padrão não reflete uma variação entre dias, mas sim uma maior heterogeneidade nas experiências de deslocamento dos veículos dentro do mesmo intervalo de 15 minutos. Tal fenômeno pode ser atribuído à dissipação do congestionamento: enquanto alguns veículos ainda enfrentam os resquícios do tráfego intenso (tempos mais longos), outros já se beneficiam de uma via mais livre (tempos mais curtos), o que aumenta a dispersão dos dados e a quantidade de *outliers*.

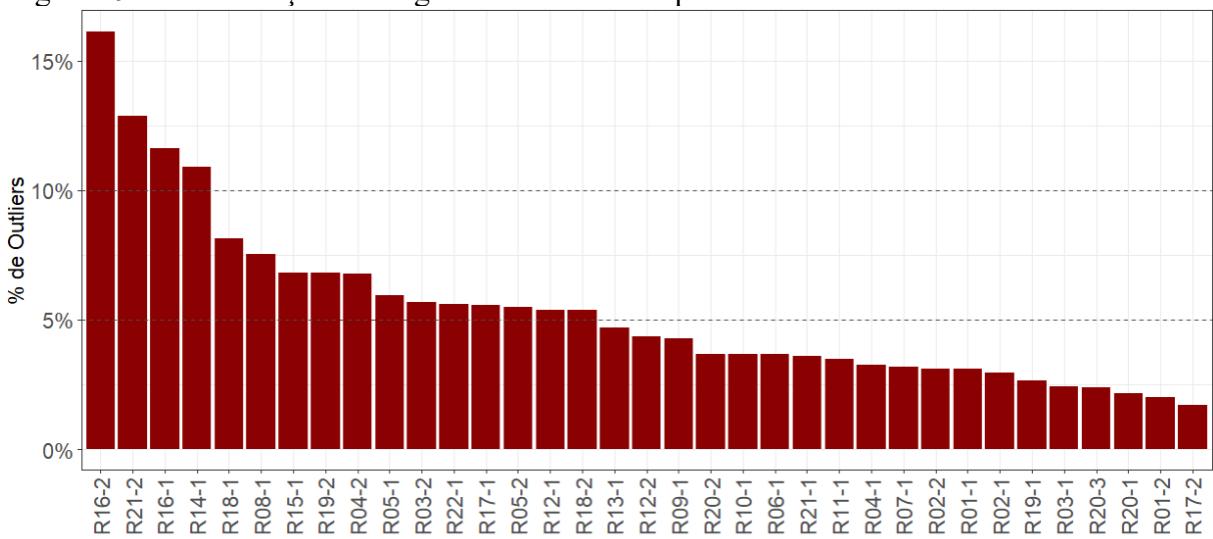
Figura 18 - Classificação dos registros dos veículos por período de análise.



Fonte: Elaborado pelo autor

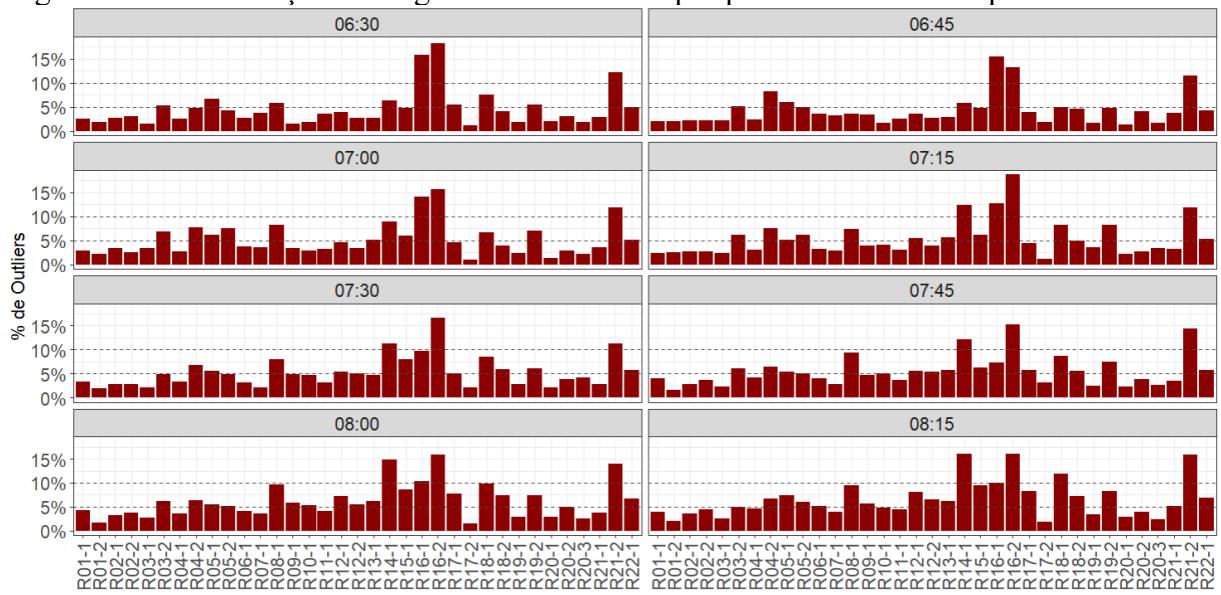
Adicionalmente, algumas rotas apresentaram uma proporção expressivamente maior de registros classificados como *outliers*. Destacam-se, entre elas, as rotas R14-1 (Av. Godofredo Maciel – NS), R16-1 (Av. Raul Barbosa – NS), R16-2 (Av. Alberto Craveiro – NS) e R21-2 (Av. Eng. Santana Júnior – SN), todas com taxas superiores a 10% de *outliers*, conforme ilustrado nas figuras 19 e 20. Esse comportamento pode estar associado à maior variabilidade operacional nesses corredores, bem como a possíveis inconsistências pontuais no processo de coleta. Essas rotas, portanto, serão analisadas com atenção especial nas etapas seguintes.

Figura 19 - Classificação dos registros dos veículos por rota.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 20 - Classificação dos registros dos veículos por período de análise e por rota.



Fonte: Elaborado pelo autor.

É notório que, ao desagregar a análise por rota e por intervalos de 15 minutos, as rotas R14-1, R16-1, R16-2 e R21-2 se destacam de forma recorrente com as maiores taxas de registros classificados como *outliers*. Esse padrão se mantém em praticamente todos os intervalos analisados, o que reforça a necessidade de um olhar mais atento e específico sobre essas rotas nas próximas etapas da pesquisa. Tal comportamento sugere a presença de fatores estruturais ou operacionais que influenciam diretamente na variabilidade dos dados coletados nesses corredores viários.

Diante desse cenário, o tratamento e a validação rigorosa da base de dados mostraram-se fundamentais para garantir a qualidade e a confiabilidade das análises subsequentes. Com o banco de dados devidamente estruturado e refinado, a pesquisa avança para a etapa de análise descritiva dos tempos de viagem. Para garantir clareza e objetividade, será adotada em determinados momentos uma segmentação temporal em três faixas horárias, AP (Antes do Pico, das 06h30 às 07h00), PT (Pico de Tráfego, das 07h00 às 08h00) e DP (Depois do Pico, das 08h00 às 08h30), utilizada pontualmente para facilitar a identificação de padrões e a compreensão do comportamento dos deslocamentos nos diversos contextos urbanos e horários.

4.2 Análise descritiva dos tempos de viagem

Neste tópico, aborda-se a análise descritiva dos tempos de viagem coletados nos equipamentos de FE. A tabela 11 apresenta os valores médios dos tempos de viagem,

organizados por trechos e intervalos de 15 minutos (períodos de análise), fornecendo uma visão inicial sobre o comportamento dos deslocamentos ao longo do dia. Os valores destacados correspondem aos maiores tempos de viagem registrados em cada trecho, refletindo picos de congestionamento ou outros fatores que impactam o fluxo viário. Esses dados iniciais são fundamentais, pois servirão como base para as análises subsequentes, incluindo a modelagem estatística, o cálculo dos indicadores de desempenho e a estimativa da TTR.

Tabela 11 - Resumo com os tempos médios de viagem de cada rota agrupados a cada 15 minutos.

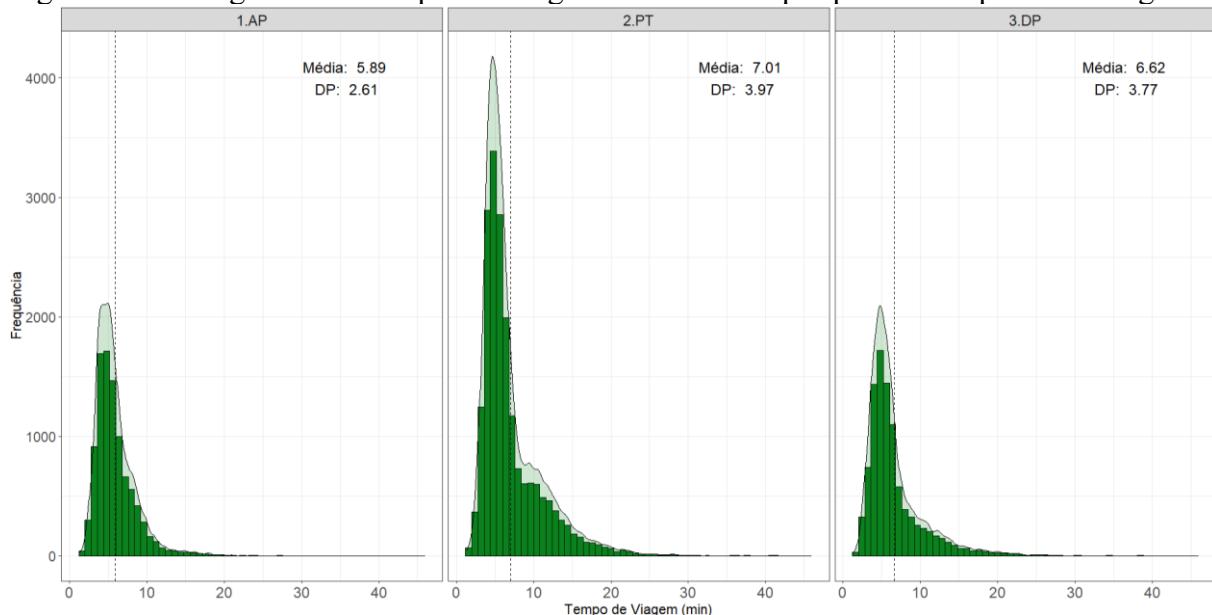
Rota	Tempo de Viagem (min)							
	06:30	06:45	07:00	07:15	07:30	07:45	08:00	08:15
R01-1	9,5	10,4	10,5	11,9	11,4	10,0	8,9	9,0
R01-2	7,6	9,1	10,7	12,7	15,1	15,4	12,6	10,0
R02-1	5,2	5,8	6,1	6,3	6,3	6,2	6,1	6,0
R02-2	6,0	6,9	7,0	6,7	6,7	6,5	6,5	6,5
R03-1	3,4	3,7	3,8	3,8	4,1	4,3	4,2	4,0
R03-2	4,3	4,6	4,6	4,7	5,1	5,2	5,2	5,3
R04-1	4,9	5,0	5,3	5,3	5,2	5,0	4,7	4,7
R04-2	5,7	4,6	4,6	5,2	5,2	4,9	4,4	4,5
R05-1	9,1	10,0	11,3	11,7	11,6	12,0	12,1	11,6
R05-2	4,3	4,9	5,0	5,6	6,3	6,3	5,9	5,3
R06-1	6,8	7,3	8,0	8,6	8,2	7,8	7,4	7,2
R07-1	8,2	9,7	10,9	11,8	12,8	13,2	12,7	12,3
R08-1	4,8	5,5	5,8	5,7	5,6	5,6	5,6	5,9
R09-1	5,1	6,3	7,3	6,3	6,0	6,0	5,8	5,9
R10-1	6,6	7,7	8,9	10,6	11,4	11,1	9,4	8,7
R11-1	3,7	3,9	4,2	4,5	5,2	6,0	6,0	5,7
R12-1	4,8	5,1	5,2	5,3	5,2	5,1	5,1	5,2
R12-2	4,9	5,0	5,0	5,1	4,9	5,1	4,8	4,9
R13-1	3,2	3,4	3,4	3,3	3,0	3,0	2,9	2,9
R14-1	6,1	6,9	7,7	8,1	7,4	7,2	7,0	6,6
R15-1	4,2	4,4	4,7	4,9	5,0	5,5	5,6	5,1
R16-1	3,8	4,0	4,4	5,1	5,7	6,1	6,3	6,2
R16-2	5,1	5,3	5,0	5,1	5,0	5,2	5,5	5,4
R17-1	5,3	6,2	6,6	6,7	6,6	6,4	6,2	6,0
R17-2	9,2	11,4	12,7	13,9	15,6	16,2	13,0	10,5
R18-1	6,2	6,3	5,9	5,7	5,4	5,1	5,1	5,2
R18-2	4,2	4,2	4,0	4,0	3,8	3,7	3,7	3,7
R19-1	4,6	5,7	5,1	4,4	4,8	4,7	4,6	4,3
R19-2	4,7	5,0	5,2	5,2	4,9	4,9	4,9	5,0
R20-1	6,3	6,9	6,9	7,1	6,7	6,4	6,4	6,0
R20-2	2,6	3,6	4,5	4,9	4,8	4,1	3,6	3,4
R20-3	5,9	7,8	9,9	11,1	12,2	12,0	10,8	9,1
R21-1	10,5	12,6	14,1	15,7	16,1	17,2	16,5	15,2
R21-2	2,9	3,1	3,3	3,5	3,4	3,5	3,4	3,5
R22-1	4,4	4,7	5,0	4,9	5,0	5,0	4,9	4,7

Fonte: Elaborado pelo autor.

Observa-se na figura 21 que os maiores tempos médios de viagem ocorrem, predominantemente, entre 07h e 08h, período que coincide com o pico de tráfego em Fortaleza-CE. Esse horário corresponde ao aumento da demanda viária, caracterizado por maior volume de veículos e redução da fluidez no sistema viário. Algumas exceções podem ser identificadas, possivelmente associadas a fatores específicos, como localização ou variações sazonais na demanda. Para complementar a análise da figura, foram elaboradas representações gráficas que permitem uma leitura mais intuitiva da distribuição dos dados.

A Figura 21 exibe um histograma dos tempos de viagem de forma agrupada entre todas as rotas categorizadas por período: Antes do Pico (AP), Pico de Tráfego (PT) e Depois do Pico (DP). Nota-se que, durante o período de pico, há uma maior concentração de registros com tempos mais elevados, em contraste com os períodos AP e DP, nos quais os deslocamentos tendem a ser mais rápidos e previsíveis.

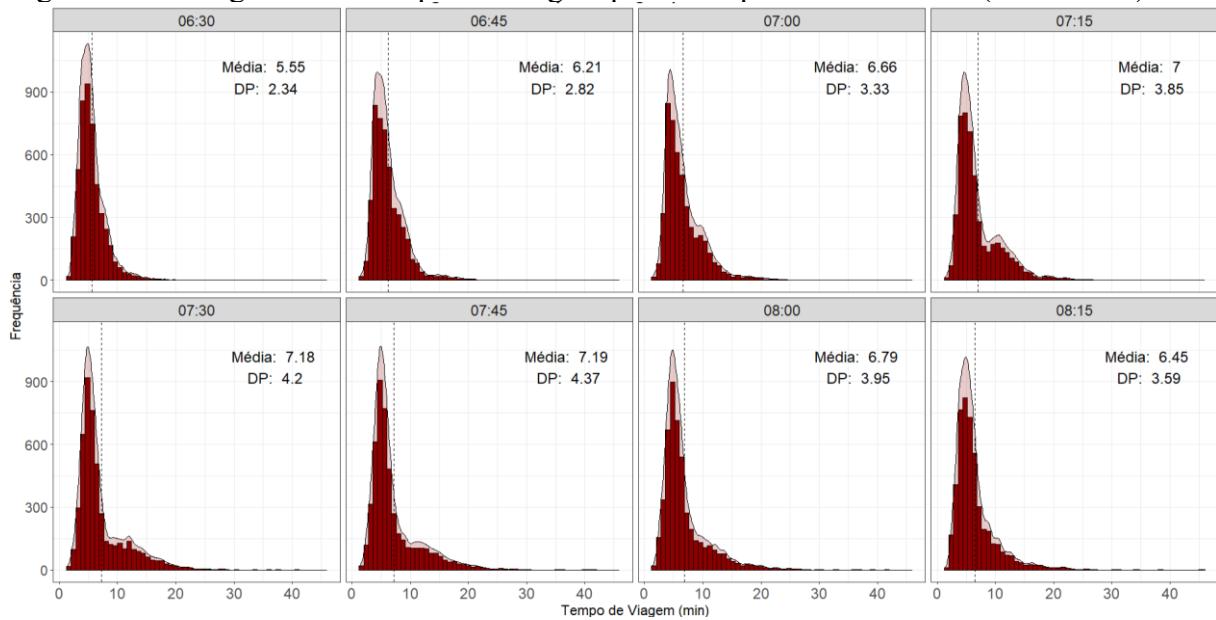
Figura 21 - Histograma dos tempos de viagem classificados por período do pico de tráfego.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Complementando essa visão categórica, a figura 22 apresenta a distribuição dos tempos de viagem para cada intervalo de 15 minutos dentro do período de estudo. Essa visualização detalhada permite identificar tendências sutis, como o aumento progressivo dos tempos a partir das 06h45 e a concentração dos maiores tempos de viagem entre 07h30 e 08h00, período mais crítico da operação viária em dias úteis. Essa representação reforça a importância da segmentação temporal na análise da confiabilidade dos deslocamentos urbanos, uma vez que pequenas variações na demanda podem gerar efeitos significativos na fluidez do tráfego.

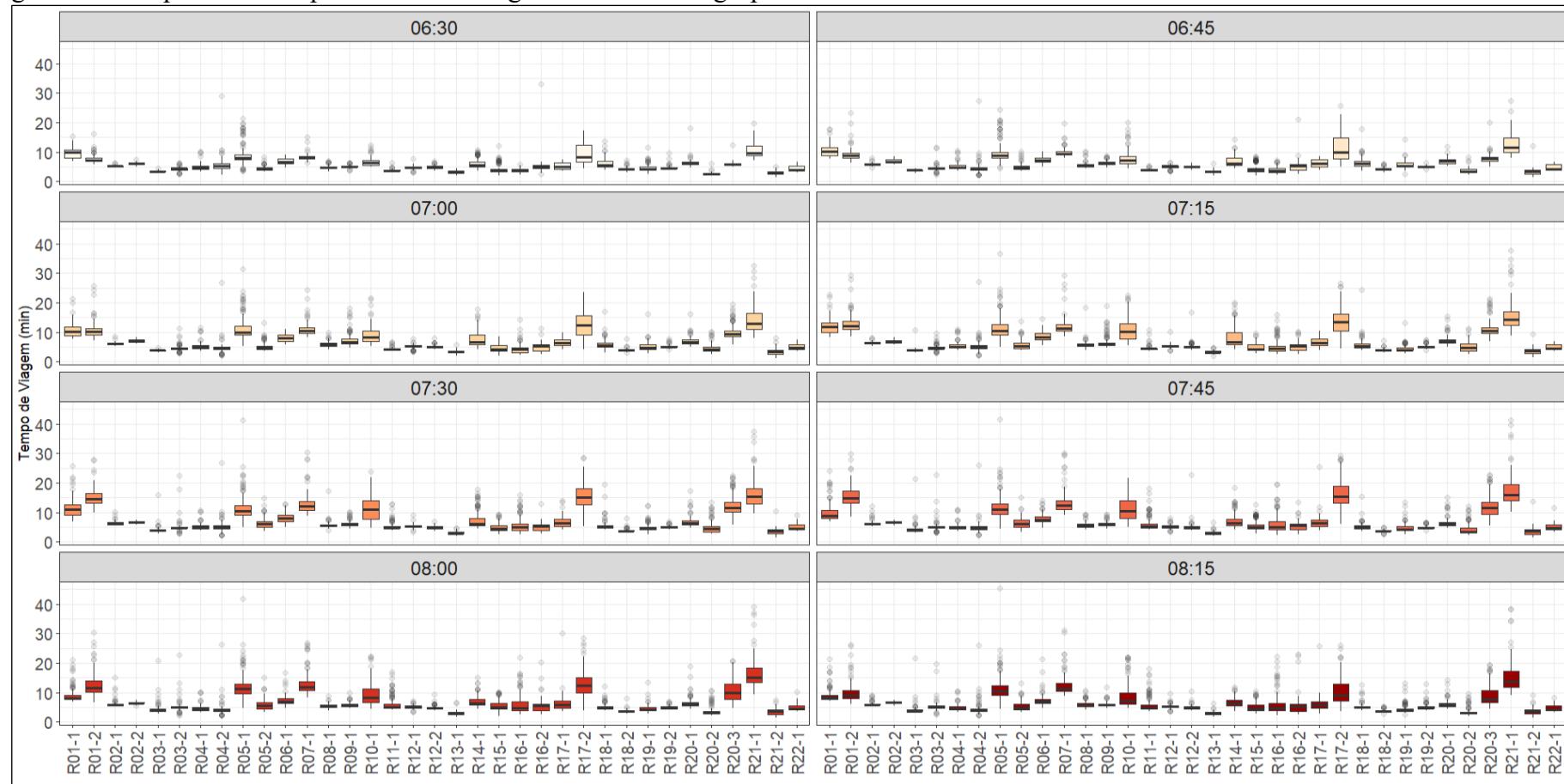
Figura 22 - Histograma dos tempos de viagem para cada período de análise (15 minutos).



Fonte: Elaborado pelo autor

A figura 23 apresenta a dispersão dos tempos de viagem por meio de diagramas de caixa. Destacam-se trechos como R01-2 (Av. Pres. Castelo Branco-OL), R05-1 (Av. Silas Munguba-LO), R10-1 (Av. Bezerra de Menezes-OL), R17-2 (Av. Raul Barbosa-SN), R20-3 (Av. Universidade-SN) e R21-1 (Av. Rogaciano Leite-SN), que apresentam elevada variabilidade nos tempos de deslocamento. Com exceção do R05-1, todos esses trechos pertencem ao sentido periferia-centro, o que sugere maior impacto do tráfego pendular, típico dos deslocamentos matinais com destino às áreas centrais da cidade.

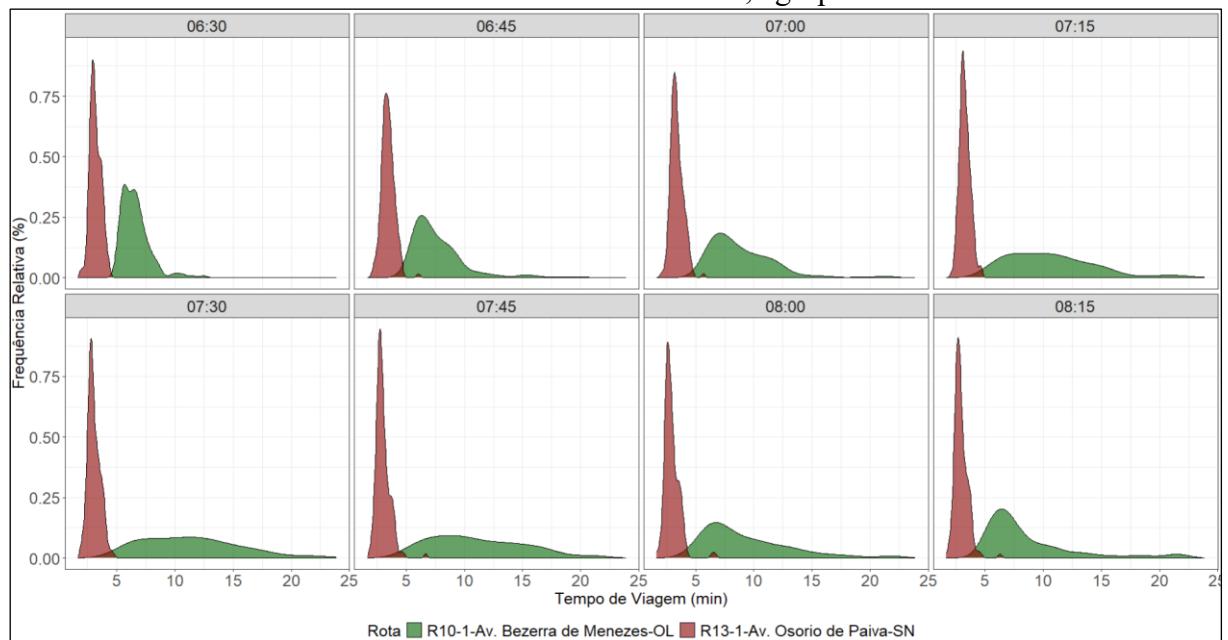
Figura 23 - Boxplots dos tempos médios de viagem de cada rota agrupados a cada 15 minutos.



Fonte: Elaborado pelo autor

Para ilustrar o comportamento dos tempos de viagem em trechos com características distintas, a figura 24 apresenta as distribuições de frequência dos tempos registrados em dois perfis operacionais contrastantes: o trecho R10-1 (Av. Bezerra de Menezes–OL) e o R13-1 (Av. Osório de Paiva-SN). A escolha visa comparar um trecho de alta variabilidade e criticidade (R10-1) com um de padrões mais estáveis e previsíveis (R13-1).

Figura 24 - Distribuição de frequência dos tempos de viagem (min) nos trechos R10-1-Av. Bezerra de Menezes-OL e R13-1-Av. Osório de Paiva-SN, agrupados em intervalos de 15 min.



Fonte: Elaborado pelo autor.

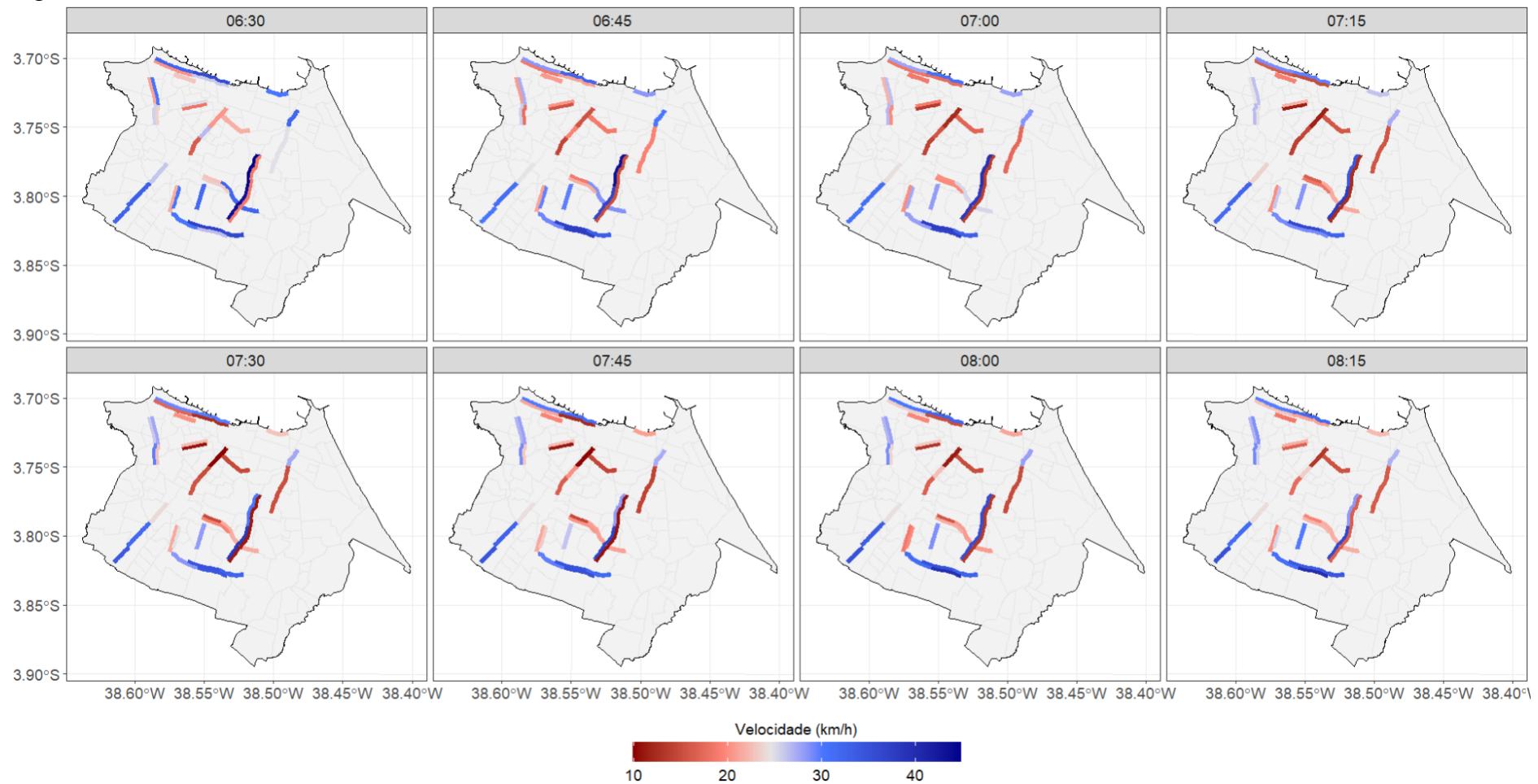
No caso da rota R10-1, observa-se uma fluidez que se degrada progressivamente ao longo do período de estudo. Por volta das 06h30, os tempos de viagem ainda se concentram em valores baixos, indicando a predominância de fluxo mais livre. No entanto, à medida que a janela temporal avança, principalmente após as 06h45, ocorre um claro deslocamento das curvas de densidade para a direita, acompanhado de um alargamento da distribuição. Esse padrão evidencia o aumento da média e da variância dos tempos de deslocamento, em consonância com o fenômeno descrito por Van Lint e Van Zuylen (2005), segundo o qual o aumento da demanda viária provoca não apenas maior duração, mas também maior imprevisibilidade nas viagens.

Em contraste, a rota R13-1 demonstra um comportamento operacional notavelmente estável e previsível, com curvas de densidade muito mais concentradas e tempos de viagem que, em sua maioria, situam-se entre 0 e 10 minutos. A previsibilidade desta rota pode ser atribuída à sua elevada capacidade viária. Com características de rodovia, incluindo

três faixas de rolamento largas e um número reduzido de interferências como semáforos, a via consegue absorver o fluxo de veículos de maneira contínua e eficiente.

Adicionalmente, a figura 25 apresenta a velocidade média para cada trecho e período analisado. Essa visualização permite identificar os corredores com pior desempenho operacional ao longo do intervalo de análise. Observa-se uma predominância de trechos com velocidades inferiores a 20 km/h entre 07h e 08h, evidenciando o impacto do pico de tráfego matinal. Corredores como Av. João Pessoa/Av. Universidade e Av. Alberto Craveiro/Av. Raul Barbosa, no sentido sul-norte operam com velocidades reduzidas na maior parte do período. Em contraste, vias como Av. Cel. Carvalho (ambos os sentidos) e Av. Pres. Castelo Branco (sentido leste-oeste) mantêm velocidades superiores a 25 km/h, indicando melhor fluidez.

Figura 25 - Velocidade média entre 06h30 e 08h30.



Fonte: Elaborado pelo autor.

As análises apresentadas nesta seção fornecem uma visão abrangente do comportamento empírico dos tempos de viagem em Fortaleza-CE, destacando padrões de variação, trechos críticos e influência dos horários de pico. Esses resultados sustentam a etapa seguinte da pesquisa, na qual realizei o ajuste das distribuições de probabilidade aos dados observados, com o intuito de modelar estatisticamente a variabilidade dos tempos de viagem nas vias urbanas de Fortaleza.

4.3 Ajuste das distribuições de probabilidade

Nesta etapa da pesquisa, procedeu-se à modelagem estatística dos tempos de viagem. O objetivo foi identificar, entre as distribuições de probabilidade analisadas (Normal, Lognormal, Gamma e Weibull), aquelas que melhor representam o comportamento dos dados empíricos coletados em campo. O processo de ajuste foi realizado para os 35 trechos selecionados, considerando os oito intervalos de 15 minutos que compõem o período de estudo, compreendido entre 06h30 e 08h30, totalizando 280 amostras. A avaliação foi realizada com uma abordagem que integrou análises quantitativas e visuais.

4.3.1 *Análise Quantitativa de Ajuste: Testes de Hipótese, AIC e MAPE*

A avaliação da aderência dos modelos foi iniciada com uma análise estatística massiva, envolvendo a execução de 3.360 testes de hipótese (Kolmogorov-Smirnov, Anderson-Darling e Cramér-von Mises). O primeiro resultado relevante, ilustrado na figura 26, revelou a complexidade intrínseca ao tráfego urbano: em aproximadamente 37% das 280 combinações de rota e período de análise, nenhuma das distribuições teóricas testadas apresentou aderência estatística satisfatória.

Figura 26 - Quantidade dos testes de hipótese que não rejeitam a hipótese nula de aderência.

Rota	TESTES DE HIPÓTESE (AD, CvM, KS)																							
	06:30			06:45			07:00			07:15			07:30			07:45			08:00			08:15		
	AD	CvM	KS	AD	CvM	KS	AD	CvM	KS	AD	CvM	KS	AD	CvM	KS	AD	CvM	KS	AD	CvM	KS	AD	CvM	KS
R01-1	3	4	3	3	3	3	2	3	3	3	3	3	2	2	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0
R01-2	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	2	2	3	3	3	3	2	2	2	2	0	0	0
R02-1	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	0	1	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0
R02-2	3	4	4	2	2	1	3	4	4	3	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4
R03-1	3	3	3	4	4	4	4	4	4	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
R03-2	1	1	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
R04-1	1	2	2	1	2	2	0	1	2	0	0	0	1	2	1	0	1	1	1	2	2	0	1	2
R04-2	2	2	2	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
R05-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
R05-2	0	0	0	0	1	1	0	0	0	1	1	1	2	3	3	4	4	4	2	2	2	0	0	0
R06-1	4	4	3	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	2	2	2	1	2	2
R07-1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
R08-1	3	3	4	0	0	0	3	3	3	0	1	1	0	0	0	2	3	2	3	4	3	2	2	2
R09-1	3	3	3	3	3	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
R10-1	1	2	2	0	1	1	2	2	2	4	4	4	4	4	4	4	4	4	1	1	1	0	0	0
R11-1	2	2	2	3	3	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
R12-1	3	3	3	2	2	1	1	1	0	2	3	3	3	3	3	3	3	3	4	4	4	2	2	2
R12-2	0	0	0	2	2	2	2	2	2	0	0	0	0	3	3	3	0	0	0	0	0	1	1	2
R13-1	4	4	3	3	4	3	3	3	4	4	4	4	3	3	2	2	2	1	1	2	2	2	2	2
R14-1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	2	0	2	3	4
R15-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0
R16-1	4	4	3	4	4	4	2	2	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	0	0	0	1	1	0
R16-2	0	0	0	1	1	1	0	1	0	4	4	4	4	3	4	3	3	3	2	2	2	1	1	2
R17-1	0	0	0	0	1	1	4	4	4	4	4	4	4	2	3	2	2	2	2	2	2	2	2	2
R17-2	2	2	2	3	3	2	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	2	3	3
R18-1	1	2	0	2	2	2	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
R18-2	3	3	3	3	3	3	2	3	3	3	3	3	0	0	0	3	3	3	2	2	2	3	3	2
R19-1	0	0	0	2	2	2	2	2	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
R19-2	0	0	0	3	3	3	1	2	2	1	2	1	3	3	3	0	1	1	1	1	0	0	0	0
R20-1	0	0	0	3	3	3	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
R20-2	1	1	2	1	1	1	2	2	1	3	4	4	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
R20-3	1	2	3	2	2	2	1	1	0	0	0	0	2	2	2	2	3	4	3	4	4	0	1	0
R21-1	0	0	0	1	1	1	2	2	1	1	1	1	2	2	3	1	2	1	1	1	1	1	1	1
R21-2	4	4	3	0	2	0	1	2	1	2	3	3	1	1	1	1	2	1	4	4	3	4	4	4
R22-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	2	0	0	0	0	0	0	0

Fonte: Elaborado pelo autor.

Algumas rotas, como R03-2 (Av. Pres. Costa e Silva-LO), R04-2 (Av. Pres. Costa e Silva-OL), R07-1 (Av. 13 de Maio-LO), R09-1 (Av. Bezerra de Menezes-LO), R11-1 (Av. Abolição LO), R14-1 (Av. Godofredo Maciel-NS), R15-1 (Av. Godofredo Maciel-SN), R18-1 (Av. Cel. Carvalho-NS), R19-1 (Av. Cel. Matos Dourado-SN), R20-1 (Av. João Pessoa-SN) e R22-1 (Av. Bernardo Manuel-NS), destacaram-se pela baixa compatibilidade com os modelos em quase todos os intervalos analisados.

Analizando os resultados por período do dia, o intervalo após o pico (08h00–08h30) teve a menor aderência, com 34% das rotas sem representação adequada por nenhum modelo. No período anterior ao pico (06h30–07h00), esse percentual foi de 9%, enquanto no pico (07h00–08h00), alcançou 17%. Esse desempenho inferior no pós-pico pode estar relacionado à maior heterogeneidade no comportamento das rotas nesse horário, onde algumas vias já regularizam o tráfego enquanto outras ainda sofrem os efeitos residuais da hora de pico.

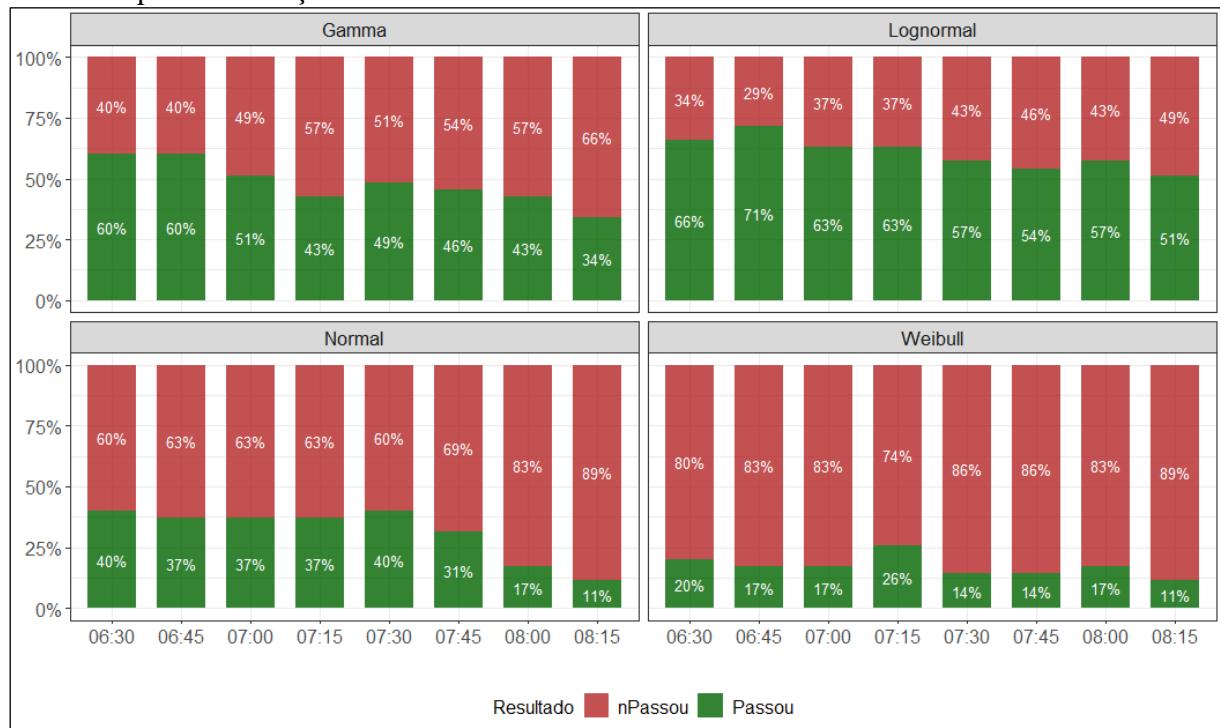
Ao comparar o desempenho das distribuições estatísticas testadas, observa-se que a Lognormal obteve a maior taxa de aprovação, com cerca de 60% dos testes de aderência aceitos em ao menos uma das avaliações aplicadas. Em seguida, destaca-se a distribuição Gamma, que também apresentou resultados satisfatórios em diversas combinações. Por outro lado, a Weibull mostrou o pior desempenho geral, com aprovação média de apenas 17%, conforme ilustrado na tabela 12. Essa baixa taxa pode ser atribuída à menor flexibilidade da Weibull para modelar assimetrias acentuadas e caudas longas, características frequentes nas distribuições empíricas dos tempos de viagem, uma limitação já documentada em estudos que compararam o ajuste de distribuições a dados empíricos (Al-Deek e Emam, 2006). A figura 27 apresenta a proporção de testes aprovados agrupados por rota, distribuição teórica e período de análise, reforçando essas conclusões.

Tabela 12 - Proporção de testes aprovados agrupados por rota, distribuição teórica e período de análise.

Hora	Gamma			Lognormal			Normal			Weibull		
	AD	CvM	KS	AD	CvM	KS	AD	CvM	KS	AD	CvM	KS
06:30	42,9%	54,3%	57,1%	54,3%	60,0%	51,4%	37,1%	37,1%	37,1%	14,3%	17,1%	14,3%
06:45	48,6%	54,3%	54,3%	60,0%	71,4%	65,7%	34,3%	37,1%	28,6%	14,3%	17,1%	11,4%
07:00	45,7%	48,6%	40,0%	60,0%	62,9%	57,1%	28,6%	37,1%	31,4%	11,4%	17,1%	14,3%
07:15	34,3%	40,0%	40,0%	57,1%	60,0%	54,3%	34,3%	37,1%	37,1%	20,0%	25,7%	25,7%
07:30	42,9%	45,7%	45,7%	51,4%	57,1%	54,3%	28,6%	37,1%	34,3%	11,4%	14,3%	14,3%
07:45	42,9%	45,7%	37,1%	48,6%	54,3%	48,6%	22,9%	31,4%	22,9%	11,4%	11,4%	14,3%
08:00	34,3%	42,9%	37,1%	57,1%	57,1%	48,6%	14,3%	17,1%	17,1%	14,3%	17,1%	14,3%
08:15	25,7%	28,6%	31,4%	40,0%	45,7%	45,7%	8,6%	11,4%	8,6%	5,7%	8,6%	11,4%

Fonte: Elaborado pelo autor.

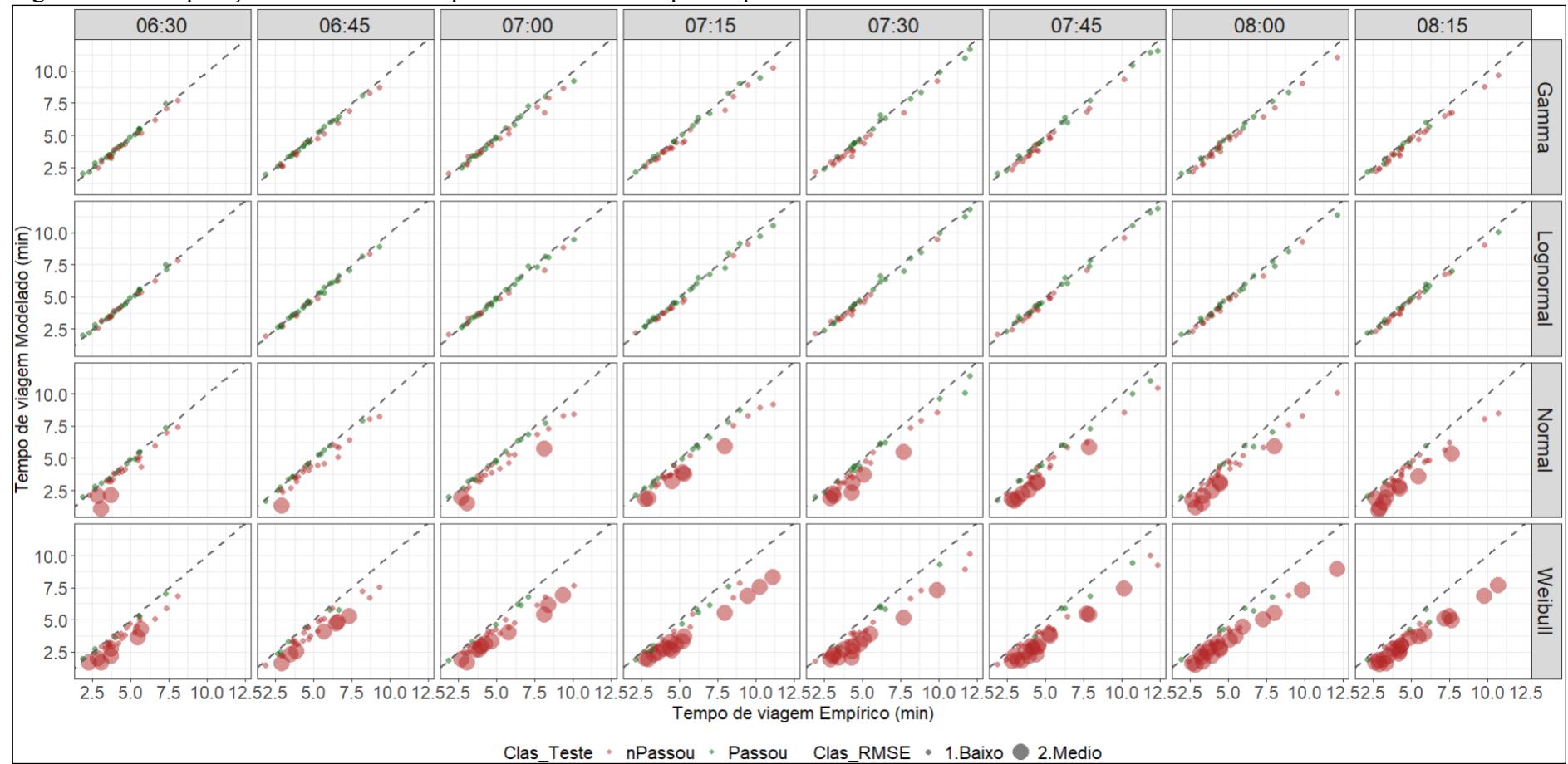
Figura 27 - Percentual de combinações rota/periódo de análise com aprovação nos testes de aderência por distribuição teórica.



Fonte: Elaborado pelo autor.

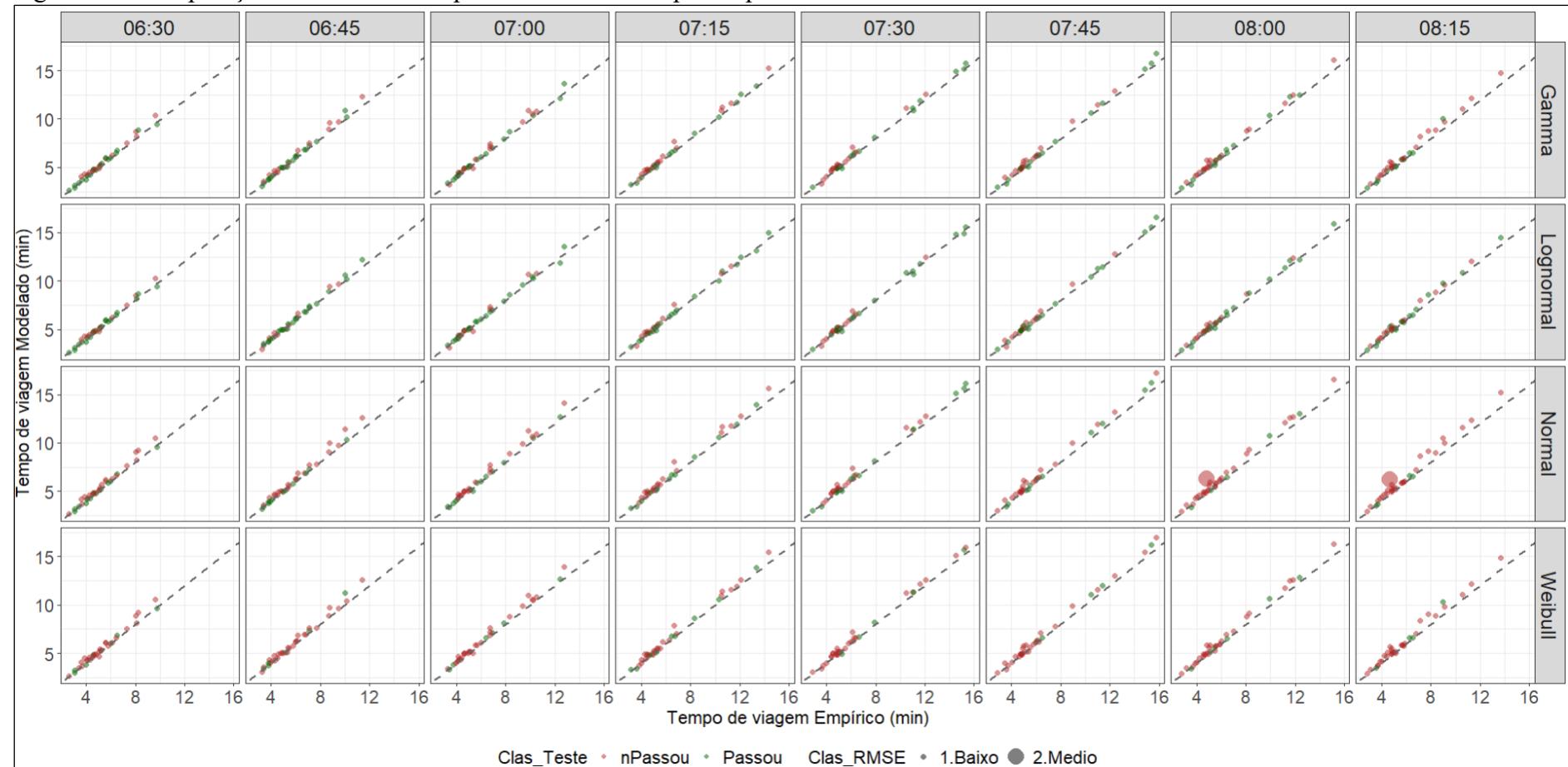
Complementando os testes de aderência, avaliou-se a acurácia dos modelos na estimativa dos percentis empíricos usando o MAPE, classificado em baixo, médio e alto para os percentis 10, 50, 90 e 95. As figuras 28 a 31 ilustram a comparação entre valores observados e modelados em cada distribuição e em cada período de análise, destacando-se em vermelho as rotas que não tiveram nenhum teste estatisticamente válido e o tamanho do ponto classificado de acordo com o MAPE.

Figura 28 - Comparação entre valores empíricos e modelados para o percentil 10.



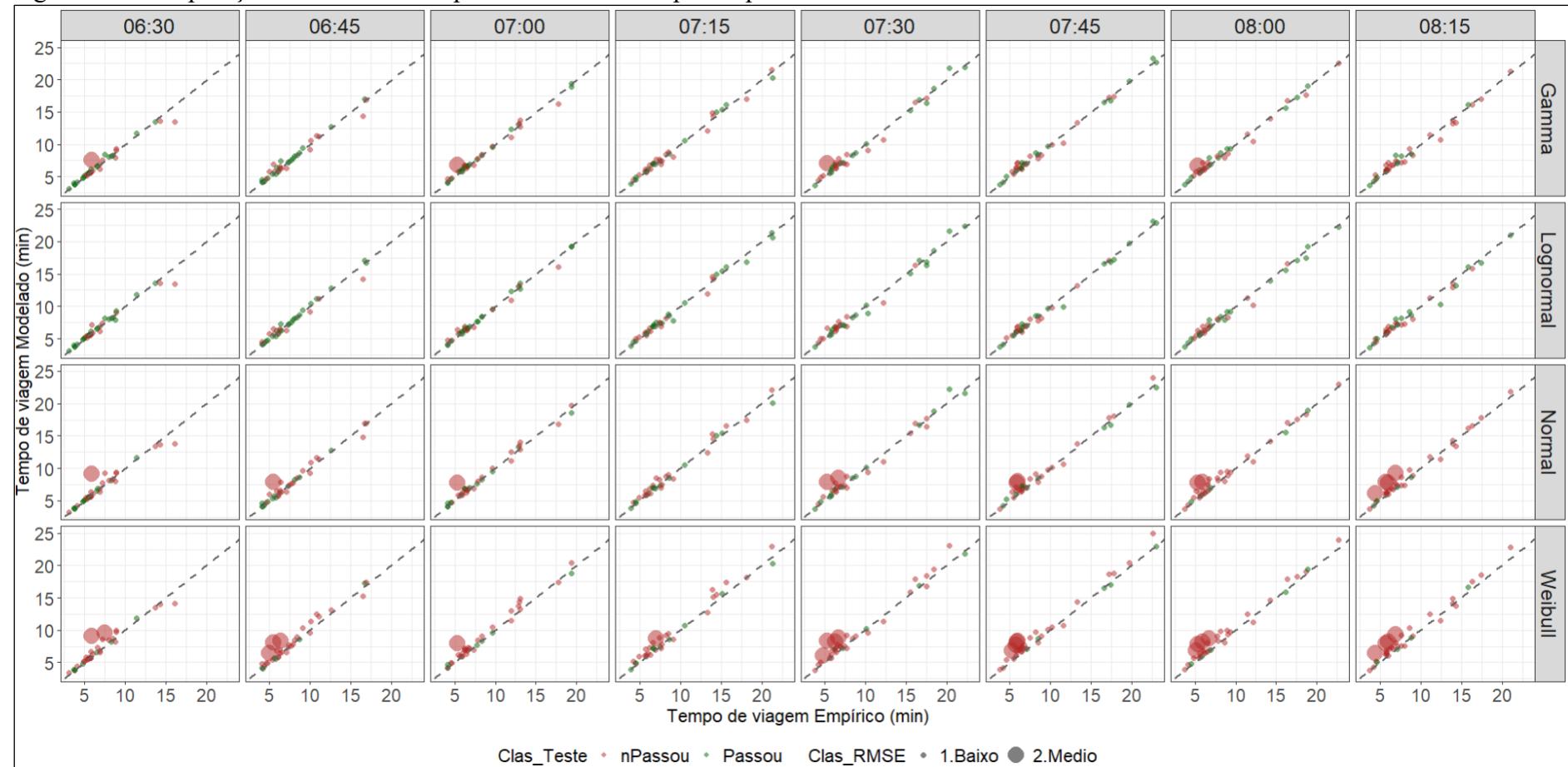
Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 29 - Comparação entre valores empíricos e modelados para o percentil 50.



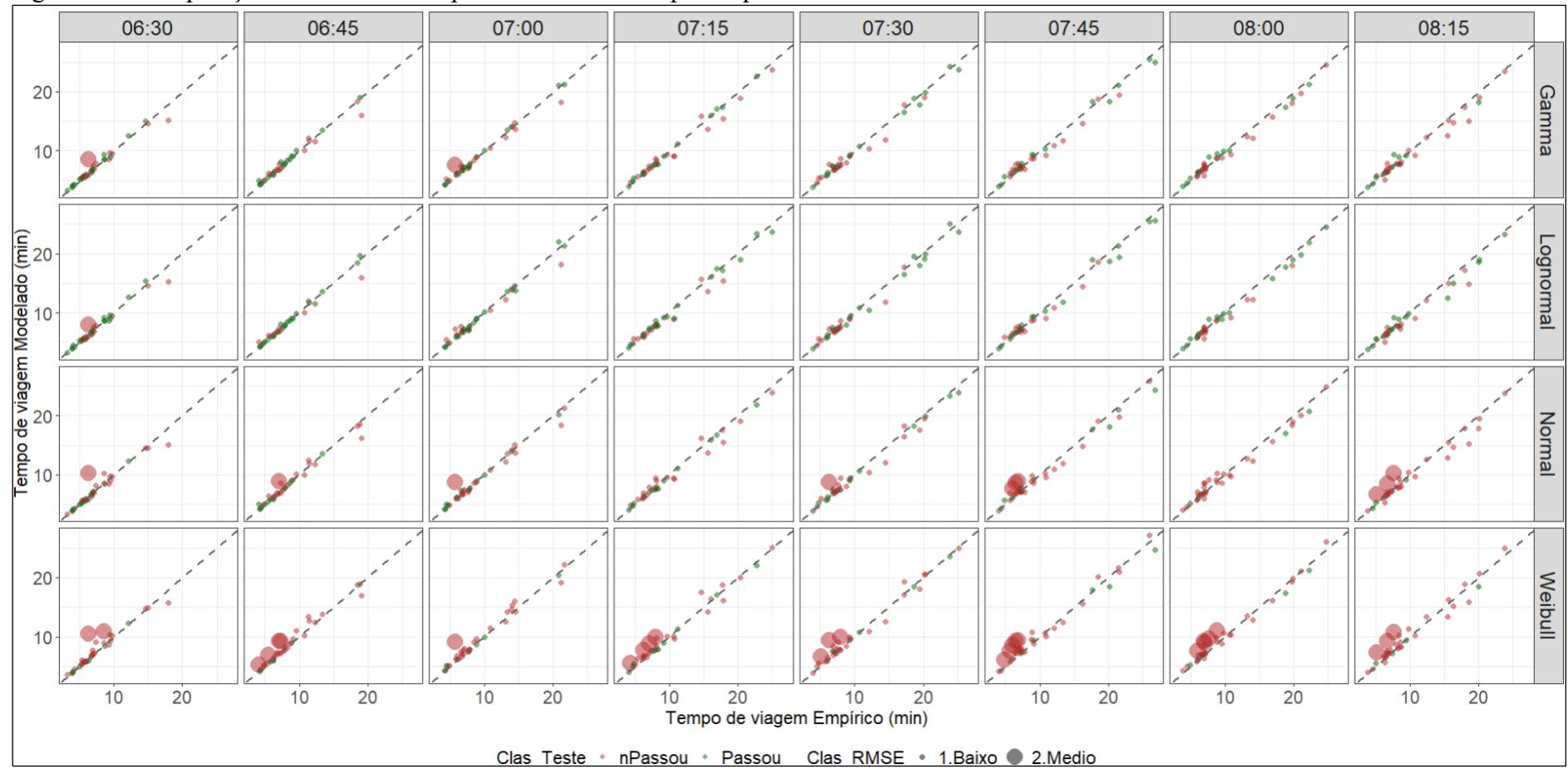
Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 30 - Comparação entre valores empíricos e modelados para o percentil 90.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 31 - Comparação entre valores empíricos e modelados para o percentil 95.



Fonte: Elaborado pelo autor.

O percentil 10 apresentou as maiores discrepâncias, principalmente com as distribuições Normal e Weibull, que tendem a subestimar os tempos de viagem mais curtos. Esse comportamento é interessante, pois o P10 representa deslocamentos rápidos sob condições atípicas (vias livres, tráfego muito leve), aparentemente sendo mais difíceis de modelar com precisão.

Já no percentil 50, a aderência melhorou substancialmente, com alta concentração de pontos próximos à diagonal, sugerindo que as distribuições, especialmente a Lognormal, modelam a mediana dos tempos de viagem com precisão.

Nos percentis superiores (P90 e P95), observa-se um aumento na dispersão dos pontos em relação à diagonal, indicando maior dificuldade dos modelos em representar os tempos de viagem mais longos. Ainda assim, a Lognormal manteve desempenho superior, apresentando menores erros e melhor aderência mesmo nas extremidades da distribuição.

A tabela 13, por sua vez, agrupa os valores de MAPE por período de análise, considerando todas as rotas e distribuições. Os resultados reforçam que os maiores erros ocorrem no P10, especialmente no período pós-pico (08h00–08h30), possivelmente devido à maior variabilidade nas condições de tráfego. O P50 apresentou consistentemente os menores valores de erro, indicando que a mediana dos tempos de viagem é estimada com maior precisão pelos modelos estatísticos avaliados.

Tabela 13 - Distribuição dos valores de MAPE por percentil e período de análise.

Hora	MAPE				
	P10	P50	P90	P95	Média
06:30	8,5%	4,1%	5,2%	5,6%	5,8%
06:45	8,4%	3,9%	5,7%	4,9%	5,7%
07:00	9,7%	3,9%	5,1%	5,1%	6,0%
07:15	10,7%	4,3%	5,9%	5,8%	6,7%
07:30	11,5%	4,4%	7,3%	6,2%	7,3%
07:45	12,9%	4,9%	6,6%	7,6%	8,0%
08:00	13,9%	5,6%	7,1%	6,8%	8,4%
08:15	15,7%	6,6%	8,1%	7,7%	9,5%
Média	11,4%	4,7%	6,4%	6,2%	7,2%

Fonte: Elaborado pelo autor.

A análise dos modelos revela um bom desempenho na representação da tendência central dos dados, mas uma limitação significativa na estimativa dos extremos. A dificuldade é maior nos deslocamentos mais rápidos (P10), cuja baixa frequência e alta variabilidade natural amplificam os erros percentuais. Isso ocorre porque, na cauda inferior das distribuições,

pequenas variações absolutas resultam em grandes desvios relativos.

As distribuições Lognormal e Gamma apresentaram os melhores resultados, com os menores erros de estimativa. Sua flexibilidade para modelar dados positivos e assimétricos, como os tempos de viagem, explica seu desempenho superior. Especificamente, a Lognormal se ajusta bem a variáveis com cauda à direita e sem valores negativos, garantindo maior precisão em toda a curva e menores erros médios.

Para os casos com múltiplas distribuições estatisticamente válidas, o Critério de Informação de Akaike (AIC) foi aplicado como método complementar. A tabela 14 exemplifica esse critério em que exibe os valores de AIC para as 17 rotas analisadas entre 07h30 e 07h45 que se enquadram nesse cenário. O uso do AIC fornece um indicador quantitativo para escolher o modelo que oferece o melhor equilíbrio entre ajuste aos dados e parcimônia.

Tabela 14 - Resumo dos valores de AIC de cada teste para cada trecho e distribuição teórica analisados no intervalo de 7h30 – 7h45, somente para as rotas que tiveram pelo menos um teste aprovado.

Rota	AIC			
	Normal	Lognormal	Gamma	Weibull
R01-1		740,9*	750,9	
R01-2	749,4	721,5*	728,7	
R02-1		266,9*	275,7	
R02-2	133,2	133,2	133,1*	147,8
R04-1		338,4*	351,4	
R05-2	612,7	573,3*	582,8	
R06-1	470,5	460,7*	462,7	485,5
R10-1	860,3	845,8	845,6*	855,1
R12-1	304,4	292,1*	294,6	
R12-2	274,0	266,7*	268,5	
R13-1	232,0	222,0*	224,1	
R16-2	394,6	380,9*	381,7	405,9
R17-1	611,0	576,3*	584,9	
R17-2	684,6	685,9	681,8*	685,6
R19-2	217,7	205,8*	209,2	
R20-3		733,2*	738,0	
R21-1	793,7	748,5*	759,9	

* menores valores de AIC para cada trecho

Fonte: Elaborado pelo autor.

Para as 17 rotas no intervalo entre 07h30 e 07h45, observou-se que a distribuição

Lognormal apresentou, de forma recorrente, os menores valores de AIC, indicando melhor ajuste relativo entre os modelos avaliados.

4.3.2 Avaliação Gráfica da Aderência dos Modelos

Dando continuidade à avaliação da aderência dos modelos estatísticos, esta seção apresenta uma análise visual por meio das funções densidade de probabilidade (PDF) e distribuição acumulada (CDF). Essa abordagem permite comparar, de forma qualitativa, o comportamento das distribuições teóricas em relação aos dados empíricos coletados, oferecendo uma perspectiva intuitiva sobre a capacidade de ajuste dos modelos, especialmente nas regiões centrais e nas caudas da distribuição.

Devido à extensão da base de dados e ao grande número de trechos e períodos analisados, optou-se por apresentar seis casos representativos divididos em dois grupos contrastantes: três trechos com baixa dispersão nos tempos de viagem ao longo do período, e três com alta variabilidade, ressaltando que todas as representações gráficas foram geradas e avaliadas individualmente.

O primeiro grupo é composto por trechos com padrões de deslocamento mais homogêneos, possivelmente relacionados a menor interferência semafórica, fluxo veicular mais estável ou menor incidência de eventos atípicos. São eles:

- R03-1 – Av. Pres. Costa e Silva-LO;
- R13-1 – Av. Osório de Paiva-SN;
- R19-2 – Av. Cel. Carvalho-SN.

O segundo grupo contempla trechos com alta dispersão nos tempos de deslocamento, refletindo maior variabilidade operacional, seja por intensidade de tráfego, presença de cruzamentos, influência de polos geradores de tráfego ou outros eventos. São eles:

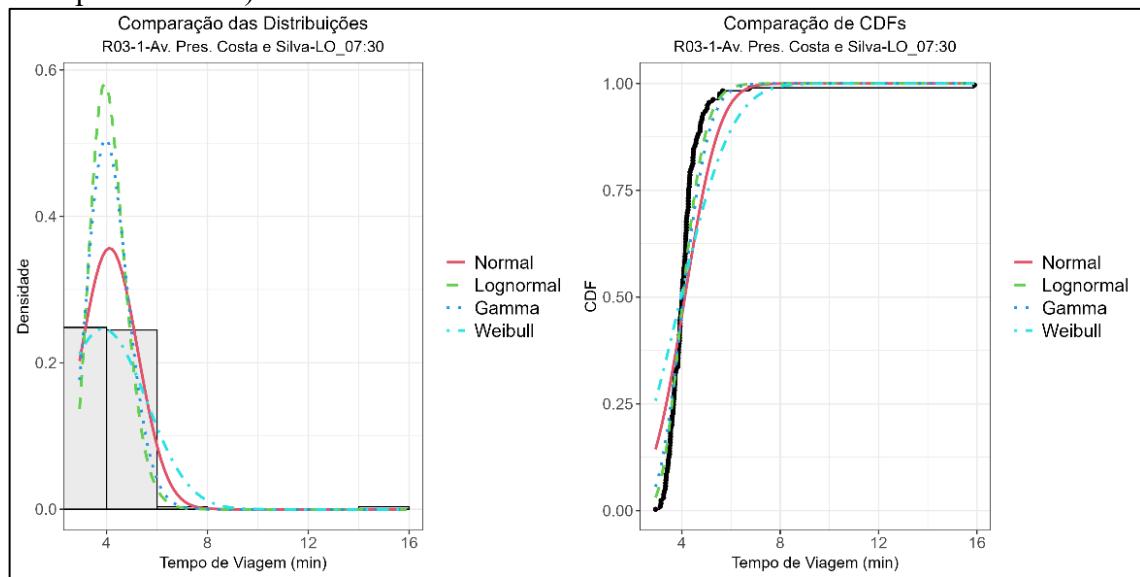
- R10-1 – Av. Bezerra de Menezes-OL;
- R17-2 – Av. Raul Barbosa-SN;
- R21-1 – Av. Rogaciano Leite-SN.

As figuras 32 a 37 ilustraram, para cada trecho selecionado, as distribuições teóricas ajustadas com os histogramas empíricos e curvas acumuladas, considerando o intervalo entre 07h30 e 07h45, representativo do pico matinal. Esta escolha visa sintetizar os resultados mantendo a representatividade do comportamento do tráfego urbano no período de maior demanda.

As visualizações permitem, de forma subjetiva, identificar quais distribuições

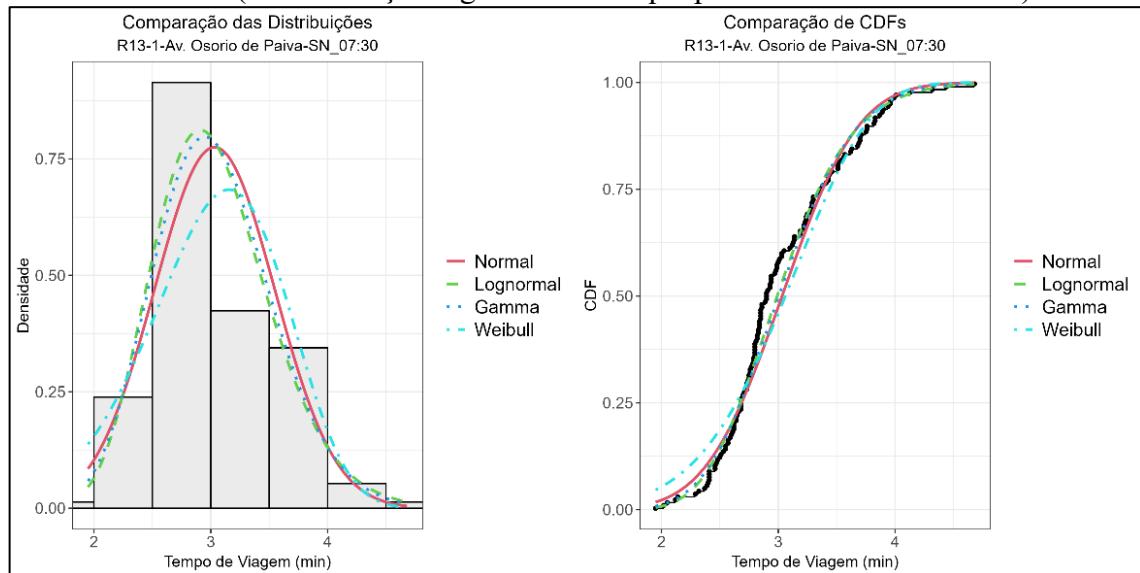
conseguem capturar com maior precisão a forma empírica da distribuição dos tempos de viagem, especialmente em contextos de baixa ou alta dispersão. As curvas que melhor se alinham aos dados reforçam as escolhas feitas previamente com base nas métricas quantitativas, ao mesmo tempo, em que destacam detalhes específicas que apenas a análise visual permite captar, como a capacidade de reproduzir o formato das caudas ou a suavidade da transição na CDF.

Figura 32 - Comparação das distribuições teóricas no horário de 7h30 no trecho R03-1-Pres. Costa e Silva-LO (Nenhuma distribuição passou nos testes, sendo definidos os dados empíricos como representativos).



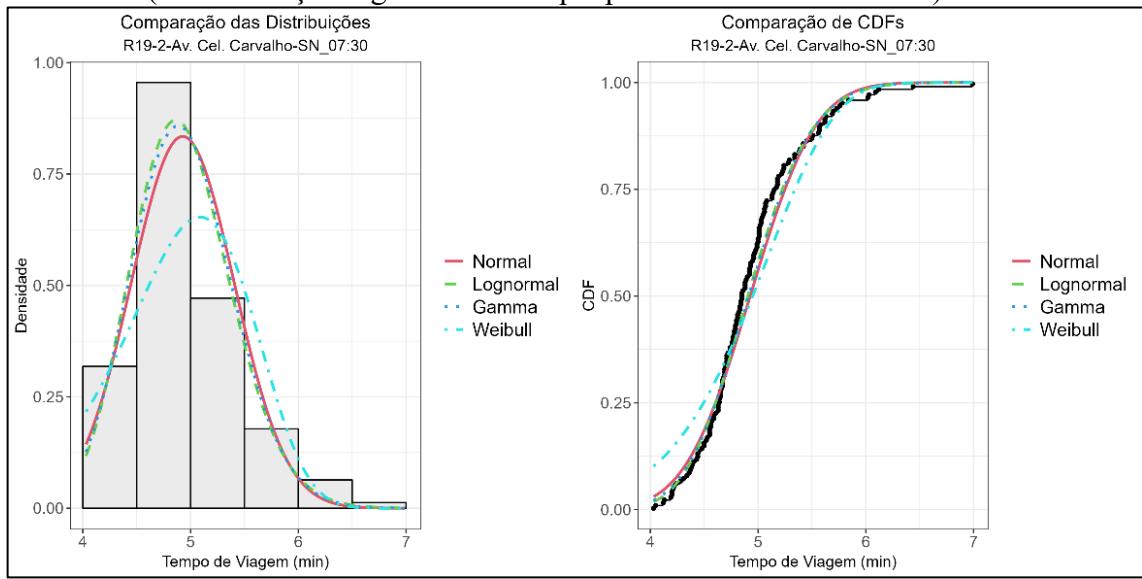
Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 33 - Comparação das distribuições teóricas no horário de 7h30 no trecho R13-1-Av. Osorio de Paiva-SN (A distribuição lognormal foi a que possuiu melhor aderência).



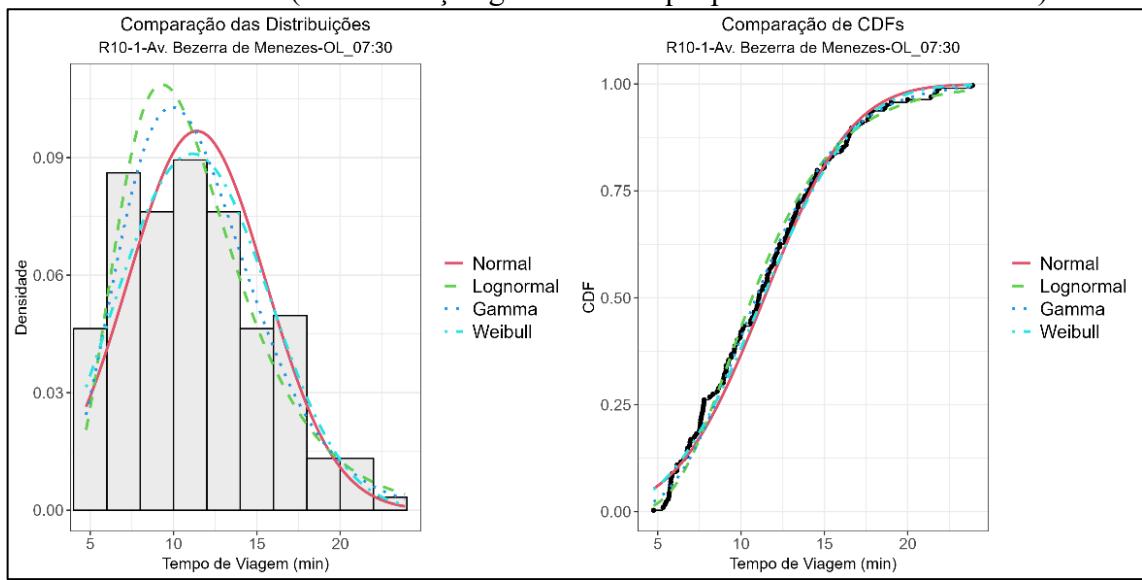
Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 34 - Comparação das distribuições teóricas no horário de 7h30 no trecho R19-2-Av. Cel. Carvalho-SN (A distribuição lognormal foi a que possuiu melhor aderência).



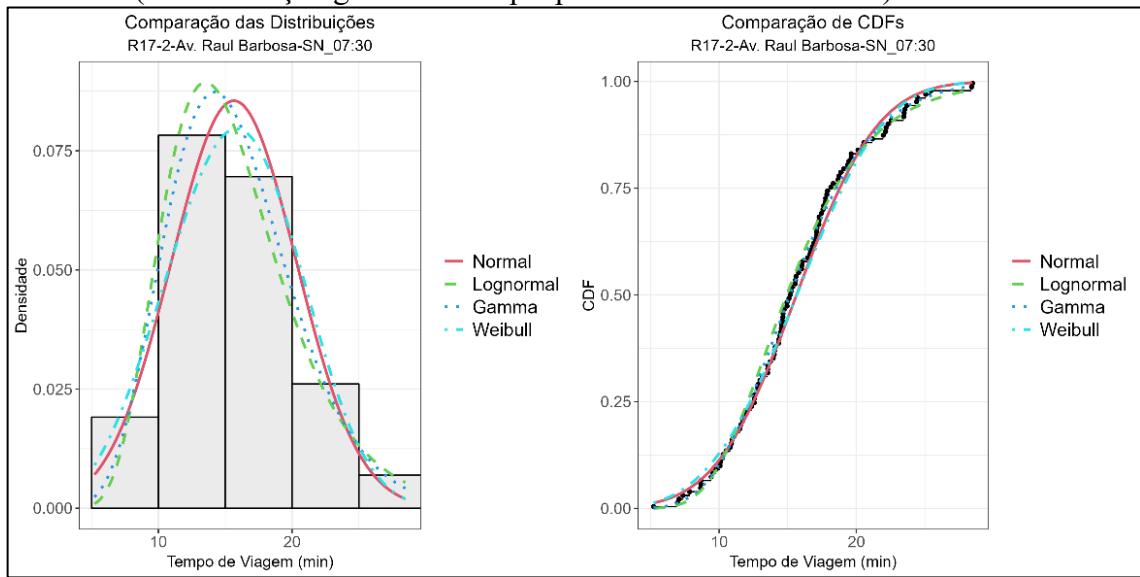
Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 35 - Comparação das distribuições teóricas no horário de 7h30 no trecho R10-1-Av. Bezerra de Menezes-OL (A distribuição gamma foi a que possuiu melhor aderência).



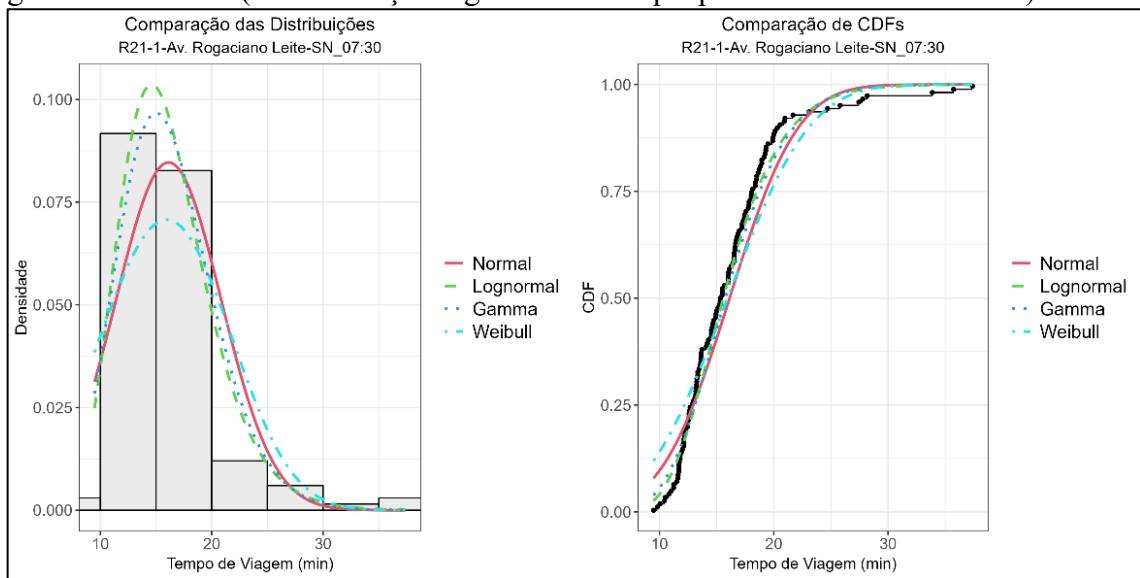
Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 36 - Comparação das distribuições teóricas no horário de 7h30 no trecho R17-2-Av. Raul Barbosa-SN (A distribuição gamma foi a que possuiu melhor aderência).



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 37 - Comparação das distribuições teóricas no horário de 7h30 no trecho R21-1-Av. Rogaciano Leite-SN (A distribuição lognormal foi a que possuiu melhor aderência).



Fonte: Elaborado pelo autor.

A análise visual dos seis casos representativos permite uma descrição detalhada de como as distribuições teóricas se comportam em cenários distintos. No grupo de baixa dispersão, a rota R03-1 destaca-se por apresentar alguns dias com valores bem destoantes da média que nenhuma das curvas teóricas consegue representá-lo adequadamente. Para os outros dois casos desse grupo, R13-1 e R19-2, a curva da distribuição Lognormal é a que mais se aproxima do contorno dos histogramas empíricos. Já no grupo de alta variabilidade, que exibe distribuições mais espalhadas, a Gamma demonstra uma aderência visual competente nos

trechos R10-1 e R17-2, enquanto a Lognormal volta a se alinhar de forma satisfatória ao trecho R21-1. Estes exemplos, portanto, ilustram como diferentes distribuições se ajustam a padrões de dados específicos e reforçam visualmente os resultados dos testes quantitativos, que já apontavam a Lognormal e a Gamma como as candidatas mais promissoras para a modelagem.

Expandindo a análise para além desses casos ilustrativos, e ao consolidar os resultados de todos os critérios de avaliação (testes de hipótese, AIC, MAPE e inspeção visual completa), constatou-se que a distribuição Lognormal apresentou o melhor desempenho geral no ajuste aos dados empíricos de tempo de viagem nas vias urbanas de Fortaleza. Essa constatação é reforçada pela consistência dos resultados obtidos a partir de diferentes critérios de avaliação, evidenciando a aptidão desse modelo para representar fenômenos com assimetria positiva e suporte estritamente positivo, como é o caso dos tempos de viagem.

Apesar do bom desempenho geral, a modelagem revelou dificuldades nas extremidades da distribuição, especialmente nos percentis P10, P90 e P95, onde os valores de MAPE foram mais elevados. Esses resultados apontam para limitações na capacidade de representar adequadamente os eventos mais extremos do fenômeno, justamente os mais relevantes no contexto da análise de TTR. Tal comportamento ressalta a complexidade intrínseca à modelagem dos tempos de viagem, exigindo abordagens cautelosas, principalmente quando se busca capturar variações menos frequentes, mas de grande impacto operacional.

A tabela 15 apresenta um resumo das distribuições que obtiveram melhor desempenho para cada trecho e intervalo de 15 minutos, no período entre 06h30 e 08h30. De forma complementar, a figura 38 ilustra graficamente as distribuições mais aderentes aos dados empíricos, segmentadas por rota e período de análise.

Destaca-se a distribuição Lognormal, selecionada em 147 das 280 combinações avaliadas, o que corresponde a 52% do total, consolidando-se como o modelo com maior capacidade de representar os tempos de viagem observados nas vias analisadas. Em contraste, as distribuições Normal, Gamma e Weibull apresentaram desempenhos significativamente inferiores, sendo escolhidas em apenas 4%, 6% e 1% dos casos, respectivamente.

É importante ressaltar que, em 103 combinações de rota e período, nenhuma das distribuições teóricas avaliadas apresentou aderência estatisticamente satisfatória. Nesses casos, optou-se pela utilização da distribuição empírica, por representar de forma mais fidedigna o comportamento real dos dados observados.

Tabela 15 - Resumo da quantidade das distribuições selecionadas em cada intervalo de tempo.

Hora	Distribuições				
	Normal	Lognormal	Gamma	Weibull	Empírica
06:30-06:45	3 (9%)	16 (46%)	3 (9%)	1 (3%)	12 (34%)
06:45-07:00	1 (3%)	23 (66%)	2 (6%)	1 (3%)	8 (23%)
07:00-07:15	3 (9%)	21 (60%)	1 (3%)	0 (0%)	10 (29%)
07:15-07:30	0 (0%)	21 (60%)	2 (6%)	0 (0%)	12 (34%)
07:30-07:45	1 (3%)	17 (49%)	3 (9%)	0 (0%)	14 (40%)
07:45-08:00	1 (3%)	15 (43%)	4 (11%)	0 (0%)	15 (43%)
08:00-08:15	2 (6%)	17 (49%)	1 (3%)	0 (0%)	15 (43%)
08:15-08:30	0 (0%)	17 (49%)	1 (3%)	0 (0%)	17 (49%)
Total	11 (4%)	147 (52%)	17 (6%)	2 (1%)	103 (37%)

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 38 - Distribuições teóricas selecionadas conforme a rota e o período de análise (15 minutos).

ROTA	06:30	06:45	07:00	07:15	07:30	07:45	08:00	08:15
R01-1	Gamma	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Empirica	Empirica	Empirica
R01-2	Empirica	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Empirica
R02-1	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Empirica	Empirica	Empirica
R02-2	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Gamma	Gamma	Normal	Lognormal
R03-1	Lognormal	Normal	Lognormal	Lognormal	Empirica	Empirica	Empirica	Empirica
R03-2	Normal	Empirica						
R04-1	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Empirica	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Lognormal
R04-2	Lognormal	Empirica	Empirica	Lognormal	Empirica	Empirica	Empirica	Empirica
R05-1	Empirica	Empirica	Empirica	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Lognormal
R05-2	Empirica	Lognormal	Empirica	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Empirica
R06-1	Lognormal							
R07-1	Lognormal	Empirica						
R08-1	Lognormal	Empirica	Lognormal	Lognormal	Empirica	Lognormal	Lognormal	Lognormal
R09-1	Gamma	Lognormal	Empirica	Empirica	Empirica	Empirica	Empirica	Lognormal
R10-1	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Gamma	Lognormal	Lognormal	Empirica
R11-1	Lognormal	Lognormal	Empirica	Empirica	Empirica	Empirica	Empirica	Empirica
R12-1	Normal	Weibull	Normal	Lognormal	Lognormal	Gamma	Normal	Lognormal
R12-2	Empirica	Lognormal	Lognormal	Empirica	Lognormal	Empirica	Empirica	Lognormal
R13-1	Gamma	Lognormal						
R14-1	Lognormal	Empirica	Empirica	Empirica	Empirica	Empirica	Lognormal	Lognormal
R15-1	Empirica	Empirica	Empirica	Empirica	Empirica	Empirica	Lognormal	Empirica
R16-1	Normal	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Empirica	Lognormal
R16-2	Empirica	Lognormal	Normal	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Lognormal
R17-1	Empirica	Gamma	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Lognormal
R17-2	Lognormal	Lognormal	Gamma	Gamma	Gamma	Gamma	Lognormal	Lognormal
R18-1	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Empirica	Empirica	Empirica	Empirica	Empirica
R18-2	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Empirica	Normal	Lognormal	Lognormal
R19-1	Empirica	Lognormal	Lognormal	Empirica	Empirica	Empirica	Empirica	Empirica
R19-2	Empirica	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Empirica
R20-1	Empirica	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Empirica	Empirica	Empirica	Empirica
R20-2	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Empirica	Empirica	Empirica
R20-3	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Empirica	Lognormal	Lognormal	Lognormal	Lognormal
R21-1	Empirica	Lognormal						
R21-2	Weibull	Gamma	Normal	Gamma	Normal	Gamma	Gamma	Gamma
R22-1	Empirica	Empirica	Empirica	Empirica	Empirica	Lognormal	Empirica	Empirica

Fonte: Elaborado pelo autor.

A etapa de modelagem, portanto, conclui-se com uma constatação fundamental: enquanto a distribuição Lognormal se estabelece como o modelo teórico de melhor desempenho, a complexidade do tráfego urbano em Fortaleza torna indispensável o uso da distribuição empírica em mais de um terço dos casos para garantir uma representação fidedigna dos dados. Com base nesta seleção rigorosa e individualizada para cada cenário, o próximo passo consiste no cálculo dos indicadores de confiabilidade, que permitirão quantificar e analisar os fatores que influenciam a regularidade das viagens na cidade.

4.4 Avaliação dos indicadores de Confiabilidade do Tempo de Viagem

Com a definição da distribuição estatística mais adequada para cada análise de confiabilidade (combinação de rota e período de análise), avançou-se para a aplicação dos indicadores TTR. Esta etapa tem como objetivo avaliar o desempenho de diferentes métricas na representação da variabilidade dos tempos de deslocamento, considerando tanto a acurácia estatística quanto a aplicabilidade prática no contexto urbano.

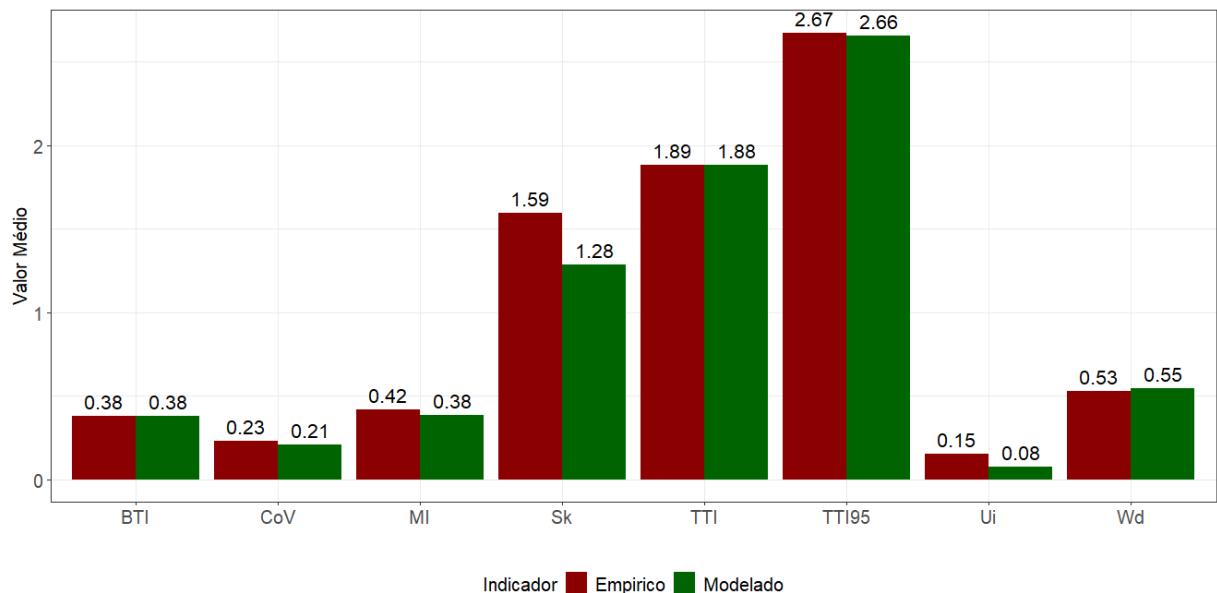
Embora a literatura ofereça uma ampla gama de indicadores, como BTI, TTI, CoV, Skew-Width, seu uso simultâneo pode resultar em sobreposição de informações e dificultar a interpretação dos resultados discrepantes. Estudos como o de Van Lint *et al.* (2008) evidenciam esse problema, apontando inconsistências entre métricas que, embora correlacionadas, geram mensagens distintas. Diante disso, torna-se fundamental uma avaliação criteriosa para identificar indicadores que sejam, ao mesmo tempo, confiáveis, representativos e não redundantes, assegurando clareza analítica e utilidade prática na tomada de decisão.

4.4.1 Análise aplicada dos indicadores

Nesta pesquisa, foram calculados oito indicadores de confiabilidade para cada combinação de rota e período de análise: Coeficiente de Variação (CoV), *Buffer Time Index* (BTI), *Misery Index* (MI), *Travel Time Index* (TTI), *Planning Time Index* (PTI/TTI₉₅), além de três métricas associadas à forma e à assimetria e a largura da distribuição dos tempos de viagem: *Skew* (Sk), *Width* (Wd) e *Unreliability Index* (UI).

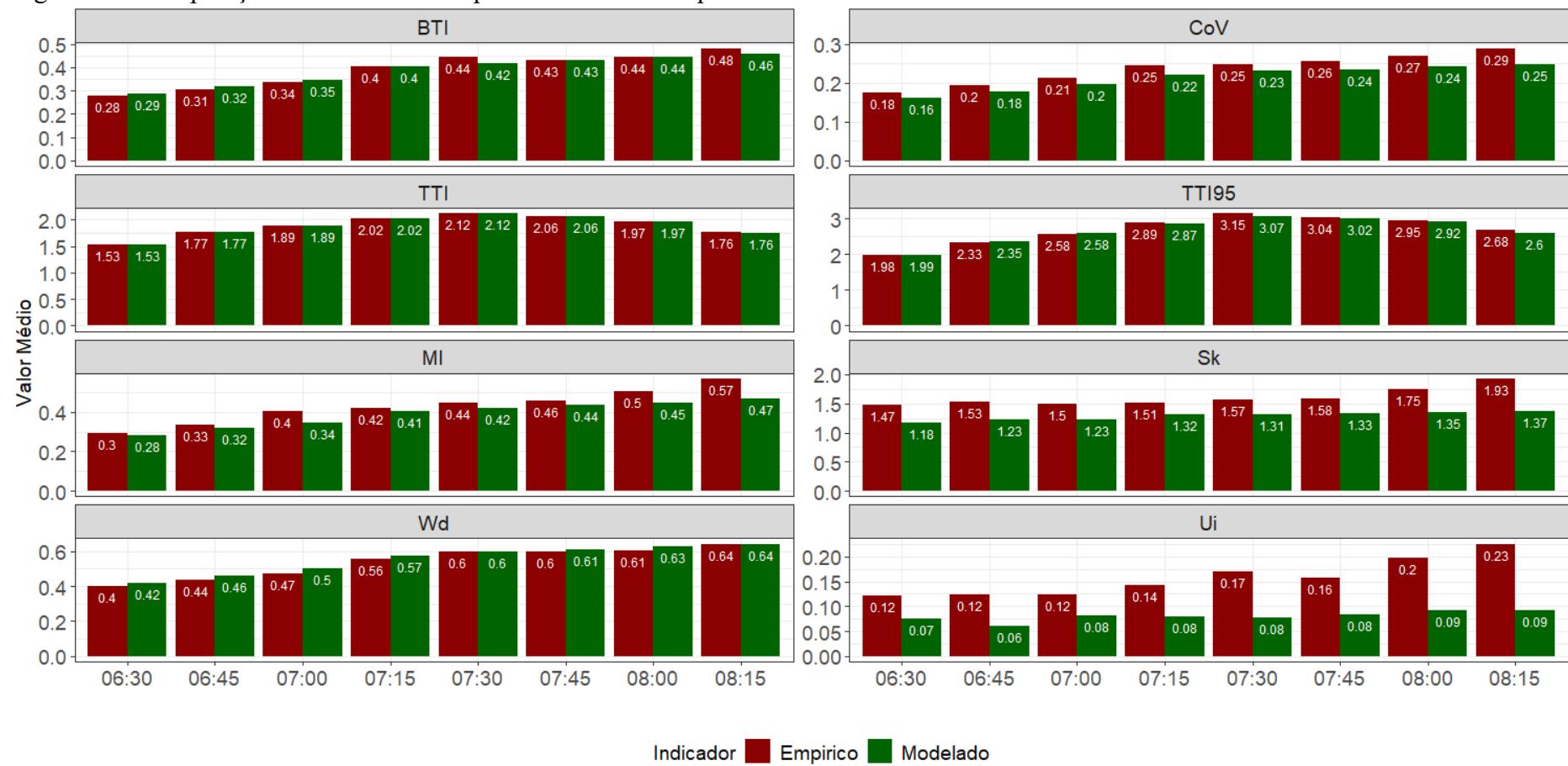
As figuras 39 e 40 ilustram a relação entre os dados empíricos e os estimados pela distribuição de probabilidade, para cada indicador, apresentando os resultados de forma agregada (global) e por intervalos de 15 minutos. De maneira geral, observou-se uma boa correspondência entre os indicadores calculados com base nos dados empíricos e aqueles obtidos a partir das distribuições ajustadas. Os índices BTI, TTI e Wd se destacaram pela consistência e estabilidade nos resultados, enquanto os indicadores Sk e UI apresentaram maior dispersão e menor acurácia.

Figura 39 - Comparação dos resultados empíricos x modelados para cada indicador de confiabilidade.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 40 - Comparação dos resultados empíricos x modelados para cada indicador de confiabilidade nos intervalos de 15 minutos.



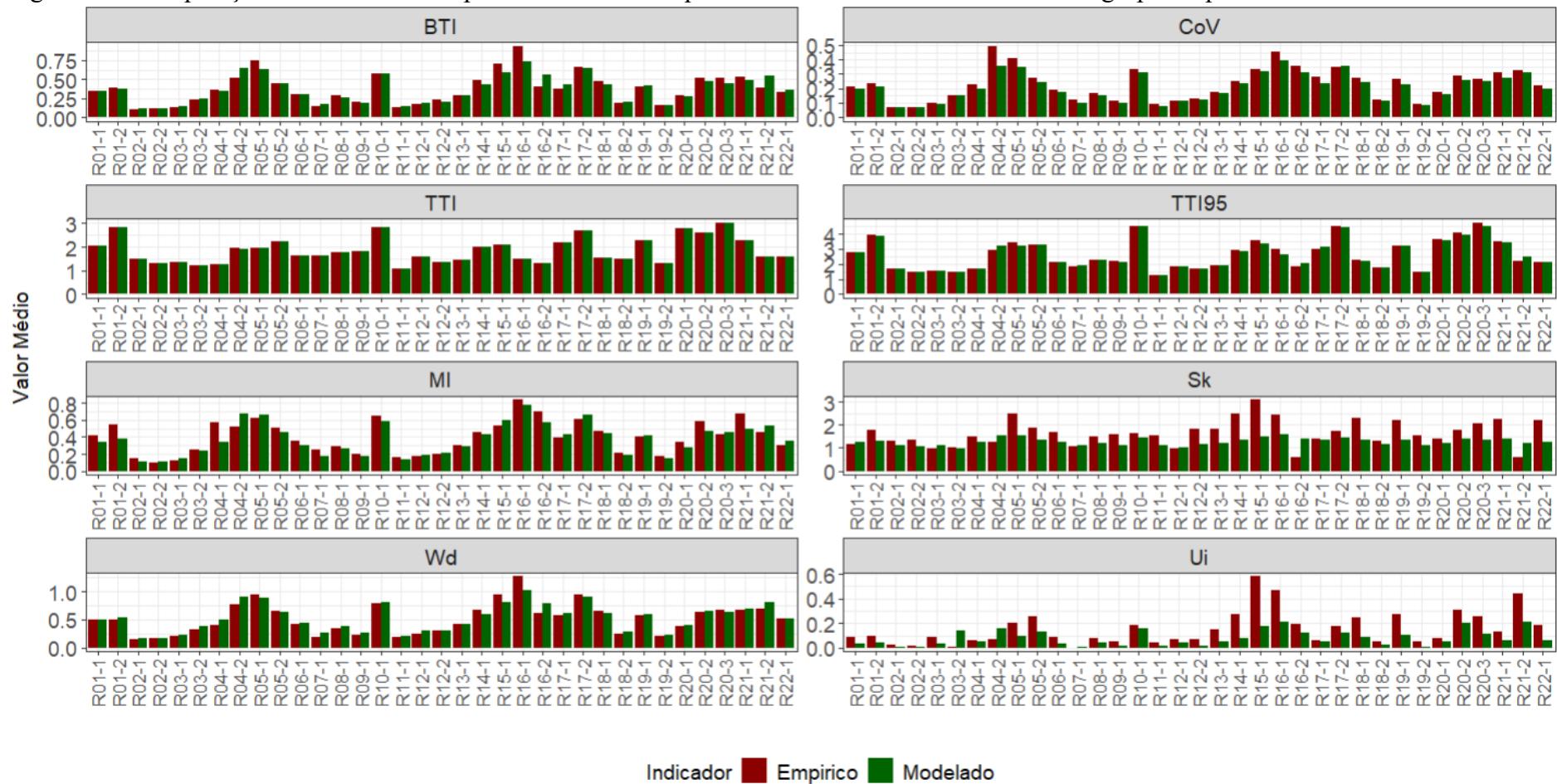
Fonte: Elaborado pelo autor.

A discrepância nos valores de Sk e UI, independentemente do intervalo horário, é notável. Essa diferença pode ser explicada por propriedades estatísticas intrínsecas a essas métricas. O Sk, por depender diretamente dos percentis 10, 50 e 90, é particularmente sensível à presença de *outliers* e a variações nas caudas das distribuições. Pequenas alterações nos percentis extremos resultam em grandes oscilações no valor do Sk, sobretudo quando há baixa densidade de observações nesses limites.

Esse comportamento instável é intensificado no UI, que, além de derivar diretamente do Sk, aplica uma função logarítmica quando o Sk ultrapassa o valor 1, e normaliza o resultado pela distância percorrida. A utilização do logaritmo amplifica desvios relativamente pequenos em Sk, resultando em erros consideráveis na estimativa do UI. Adicionalmente, a normalização pela distância torna o indicador ainda mais sensível em trechos curtos, nos quais variações absolutas mínimas podem implicar diferenças relativas significativas. Essas características podem ajudar a explicar a menor acurácia observada nos modelos teóricos para essas duas métricas, sobretudo em rotas com características geométricas diferenciadas, tráfego irregular ou ocorrência de ruídos nos sensores de medição.

Ao avaliar os indicadores por rota, observou-se maior variabilidade nos valores de Sk e UI, sobretudo nas rotas R03-2 (Av. Pres. Costa e Silva – LO), R05-1 (Av. Silas Munguba – LO), R14-1 (Av. Godofredo Maciel – NS), R15-1 (Av. Godofredo Maciel – SN), R16-1 (Av. Raul Barbosa – NS) e R21-2 (Av. Eng. Santana Júnior – SN). Destaca-se que três dessas rotas (R14-1, R16-1 e R21-2) apresentaram um número elevado de registros *outliers*, o que pode indicar inconsistências na coleta de dados ou refletir características operacionais muito específicas dessas vias. A discrepância observada entre os indicadores pode estar associada a padrões de tráfego atípicos, geometrias viárias complexas, interferências externas ou falhas pontuais nos sensores de medição. A figura 41 ilustra essa variabilidade dos indicadores por rota.

Figura 41 - Comparação dos resultados empíricos x modelados para cada indicador de confiabilidade agrupados para cada rota.



Fonte: Elaborado pelo autor.

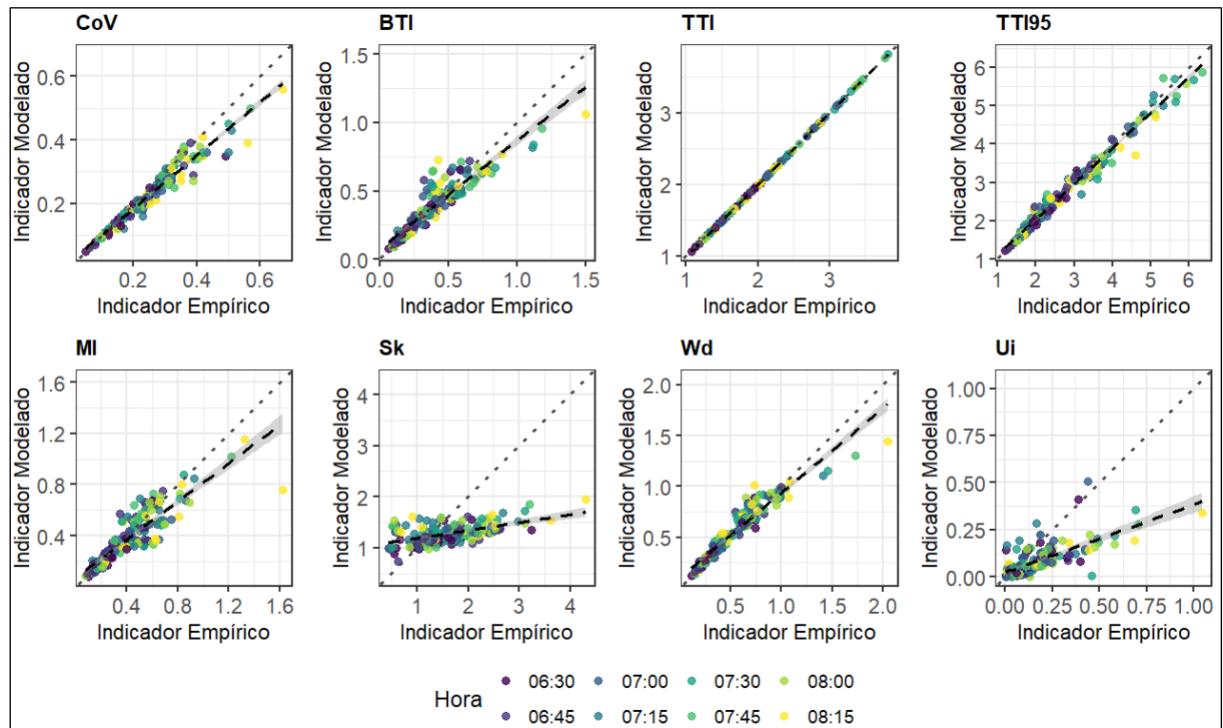
Nas rotas R03-2 e R15-1, dos oito intervalos horários analisados, apenas em um foi possível observar aderência entre os dados empíricos e os modelados. Esse comportamento já sinaliza uma dificuldade intrínseca na modelagem estatística em contextos como os dessas rotas, possivelmente por apresentarem variabilidade elevada nos padrões de tráfego.

A rota R16-1, por sua vez, apesar de apresentar boa aderência entre os dados empíricos e modelados na maior parte dos intervalos, percorre um trecho de 2,8 km com características bastante heterogêneas. O trajeto inicia-se em uma via expressa, passa por um viaduto com múltiplas interferências, segue por um trecho com diversas entradas e saídas de veículos e, por fim, desemboca na Av. Alberto Craveiro, uma via larga com quatro faixas de circulação. Ao longo do percurso, existem dois semáforos. Essa composição híbrida, com trechos de perfil rodoviário e urbano, pode contribuir para a elevada variabilidade dos dados e para a alta taxa de *outliers* observada, dificultando a estabilidade dos modelos estatísticos aplicados.

Já a rota R21-2, com apenas 1,5 km de extensão, já se apresenta como um caso desafiador para a modelagem do indicador UI, dada a curta distância envolvida. Essa rota apresentou a maior variabilidade na seleção das distribuições ajustadas ao longo do período de estudo, com aderência alternada entre os modelos Gamma, Normal e Weibull. Em intervalos nos quais as distribuições Normal e Weibull foram selecionadas, os valores de Sk foram iguais ou inferiores a 1. Nesses casos, o cálculo do UI considerou apenas o valor de Wd em função da distância, o que resultou em valores significativamente menores dos dados modelados quando comparados aos dados empíricos. O trecho possui três faixas de tráfego por sentido e apresenta uma densidade semafórica de 1,2 sem/km, aspectos que, combinados à ausência de uma distribuição estatística dominante, podem ajudar a explicar a instabilidade observada nos indicadores.

Para melhor visualização, a figura 42 apresenta os oito indicadores analisados por meio de gráficos de dispersão, comparando os valores empíricos e modelados em cada um dos intervalos horários. Observa-se, de forma consistente, uma maior distorção nos indicadores Sk e UI, independentemente da hora avaliada. Em contrapartida, o indicador TTI apresentou forte aderência entre os dados empíricos e os modelados. Isso pode ser explicado pelo fato de que tanto o cálculo do P50 (percentil 50), quanto da média, apresentarem baixa sensibilidade ao tipo de distribuição adotada, resultando em erros reduzidos. Vale lembrar que o TTI expressa a razão entre o tempo médio de viagem e o tempo médio de viagem em fluxo livre, sendo, portanto, menos suscetível às variações extremas do conjunto de dados.

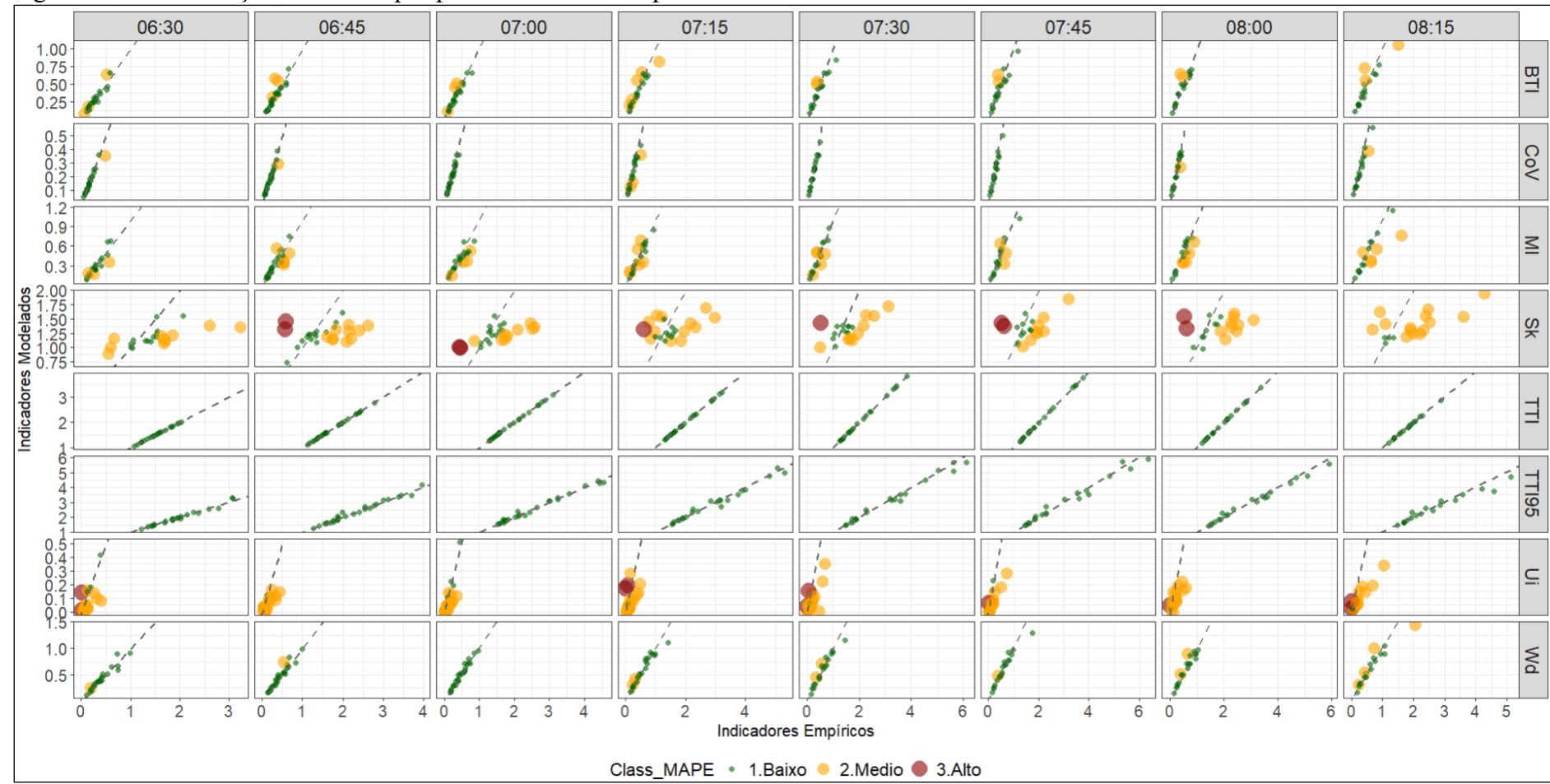
Figura 42 - Gráficos de dispersão dados empíricos x dados modelados para cada indicador de confiabilidade nos intervalos de 15 minutos.



Fonte: Elaborado pelo autor.

A acurácia das métricas foi avaliada pelo Erro Percentual Absoluto Médio (MAPE), comparando os dados observados com as estimativas das distribuições teóricas ajustadas. Esta análise restringiu-se às 177 combinações entre rota e período (amostras) que apresentaram aderência estatística a pelo menos uma distribuição. A figura 43 detalha os resultados do MAPE, segmentados por indicador e período de análise. As 103 amostras restantes, sem aderência estatística, foram excluídas desta avaliação, adotando-se para elas o uso direto dos dados empíricos.

Figura 43 - Classificação do MAPE por período de análise e por indicador.



Fonte: Elaborado pelo autor.

A análise dos resultados apresentados na Figura 54 confirma que os indicadores Sk e UI concentram os maiores valores de MAPE entre todos os analisados, evidenciando uma discrepância sistemática entre os valores empíricos e os estimados por modelos teóricos. Esse comportamento é consistente ao longo dos diferentes períodos de análise, indicando uma menor acurácia desses indicadores frente às variações nas condições amostrais e estruturais dos dados.

Com o objetivo de quantificar de forma mais precisa essa tendência, os valores médios de MAPE foram agregados em duas perspectivas complementares: por período de análise (tabela 16), considerando o conjunto de todas as rotas, e por rota (tabela 17), considerando a média de todos os períodos. Essa abordagem permite uma leitura mais ampla da magnitude dos erros, facilitando a identificação de padrões temporais e espaciais que influenciam a acurácia dos ajustes.

Tabela 16 - Valores médios do Erro Percentual Absoluto Médio (MAPE) por período de análise (todas as rotas agregadas).

Hora	CoV	BTI	TTI	TTI95	MI	Sk	Wd	UI
06:30	6%	13%	0%	3%	13%	28%	12%	181%
06:45	7%	12%	0%	3%	19%	31%	9%	52%
07:00	6%	13%	0%	3%	16%	29%	8%	48%
07:15	8%	15%	0%	4%	18%	33%	11%	128%
07:30	6%	13%	0%	4%	15%	34%	10%	79%
07:45	8%	16%	0%	5%	16%	35%	11%	56%
08:00	9%	14%	0%	4%	15%	39%	11%	69%
08:15	12%	16%	0%	5%	18%	37%	15%	74%
Média	8%	14,0%	0%	4%	16%	33%	11%	86%

Fonte: Elaborado pelo autor.

Tabela 17 - Valores médios do Erro Percentual Absoluto Médio (MAPE) por rota (todos os períodos de análise agregados)

Rota	CoV	BTI	TTI	TTI95	MI	Sk	Wd	UI
R01-1	6%	7%	0%	2%	17%	25%	5%	42%
R01-2	12%	11%	0%	3%	3%	25%	10%	47%
R02-1	2%	18%	0%	1%	20%	18%	95%	82%
R02-2	0%	4%	0%	1%	8%	17%	4%	109%
R03-1	7%	19%	0%	2%	18%	25%	11%	59%
R03-2	0%	4%	0%	1%	4%	5%	15%	2740%

Rota	CoV	BTI	TTI	TTI95	MI	Sk	Wd	UI
R04-1	15%	14%	0%	4%	40%	16%	26%	84%
R04-2	28%	26%	1%	8%	30%	27%	17%	798%
R05-1	15%	15%	0%	7%	6%	38%	5%	54%
R05-2	9%	4%	0%	1%	12%	25%	5%	45%
R06-1	6%	6%	0%	1%	17%	26%	10%	54%
R07-1	17%	29%	0%	3%	32%	8%	37%	267%
R08-1	10%	19%	0%	4%	13%	16%	12%	37%
R09-1	8%	10%	0%	2%	8%	28%	13%	64%
R10-1	7%	10%	0%	4%	18%	23%	5%	73%
R11-1	11%	12%	0%	1%	18%	25%	13%	62%
R12-1	2%	15%	0%	2%	10%	9%	17%	66%
R12-2	3%	11%	0%	2%	12%	36%	10%	74%
R13-1	4%	3%	0%	1%	9%	32%	3%	63%
R14-1	7%	12%	0%	4%	5%	43%	10%	67%
R15-1	3%	16%	0%	7%	11%	52%	15%	70%
R16-1	11%	19%	1%	10%	14%	40%	17%	46%
R16-2	11%	43%	0%	11%	23%	138%	29%	45%
R17-1	12%	13%	0%	4%	16%	17%	7%	98%
R17-2	1%	9%	0%	4%	10%	16%	4%	34%
R18-1	11%	7%	0%	3%	8%	40%	4%	62%
R18-2	6%	10%	0%	2%	12%	15%	14%	50%
R19-1	13%	5%	0%	1%	4%	38%	2%	61%
R19-2	5%	8%	0%	1%	17%	27%	10%	70%
R20-1	8%	5%	0%	1%	13%	14%	8%	47%
R20-2	11%	15%	0%	5%	20%	25%	9%	54%
R20-3	7%	17%	0%	6%	12%	29%	11%	60%
R21-1	12%	7%	0%	3%	26%	35%	4%	55%
R21-2	4%	44%	0%	12%	25%	106%	17%	57%
R22-1	9%	9%	0%	2%	20%	42%	2%	69%

Fonte: Elaborado pelo autor.

Conforme exposto nas Tabelas 9 e 10, os indicadores Sk e UI apresentam os maiores valores médios de MAPE, tanto na análise por período quanto por rota. Este resultado evidencia a dificuldade dos modelos teóricos em capturar a complexidade desses indicadores, cuja

variabilidade é acentuada por tráfego heterogêneo e *outliers*. Notavelmente, os erros elevam-se no intervalo pós-pico (08h00-08h30), refletindo o impacto da instabilidade do tráfego e da maior volatilidade dos dados nesse período.

Essa tendência atribui-se à alta sensibilidade de ambos os indicadores a flutuações extremas. O UI, em particular, amplifica discrepâncias ao aplicar uma função logarítmica ao Skew, o que explica os erros expressivos em rotas como R03-2, R04-2, R15-1 e R21-2, onde fatores como geometria e interferências externas comprometem o ajuste estatístico.

Por outro lado, indicadores tradicionais como o TTI, embora apresentem erros consistentemente baixos, são incapazes de captar a dispersão dos dados por se basearem em medidas de tendência central. Nesse contexto, o indicador BTI demonstra sua relevância ao integrar medidas centrais e de extremos (P95 e tempo médio), fornecendo uma avaliação mais completa da confiabilidade da viagem.

Estes achados demandam critérios mais rigorosos na seleção de indicadores de TTR, especialmente os baseados em distribuições teóricas. O uso de métricas muito ou muito pouco sensíveis a *outliers* pode distorcer análises e comprometer decisões de planejamento. Recomenda-se, portanto, uma abordagem integrada que combine diferentes tipos de indicadores. A próxima seção avança para uma análise de correlação entre os indicadores, buscando identificar relações que enriqueçam a compreensão do desempenho do sistema.

4.4.2 Análise de correlação e seleção do indicador de confiabilidade

Com o intuito de aprofundar a compreensão das inter-relações entre os indicadores de confiabilidade analisados ao longo deste estudo, esta seção apresenta uma análise das correlações observadas entre as oito métricas de confiabilidade e a velocidade média. A investigação foi conduzida tanto de forma agregada quanto segmentada por faixas horárias, permitindo captar possíveis variações comportamentais ao longo do período de estudo. A figura 44 apresenta os coeficientes de correlação entre os indicadores de forma global.

Figura 44 - Correlação entre os indicadores de confiabilidade.

		Vel						
		MI			-0.22			
		Ui		0.56		-0.18		
		Wd		0.63		0.78		-0.25
		Sk		0.43		0.84		-0.19
		TTI95		0.26		0.39		-0.75
		TTI		0.93		0.07		-0.82
		CoV		0.28		0.53		-0.12
BTI		0.82	0.39	0.69	0.54	0.94	0.68	0.84

Fonte: Elaborado pelo autor.

Entre os indicadores avaliados, destaca-se o BTI, que apresentou forte correlação positiva com três outros indicadores: Wd (0,94), MI (0,84) e CoV (0,82). Esses resultados são coerentes com a lógica matemática do BTI, que é sensível à diferença entre o percentil 95 e a média dos tempos de viagem. A elevada correlação entre BTI e Wd se explica pelo fato de ambos refletirem os extremos da distribuição dos tempos de viagem: o BTI foca nos atrasos mais severos, enquanto o Wd capta a amplitude e assimetria entre percentis. Assim, em contextos com janelas de variação amplas (indicando maior incerteza), o tempo adicional requerido para garantir pontualidade tende a aumentar proporcionalmente.

A forte correlação entre BTI e MI também é esperada, dado que ambos refletem a distância entre o desempenho médio e os cenários de pior caso. O MI utiliza os 20% piores tempos de viagem para estimar a confiabilidade, enquanto o BTI se ancora no P95. A convergência entre essas abordagens explica a similaridade de comportamento entre os dois indicadores. Já a associação elevada com o CoV reforça a natureza estatística do BTI como uma medida de variabilidade. Como o CoV expressa a variabilidade relativa dos tempos de viagem, ambientes com maior dispersão (em termos proporcionais) naturalmente exigem maiores buffers para assegurar a confiabilidade.

Outros indicadores apresentaram correlações moderadas com o BTI. O TTI₉₅ (0,69), por exemplo, reflete diretamente o valor do percentil 95 em relação ao fluxo livre, o que

justifica sua associação. O Ui (0,68), que mede a imprevisibilidade operacional, também apresentou correlação positiva considerável, reforçando que o BTI é sensível não apenas a variações estruturais ou sazonais, mas também a flutuações não sistemáticas, alinhando-se a contextos operacionais mais instáveis.

A correlação entre o Sk (0,54) e o BTI indica que a assimetria na distribuição dos tempos de viagem influencia diretamente a necessidade de tempo adicional para garantir a pontualidade. O Sk , ao considerar a razão entre a diferença dos percentis superiores e inferiores, capta o quanto os atrasos são mais frequentes ou severos do que as antecipações. Assim, quando a distribuição apresenta assimetria à direita, com maior concentração de atrasos extremos, o valor de Sk aumenta, elevando o BTI em resposta a esses extremos.

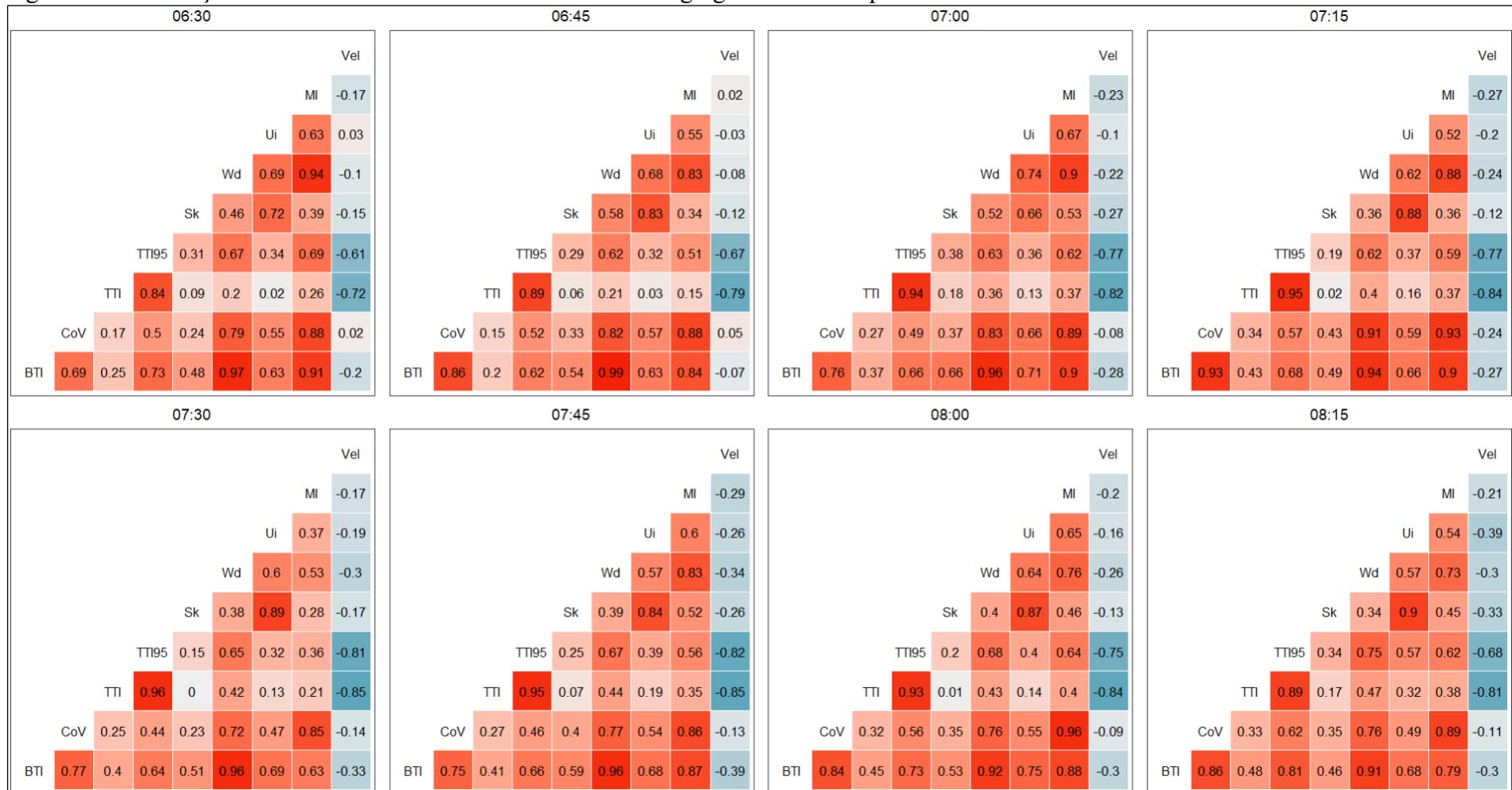
Em contrapartida, a correlação entre BTI e TTI (0,39) é apenas moderada, o que reforça que o BTI não foca na média dos tempos de viagem, mas sim na cauda a direita. O TTI mede basicamente a eficiência geral em relação ao tempo de fluxo livre, enquanto o BTI foca nos eventos de pior caso.

A velocidade média apresentou correlação negativa com o BTI (-0,29), indicando que menores velocidades estão associadas a maior imprevisibilidade e, consequentemente, maior necessidade de margem temporal. Isso é compatível com o entendimento de que vias mais lentas tendem a estar associadas a condições operacionais instáveis, como congestionamentos e flutuações imprevistas no fluxo.

Além do BTI, a análise revelou relações relevantes entre os demais indicadores. A correlação extremamente alta entre TTI e TTI_{95} (0,93) evidencia que ambos estão fortemente coligados, o que era esperado, já que se baseiam no tempo médio de fluxo livre. Tal colinearidade sugere que seu uso conjunto em modelos preditivos deve ser feito com cautela para evitar redundância. A velocidade média também apresentou fortes correlações negativas com TTI (-0,82) e TTI_{95} (-0,75), reiterando que velocidades operacionais mais baixas se traduzem não apenas em maiores tempos médios de viagem, mas também em valores superiores dos percentis, indicando deterioração da confiabilidade.

Por fim, a quase inexistência de correlação entre Sk e TTI (0,07) reforça que a assimetria dos tempos de viagem não afeta diretamente a média dos deslocamentos, mas está associada aos valores extremos e ao comportamento das caudas da distribuição. O TTI, por se basear na média dos tempos em relação ao fluxo livre, é pouco sensível a variações assimétricas pontuais.

Figura 45 - Correlação entre os indicadores de confiabilidade desagregados em cada período de análise.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Dando continuidade à análise, a figura 45 apresenta os coeficientes de correlação entre o BTI e os demais indicadores de confiabilidade desagregados por faixas horárias de 15 minutos. De modo geral, os padrões observados reforçam as tendências identificadas na análise agregada, mas também revelam informações importantes que merecem destaque.

Destaca-se, em primeiro lugar, a elevada consistência na correlação entre o BTI e o indicador Wd, com valores sistematicamente superiores a 0,90 e próximos a 0,99 em diversos intervalos. Essa estabilidade evidencia a forte associação entre a amplitude da distribuição dos tempos de viagem e a necessidade de acréscimo temporal para assegurar a pontualidade, independentemente da faixa horária analisada.

O MI também mantém correlações significativamente elevadas com o BTI (entre 0,78 e 0,91), confirmando sua sensibilidade à variabilidade nos piores desempenhos. A leve redução nas correlações nos intervalos finais do pico pode refletir uma maior confiabilidade à medida que a demanda se estabiliza. O CoV demonstra igualmente forte aderência ao BTI, sobretudo entre 07h15 e 08h15, quando os coeficientes ultrapassam 0,85 de forma recorrente. Esse comportamento sugere que, durante o ápice do congestionamento, a dispersão relativa dos tempos de viagem torna-se um fator ainda mais crítico na determinação da confiabilidade.

Em contraste, o TTI apresenta correlações apenas moderadas (entre 0,20 e 0,48), reiterando sua limitada capacidade de refletir a incerteza operacional, papel central do BTI. Já o TTI₉₅, ao incorporar percentis superiores, exibe correlações mais consistentes com o BTI, alcançando 0,81 em horários críticos, como às 08h15.

O indicador Sk, associado à assimetria da distribuição dos tempos de viagem, mostra correlações variáveis com o BTI (de 0,45 a 0,65). Os picos de correlação, como observado às 07h00, podem sinalizar momentos de forte prevalência de atrasos extremos em relação a adiantamentos, o que afeta diretamente a elevação do BTI. Já o Ui mantém correlações estáveis e positivas com o BTI ao longo de toda a janela temporal, geralmente entre 0,62 e 0,75. Esse padrão reforça o entendimento de que ambientes operacionais menos previsíveis exigem maiores acréscimos de tempo em relação ao tempo médio.

Por fim, a velocidade média permanece negativamente correlacionada com o BTI em todos os períodos, com valores que variam de -0,06 a -0,38. As correlações mais intensas coincidem com os momentos de maior lentidão no tráfego, indicando que a redução na velocidade está fortemente associada à elevação da variabilidade e, portanto, à perda de confiabilidade.

Em síntese, a análise desagregada reforça as conclusões obtidas no panorama agregado, ao passo que evidencia importantes variações ao longo do tempo. A constância das

elevadas correlações entre o BTI e indicadores como Wd, MI, TTI₉₅ e CoV sugere sobreposição conceitual e estatística, apontando para uma possível redundância na inclusão simultânea desses indicadores na análise de TTR.

Com base nos resultados apresentados, observa-se que o BTI se destaca como um indicador particularmente sensível à variabilidade dos tempos de viagem, apresentando fortes correlações com métricas que capturam dispersão, assimetria e imprevisibilidade, como Wd, MI e CoV. Em contrapartida, sua correlação mais modesta com indicadores baseados na média, como o TTI, evidencia sua capacidade de detectar e indicar condições de pior confiabilidade, mais do que o desempenho médio da via.

Dessa forma, para os objetivos desta pesquisa, voltados à caracterização da confiabilidade do tempo de viagem, o BTI se mostra a métrica mais apropriada. No entanto, considera-se pertinente a inclusão do TTI como complemento analítico, uma vez que sua natureza baseada na média permite aferir a eficiência operacional da via. Assim, a utilização conjunta de BTI e TTI permitirá uma análise mais abrangente, contemplando tanto a dimensão da confiabilidade quanto o nível de serviço, aspectos fundamentais para caracterização da qualidade do sistema viário.

4.4.3 *Classificação da Confiabilidade do Tempo de Viagem*

O objetivo desta seção é classificar a TTR em Fortaleza. A construção desta abordagem parte da análise espacial dos dois indicadores selecionados, o BTI e o TTI, que oferecem visões complementares do desempenho viário.

Primeiramente, a figura 46 apresenta o *Buffer Time Index* (BTI), que mapeia a variabilidade das viagens. Nela, identificam-se as rotas que exigem maior "folga" de tempo do motorista, ou seja, onde os deslocamentos são menos previsíveis. Por outro lado, a figura 47 exibe o *Travel Time Index* (TTI), o indicador da eficiência que espacializa os pontos de maior congestionamento médio.

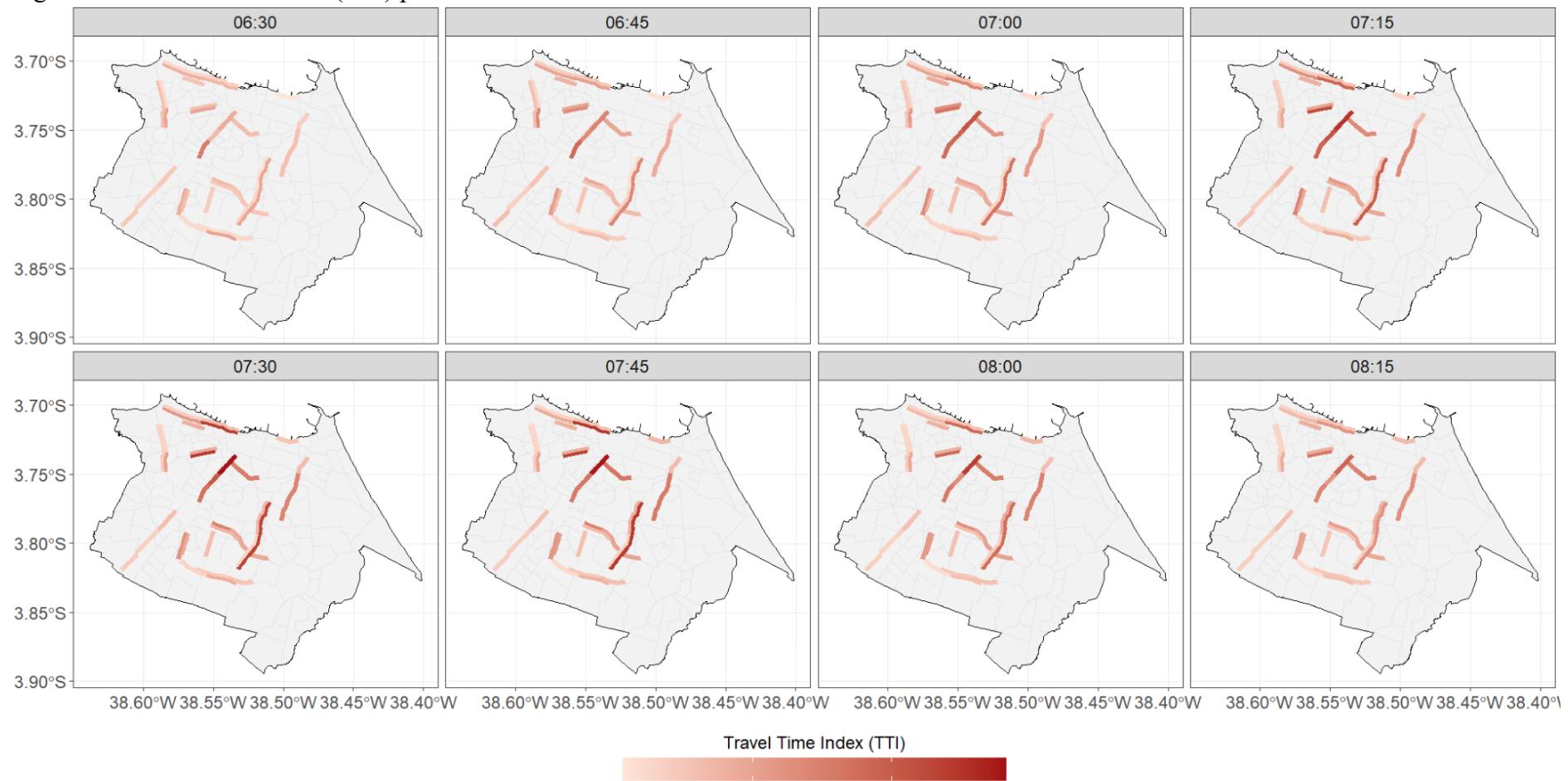
A observação conjunta dos dois mapas torna evidente que as dimensões de previsibilidade e congestionamento não são as mesmas. Uma rota pode ser consistentemente congestionada (TTI alto) mas previsível (BTI baixo), ou vice-versa. Para formalizar e quantificar a análise dessa complementaridade, propõe-se a seguir uma classificação baseada em uma matriz 2x2.

Figura 46 - Buffer Time Index (BTI) por via e horário.



Fonte: Elaborado pelo autor.

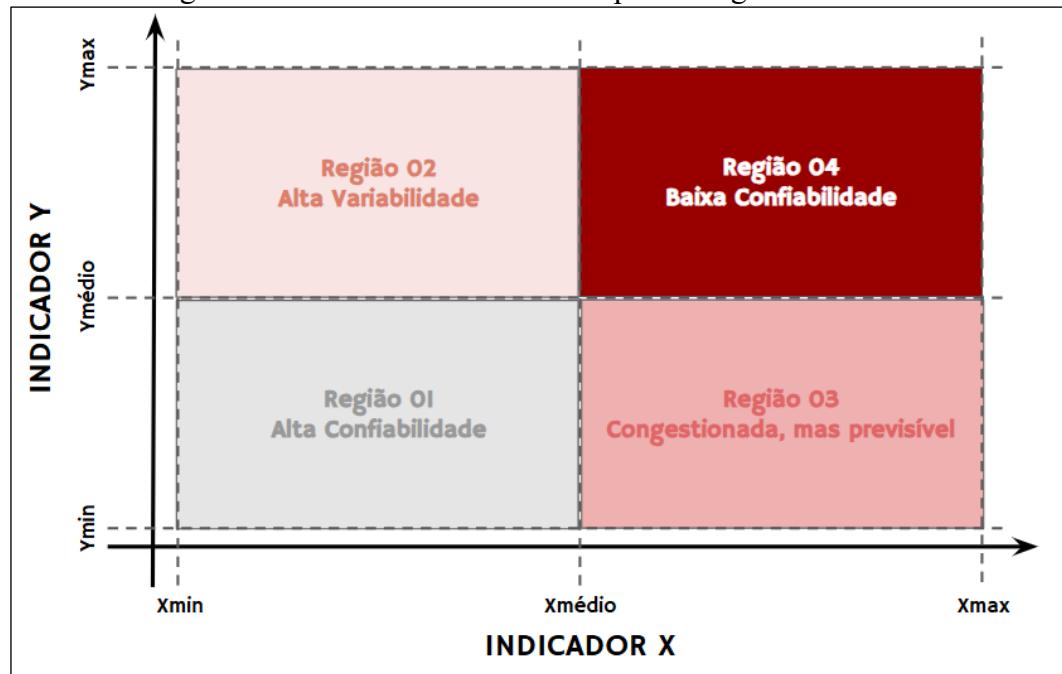
Figura 47 - *Travel Time Index (TTI)* por via e horário.



Fonte: Elaborado pelo autor.

A proposta da matriz é classificar cada observação de rota por faixa horária em uma região de confiabilidade. Ao plotar cada par de indicadores como um ponto com coordenadas (TTI, BTI), a matriz permite diagnosticar o perfil operacional de cada trecho. A figura 48 ilustra o conceito genérico deste modelo.

Figura 48 - Matriz genérica de confiabilidade do tempo de viagem.



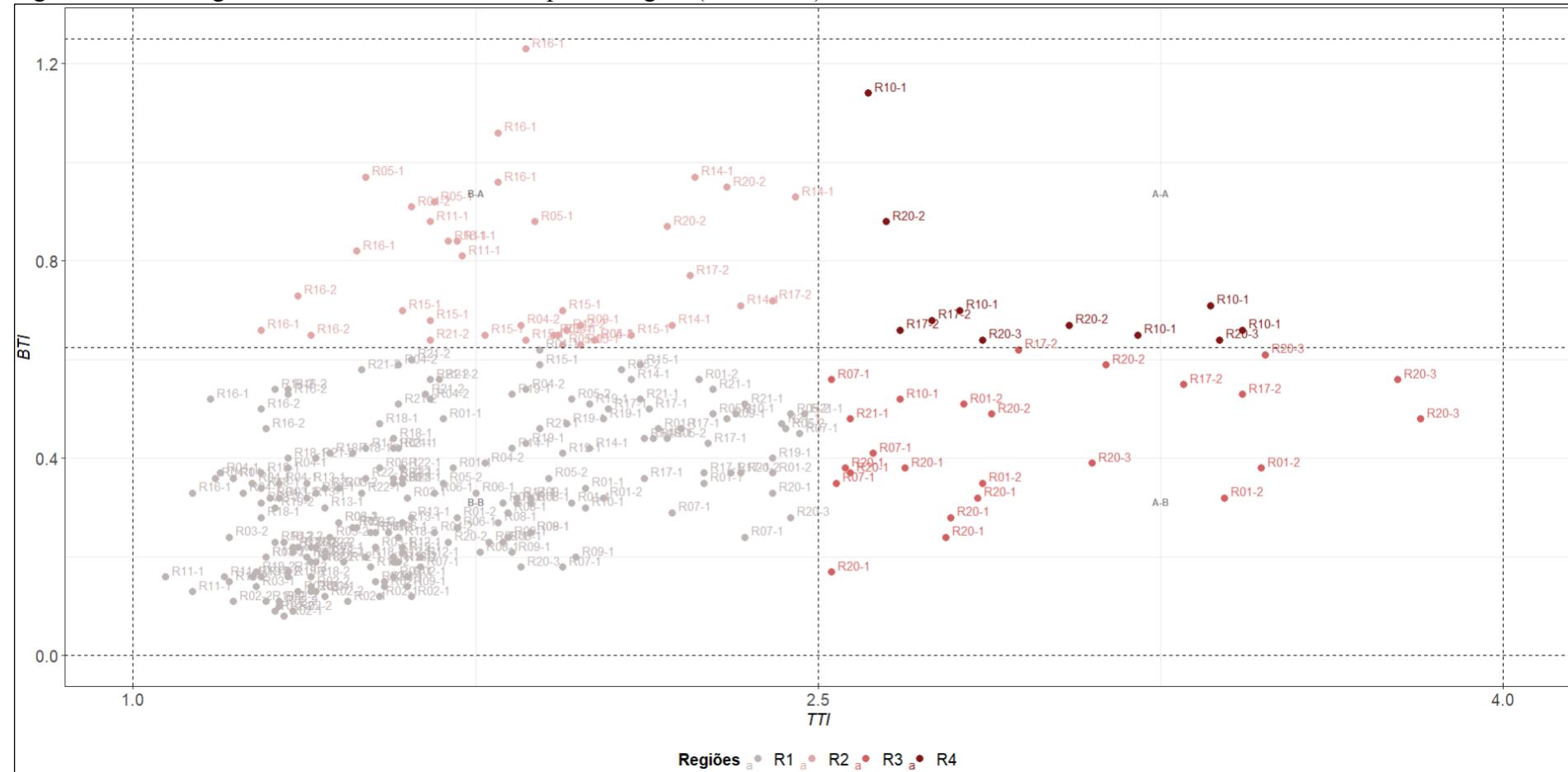
Fonte: Elaborado pelo autor.

As quatro regiões da matriz de confiabilidade são definidas da seguinte forma:

- Região 01 (Alta Confiabilidade): BTI baixo e TTI baixo. Vias com bom desempenho e alta previsibilidade.
- Região 02 (Alta Variabilidade): BTI alto e TTI baixo. Vias pouco congestionadas, mas com tempos de viagem imprevisíveis.
- Região 03 (Congestionada, mas previsível): BTI baixo e TTI alto. Vias com congestionamento consistente, porém estável.
- Região 04 (Baixa Confiabilidade): BTI alto e TTI alto. Vias congestionadas e imprevisíveis, representando os casos mais críticos.

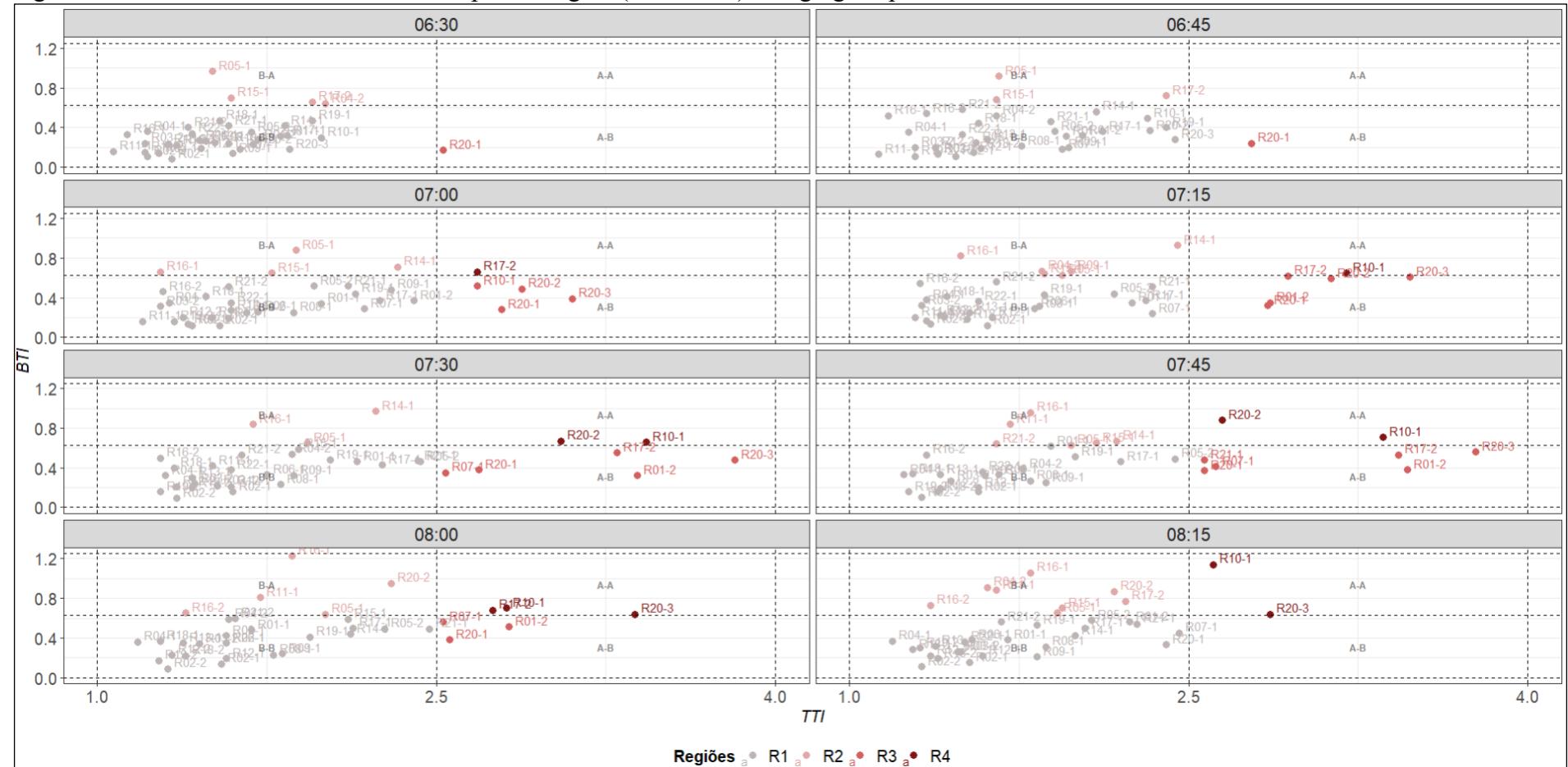
A aplicação dessa matriz de classificação revela um panorama da confiabilidade viária em Fortaleza. A figura 49 apresenta a matriz de forma agregada, mostrando a distribuição geral das observações, enquanto a figura 50 detalha esses resultados por faixa horária, evidenciando a dinâmica do tráfego ao longo do dia.

Figura 49 - Matriz global de confiabilidade do tempo de viagem (BTI x TTI).



Fonte: Elaborado pelo autor.

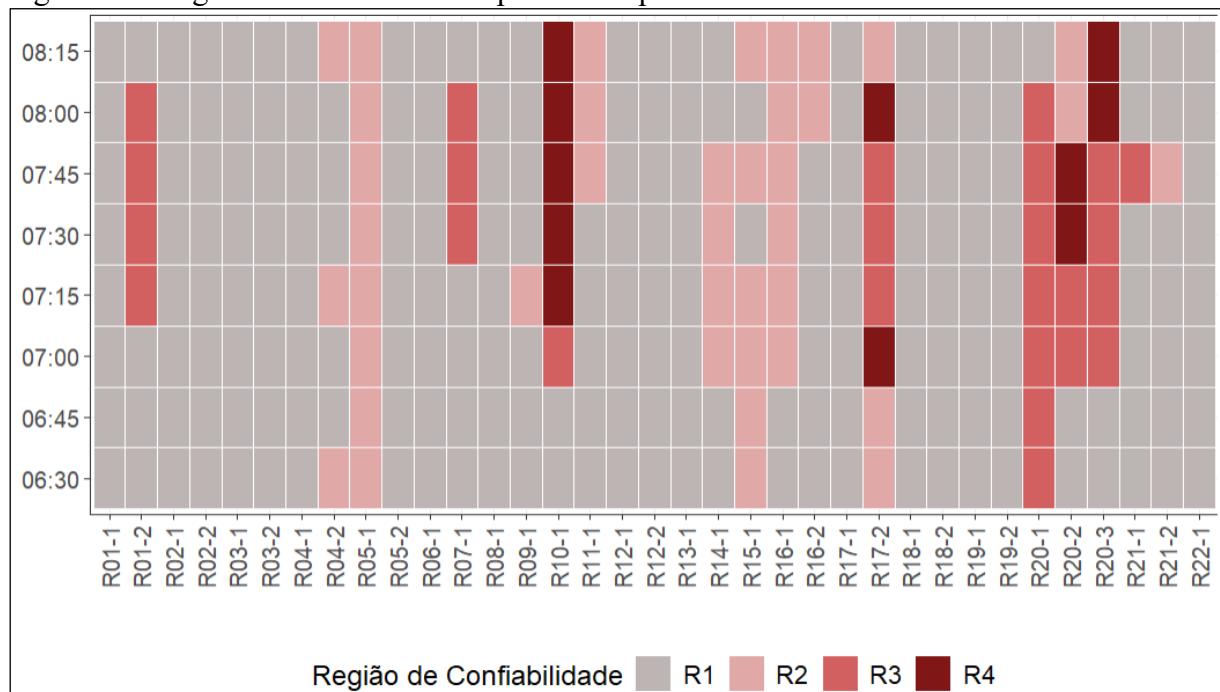
Figura 50 - Matriz de confiabilidade do tempo de viagem (BTI x TTI) desagregada por horário.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Na análise geral, o BTI apresentou valores entre 0 e 1,2, com o ponto de corte entre valores baixos e altos estabelecido em 0,6 (60%). O TTI, por sua vez, variou de 1 a 4, sendo considerado alto quando superior a 2,5. Os resultados quantitativos indicam que a maior parte das observações (205 trechos) se enquadra na Região 01 (Alta Confiabilidade). Outros 39 trechos foram enquadrados na Região 02, 25 na Região 03 e 11 na Região 04. A figura 51 ilustra a distribuição dessas regiões de confiabilidade por rota e faixa horária, sendo complementada pela figura 52, que apresenta os mesmos resultados de forma espacial.

Figura 51 - Regiões de confiabilidade por Rota e período de análise.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Dentre os trechos classificados na Região 04 (baixa confiabilidade), a rota R10-1 (Av. Bezerra de Menezes – OL) destacou-se por ser enquadrada nesta categoria em cinco intervalos consecutivos de 15 minutos. Essa via representa uma importante entrada da cidade pela região oeste, com intenso fluxo de veículos e forte presença de comércio e instituições de ensino. A análise considerou apenas as duas faixas de tráfego misto, excluindo o corredor exclusivo de BRT. Um comportamento análogo foi observado nas rotas R17-2 (Av. Raul Barbosa – SN), R20-2 (Av. João Pessoa – SN) e R20-3 (Av. Universidade – SN), que também exibiram características típicas das Regiões 04 e 03. A R17-2 está inserida em uma área de confluência de vias estruturais, como as avenidas Carlos Jereissati e Alberto Craveiro, acessando um viaduto sob a BR-116, local de congestionamentos crônicos no pico da manhã. Já as rotas R20-2 e R20-3 integram um corredor de ligação com o centro da cidade, com elevada

presença de polos geradores de viagem e alta densidade de tráfego de veículos, pedestres e transporte coletivo municipal e intermunicipal.

Em contrapartida, algumas rotas foram frequentemente classificadas na Região 03, evidenciando congestionamentos significativos, porém com padrões previsíveis. É o caso da R01-2 (Av. Presidente Castelo Branco – OL), um corredor de acesso à cidade pela região oeste, com duas faixas por sentido e canteiro central, que registra congestionamentos recorrentes no pico da manhã. A R07-1 (Av. Treze de Maio – LO) também se enquadra neste perfil; trata-se de uma via com importante uso comercial e educacional, com gargalos conhecidos nas imediações da Igreja de Fátima, do Instituto Federal do Ceará e do shopping Benfica. A rota R20-1 (Av. João Pessoa – SN), por sua vez, opera com elevados volumes de tráfego em horários de pico, mas com relativa estabilidade em seus tempos de viagem.

Já as rotas R05-1 (Av. Silas Munguba – LO), R14-1 (Av. Godofredo Maciel – NS), R15-1 (Av. Godofredo Maciel – SN) e R16-1 (Av. Raul Barbosa – NS) foram recorrentemente classificadas na Região 02, caracterizada por vias com menor nível de congestionamento, mas com alta variabilidade. Essas rotas localizam-se em áreas mais periféricas, e é relevante notar que foram as mesmas vias que apresentaram grande quantidade de outliers na etapa exploratória.

A R05-1, por exemplo, é a via de maior extensão entre as analisadas (4,1 km), fator que por si só contribui para uma maior dispersão nos tempos de viagem. Seu trajeto inclui diversos semáforos de três estágios e pontos de afunilamento. A R16-1 apresenta um trecho de 2,8 km com perfil híbrido: inicia-se como via expressa, atravessa um viaduto com múltiplas interferências e finaliza em uma avenida larga com quatro faixas e dois semáforos, o que aumenta a heterogeneidade e a imprevisibilidade dos deslocamentos. As rotas R14-1 e R15-1, ambas na Av. Godofredo Maciel, são importantes ligações entre bairros da região sul e a Parangaba, operando com intenso fluxo de veículos pesados (acesso à CE-060) e alta demanda de transporte coletivo, pois dão acesso ao maior terminal urbano da cidade.

Figura 52 - Regiões de confiabilidade por Rota e período de análise de forma espacial.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Os resultados aqui apresentados evidenciam a complexidade do sistema viário de Fortaleza e a importância de integrar a análise de variabilidade com as avaliações operacionais para uma melhor compreensão da TTR. Essa abordagem permite identificar não apenas onde estão os principais gargalos, mas também quais vias exigem maior atenção no planejamento de deslocamentos urbanos, seja pela imprevisibilidade, pela intensidade dos congestionamentos, ou pela combinação de ambos.

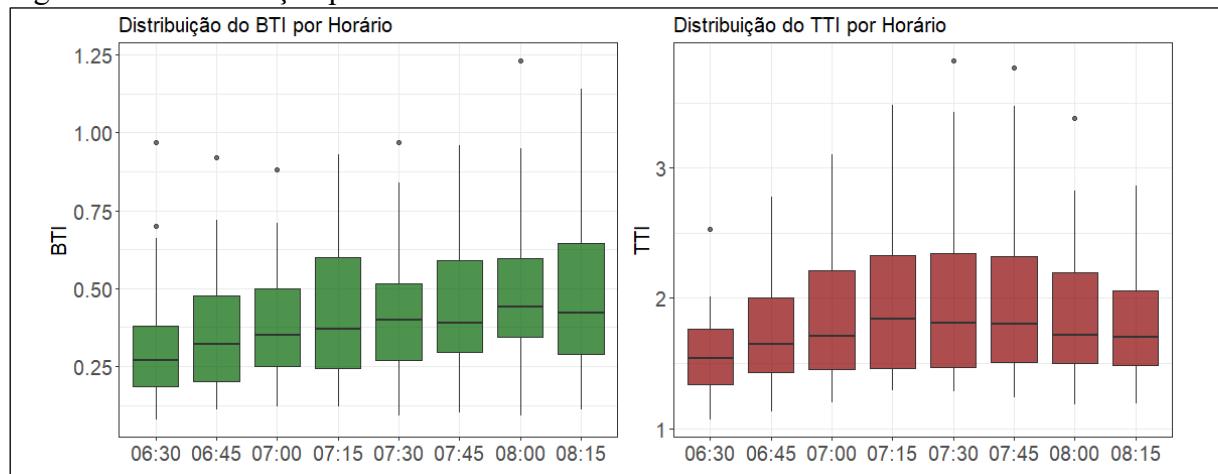
4.5 Relação entre os fatores e a Confiabilidade do tempo de viagem (TTR)

Esta seção tem como objetivo principal quantificar a influência de um conjunto de fatores relacionados à operação, à infraestrutura e ao uso do solo sobre a TTR. Para tanto, serão desenvolvidas modelagem paramétrica e semi-paramétrica tendo como variáveis dependentes os indicadores *Buffer Time Index* (BTI) e *Travel Time Index* (TTI).

4.5.1 Análise Descritiva e de correlação

Primeiramente, foi analisada a distribuição do BTI e TTI por intervalo horário. O resultado, ilustrado na figura 53, revela uma variação no desempenho dos indicadores ao longo do período da manhã.

Figura 53 – Distribuição por hora do BTI e TTI.



Fonte: Elaborado pelo autor.

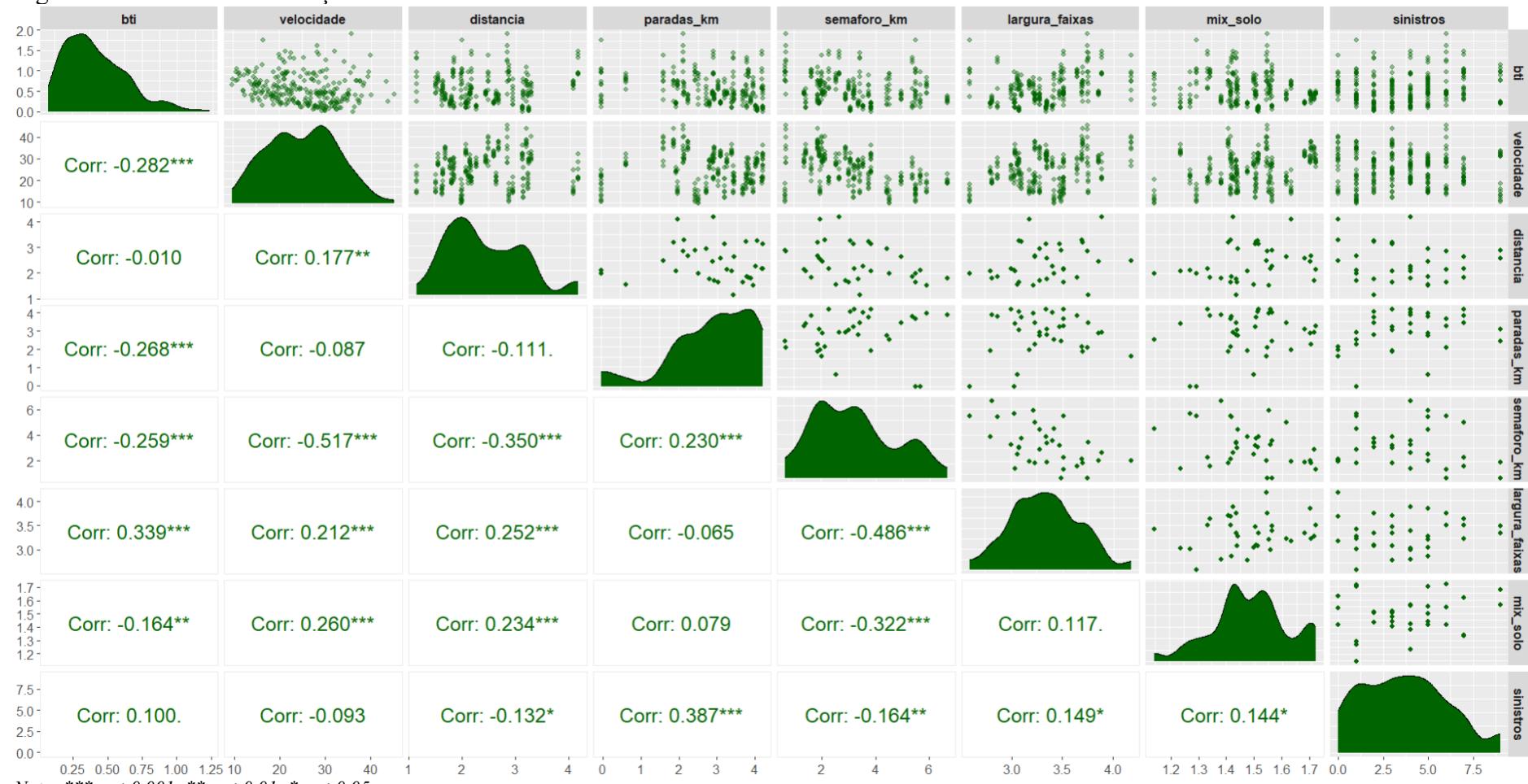
O BTI, que mede a confiabilidade, exibe uma variação ao longo do dia. Seus valores se elevam nos horários de maior demanda, sinalizando que as viagens não apenas se tornam mais demoradas, mas também mais imprevisíveis. O aumento na dispersão dos valores de BTI

sugere que a necessidade de adicionar um tempo extra para garantir a chegada no horário previsto é maior durante os períodos de pico e após o pico. Essa constatação inicial reforça a importância de incluir a variável temporal como um fator preditor nas etapas de modelagem subsequentes.

Para o TTI, observa-se uma tendência de crescimento progressivo a partir das 6h30, com os valores medianos e a dispersão dos dados aumentando de forma consistente até atingirem seu ponto máximo no intervalo entre 7h15 e 7h45. Isso indica uma redução da fluidez do tráfego durante o pico da manhã.

Após essa primeira discussão, a análise de correlação foi empregada para uma avaliação das relações entre as variáveis do estudo. Os coeficientes, apresentados nas figuras 54 e 55, ilustram as correlações de todos os fatores com o BTI e o TTI, respectivamente.

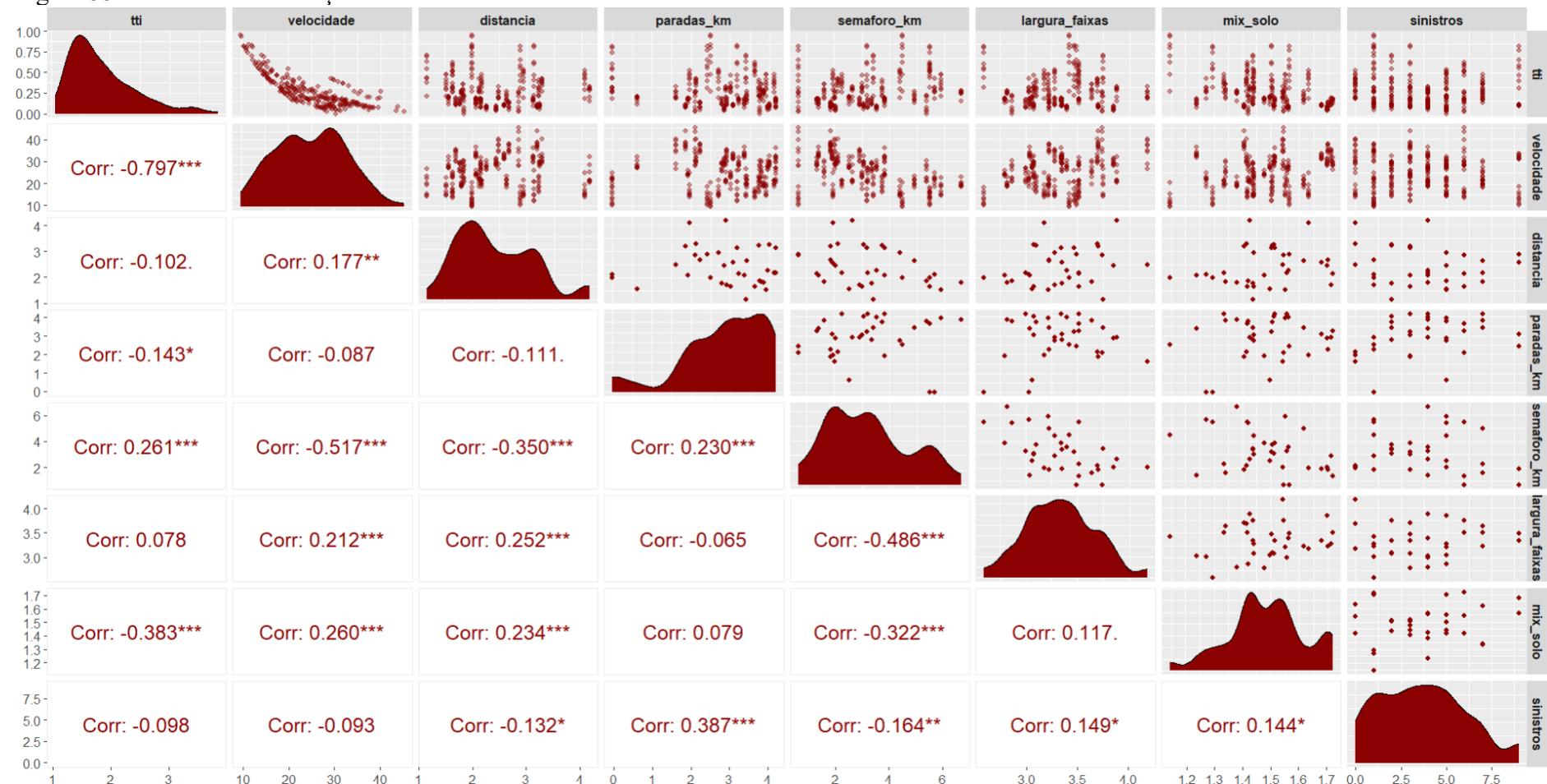
Figura 54 – Matriz de correlação do BTI.



Nota: *** $p < 0,001$; ** $p < 0,01$; * $p < 0,05$

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 55 – Matriz de correlação do TTI.



Nota: *** $p < 0,001$; ** $p < 0,01$; * $p < 0,05$

Fonte: Elaborado pelo autor.

A análise de correlações bivariadas constitui a etapa inicial de investigação dos dados, buscando identificar padrões de interdependência que ajudem a compreender a estrutura sistêmica do ambiente de tráfego em Fortaleza. O objetivo não é observar coeficientes isolados, mas sim levantar hipóteses a partir de possíveis padrões na rede viária, orientando a subsequente interpretação dos modelos múltiplos.

A análise do BTI revela dinâmicas complexas e, por vezes, contraintuitivas. O achado mais intrigante é a correlação positiva entre a largura das faixas e o BTI ($r = 0,34$), indicando que vias com faixas mais largas, geralmente projetadas para maior fluidez, estão associadas a uma menor confiabilidade. Essa aparente contradição levanta a hipótese de que tais corredores podem atrair padrões de demanda mais heterogêneos ou incentivar comportamentos de condução que reduzem a previsibilidade das viagens. Outras variáveis como a velocidade ($r = -0,28$), a densidade de paradas ($r = -0,27$) e a densidade de semáforos ($r = -0,26$) apresentaram correlações negativas de magnitude moderada com o BTI, reforçando a complexidade deste indicador.

Já a análise do TTI mostra que ele está predominantemente ligado à velocidade. De fato, o resultado mais expressivo é a forte correlação negativa entre a velocidade média e o TTI ($r = -0,80$), ilustrando que a eficiência do tempo de viagem está diretamente atrelada à velocidade operacional das vias. Adicionalmente, o mix de uso do solo (mix_solo) apresenta a segunda correlação mais forte com o TTI ($r = -0,38$), sugerindo que corredores inseridos em áreas com maior equilíbrio de usos tendem a proporcionar viagens mais eficientes.

Essa complexidade torna-se ainda mais evidente na análise cruzada entre as próprias variáveis explicativas, que revela como a infraestrutura e a dinâmica urbana se interligam. A forte correlação negativa entre a densidade de semáforos e a velocidade ($r = -0,52$), assim como entre a densidade de semáforos e a largura das faixas ($r = -0,49$), delineia o perfil dos corredores arteriais da cidade: vias com faixas mais largas, menos interrupções e maiores velocidades médias. É neste contexto que a contradição da confiabilidade se manifesta. Ao mesmo tempo, a correlação positiva entre a densidade de paradas de ônibus e o número de sinistros ($r = 0,39$) sugere que trechos com mais infraestrutura de transporte público são, na verdade, indicadores de zonas de alta atividade urbana, cuja complexidade geral do tráfego pode ser o fator latente para o maior risco de ocorrências.

Tendo explorado as principais correlações e levantado hipóteses iniciais, o passo seguinte e fundamental antes da modelagem é verificar se a interdependência entre as variáveis preditoras poderia comprometer a análise de regressão por meio da multicolinearidade. Para essa verificação, utilizou-se o Fator de Inflação da Variância (VIF), cujos resultados são

apresentados na tabela 18.

Tabela 18 – Fator de Inflação da Variância (VIF).

Variável Independente	VIF
#Sinistros	1,37
#Velocidade	1,58
#Distancia	1,25
#Largura_faixas	1,44
#Semaforo_km	2,13
#Paradas_km	1,23
#Mix_Solo	1,27

Fonte: Elaborado pelo autor.

Conforme os resultados, todos os preditores apresentaram valores bem abaixo do limiar crítico de 5, confirmando a ausência de multicolinearidade problemática no conjunto de variáveis. A baixa intercorrelação entre os fatores garante que a influência de cada um poderá ser estimada de forma mais estável nos modelos de regressão. Dessa forma, o conjunto de variáveis selecionado está validado e apto para a etapa de modelagem, onde a influência de cada fator será formalmente testada.

4.5.2 Análise de Regressão: Modelos paramétricos e semi-paramétricos

4.5.2.1 Modelos paramétricos (Modelo Linear)

Para quantificar a influência de cada fator sobre os indicadores BTI e TTI, a análise prosseguiu com uma sequência de modelos de regressão linear. O objetivo desta etapa não é encontrar um modelo preditivo final ou a inferência de causalidade, mas sim explorar de forma inicial como a inclusão de diferentes fatores altera as associações e o poder explicativo dos modelos, tendo a velocidade como variável explicativa de destaque. Ressalta-se que também foram testados modelos log-lineares, mas os resultados se mostraram insignificantes em relação aos modelos lineares sendo preferível a utilização dos modelos lineares.

Foram avaliados quatro modelos para cada indicador: Modelo 1 (apenas com a variável velocidade); Modelo 2 (velocidade mais os Fatores de Infraestrutura); Modelo 3 (velocidade mais o Fator de Uso do Solo); e Modelo 4 (o modelo com todas as variáveis

explicativas). As figuras 56 e 57 ilustram os resultados desta análise sequencial para o BTI e o TTI, respectivamente, com suas devidas significâncias estatísticas.

Figura 56 – Resultados dos modelos lineares para o BTI.

	M1 (Veloc.)	M2 (Veloc+Infra)	M3 (Veloc+UsoSolo)	M4 (Completo)
(Intercept)	0.56 *** (0.04)	0.39 * (0.16)	0.81 *** (0.14)	0.70 *** (0.20)
velocidade	-0.01 *** (0.00)	-0.01 *** (0.00)	-0.00 ** (0.00)	-0.01 *** (0.00)
distancia		-0.03 (0.02)		-0.02 (0.02)
paradas_km		-0.05 *** (0.01)		-0.05 *** (0.01)
semaforo_km		-0.04 *** (0.01)		-0.04 *** (0.01)
largura_faixas		0.21 *** (0.04)		0.21 *** (0.04)
mix_solo			-0.19 (0.10)	-0.28 ** (0.09)
sinistros				0.01 * (0.01)
N	280	280	280	280
R2	0.04	0.33	0.06	0.36

Nota: *** $p < 0,001$; ** $p < 0,01$; * $p < 0,05$

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 57 – Resultados dos modelos lineares para o TTI.

	M1 (Veloc.)	M2 (Veloc+Infra)	M3 (Veloc+UsoSolo)	M4 (Completo)
(Intercept)	3.33 *** (0.07)	2.58 *** (0.23)	4.25 *** (0.21)	3.80 *** (0.27)
velocidade	-0.06 *** (0.00)	-0.07 *** (0.00)	-0.05 *** (0.00)	-0.07 *** (0.00)
distancia		-0.04 (0.02)		-0.06 * (0.02)
paradas_km		-0.11 *** (0.02)		-0.06 *** (0.01)
semaforo_km		-0.03 * (0.01)		-0.07 *** (0.01)
largura_faixas		0.45 *** (0.06)		0.43 *** (0.05)
mix_solo			-0.69 *** (0.15)	-0.66 *** (0.12)
sinistros				-0.04 *** (0.01)
N	280	280	280	280
R2	0.64	0.76	0.67	0.81

Nota: *** $p < 0,001$; ** $p < 0,01$; * $p < 0,05$

Fonte: Elaborado pelo autor.

A análise da progressão do poder explicativo (R^2) dos modelos revela a dicotomia entre os fatores que governam o BTI e o TTI. Para o BTI, o fato é sobre a complexidade sistêmica: a velocidade sozinha (Modelo 1) possui um poder explicativo muito baixo ($R^2 = 4\%$),

que salta para 33% no Modelo 2 com a inclusão dos fatores relacionados a infraestrutura. Isso é um indício que a confiabilidade é uma propriedade que emerge do ambiente físico e de controle da via, e não apenas de sua velocidade operacional. O modelo com todas as variáveis explicativas (Modelo 4) atinge o maior poder explicativo, com R^2 de 36%.

Em contraste, a modelagem do TTI conta uma história sobre a dominância da velocidade. O Modelo 1 já explica 64% da variação, e os modelos subsequentes refinam a predição, com a adição da infraestrutura (Modelo 2) elevando o R^2 para 76%, até o modelo completo atingir 81%. Isso sugere que, embora a eficiência seja majoritariamente ditada pela velocidade, ela pode ser influenciada pelo design da via e pelo contexto urbano. A análise dos coeficientes do Modelo 4 (o modelo completo) permite quantificar a associação de cada fator, controlando pelo efeito dos demais.

A velocidade média apresentou o impacto esperado. Para o BTI, cada aumento de 1 km/h na velocidade está associado a uma pequena, porém significante, redução de 0,01 no índice, indicando uma melhora marginal na confiabilidade. O efeito sobre o TTI é muito mais expressivo: o mesmo aumento de 1 km/h está associado a uma redução de 0,07 no índice, confirmando a forte relação entre velocidade e eficiência da viagem.

Os resultados para a infraestrutura revelam associações contraintuitivas e fortes. A largura_faixas apresentou uma associação positiva e significante com ambos os indicadores, onde um aumento de 1 metro na largura da faixa está associado a uma piora de 0,21 no BTI e 0,43 no TTI. Este resultado sugere que, no contexto de Fortaleza, vias com faixas mais largas podem estar correlacionadas a fatores não medidos que deterioraram o desempenho. Em direção oposta, a densidade de paradas de ônibus (paradas_km) e semáforos (semaforo_km) associou-se a uma melhora nos indicadores. Para o BTI, cada parada de ônibus adicional por quilômetro está associada a uma redução de 0,05 no índice, sugerindo que um maior número de interrupções, ao regular o fluxo, pode impor um ritmo mais constante e previsível.

Adicionalmente, a extensão da rota (distância) mostrou uma associação negativa e significante com o TTI no modelo completo, indicando que rotas mais longas tenderam a ser mais eficientes. Este achado, também contraintuitivo, pode sugerir que as rotas mais extensas da amostra são corredores arteriais com melhor geometria e menos interferências proporcionais. Para o BTI, por outro lado, o efeito da distância não se mostrou estatisticamente significante, indicando que o comprimento da rota, por si só, não foi um preditor relevante da sua confiabilidade.

O ambiente urbano, representado pela diversidade do uso do solo (mix_solo), mostrou um efeito benéfico e significante em ambos os modelos. Um aumento de uma unidade

no índice de entropia está associado a uma redução de 0,28 no BTI e 0,66 no TTI. Isso indica que corredores inseridos em áreas com maior diversidade funcional tendem a apresentar não apenas viagens mais confiáveis, mas também substancialmente mais eficientes.

Finalmente, a variável sinistros apresentou um efeito oposto entre os indicadores. Cada sinistro adicional está associado a uma piora de 0,01 no BTI (aumentando a imprevisibilidade, como esperado), mas a uma melhora de 0,04 no TTI (reduzindo o tempo médio de viagem). Esta associação com o TTI pode indicar que sinistros ocorrem com mais frequência em vias de maior velocidade, onde o tempo de viagem médio geral, mesmo com o evento, permanece mais baixo do que em vias cronicamente congestionadas.

Após a análise exploratória, o passo seguinte consiste em avaliar a validade estatística dos modelos de regressão linear. Para tanto, os modelos foram submetidos a um diagnóstico formal de seus pressupostos por meio da função *gvlma* do software R. Avaliou-se tanto a forma linear simples quanto uma alternativa com a variável resposta transformada logaritmicamente; contudo, esta última apresentou ganhos de ajuste insignificantes e não corrigiu as inadequações de forma satisfatória. A tabela 19 a seguir resume os resultados desta verificação.

Tabela 19 – Resultados das premissas dos modelos lineares por meio da função *gvlma* do R.

Presta	BTI		TTI	
	Linear	Log-Linear	Linear	Log-Linear
Teste Global				
Linearidade	X	X		
Normalidade (Assimetria)	X			X
Normalidade (Curtose)			X	X
Homoscedasticidade	X	X	X	X

Nota: "X" são as premissas que passaram nos testes.

Fonte: Elaborado pelo autor.

A análise para o BTI revelou um padrão de inadequação distinto. Ambos os modelos, tanto o linear simples quanto o log-linear, foram rejeitados no teste global de pressupostos. A falha destes modelos não se deu na premissa de linearidade, que foi satisfeita, mas sim nas premissas de normalidade dos resíduos. Os testes de Skewness (assimetria) e Kurtosis (curtose) foram altamente significativos, indicando que os erros do modelo não devem seguir distribuição normal, mesmo após a transformação logarítmica.

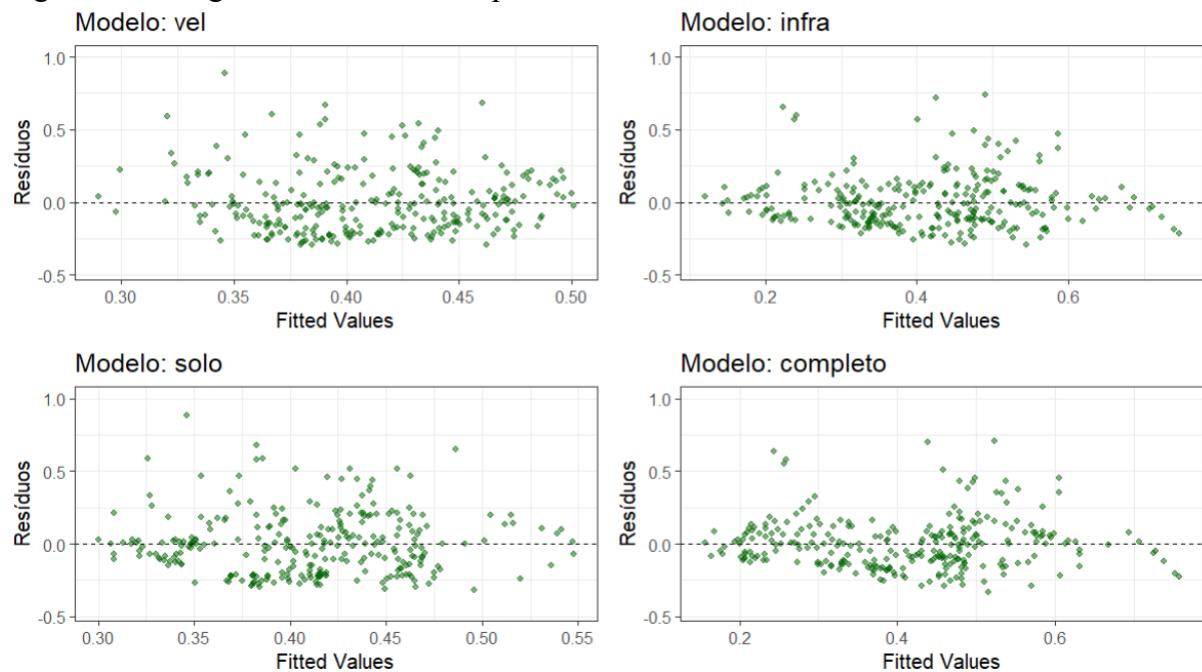
De forma complementar, a análise diagnóstica para o TTI revelou uma inadequação

fundamental. O modelo linear simples falhou no teste global, sendo a violação mais crítica a da premissa de linearidade, como aponta a tabela. Este resultado fornece evidência de que a relação entre os fatores e o TTI é não linear. Como uma tentativa de medida corretiva, aplicou-se a transformação logarítmica; contudo, o modelo log-linear para o TTI também falhou no teste global, novamente devido à violação da premissa de linearidade, demonstrando que a transformação foi insuficiente para capturar a forma funcional que descreve o tempo de viagem.

A incapacidade dos modelos paramétricos em atender aos pressupostos estatísticos é um resultado deste estudo exploratório. Ela fornece uma evidência inicial de que as associações que governam a eficiência e a confiabilidade do tempo de viagem em Fortaleza são complexas e possivelmente não-lineares.

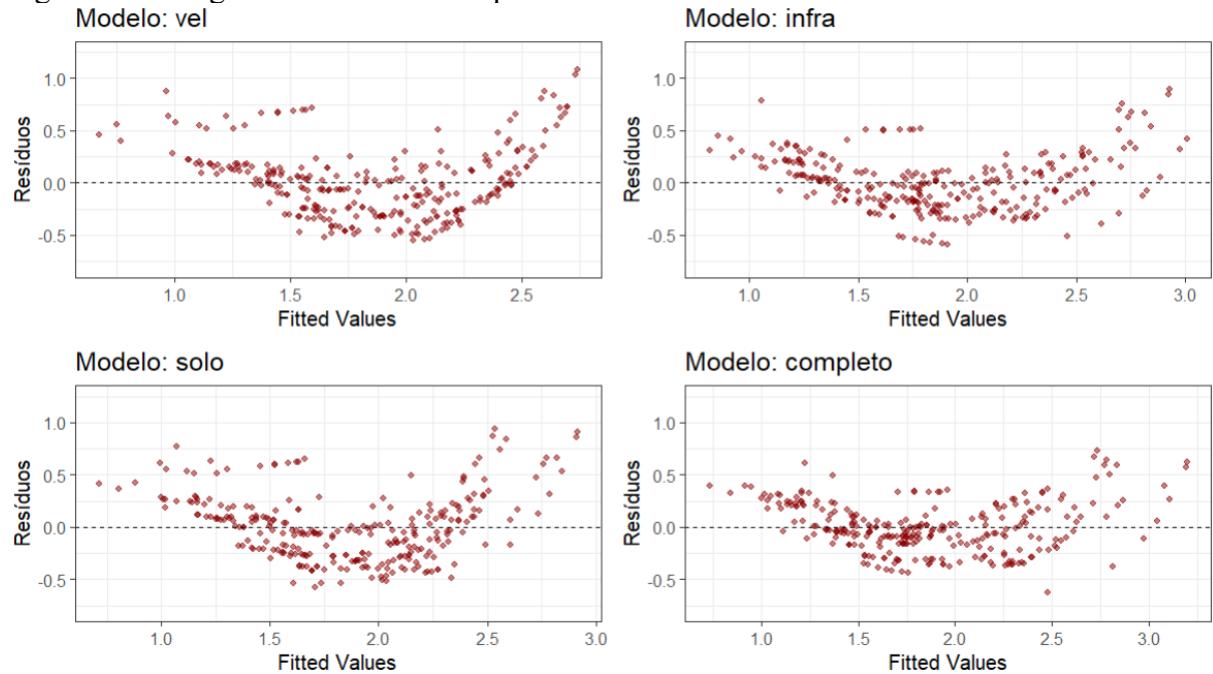
Essa inadequação é confirmada visualmente pela análise dos gráficos de Resíduos vs. *Fitted Values* para os quatro modelos testados para cada indicador (figuras 59 e 59). Para os modelos do BTI, a grande dispersão e o util padrão de funil sugerem heterocedasticidade e baixo poder explicativo. Para os modelos TTI, observa-se um claro padrão curvilíneo nos pontos, confirmando a não-linearidade.

Figura 58 – Diagnóstico dos resíduos para os 4 modelos do BTI.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 59 – Diagnóstico dos resíduos para os 4 modelos do TTI.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Como linearidade é uma premissa insuficiente para capturar a complexidade do fenômeno em análise, pelo menos claramente para o TTI, a análise prossegue com os modelos aditivos generalizados mistos (GAMMs), buscando explorar com maior profundidade a verdadeira forma funcional, linear e não-linear, dessas associações.

4.5.2.2 Modelos Semi-paramétricos (Modelos Aditivos Generalizados Mistos - GAMM)

A análise anterior demonstrou que os modelos baseados em premissas de linearidade são insuficientes para descrever a complexidade do fenômeno da TTR em Fortaleza. Para superar essa limitação e aprofundar a análise, esta seção emprega Modelos Aditivos Generalizados Mistos (GAMM). Estes são modelos semi-paramétricos que combinam duas abordagens. Primeiramente, utilizam funções de suavização (*smoothing splines*) para capturar relações não-lineares complexas, aprendendo a forma da relação diretamente a partir dos dados sem impor uma estrutura rígida. Em segundo lugar, incorporam efeitos aleatórios, tratando o modelo como "Misto". No contexto deste estudo, foi incluído um efeito aleatório para a variável "rota", uma técnica que permite controlar as características únicas e não observadas de cada corredor viário, tornando as estimativas do modelo mais precisas.

Para cada variável resposta (BTI e TTI), foi ajustado um modelo GAMM, incluindo todas as variáveis explicativas com funções de suavização para os termos contínuos. A

validação do ajuste foi realizada por meio da análise visual dos resíduos (*Resíduos vs. Fitted Values*), etapa para verificar se os GAMMs foram eficazes em corrigir as inadequações identificadas nos modelos lineares.

A primeira e maior evidência da superioridade do GAMM é o ganho substancial no poder de explicação. Comparado ao modelo linear completo, o R^2 ajustado para o BTI saiu de 0,36 para 0,65. De forma ainda mais expressiva, o GAMM para o TTI apresentou um R^2 ajustado de 0,97, superando os 0,81 de seu análogo paramétrico e explicando quase toda a variabilidade do indicador.

A tabela 20 resume os resultados detalhados dos modelos GAMM, onde a coluna "edf" (graus de liberdade efetivos) quantifica a não-linearidade de cada relação: valores maiores que 1 indicam relação curva, enquanto valores próximos de 1 sugerem relação linear.

Tabela 20 – Resultado do GAMM

	BTI		TTI	
	edf	p-valor	edf	p-valor
#sinistros	1,00	0,178	1,35	0,011*
#velocidade	2,49	0,000***	3,96	0,000***
#distancia	2,02	0,261	2,64	0,101
#largura_faixas	2,35	0,005**	1,00	0,001**
#semáforos_km	1,23	0,017*	1,00	0,018*
#paradas_km	1,00	0,066	1,00	0,621
#mix_solo	1,00	0,194	2,02	0,044*
N	280		280	
R^2	0,65		0,97	

Nota: *** $p < 0,001$; ** $p < 0,01$; * $p < 0,05$

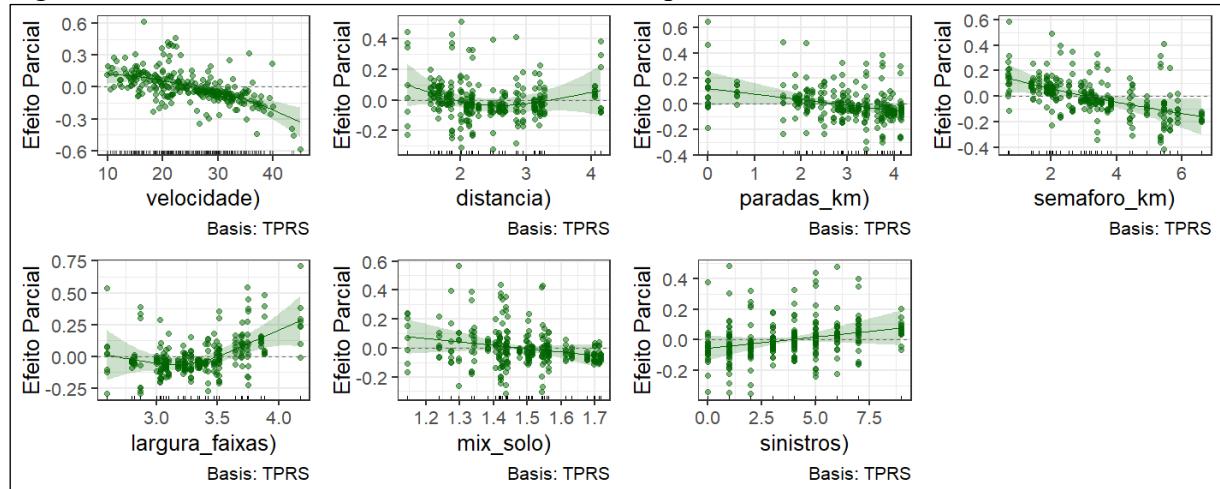
Fonte: Elaborado pelo autor.

A análise detalhada do modelo para o BTI revela a natureza complexa da confiabilidade. A relação de fatores como velocidade (edf = 2,49) e largura_faixas (edf = 2,35) com o BTI mostrou-se significantemente não-linear. Isso indica que a previsibilidade da viagem não melhora ou piora de forma constante, mas depende da faixa operacional em que a via se encontra. A figura 60 visualiza a forma dessas curvas, um nível de detalhe que os modelos lineares não puderam capturar. Adicionalmente, a densidade de semáforos (edf = 1,23) também se mostrou significante, com uma influência mais próxima da linear sobre a imprevisibilidade.

Para o TTI, o modelo ($R^2 = 0,97$) não apenas confirmou a dominância da velocidade, mas revelou a forma de sua influência, que é fortemente não-linear (edf = 3,96).

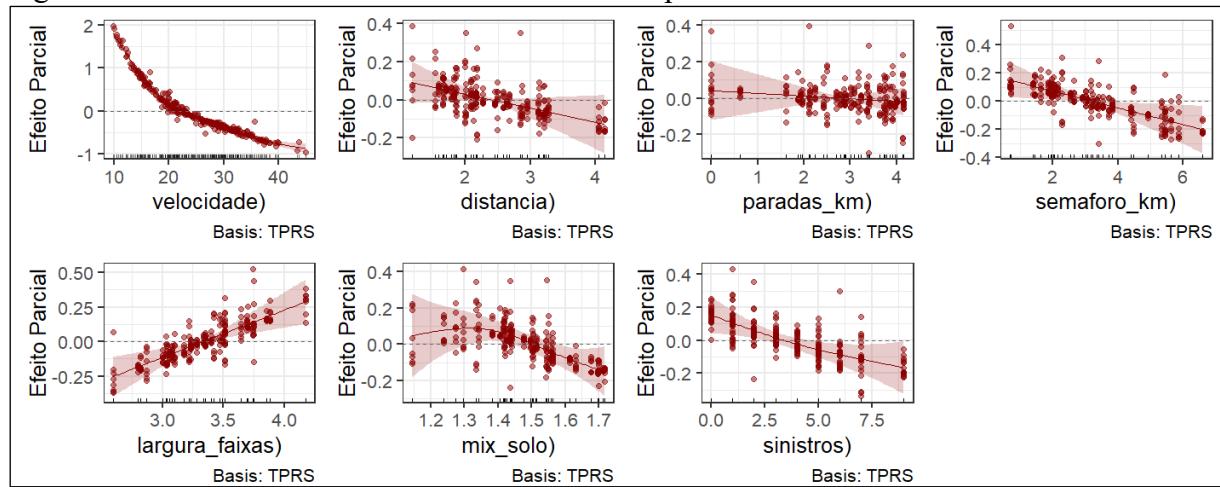
Em termos práticos, como é claramente visualizado na figura 61, isso significa que o impacto de uma mudança na velocidade sobre o tempo de viagem não é uniforme: a redução no TTI é muito acentuada para ganhos em baixas velocidades, mas torna-se progressivamente menor em velocidades mais altas. O modelo também foi sensível o suficiente para capturar as relações não-lineares do mix_solo (edf = 2,02) e dos sinistros (edf = 1,35), além de efeitos lineares significantes para largura_faixas e densidade de semáforos.

Figura 60 – Efeitos suavizados do modelo GAMM para o BTI.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 61 – Efeitos suavizados do modelo GAMM para o TTI.



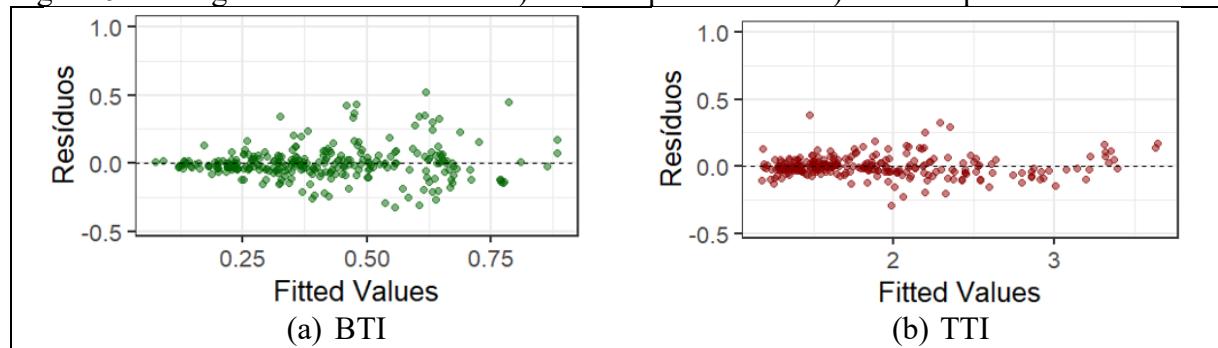
Fonte: Elaborado pelo autor.

Após a análise dos efeitos, a etapa final consiste em validar a adequação dos modelos GAMM. A análise visual dos resíduos, apresentada na figura 62, é fundamental para verificar se as violações de pressupostos dos modelos lineares, como a não-linearidade, foram de fato corrigidas.

A figura permite uma comparação direta do desempenho dos modelos para cada indicador. Na figura (a), o gráfico de resíduos para o GAMM do BTI mostra que não há padrões curvilíneos evidentes, indicando que o modelo capturou bem a estrutura dos dados. Contudo, a dispersão dos resíduos permanece considerável, embora nitidamente inferior à dos modelos lineares, o que é consistente com o R^2 de 0,65. Isso reforça que a confiabilidade é um fenômeno difícil de se modelar com alta precisão.

Em contraste, o diagnóstico para o TTI, na figura (b), demonstra um ajuste quase perfeito. A nuvem de pontos é compacta, aleatória e sem qualquer padrão estruturado, validando visualmente o R^2 de 0,97. Este resultado confirma que a abordagem semi-paramétrica foi mais eficaz em capturar a forma funcional das relações que governam o TTI, praticamente eliminando os erros presentes no modelo linear.

Figura 62 – Diagnóstico dos resíduos: a) GAMM para o BTI e b) GAMM para o TTI.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Em síntese, a aplicação dos GAMMs aumentou a capacidade preditiva dos modelos, devido à natureza não-linear das relações entre os fatores urbanos e a performance do tráfego. Efeitos que pareciam contraditórios, fracos ou simples nos modelos lineares mostraram-se, na verdade, curvas complexas que em uma modelagem mais flexível como a do GAMM foi possível capturar.

4.5.3 Síntese analítica e discussão dos resultados

A etapa final da análise consiste em consolidar os resultados das abordagens paramétrica e semi-paramétrica, interpretando seus significados no contexto da dinâmica do tráfego urbano de Fortaleza. Conforme aponta a literatura, a relação entre os fatores de oferta e demanda no tráfego é marcada por interações complexas e não-lineares (Tu, 2008), e os resultados aqui obtidos corroboram essa afirmação, revelando como as condições de operação

e as características da infraestrutura se relacionam de formas por vezes contraintuitivas.

A tabela 21 reforça a superioridade dos modelos aditivos generalizados mistos (GAMM), um resultado já esperado após a falha dos modelos lineares em atender aos pressupostos estatísticos. O salto no poder de explicação, para o BTI (R^2 de 0,36 para 0,65) e para o TTI (R^2 de 0,81 para 0,97), implica que a confiabilidade e o tempo de viagem em corredores arteriais urbanos não podem ser compreendidos por meio de premissas lineares.

Tabela 21 – Resumo comparativo dos modelos lineares e GAMM

Parâmetro	BTI		TTI	
	Linear	GAMM	Linear	GAM
AIC	-167,77	-320,20	11,93	-573,68
R^2 Ajustado	0,36	0,65	0,81	0,97

Fonte: Elaborado pelo autor.

A aplicação dos modelos GAMM permitiu, primeiramente, qualificar o papel da velocidade média. A descoberta de seu efeito não-linear sobre ambos os indicadores é um dos principais resultados do estudo. Para o BTI, a relação é curvilínea e descreve uma tendência consistentemente decrescente, ainda que com intensidade variável. Isso indica que a confiabilidade (menor BTI) melhora com o aumento da velocidade na faixa observada, mas os maiores ganhos de previsibilidade ocorrem ao sair de condições de congestionamento (baixas velocidades), onde a curva é mais íngreme. De forma complementar, para o TTI, a forma da curva demonstra um efeito de retornos decrescentes: a redução no tempo de viagem é muito mais expressiva para aumentos em baixas velocidades do que em altas velocidades. Isso implica que políticas de gestão de tráfego, para maximizar a confiabilidade, devem focar em garantir uma velocidade operacional estável, evitando condições de congestionamento severo ou velocidades excessivas, onde a previsibilidade é mais afetada.

A análise dos fatores de infraestrutura expôs a complexidade do ambiente urbano. O fato de faixas de tráfego mais largas se associarem a uma piora na confiabilidade (maior BTI) e na eficiência (maior TTI) persistiu em todas as abordagens. O GAMM adicionou uma nuance, revelando que o efeito é não-linear para o BTI, mas linear para o TTI. Uma hipótese plausível, alinhada à literatura de demanda induzida, é que as vias mais largas em Fortaleza são justamente os grandes corredores que atraem os maiores volumes de tráfego e uma maior complexidade operacional. Já a aparente associação de mais paradas de ônibus com um melhor BTI, que era significante no modelo linear, perdeu sua significância estatística no modelo GAMM. Isso sugere que o efeito inicial observado era possivelmente devido a estrutura do modelo e não uma

relação direta.

Adicionalmente, um dos resultados relevantes, destacado pela flexibilidade dos GAMMs, foi o papel do uso do solo. Para o BTI, a variável *mix_solo* não apresentou efeito estatisticamente significante. Para o TTI, contudo, revelou-se uma associação não-linear e significante, sugerindo que corredores inseridos em áreas com maior equilíbrio de usos (comercial, residencial, serviços) tendem a apresentar melhor desempenho. O resultado indica que a homogeneidade funcional, ao concentrar picos de demanda no tempo e no espaço, podem degradar a performance do tráfego, enquanto um mix de usos pode distribuir melhor as viagens e incentivar deslocamentos mais curtos, contribuindo para a fluidez geral.

É imperativo, contudo, que estes achados sejam interpretados com cautela, reconhecendo a principal limitação deste estudo: a ausência de dados de volume de tráfego. A falta desta variável pode atuar como um fator de confusão, pois impede uma análise formal do Nível de Serviço (NS) das vias, que é o mecanismo subjacente a muitas das relações não-lineares e paradoxais observadas. A associação entre faixas largas e pior confiabilidade, por exemplo, pode ser explicada pelo fato de que tais corredores simplesmente atraem volumes muito maiores. Embora os resultados sejam estatisticamente válidos, a inclusão do volume em análises futuras é um passo essencial para validar e refinar estas conclusões.

Em síntese, esta análise consolidada ajuda em uma compreensão inicial da complexidade da interação dos fatores relacionadas a demanda e a oferta com a TTR em Fortaleza. Os padrões não-lineares e os efeitos contraintuitivos observados mostram a complexidade da confiabilidade contextos urbanos como de Fortaleza. A aplicação de modelos como o GAMM permite não apenas compreender o sistema existente, mas também abre a possibilidade de simular o impacto de intervenções com maior acurácia, oferecendo um suporte mais eficaz à tomada de decisão.

5 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

A dinâmica da mobilidade em grandes centros urbanos brasileiros, marcada por congestionamentos recorrentes e pela crescente demanda por eficiência, impõe a necessidade de se avaliar os sistemas de transporte para além das medidas de desempenho tradicionais, como velocidade média.

A consistência e a previsibilidade das viagens, definidas no conceito de Confiabilidade do Tempo de Viagem (TTR), emergem como dimensões importantes para a qualidade de vida, a produtividade econômica e a sustentabilidade ambiental. Partindo desta premissa, a presente dissertação de mestrado se propôs a preencher uma lacuna no contexto nacional, buscando não apenas estimar a TTR em corredores urbanos de Fortaleza-CE, mas, fundamentalmente, investigar, ainda que de forma exploratória, os fatores relacionados ao desempenho operacional, à infraestrutura e ao uso do solo que governam sua complexa dinâmica. Este capítulo final consolida os resultados obtidos, reflete sobre o alcance dos objetivos propostos e delineia as contribuições e as sugestões para trabalhos futuros.

Para atingir esses objetivos, o estudo consolidou uma ampla base de dados com mais de 1,2 milhão de deslocamentos registrados por equipamentos de fiscalização eletrônica, durante um período de 8 meses em 2019, demonstrando o potencial dessa fonte para análises de mobilidade urbana. A partir desses dados, o estudo avançou para a modelagem estatística da distribuição dos tempos de viagem, o segundo objetivo específico desta dissertação.

A pesquisa caracterizou a distribuição dos tempos de viagem, revelando uma grande complexidade. Embora a distribuição Lognormal tenha apresentado a melhor aderência em pouco mais da metade dos casos (52%), um achado consistente com a natureza assimétrica dos tempos de viagem, foi importante a constatação de que em 37% dos cenários, nenhuma das quatro distribuições teóricas testadas foi capaz de representar adequadamente os tempos de viagem. Este resultado não apenas cumpriu o objetivo de caracterizar a variabilidade, mas também forneceu a primeira evidência empírica da complexidade do tráfego em Fortaleza, justificando a adoção de indicadores confiáveis e, posteriormente, de modelos estatísticos flexíveis.

Essa caracterização permitiu o cumprimento do terceiro objetivo: a seleção dos indicadores de confiabilidade, culminando na escolha do *Travel Time Index* (TTI) para aferir a eficiência e do *Buffer Time Index* (BTI) para quantificar a variabilidade. Com estes indicadores, a pesquisa avançou para seu quarto e principal objetivo: a exploração dos fatores que afetam a TTR. A investigação iniciou-se com modelos paramétricos (lineares e log-lineares), que, de

forma conclusiva, se mostraram estatisticamente inválidos para representar o fenômeno, um achado que reforçou a hipótese de não-linearidade. A necessidade de uma abordagem mais flexível levou aos Modelos Aditivos Generalizados Mistos (GAMM), que se mostraram superiores. A análise revelou que a velocidade possui um efeito não-linear sobre a confiabilidade e a eficiência, demonstrando que a previsibilidade da viagem melhora de forma consistente, porém curvilínea, com velocidades maiores. A análise também expôs os paradoxos da infraestrutura: por exemplo, faixas de tráfego mais largas se associaram consistentemente a uma piora tanto na eficiência (maior TTI) quanto na confiabilidade (maior BTI), um efeito que os GAMMs revelaram ser não-linear para o BTI. Efeitos que pareciam significantes nos modelos simples, como o benefício das paradas de ônibus para a confiabilidade, não se sustentaram na modelagem mais robusta, evidenciando a importância de se controlar múltiplos fatores simultaneamente.

Este trabalho oferece contribuições nos campos metodológico, fenomenológico e prático. No campo metodológico, demonstra a insuficiência de modelos lineares para a análise da TTR em contextos urbanos complexos e estabelece a superioridade dos GAMMs para capturar relações não-lineares. No campo fenomenológico, explora, para Fortaleza, o efeito não-linear da velocidade e os impactos da infraestrutura, servindo como uma linha de base para futuras análises. Por fim, no campo prático, gera subsídios para políticas públicas, alertando que a gestão da mobilidade deve focar na manutenção de um fluxo estável para garantir a confiabilidade, e que intervenções como o alargamento de vias exigem uma análise criteriosa de seus possíveis efeitos indesejáveis sobre a demanda de tráfego motorizado individual.

Ressalta-se algumas das principais limitações do estudo. Primeiramente, a natureza exploratória e correlacional da pesquisa, embora tenha identificado fortes associações, não permite estabelecer relações de causalidade. Em segundo lugar, a dependência de dados de fiscalização eletrônica, apesar de seu grande volume, introduz a possibilidade de erros de medição inerentes à tecnologia. Adicionalmente, a amostra de 35 corredores viários, embora tenha permitido uma análise estatisticamente confiável devido às variações temporais (totalizando 280 séries temporais), sugere a importância da replicação do método em uma escala mais ampla para verificar a generalidade dos resultados. Por fim, a ausência de variáveis importantes, como dados de volume de tráfego, eventos climáticos e o uso de uma variável de sinistros limitada a ocorrências com vítimas feridas e fatais, indica que a inclusão de novas fontes de dados poderia aprimorar o poder explicativo dos modelos.

Essas limitações sugerem futuras investigações. Para superar a questão da causalidade, recomenda-se a aplicação de desenhos de estudo quasi-experimentais ou técnicas

de inferência causal. Como etapa preliminar a essas abordagens, a construção de mapas mentais ou diagramas causais (como os *Directed Acyclic Graphs* - DAGs) pode ser utilizada para mapear e visualizar as hipóteses de interdependência entre as variáveis, estruturando de forma mais clara as relações a serem testadas.

A validação das conclusões pode ser fortalecida pela diversificação de fontes de dados, como GPS do transporte públicos e APIs de navegação. Sugere-se, ainda, aprofundar a análise do impacto do tráfego misto, investigando como a interação entre carros, ônibus e o crescente volume de motocicletas afeta a TTR de forma distinta para cada modo. No campo da modelagem estatística, a superioridade dos GAMMs sobre as abordagens clássicas aponta para a necessidade de explorar técnicas ainda mais avançadas. Futuros trabalhos podem aplicar modelos de aprendizado de máquina, como *Gradient Boosting* ou Redes Neurais, para investigar interações de alta ordem entre as variáveis e aprimorar a capacidade preditiva da confiabilidade do tempo de viagem.

REFERÊNCIAS

- AGHDASGI, S. et al. Validation and Calibration of Freeway Reliability Methodology in the Highway Capacity Manual: Method and Case Studies. **Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board**, [s. l.], [s. v.], 2018. DOI: 10.1177/0361198118798723.
- AL-DEEK, H.; EMAM, E. B. A New Methodology for Fitting Travel Time Distributions. **Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board**, n. 1968, p. 196-206, 2006.
- ALVES, A. S. **Comparação da variabilidade do tempo de viagem entre automóveis e ônibus em vias urbanas de Fortaleza**. 2018. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Transportes) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Transportes, Centro de Tecnologia, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2018.
- ARBEX, R. O.; SETTI, J. G. R.; CUNHA, C. B. Comparação de Velocidades Comerciais antes e depois da implantação de faixas exclusivas para ônibus na cidade de São Paulo através de análise de dados de GPS dos veículos. In: **1º CONGRESSO BRASILEIRO DE TRANSPORTE E TRÂNSITO**, 20., 2015, Santos. **Anais** [...]. [S. l.: s. n.], 2015.
- ASAKURA, Y.; KASHIWADANI, M. Road network reliability caused by daily fluctuation of traffic flow. In: PTRC SUMMER ANNUAL MEETING, 19., 1991, Briton. **Proceedings** [...]. [S. l.: s. n.], 1991.
- BARROSO, J. M. F.; ALBUQUERQUE-OLIVEIRA, J. L.; OLIVEIRA-NETO, F. M. Correlation analysis of day-to-day origin-destination flows and traffic volumes in urban networks. **Journal of Transport Geography**, [s. l.], v. 89, 102899, 2020. DOI: 10.1016/j.jtrangeo.2020.102899.
- BATES, J. et al. The valuation of reliability for personal travel. **Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review**, [s. l.], v. 37, n. 2–3, p. 191-229, 2001.
- BELL, M. G. H.; CASSIR, C.; IIDA, Y.; LAM, W. H. K. A sensitivity-based approach to network reliability assessment. In: ISTTT, 14., 1999, Jerusalem. **Proceedings 14th ISTTT**. [S. l.: s. n.], 1999. p. 283–300.
- BELL, M. G. H.; IIDA, Y. **Transportation Network Analysis**. Chichester: Wiley, 1997.
- BOER, C. W. **Travel Time Reliability and Quality Assessment of a Route Set through Route Aggregation**. 2014. Tese (Doutorado) – TU Delft, Delft University of Technology, Delft, 2014.
- BOGERS, E. A. I.; VAN ZUYLEN, H. J. The Importance of Reliability in Route Choices in Freight Transport for Various Actors on Various Levels. In: EUROPEAN TRANSPORT CONFERENCE, 2004, Strasbourg, France. **Proceedings** [...]. [S. l.: s. n.], 2004.
- BRAGA, C. K. V. **Qualidade da classificação veicular por laços indutivos do sistema de fiscalização eletrônica de Fortaleza**. 2016. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) – Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2016.
- BRAGA, C. K. V.; LOUREIRO, C. F. G.; PEREIRA, H. M. Evaluating the impact of public transport travel time inaccuracy and variability on socio-spatial inequalities in accessibility. **Journal of Transport Geography**, [s. l.], v. 109, 103590, 2023.

CAMPOS, V.; MELO, B. Relacionando a ocupação urbana com o sistema viário para o desenvolvimento sustentável. In: CONGRESO LATINOAMERICANO DE TRANSPORTE PÚBLICO Y URBANO, 13., 2005, Lima, Peru. *Anais* [...]. [S. l.: s. n.], 2005.

CANÇADO, A. L. E. **Análise da Confiabilidade do tempo de viagem em rodovias de pista dupla de Minas Gerais**. 2024. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2024.

CARRION, C.; LEVINSON, D. Value of travel time reliability: A review of current evidence. **Transportation Research Part A: Policy and Practice**, [s. l.], v. 46, n. 4, p. 720–741, 2012. DOI: 10.1016/j.tra.2012.01.003.

CERVERO, R.; DUNCAN, M. Walking, bicycling and urban landscapes: evidence from the San Francisco Bay Area. **Am J Public Health**, [s. l.], v. 93, p. 1478-1483, 2003.

CHEN, C.; ZWET, E.; VARAIYA, P. Travel-Time Reliability as a Measure of Service. **Transportation Research Record**, [s. l.], n. 1855, p. 74-79, 2003.

CHEN, P.; TONG, R.; LU, G.; WANG, Y. Exploring travel time distribution and variability patterns using probe vehicle data: case study in Beijing. **J. Adv. Trans.**, [s. l.], [s. v.], 2018.

CHEN, P.; YIN, K.; SUN, J. Application of finite mixture of regression model with varying mixing probabilities to estimation of urban arterial travel times. **Transportation Research Record**, [s. l.], n. 2442, p. 96–105, 2014.

CLARK, S.; WATLING, D. Modelling network travel time reliability under stochastic demand. **Transportation Research Part B: Methodological**, [s. l.], v. 39, n. 2, p. 119-140, 2005.

COSTA, T. G.; ISLER, C. A.; BESSA JÚNIOR, J. E. Method for Identifying Homogeneous Periods to Evaluate Urban Travel Time Reliability. **Transportation Research Record**, [s. l.], v. 2679, n. 5, p. 90-104, 2025.

COULOMBEL, N.; DE PALMA, A. The marginal social cost of travel time variability. **Transportation Research Part C: Emerging Technologies**, [s. l.], v. 47, p. 47–60, 2014. DOI: 10.1016/j.trc.2013.12.004.

DONG, J.; MAHMASSANI, H. S. Flow breakdown and travel time reliability. **Transportation Research Record**, [s. l.], v. 2124, n. 1, p. 203-212, 2009.

ELEFTERIADOU, L. **An introduction to traffic flow theory**. New York, NY: Springer, 2014.

FENG, J. The influence of built environment on travel behavior of the elderly in urban China. **Transportation Research Part D: Transport and Environment**, [s. l.], v. 52, n. B, p. 619-633, 2017.

FERRAZ, A. C. P.; TORRES, I. G. E. **Transporte Público Urbano**. 2. ed. São Carlos, São Paulo: [s. n.], 2004.

FOSGERAU, M.; FUKUDA, D. Valuing travel time variability: Characteristics of the travel time distribution on an urban road. **Transportation Research Part C**, [s. l.], v. 24, p. 83–101, 2012.

FOSGERAU, M. et al. **Travel time variability definition and valuation**. Technical Report. DTU Transport, Report 1:2008, August 2008.

GOES, G. V. **Modelagem da vulnerabilidade, confiabilidade e risco para escolha de rota no transporte urbano de carga**. 2015. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Transportes) – Programa

de Pós-Graduação em Engenharia de Transportes, Centro de Tecnologia, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2015.

GOPI, P.; SACHDEVA S. N.; BHARATI A. K. Evaluation of Travel Time Reliability on Urban Arterial. **International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT)**, [s. l.], v. 3, n. 6, 2014.

GUO, F.; RAKHA, H.; PARK, S. Multistate model for travel time reliability. **Transportation Research Record**, [s. l.], n. 2188, p. 46–54, 2010.

HARSHA, A.; MULANGI, V. Analysis of bus travel time variability using different probability distributions: A case study of Mysore city, India. **Journal of Transportation Safety & Security**, [s. l.], v. 14, n. 2, p. 189-211, 2022.

HASTIE, T.; TIBSHIRANI, R. **Generalized Additive Models**. London: Chapman and Hall/CRC, 1990. DOI: 10.1201/9780203753781.

HERMAN, R.; LAM, T. Trip Time Characteristics of Journeys to and From Work. In: BUCKLEY, D. J. (ed.). **Transportation and Traffic Theory**. Sydney: A H and AW Reed, 1974. p. 57–85.

HIGATANI, A. et al. Empirical Analysis of Travel Time Reliability Measures in Hasnshin Expressway Network. **Journal of Intelligent Transportation Systems: Technology, Planning and Operations**, [s. l.], v. 13, [s. n.], 2009.

KAZAGLI, E.; KOUTSOPoulos, H. N. Estimation of arterial travel time from automatic number plate recognition data. **Transportation Research Record**, [s. l.], n. 2391, p. 22–31, 2012.

KIM, J.; MAHMASSANI, H. S. Compound Gamma representation for modeling travel time variability in a traffic network. **Transportation Research Part B**, [s. l.], v. 80, p. 40–63, 2015.

KWON, J. et al. Decomposition of Travel Time Reliability into Various Sources. Washington, DC: Transportation Research Record, 2011. n. 2229, p. 28–33.

LI, R.; CHAI, H.; TANG, J. Empirical Study of Travel Time Estimation and Reliability. **Mathematical Problems in Engineering**, [s. l.], v. 2013, Article ID 504579, 9 p., 2013.

LITMAN, T. **Land Use impacts on Transport**: How Land Use Factors Affect Travel Behavior. Victoria: Vtpi, 2007. Disponível em: <http://www.trb.org/Design/Blurbs/156495.aspx>. Acesso em: 27 out. 2025.

LOMAX, T.; SCHRANK, D.; TURNER, S.; MARGIOTTA, R. **Selecting Travel Reliability Measures**. Texas Transportation Institute monograph, 2003.

LU, C.; DONG, J. Estimating freeway travel time and its reliability using radar sensor data. **Transportmetrica B: Transport Dynamics**, [s. l.], v. 6, n. 2, p. 97-114, 2017. DOI: 10.1080/21680566.2017.1325785.

LV, W. et al. Simulation study of vehicle travel time on route with signals considering comprehensive influencing factors. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, Elsevier, v. 530, 2019.

LYU, X.; HAN, W.; VRIES, D. Validation of a simulation system exploring land-use impacts on travel behavior. **Transportation Research Procedia**, [s. l.], v. 37, p. 51-58, 2019. Trabalho apresentado no 21º EURO Working Group on Transportation Meeting, [2018], Braunschweig, Germany.

MAZLOUMI, E.; CURRIE, G.; ROSE, G. Bus travel time variability and its implications for public transport planning. **Journal of Public Transportation**, [s. l.], v. 13, n. 2, p. 5-24, 2010.

MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C.; HUBELE, N. F. **Engineering Statistics**. Arizona State University: John Wiley & Sons, Inc., 2011.

NZTA. **Economic Evaluation Manual**. Vol. 1. Wellington: New Zealand Transport Agency, 2008. Disponível em: www.nzta.govt.nz. Acesso em: 27 out. 2025.

OLIVEIRA NETO, F. M. **Priorização do transporte coletivo por ônibus em sistemas centralizados de controle de tráfego**. 2004. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Transportes) – Centro de Tecnologia, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2004.

OSTROWSKI, K.; BUDZYNSKI, M. Measures of Functional Reliability of Two-Lane Highways. **Energies**, [s. l.], v. 14, n. 15, 4577, 2021.

PASFOR. **PASFOR | Plano de Acessibilidade Sustentável de Fortaleza**: [WWW Document]. 2019. Disponível em: <https://www.pasfor.com.br/>. Acesso em: 01 jun. 2024.

POLUS, A. A study of travel time and reliability on arterial routes. **Transportation**, [s. l.], v. 8, n. 2, p. 141–151, 1979.

PU, W. Analytic relationships between travel time reliability measures. **Transp. Res. Rec.**, [s. l.], v. 2254, p. 122–130, 2011.

PULUGURTHA, S.; MANE, A. **Modeling the Influence of Land Use Developments on Transportation System Performance**. San Jose, CA: Mineta Transportation Institute, San Jose State University, 2019.

RAKHA, H.; EL-SHAWARBY, I.; ARAFEH, M. Trip travel-time reliability: Issues and proposed solutions. **Journal of Intelligent Transportation Systems**, [s. l.], v. 14, p. 232–250, 2010.

RAMEZANI, M.; GEROLIMINIS, N. On The Estimation of arterial Route Travel Time Distribution with Markov Chains. **Transportation Research Part B: Methodological**, [s. l.], v. 46, n. 10, p. 1576–1590, 2012.

SHRP2-L11. **Evaluating Alternative Operations Strategies to Improve Travel Time Reliability**. Washington, D.C.: TRB, National Research Council, 2013.

SILVA, D. M. **Análise da variabilidade do tempo de viagem em sistemas Bus Rapid Transit (BRT)**. 2015. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, [Porto Alegre], 2015.

SRINIVASAN, K. K.; PRAKASH, A. A.; SESHADRI, R. Finding most reliable paths on networks with correlated and shifted log-normal travel times. **Transportation Research Part B**, [s. l.], v. 66, p. 110–128, 2014.

STEPHENS, M. A. EDF Statistics for Goodness of Fit and Some Comparisons. **Journal of the American Statistical Association**, [s. l.], v. 69, n. 347, p. 730–737, 1974. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1080/01621459.1974.10480196>. Acesso em: 06 maio 2025.

STEPHENS, M. A. Tests based on EDF statistics. In: D'AGOSTINO, R. B.; STEPHENS, M. A. (ed.). **Goodness-of-Fit Techniques**. New York: Marcel Dekker, 1986. p. 97–193. Acesso em: 17 maio 2025.

STERMAN, B. P.; SCHOFER, J. L. Factors Affecting Reliability of Urban Bus Services. **ASCE Transportation Engineering Journal**, [s. l.], v. 102, n. 1, p. 147–159, 1976.

SUSILAWATI, S.; TAYLOR, M. A. P.; SOMENAHALLI, S. V. C. Distributions of travel time variability on urban roads. **Journal of Advanced Transportation**, [s. l.], v. 47, n. 8, p. 720–736, 2013.

TAYLOR, M. A. P. Fosgerau's travel time reliability ratio and the Burr distribution. **Transportation Research Part B**, [s. l.], v. 97, p. 50–63, 2017.

TAYLOR, M. A. P. Travel through time: the story of research on travel time reliability. **Transportmetrica B: Transport Dynamics**, [s. l.], v. 1, n. 3, p. 174-194, 2013.

TRB. **Highway Capacity Manual: A Guide for Multimodal Mobility Analysis**. 7. ed. Washington, D.C., EUA: Transportation Research Board, 2022.

TU, H. **Monitoring Travel Time Reliability on Freeways**. 2008. Tese (Doutorado) – TU Delft, Delft, 2008.

TU, H.; VAN LINT, H.; VAN ZUYLEN, H. Travel time unreliability on freeways: Why measures based on variance tells only half of the story. **Transportation Research Part A**, [s. l.], v. 42, [s. n.], 2008.

TUFUOR, E.; RILETT, L. R.; ZHAO, L. Calibrating the Highway Capacity Manual Arterial Travel Time Reliability Model. **Journal of Transportation Engineering, Part A: Systems**, [s. l.], v. 146, n. 12, 04020131, 2020.

UNITED STATES. Department of Transportation, Federal Highway Administration. Travel Time Reliability: Making It There on Time, All the Time. 2006. Disponível em: http://www.ops.fhwa.dot.gov/publications/tt_reliability/index.htm. Acesso em: 26 set. 2023.

UNITED STATES. Department of Transportation, Federal Highway Administration. Does Travel Time Reliability Really Matter? 2019. Disponível em: <https://ops.fhwa.dot.gov/publications/fhwahop19062/whatis.htm>. Acesso em: 10 jan. 2025.

UNO, N. et al. Using Bus Probe Data for Analysis of Travel Time Variability. **Journal of Intelligent Transportation Systems**, [s. l.], v. 13, p. 2-15, 2009.

VAN LINT, J. W. C.; VAN ZUYLEN, H. J. Monitoring and predicting freeway travel time reliability. **Transportation Research Record**, [s. l.], n. 1917, p. 54–62, 2005.

VAN LINT, J. W. C.; VAN ZUYLEN, H. J.; TU, H. Travel time unreliability on freeways: Why measures based on variance tell only half the story. **Transportation Research Part A**, [s. l.], v. 42, n. 1, p. 258-277, 2008.

WAKABAYASHI, H.; MATSUMOTO, Y. Comparative study on travel time reliability indexes for highway users and operators. **Journal of Advanced Transportation**, [s. l.], v. 46, n. 4, p. 318-339, 2012.

WANG, Z.; GOODCHILD, A.; MCCORMACK, E. A methodology for forecasting freeway travel time reliability using GPS data. **Transportation Research Procedia**, [s. l.], v. 25, p. 842–852, 2016.

WOOD, S. N. **Generalized Additive Models: An Introduction with R**. 2. ed. Boca Raton: Chapman and Hall/CRC, 2017. DOI: 10.1201/9781315370279.

WONG, H. K.; SUSSMAN, J. M. Dynamic travel time estimation on highway networks. **Transportation Research**, [s. l.], v. 7, n. 4, p. 355-370, 1973.

YANG, S.; MALIK, A.; WU, Y. J. Travel time reliability using the Hasofer-Lind-Rackwitz-Fiessler algorithm and kernel density estimation. **Transportation Research Record**, [s. l.], n. 2442, p. 85-95, 2014.

YE, P.; CHEN, Z.; XU, L. Analyzing Travel Time Variability on Transit Route Using GPS Data. *In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON TRANSPORTATION ENGINEERING, 5., 2015. Proceedings [...].* [S. l.: s. n.], 2015.

ZANG, Z. et al. A closed-form estimation of the travel time percentile function for characterizing travel time reliability. **Transportation Research Part B**, [s. l.], v. 118, p. 228-247, 2018.

ZANG, Z. et al. Travel Time Reliability in Transportation Networks: A review of methodological developments. **Transportation Research Part C: Emerging Technologies**, [s. l.], v. 143, 103866, 2022.

ZHENG, F.; VAN ZUYLEN, H. Urban Link Travel Time Estimation Based on Sparse Probe Vehicle Data. **Transportation Research Part C: Emerging Technologies**, [s. l.], v. 31, p. 145-157, 2013.

ZHENG, F. et al. Urban travel time reliability at different traffic conditions. **Journal of Intelligent Transportation Systems**, [s. l.], [s. v.], 2017.