

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS

CAROLINA SILVA COSTA

Análise da substituição do transporte público pelo serviço de *ridesourcing*
durante a pandemia da COVID-19 no Brasil

São Carlos

2022

CAROLINA SILVA COSTA

**Análise da substituição do transporte público pelo serviço de *ridesourcing*
durante a pandemia da COVID-19 no Brasil**

Programa de Pós-Graduação em
Engenharia de Transportes da EESC-USP
**Exemplar definitivo (corrigido). O exemplar
original está disponível na CPG da EESC-USP.**
São Carlos, 09/09/2022
Resolução CoPGr nº 6018, de 13 de Outubro de 2011, Artigo 5º

Dissertação apresentada à Escola de
Engenharia de São Carlos da Universidade de
São Paulo, como requisito para a obtenção do
Título de Mestre em Ciências.

Orientadora: Prof^ª. Dr^ª. Cira Souza Pitombo

São Carlos

2022

AUTORIZO A REPRODUÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTE TRABALHO,
POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO, PARA FINS
DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Prof. Dr. Sérgio Rodrigues Fontes da
EESC/USP com os dados inseridos pelo(a) autor(a).

C837a Costa, Carolina Silva
Análise da substituição do transporte público
pelo serviço de ridesourcing durante a pandemia da
COVID-19 no Brasil / Carolina Silva Costa; orientadora
Cira Souza Pitombo. São Carlos, 2022.

Dissertação (Mestrado) - Programa de
Pós-Graduação em Engenharia de Transportes e Área de
Concentração em Planejamento e Operação de Sistemas de
Transporte -- Escola de Engenharia de São Carlos da
Universidade de São Paulo, 2022.

1. Comportamento Relativo à Mobilidade Urbana. 2.
Ride-hailing. 3. Modelo de Escolha Discreta. 4.
Preferência Declarada. 5. Pandemia. 6. Transporte
Público. 7. Design Eficiente Bayesiano. I. Título.

FOLHA DE JULGAMENTO

Candidata: Engenheira **CAROLINA SILVA COSTA**.

Título da dissertação: “Análise da substituição do transporte público pelo serviço de *ridesourcing* durante a pandemia de COVID-19 no Brasil”.

Data da defesa: 12/07/2022.

Comissão Julgadora

Resultado

Profa. Associada **Cira Souza Pitombo**

Aprovada

(Orientadora)

(Escola de Engenharia de São Carlos – EESC/USP)

Profa. Dra. **Ana Margarita Larrañaga Uriarte**

Aprovada

(Universidade Federal do Rio Grande do Sul/UFRGS)

Prof. Dr. **Cassiano Augusto Isler**

Aprovada

(Escola Politécnica/EP-USP)

Coordenadora do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Transportes:

Prof^a. Associada **Ana Paula Camargo Larocca**

Presidente da Comissão de Pós-Graduação:

Prof. Titular **Murilo Araujo Romero**

AGRADECIMENTOS

Aos meus pais, Regiamar e André, pelo incentivo, apoio e paciência ao longo dos meus estudos; e pela educação e inspiração que me guiam desde sempre. Agradeço principalmente pelas vivências, oportunidades, conversas e todo o carinho que tiveram comigo ao longo de cada dia de minha vida.

À minha orientadora, Professora Cira Souza Pitombo, pela dedicação e apoio durante todo o processo de orientação; pelo incentivo e confiança depositada em mim; pela amizade cultivada e pelos ensinamentos que contribuem para meu desenvolvimento profissional e pessoal.

Aos colegas e amigos do STT, principalmente à turma 2019.1 e aos orientados da Professora Cira pelo apoio, parceria, conselhos e ajuda durante o período do mestrado. Agradeço especialmente a Ana Luiza e ao Felipe Lobo, que me auxiliaram ao longo do desenvolvimento desta dissertação e trouxeram contribuições essenciais para que pudesse ser concluída.

Aos professores Ana Margarita Larrañaga e Cassiano Augusto Isler pelas valiosas contribuições no exame de qualificação e de defesa do mestrado.

Aos amigos e amigas da graduação, das casas onde morei, do NAPRA, e da vida, pelo apoio constante durante os anos de graduação e mestrado; pela amizade sincera; pelos conselhos valiosos; pela vivência, parceria e companhia; e pela compreensão e amor que sempre tiveram comigo.

Às minhas avós, tias, tios, primas e primos, pelo apoio ao longo dos anos.

À CAPES (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior) pelo auxílio financeiro concedido para desenvolvimento desta pesquisa.

A todas as pessoas que, direta ou indiretamente, contribuíram para o desenvolvimento deste trabalho.

RESUMO

COSTA, C. S. **Análise da substituição do transporte público pelo serviço de *ridesourcing* durante a pandemia da COVID-19 no Brasil.** 2022. 168 f. Dissertação (Mestrado) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2022.

Os serviços de transporte sob demanda, por aplicativo de *smartphone*, como *ridesourcing*, vêm impactando o sistema de transportes e comportamento dos usuários. Quando ocorre a substituição do Transporte Público (TP) este impacto geralmente é negativo. Além disso, o contexto de pandemia da COVID-19 alterou a mobilidade urbana devido ao medo de contágio e às medidas restritivas de isolamento social. Dessa forma, esta pesquisa visa identificar as principais mudanças de comportamento relativo à escolha modal que ocorreram com a pandemia no Brasil, com foco na análise da substituição do TP pelo *ridesourcing* neste período. Para tanto, elaborou-se uma pesquisa de Preferência Revelada (PR) e Preferência Declarada (PD). O Projeto Experimental foi feito pelo método do *Design Eficiente Bayesiano*. Assim, realizou-se coleta de dados *online* em diversas cidades de todas as regiões do Brasil. Inicialmente, foi feita análise comparativa do comportamento relativo à mobilidade urbana de antes e durante a pandemia utilizando os dados de PR coletados em cada período. Realizou-se testes de hipótese, análise exploratória através do algoritmo *Classification And Regression Tree* (CART) e análise confirmatória pelos modelos *Logit* Multinomial e *Logit* Misto. Em seguida, fez-se modelagem da substituição do TP pelo *ridesourcing* utilizando dados da pesquisa de PR e PD de usuários de TP, obtidos no contexto de pandemia. Os fatores mais importantes para a escolha do TP e do *ridesourcing*, obtidos nas análises foram: tempo de viagem, preço da viagem, frequência de atendimento, confiabilidade de horários, segurança pessoal e o conforto do TP. A partir destes resultados, foi possível propor políticas públicas para mitigar os efeitos negativos da substituição do TP pelo *ridesourcing* para guiar operadores de transportes e governantes na implementação de um sistema de transportes mais democrático, sustentável e seguro no período pós-pandêmico.

Palavras-chave: Comportamento Relativo à Mobilidade Urbana. *Ride-hailing*. Modelo de Escolha Discreta. Pesquisa de Preferência Declarada. Pandemia. Transporte Público. *Design Eficiente Bayesiano*.

ABSTRACT

COSTA, C. S. Analisis of the substitution of public transport with ridesourcing during the COVID-19 pandemic in Brazil. 2022. 168 p. Thesis (Master) – São Carlos School of Engineering, University of São Paulo, 2022.

The introduction of on-demand transportation services, such as ridesourcing (Uber, 99, etc.), have been changing the transportation systems and travel behavior in the urban space. When users substitute Public Transport (PT) with ridesourcing, this impact is negative. In addition, the COVID-19 pandemic changed urban mobility due to the fear of new coronavirus contagion and the restrictive measures of social isolation. Thus, this research aims to identify the main changes in travel behavior related to modal choice that occurred during the pandemic in Brazil, focusing on the analysis of the substitution of PT with ridesourcing in this period. Therefore, a Revealed and Stated Preference survey was designed. The Experimental Project was carried out using the Bayesian Efficient Design method. Data were collected online in several cities of all regions of Brazil. Initially, a comparative analysis of travel behavior before and during the pandemic was carried out using data from the Revealed Preference survey collected in each period. Independent samples tests, exploratory analysis through the Classification And Regression Tree (CART) algorithm and confirmatory analysis through the Multinomial Logit and Mixed Logit models were performed. Then, it was conducted an analysis of the substitution of PT with ridesourcing using data from the RP and SP survey considering PT users, collected during the pandemic. The main factors that influence the choice for PT and ridesourcing were: travel time, price, comfort of PT, frequency of attendance of PT, schedule reliability of PT, safety of PT and general quality of PT. Based on the results, it was possible to propose public policies for the post-pandemic period in order to mitigate the negative effects of the pandemic and of the replacement of PT by ridesourcing to guide transport operators and the government to implement a better, more democratic, sustainable and safe transportation system.

Keywords: Travel Behavior. Ride-hailing. Discrete Choice Model. Stated Preference Survey. Pandemic. Public Transport. Bayesian Efficient Design.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 3.1 – Fluxograma metodológico	49
Figura 3.2 – Simulação de viagens por <i>ridesourcing</i>	57
Figura 3.3 – Simulação de viagem por TP pelo aplicativo <i>Moovit</i>	58
Figura 3.4 – Etapas para determinação dos níveis dos atributos “preço do <i>ridesourcing</i> ”, “tempo de viagem por <i>ridesourcing</i> ” e “tempo de viagem por TP”	61
Figura 3.5 – Etapas para determinação dos níveis do atributo “preço do TP”	62
Figura 3.6 - Fluxograma do questionário proposto	68
Figura 3.7 – Linha do tempo da evolução de casos e óbitos ocasionados pela pandemia da COVID-19 no Brasil (JHU, 2021) e período de coleta de dados	71
Figura 4.1 – Proporção do estado de residência dos respondentes das coletas realizadas antes (a) e durante (b) a pandemia da COVID-19 no Brasil.....	82
Figura 4.2 – Mapa da AD Modo.....	88
Figura 4.3 – Mapa da AD Motivo	91
Figura 5.1 – Gráfico de AD para determinação dos níveis do atributo “preço do <i>ridesourcing</i> ”	108
Figura 5.2 – Gráfico da AD para determinação dos níveis do atributo “preço do TP”.....	111
Figura 5.3 – Exemplo do <i>design</i> de cenários A.....	116
Figura 5.4 – Exemplo do <i>design</i> de cenários B	116
Figura 5.5 – Exemplo do <i>design</i> de cenários C	117
Figura 5.6 – Exemplo do <i>design</i> de cenários D.....	117
Figura 5.7 – Exemplo do <i>design</i> de cenários A no questionário final.....	122
Figura 5.8 – Exemplo do <i>design</i> de cenários B no questionário final	123
Figura 5.9 – Exemplo do <i>design</i> de cenários C no questionário final	123
Figura 5.10 – Exemplo do <i>design</i> de cenários D no questionário final.....	124
Figura 5.11 – Mapas de distribuição dos respondentes nos estados brasileiros – (a) – e da população de cada estado (IBGE, 2021) – (b).....	125

LISTA DE QUADROS

Quadro 1.1 – Lacuna observada na literatura, hipótese de pesquisa e contribuição associada	28
Quadro 2.1 – Fatores específicos para que usuários de TP utilizem o <i>ridesourcing</i> observados na literatura revisada, método de identificação desses fatores utilizado pelos autores e local onde foi realizado o estudo	35
Quadro 2.2 – Indicadores de qualidade do transporte público.	38
Quadro 2.3 Principais mudanças observadas na mobilidade devido à pandemia da COVID-19	43
Quadro 3.1 – Alternativas e atributos de cada <i>design</i> de cenários delineado.....	54
Quadro 3.2 – Procedimentos e dados utilizados para definir os níveis dos atributos de PD....	54
Quadro 3.3 – Técnicas e pacotes computacionais utilizados nas principais etapas metodológicas	79
Quadro 4.1 – Principais hábitos identificados e políticas sugeridas	102
Quadro 5.1 – Resumo dos resultados da análise de substituição do TP pelo <i>ridesourcing</i> durante a pandemia da COVID-19 no Brasil	138
Quadro 6.1 – Proposta de políticas de TP e resultados associados	144

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 – Descrição das questões contidas em cada seção do questionário (Adaptada de Sá, 2020).....	50
Tabela 3.2 – Questões incluídas nas amostras de antes e durante a pandemia.....	73
Tabela 3.3 – Testes comparativos entre amostras independentes	73
Tabela 3.4 – Modelos calibrados para cada período de estudo e cada conjunto de alternativas de escolha	75
Tabela 4.1 – População dos estados brasileiros onde a pesquisa foi realizada (IBGE, 2021) .	82
Tabela 4.2 – Caracterização socioeconômica das duas amostras	83
Tabela 4.3 – Caracterização das viagens	84
Tabela 4.4 – Análise descritiva da variável “tempo médio de viagem (minutos) ”	85
Tabela 4.5 – Avaliação da qualidade do Transporte Público	86
Tabela 4.6 – Resultados dos testes comparativos entre os hábitos de viagens urbanas de antes e durante a pandemia da COVID-19	87
Tabela 4.7 – Descrição dos modos de transporte e características dos nós terminais (AD Modo)	88
Tabela 4.8 – Motivos de viagem e regras induzidas associadas aos nós terminais (AD Motivo)	92
Tabela 4.9 – Estatísticas dos modelos MNL e ML para alternativas de modo de transporte...	94
Tabela 4.10 – Parâmetros estimados nos modelos ML para alternativas de modo de transporte	95
Tabela 4.11 – Parâmetros estimados nos modelos MNL para alternativas de motivo de viagem	99
Tabela 5.1 – Atributos e os níveis correspondentes para cada alternativa do <i>Design</i> de Cenários 1	112
Tabela 5.2 – Atributos e os níveis correspondentes para cada alternativa do <i>Design</i> de Cenários 2	112
Tabela 5.3 – Atributos e os níveis correspondentes para cada alternativa do <i>Design</i> de Cenários 3	112
Tabela 5.4 – Atributos e os níveis correspondentes para cada alternativa do <i>Design</i> de Cenários 4	113
Tabela 5.5 – <i>Design</i> Eficiente Inicial 1	113

Tabela 5.6 – <i>Design</i> Eficiente Inicial 2	114
Tabela 5.7 – <i>Design</i> Eficiente Inicial 3	114
Tabela 5.8 – <i>Design</i> Eficiente Inicial 4	114
Tabela 5.9 – Caracterização da amostra do segundo estudo piloto	118
Tabela 5.10 – Parâmetros estimados pelo modelo <i>Logit</i> Multinomial	119
Tabela 5.11 – <i>Design</i> Eficiente Final 1	120
Tabela 5.12 – <i>Design</i> Eficiente Final 2	120
Tabela 5.13 – <i>Design</i> Eficiente Final 3	121
Tabela 5.14 – <i>Design</i> Eficiente Final 4	121
Tabela 5.15 – Proporção de respondentes segundo local de residência em região metropolitana	125
Tabela 5.16 – Caracterização socioeconômica dos respondentes	126
Tabela 5.17 – Análise descritiva das variáveis contínuas	127
Tabela 5.18 – Caracterização da viagem mais frequente do respondente e frequência de utilização do <i>ridesourcing</i> durante a pandemia da COVID-19 no Brasil.....	127
Tabela 5.19 – Características da utilização do <i>ridesourcing</i>	128
Tabela 5.20 – Avaliação da qualidade do Transporte Público	130
Tabela 5.21 – Estatísticas do modelo <i>Logit</i> Binomial incluindo o fator de escala.....	132
Tabela 5.22 – Estatísticas dos modelos <i>Logit</i> Binomial e <i>Logit</i> Misto	132
Tabela 5.23 – Estimativa dos parâmetros do modelo <i>Logit</i> Misto para as alternativas “Transporte Público” e “ <i>Ridesourcing</i> ”	133

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1: INTRODUÇÃO	23
1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS	23
1.2 CONTEXTUALIZAÇÃO DA PANDEMIA DA COVID-19 E PROBLEMA DE PESQUISA	25
1.3 OBJETIVO GERAL	29
1.4 OBJETIVOS ESPECÍFICOS	29
1.5 ESTRUTURA DO TEXTO	29
CAPÍTULO 2: REVISÃO DA LITERATURA	32
2.1 CONTEXTUALIZAÇÃO DOS SERVIÇOS DE <i>RIDESOURCING</i> E TRANSPORTE PÚBLICO ANTES DA PANDEMIA DA COVID-19.....	32
2.1.1 Características do comportamento relativo ao uso do <i>ridesourcing</i> e impacto destes serviços no sistema de transporte público.....	32
2.1.2. Avaliação da Qualidade do Transporte Público.....	38
2.2 IMPACTO DA PANDEMIA DA COVID-19 NO COMPORTAMENTO RELATIVO À MOBILIDADE URBANA	40
CAPÍTULO 3: MATERIAIS E MÉTODO	44
3.1 DESCRIÇÃO SUCINTA DO MÉTODO.....	44
3.2 SÍNTESE DAS FERRAMENTAS DE ANÁLISE.....	44
3.2.1 Árvore de Decisão (AD)	45
3.2.2 Modelo <i>Logit</i> Multinomial (MNL)	46
3.2.2 Modelo <i>Logit</i> Misto (ML).....	47
3.3 DETALHAMENTO DAS ETAPAS METODOLÓGICAS.....	48
3.3.1 Elaboração do questionário de Preferência Revelada (PR).....	50
3.3.2 Composição dos cenários de Preferência Declarada (PD).....	52
3.3.3 Projeto Experimental.....	62
3.3.4 Composição final do questionário.....	67
3.3.5 Coleta e tratamento de dados	70
3.3.6 Análise comparativa.....	72
3.3.7 Análise da substituição do TP pelo <i>ridesourcing</i>	77

CAPÍTULO 4: RESULTADOS REFERENTES À ANÁLISE COMPARATIVA DO COMPORTAMENTO RELATIVO À MOBILIDADE URBANA ANTES E DURANTE A PANDEMIA DA COVID-19 NO BRASIL ATRAVÉS DE PESQUISA DE PREFERÊNCIA REVELADA.....	80
4.1 ESTUDO PILOTO DO QUESTIONÁRIO DE PREFERÊNCIA REVELADA	80
4.2 CARACTERIZAÇÃO DA AMOSTRA.....	81
4.2.1 Caracterização socioeconômica	83
4.2.2 Caracterização das viagens	84
4.2.3 Caracterização da avaliação da qualidade do TP	85
4.3 TESTES COMPARATIVOS ENTRE AMOSTRAS INDEPENDENTES.....	86
4.4.1 Algoritmo CART do modo de transporte.....	88
4.4.2 Algoritmo CART do motivo de viagem.....	91
4.5.1 Modelagem da escolha pelo modo de transporte	94
4.5.2 Modelagem da escolha pelo motivo de viagem	99
4.3 DISCUSSÕES E POLÍTICAS DE TRANSPORTES	102
CAPÍTULO 5: RESULTADOS REFERENTES À ANÁLISE DA SUBSTITUIÇÃO DO TRANSPORTE PÚBLICO PELO <i>RIDESOURCING</i> ATRAVÉS DE PESQUISA DE PREFERÊNCIA DECLARADA E REVELADA.....	107
5.1 DETERMINAÇÃO DOS NÍVEIS DOS ATRIBUTOS DOS CENÁRIOS DE PD ...	107
5.1.1 Resultado dos níveis do atributo “conforto no TP”	107
5.1.2 Resultado dos níveis do atributo “preço do <i>ridesourcing</i> ”	108
5.1.3 Resultado dos níveis dos atributos “tempo de viagem por <i>ridesourcing</i> ” e “tempo de viagem por TP”	110
5.1.4 Resultado dos níveis do atributo “preço do TP”	110
5.2 PROJETO EXPERIMENTAL DE PD	113
5.2.1 <i>Design</i> Eficiente Inicial.....	113
5.2.2 Estudo Piloto	115
5.2.3 Estimativa dos parâmetros	119
5.2.4 <i>Design</i> Eficiente Final.....	120
5.3 CARACTERIZAÇÃO DA AMOSTRA.....	124
5.3.1 Caracterização socioeconômica da amostra.....	125

5.3.2 Caracterização da viagem mais frequente e utilização do <i>ridesourcing</i>	126
5.3.3 Avaliação da qualidade do TP	130
5.3.4 Caracterização das respostas dos <i>designs</i> de cenários de PD	130
5.4 MODELAGEM	131
5.5 DISCUSSÕES E POLÍTICAS DE TRANSPORTE	139
CAPÍTULO 6: CONSIDERAÇÕES FINAIS	142
6.1 CONCLUSÕES, RESTRIÇÕES METODOLÓGICAS E CONTRIBUIÇÕES	142
6.2 RESPOSTAS ASSOCIADAS ÀS HIPÓTESES DA PESQUISA	145
6.3 RECOMENDAÇÕES PARA PESQUISAS FUTURAS	146
REFERÊNCIAS	148
APÊNDICE I – QUESTIONÁRIO FINAL	161
APÊNDICE II – CENÁRIOS DO QUESTIONÁRIO PILOTO	168

CAPÍTULO 1: INTRODUÇÃO

Este capítulo traz as considerações iniciais sobre os serviços de *ridesourcing* e transporte público no Brasil e no mundo. Em seguida, tem-se a contextualização da pandemia da COVID-19 e seu impacto na mobilidade urbana. Na sequência, são expostas as lacunas observadas na literatura, as hipóteses de pesquisa e as contribuições associadas. A partir disso, o objetivo geral e os objetivos específicos deste trabalho são descritos na seção subsequente. Por fim, tem-se o detalhamento da estrutura textual da dissertação.

1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

O transporte sob demanda, feito por aplicativos de *smartphone*, como *Uber* e *99*, vem crescendo rapidamente em todo o mundo e gerando desafios para o poder público e pesquisadores da área da Engenharia de Transportes. Autores como Rayle *et al.* (2016); Henao (2017); Dawes (2016); Lavieri *et al.* (2018); Sá e Pitombo (2019) e Sá (2020) consideram mais adequado utilizar o termo “*ridesourcing*” para definir esse tipo de transporte. No entanto, pode-se encontrar outras expressões na literatura, como “*ride-hailing*” (CLEWLOW; MISHRA, 2017; HALL *et al.*, 2018; SÁ; PITOMBO, 2021) “*real-time ridesharing*” (ALEXANDER; GONZÁLEZ, 2015), “*app-based ride services*” ou “*Transportation Network Companies*” (SCHALLER, 2017) e “*tailored taxi*” (ZHANG *et al.*, 2016). Apesar das diferentes nomenclaturas, pode-se afirmar que esse modo de transporte utiliza tecnologia para ajustar oferta e demanda por transporte de forma dinâmica. Isso permite que os usuários solicitem um automóvel e um motorista em tempo real para realizar viagens, através de um aplicativo de *smartphone* (RAYLE *et al.*, 2016).

Nos Estados Unidos (EUA), a empresa *Uber* foi a pioneira, ao lançar seu sistema e introduzi-lo nas ruas da cidade de São Francisco em 2010. No Brasil, a *Uber* começou seus serviços no Rio de Janeiro em 2014. Apesar do caráter recente, houve uma rápida expansão e o serviço já é ofertado em mais de 500 cidades do Brasil e 71 países, atingindo mais de 118 milhões de usuários em todo o mundo (UBER, 2022). Desde a chegada da pioneira *Uber*, outras empresas começaram a oferecer este serviço, como a *Lyft* nos EUA e a *99* no Brasil, o que expandiu ainda mais o número de usuários e cidades atendidas.

A recente introdução e rápida expansão dos serviços de *ridesourcing* gera discussões com relação à sua regulamentação, aos seus impactos no sistema de transportes e às mudanças

de comportamento dos usuários. Leva-se em consideração os aspectos positivos que possibilitaram a popularização deste serviço, como a confiabilidade, o custo para o usuário, o acesso porta-a-porta, a flexibilidade de horários e a geração de trabalho. Por outro lado, discute-se aspectos negativos como a insegurança, o aumento do congestionamento, as más condições empregatícias e baixa regulamentação do serviço (HALL *et al.*, 2018). Deste modo, ainda não existe um consenso com relação aos impactos do serviço de *ridesourcing* na mobilidade urbana (LAVIERI *et al.*, 2018).

A facilidade e praticidade de acesso, além do ganho econômico para o usuário, têm feito do *ridesourcing* um competidor dos modos tradicionais de transporte (DAWES, 2016; GRAEHLER *et al.*, 2019). No início, acreditou-se que o *ridesourcing* vinha substituindo o uso do táxi tradicional (RAYLE *et al.*, 2016), porém, já é possível identificar que esse serviço impacta os outros modos, como o automóvel privado, os modos ativos e o transporte público.

No que se refere ao sistema de Transporte Público (TP), discute-se os benefícios da complementaridade do TP pelo *ridesourcing* em circunstâncias de pouca flexibilidade e disponibilidade do serviço de TP em determinados períodos do dia, bem como para acessar áreas menos densas (CASSEL *et al.*, 2018; FEIGON; MURPHY, 2016; HALL *et al.*, 2018; RAYLE *et al.*, 2016). Soluciona-se o problema da “primeira/última milha” (NELSON; SADOWSKI, 2019; SÁ; PITOMBO, 2021). Este problema refere-se à dificuldade de transportar os indivíduos do ponto de partida até a estação de TP mais próxima, ou da estação até o destino final. Como essa distância é pequena, o deslocamento por *ridesourcing* tem menor custo e maior comodidade do que a utilização de linhas extensas de TP (NELSON; SADOWSKI, 2019).

Entretanto, existe a possibilidade de substituição do TP pelo serviço de *ridesourcing*, principalmente em viagens mais curtas, nas quais o preço do *ridesourcing* é mais competitivo com o TP. Isso pode gerar impactos negativos, como o aumento do congestionamento, da emissão de gases poluentes, a diminuição da segurança no trânsito, entre outros impactos causados pelo aumento do uso do automóvel (HALL *et al.*, 2018; HENAO, 2017; SÁ, 2020). Além disso, esta redução do uso do TP e conseqüente diminuição da receita adquirida pela tarifa paga pelos usuários pode tornar desafiador para os operadores de TP manterem a oferta do serviço. Dessa forma, é possível que haja diminuição da qualidade do TP e aumento maior ainda da migração dos usuários para o *ridesourcing* (SÁ; PITOMBO, 2021).

No período anterior à pandemia da COVID-19 (antes do ano de 2020) diversos autores analisaram a taxa de substituição de cada modo tradicional pelo *ridesourcing* de forma a perguntar ao respondente das pesquisas qual modo seria utilizado caso o *ridesourcing* não

estivesse disponível. No entanto, não houve um consenso na literatura e as taxas de substituição do TP variaram, sendo que em países em desenvolvimento como Brasil, Chile e Gana a taxa foi maior (ACHEAMPONG *et al.*, 2020; SÁ, 2020; TIRACHINI; DEL RÍO, 2019) do que no Estados Unidos (CLEWLOW; MISHRA, 2017; HALL *et al.*, 2018).

É possível levantar a hipótese de que esta diferença esteja associada à baixa qualidade do TP nos países em que a taxa de substituição foi mais elevada. Portanto, busca-se compreender e mensurar os fatores que influenciam a escolha do *ridesourcing* pelos usuários de TP para guiar os operadores de transportes, tomadores de decisão e o poder público no investimento de melhorias da qualidade do TP, a fim de diminuir os impactos negativos causados pela migração dos usuários de TP para o *ridesourcing*. Entretanto, no Brasil, poucos estudos investigaram os fatores mais importantes especificamente para usuários de TP (COSTA *et al.*, 2021; SÁ, 2020; SÁ; PITOMBO, 2019, 2021); a maioria dos trabalhos focou na avaliação de fatores para utilização do *ridesourcing* de maneira geral (CASSEL *et al.*, 2018; COELHO *et al.*, 2017; PASQUAL *et al.*, 2019).

Além disso, estes atributos variaram na literatura. Dawes (2016) e Henao (2017) obtiveram os fatores disponibilidade e fácil acesso do *ridesourcing* nos Estados Unidos. Sá e Pitombo (2021) obtiveram o preço da viagem e o nível de conforto (lotação) no TP como fatores mais importantes no Brasil. Além dos fatores relacionados à viagem e ao indivíduo, é preciso analisar a percepção dos usuários sobre a qualidade do TP a fim de identificar e mensurar os principais indicadores que influenciam a escolha entre esses dois modos. Neste sentido, até o presente momento, apenas Sá e Pitombo (2021) incluíram estes indicadores em sua pesquisa no Brasil e obtiveram que a confiabilidade de horários e segurança pessoal foram os fatores de qualidade do TP, avaliados pelos usuários, que mais influenciavam a substituição do TP antes da pandemia da COVID-19.

Pode-se observar que este novo modo de transporte vem conquistando usuários em todo o mundo, contudo ainda não é claro na literatura quais seriam seus efeitos nos sistemas de transportes e comportamento dos usuários. O surgimento recente, principalmente no Brasil, e a dificuldade de conseguir acesso aos dados das companhias que realizam esse serviço tornam as análises dos impactos do *ridesourcing* no âmbito da mobilidade urbana desafiadora (HENAO, 2017). Além disso, não há um consenso quanto à regulamentação do serviço. No Brasil, cabe a cada município estabelecer as políticas de uso das companhias.

1.2 CONTEXTUALIZAÇÃO DA PANDEMIA DA COVID-19 E PROBLEMA DE PESQUISA

Em dezembro de 2019 foi reportado o primeiro caso da síndrome respiratória aguda grave causada pelo novo coronavírus 2 (SARS-CoV-2 ou COVID-19) em Wuhan, China (ANDERSEN *et al.*, 2020; WU *et al.*, 2020). Menos de dois meses depois, havia 7.736 casos confirmados na China e o vírus já havia se espalhado por outros 18 países. Assim, em 30 de janeiro de 2020, a Organização Mundial da Saúde (OMS) declarou estado emergencial de saúde pública internacional e, em 11 de março de 2020, situação de pandemia (OMS, 2020). No Brasil, o primeiro caso da COVID-19 foi registrado em 25 de fevereiro de 2020 em São Paulo, de acordo com o Ministério da Saúde do Brasil (MS, 2020).

A transmissão do SARS-CoV-2 é rápida e generalizada (ARONS *et al.*, 2020). O contágio ocorre de pessoa para pessoa principalmente pelo contato com saliva, mãos, superfícies contaminadas ou pelo ar (KAMPF *et al.*, 2020; MS, 2020; OMS, 2020). Além da rápida transmissão, a COVID-19 pode gerar complicações de saúde que podem levar à necessidade de hospitalização do indivíduo e/ou à fatalidade, gerando importante impacto econômico-global da patologia sobre os sistemas de saúde dos países (OMS, 2020). No Brasil, registrou-se um total de mais de 30 milhões de casos e cerca de 664 mil óbitos pela doença até o dia 04 de maio de 2022 (JHU, 2022). No entanto, é preciso considerar que a falta de informação, falta de testes, falta de acesso à saúde e outros fatores, agravados pelas desigualdades socioeconômicas, dificultaram as análises epidemiológicas que poderiam assessorar o poder público no controle da pandemia no Brasil (CANDIDO *et al.*, 2020).

Na falta de vacina e tratamento antiviral específico e na tentativa de conter a disseminação do SARS-CoV-2 pelo mundo, diversos países adotaram medidas de isolamento social, segurança sanitária, higienização e quarentena restrita (“*lockdown*”). Autores de pesquisas em países da Ásia e Europa demonstram que estas medidas são eficazes para diminuir o alastramento da COVID-19 (KHACHFE *et al.*, 2020; TOMAR; GUPTA, 2020). No Brasil, a suspensão das atividades escolares e econômicas ocorreram entre 12 e 23 de março de 2020 e pôde-se observar queda da taxa de transmissão logo após o início das medidas de isolamento social em São Paulo, SP. No entanto, a taxa de transmissão voltou a aumentar de acordo com o aumento da taxa de mobilidade municipal (CANDIDO *et al.*, 2020). Desde então, as medidas de isolamento social variaram de acordo com a ocupação dos leitos hospitalares de cada município, de forma a restringir mais as atividades presenciais quanto maior a taxa de ocupação hospitalar por pacientes confirmados com COVID-19.

As medidas de isolamento social estão diretamente associadas à circulação de pessoas e alteram toda a mobilidade dos países e o comportamento dos usuários dos sistemas de

transportes. Além disso, a vulnerabilidade, a percepção de risco e o medo causados pela pandemia do SARS-CoV-2 podem influenciar o comportamento dos indivíduos relacionado a estas medidas preventivas de enfrentamento da COVID-19. Na Turquia, evitar o uso do transporte público aparece como principal fator de prevenção contra a disseminação da COVID-19, na opinião dos indivíduos da amostra coletada (YILDIRIM *et al.*, 2020). No entanto, ainda não há um consenso na literatura quanto às mudanças nos hábitos relativos à escolha modal que ocorreram com o início da pandemia.

No Brasil, houve queda na demanda de TP (ANPTRLHOS, 2021; NTU, 2021) gerando queda na receita adquirida pela tarifa paga pelos usuários, o que fez com que os operadores de transporte reduzissem a oferta dos serviços (RODRIGUES DA SILVA *et al.*, no prelo). Este cenário gerou insatisfação dos usuários, os quais responderam em pesquisa da companhia de mapas e rotas de transporte urbano *Moovit* que o aumento da frequência de atendimento e melhoria do sistema de informação em tempo real para evitar veículos e estações lotadas seriam os principais fatores para escolherem mais o TP durante a pandemia (MOOVIT, 2020b). Dessa forma, levanta-se a hipótese de que o impacto da substituição do TP pelo *ridesourcing* tenha se intensificado com a pandemia e novos fatores tenham sido considerados mais importantes no Brasil.

Foi possível observar alterações nos hábitos relativos às atividades realizadas fora do domicílio. Nos EUA, ir às compras e visitar familiares ou amigos foram consideradas atividades de menor risco de contágio (SHAMSHIRIPOUR *et al.*, 2020). Já no Canadá, observou-se maior frequência de viagens durante a pandemia por motivo ida ao trabalho (FATMI, 2020). No Brasil, não foi identificado na literatura quais foram as principais mudanças relacionadas às atividades realizadas, ainda mais quando se trata do principal motivo das viagens realizadas por cada modo de transporte específico.

Experimentos de Preferência Declarada (PD) têm sido tradicionalmente utilizados para analisar o comportamento relativo à escolha modal em cenários hipotéticos. Dessa forma, permitem considerar novas alternativas de modos de transportes e diferentes níveis de atributos que variam ao redor da realidade do respondente (DANAF *et al.*, 2019). Mais ainda, Henao e Marshall (2017) sugerem combinar estes dados com dados de Preferência Revelada (PR).

Na literatura, diversos autores utilizaram este método para avaliar os fatores que influenciam a escolha pelo *ridesourcing* antes da pandemia da COVID-19 em diferentes países do mundo (AZIMI; JIN, 2022; OVIEDO *et al.*, 2020; TARABAY; ABOU-ZEID, 2020; YAN *et al.*, 2019). No entanto, atributos específicos do modo TP, como a lotação do TP por exemplo, não foram incluídos no experimento e os cenários não foram apresentados exclusivamente para

usuários de TP, de modo que não seria possível identificar as particularidades específicas da substituição do TP pelo *ridesourcing*.

No Brasil, Sá e Pitombo (2021) consideraram o conforto do TP e analisaram outros atributos específicos para usuários de TP escolherem o *ridesourcing*. No entanto, a alternativa de viagem por *ridesourcing* foi considerada sendo dividida com mais uma pessoa. Situação menos realista para o contexto de pandemia, no qual viagens individuais por *ridesourcing* são mais comuns para praticar o distanciamento social. Além disso, foi considerada apenas uma faixa abrangente de distância de viagens percorrida pelos respondentes. Portanto, tem-se a lacuna de identificar níveis diferentes para mais de uma faixa de distância, visto que o *ridesourcing* é mais competitivo com o TP em viagens mais curtas e por isso levanta-se a hipótese de que ocorrerá uma taxa maior de substituição neste caso.

Não foram encontrados, até o presente momento, estudos na literatura revisada que abordassem um experimento de PD para avaliação dos atributos que influenciam a escolha pelo TP e pelo *ridesourcing* durante a pandemia da COVID-19. Desta forma, deve-se planejar um experimento condizente como novo contexto, de forma a obter níveis dos atributos realistas para o respondente.

Assim, sintetizou-se as lacunas observadas na literatura, as hipóteses de pesquisa associadas e as contribuições desta dissertação, conforme Quadro 1.1.

Quadro 1.1 – Lacuna observada na literatura, hipótese de pesquisa e contribuição associada

Lacuna	Hipótese	Contribuição
Não há um consenso na literatura quanto aos fatores que mais influenciam a substituição do TP pelo <i>ridesourcing</i> durante a pandemia da COVID-19 no Brasil.	Fatores socioeconômicos, atributos referentes à viagem e à satisfação dos usuários com a qualidade do TP influenciam a substituição do TP pelo <i>ridesourcing</i> no contexto de pandemia da COVID-19 no Brasil.	Identificação, mensuração e análise dos fatores que influenciam a escolha pelo <i>ridesourcing</i> e pelo TP durante a pandemia da COVID-19 no Brasil, incluindo a percepção dos usuários sobre os indicadores de qualidade do serviço de TP ofertado. Proposição de políticas de transportes para mitigar o impacto de substituição do TP pelo <i>ridesourcing</i> no período pós-pandêmico.
As mudanças de hábitos relacionados à escolha modal, aos motivos de viagem e à utilização do <i>ridesourcing</i> que ocorreram com o início da pandemia da COVID-19 no Brasil ainda não foram totalmente identificadas e analisadas na literatura.	O contexto de pandemia da COVID-19 alterou o comportamento dos indivíduos relativo à escolha do modo, motivo de viagem e utilização do <i>ridesourcing</i> no Brasil.	Análise exploratória e confirmatória de comparação entre os hábitos de mobilidade urbana de antes e durante a pandemia da COVID-19 no Brasil. Identificação e mensuração dos fatores que influenciam a escolha do modo e motivo de viagem nos dois períodos. Proposição de políticas de transportes para mitigar os impactos

		negativos e manter os impactos positivos mesmo após a pandemia.
Os estudos encontrados na literatura revisada que envolvem um planejamento de experimento de PD no Brasil que avalia atributos específicos para usuários de TP escolherem o <i>ridesourcing</i> são referentes ao período anterior à pandemia e consideram a alternativa de viagem por <i>ridesourcing</i> compartilhada com mais uma pessoa.	Os níveis dos atributos da alternativa de viagem individual por <i>ridesourcing</i> diferem da alternativa de viagem por <i>ridesourcing</i> compartilhada com mais uma pessoa. Durante a pandemia da COVID-19 os indivíduos fazem mais viagens por <i>ridesourcing</i> sozinhos do que dividindo o preço com mais uma pessoa.	Identificação de níveis para os atributos condizentes com a alternativa de viagem individual por <i>ridesourcing</i> e com duas faixas de distância diferentes percorridas pelos usuários. Análise da influência de cada atributo incluído nos cenários hipotéticos na escolha pelo TP e pelo <i>ridesourcing</i> durante a pandemia da COVID-19 no Brasil.

1.3 OBJETIVO GERAL

A partir do problema do impacto do *ridesourcing* e da pandemia da COVID-19 no sistema de transporte público urbano, o objetivo geral desta pesquisa é analisar a possível substituição do transporte público pelo *ridesourcing* no período associado à pandemia da COVID-19 no Brasil.

1.4 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Os objetivos específicos desta pesquisa são:

- a) Realizar uma análise comparativa do comportamento dos usuários associado à mobilidade urbana (modo de transporte, motivo de viagem e frequência de utilização do *ridesourcing*) entre os períodos de antes e durante a pandemia da COVID-19 no Brasil;
- b) Identificar e mensurar os indicadores de qualidade do transporte público que mais influenciam a escolha modal durante a pandemia da COVID-19 no Brasil;
- c) Identificar e mensurar os fatores específicos para usuários de TP que influenciam a escolha pelo *ridesourcing* durante a pandemia da COVID-19 no Brasil;
- d) Propor um conjunto de políticas públicas, de forma a mitigar os efeitos negativos da pandemia na mobilidade e/ou prolongar os seus efeitos positivos.

1.5 ESTRUTURA DO TEXTO

Dividiu-se a estrutura deste texto em seis capítulos, incluindo esta introdução. No Capítulo 2, tem-se a revisão da literatura sobre o impacto dos serviços de *ridesourcing* e a qualidade do TP no período anterior à pandemia da COVID-19, e contextualiza-se o impacto da pandemia no comportamento dos indivíduos relativo à mobilidade urbana. No Capítulo 3, são descritos as técnicas de análise e o método para desenvolvimento de cada etapa da pesquisa. Dessa forma, apresenta-se os materiais e procedimentos utilizados na elaboração da pesquisa de Preferência Revelada e Declarada, que se encontra no Apêndice I; na coleta e tratamento dos dados; e nas análises dos resultados. O Capítulo 4 contém os resultados da análise comparativa dos hábitos relativos à escolha do modo e motivo de viagem de antes e durante a pandemia da COVID-19 no Brasil e discute-se a proposição de políticas públicas de transportes com base nestes resultados. O Capítulo 5 aborda os resultados do planejamento do experimento de Preferência Declarada e da estimativa dos modelos de escolha discreta para análise da substituição do TP pelo *ridesourcing* durante a pandemia da COVID-19 no Brasil. Assim, tem-se também a proposição de políticas de Transporte Público. Por fim, no Capítulo 6, apresenta-se as conclusões, limitações do método utilizado e recomendações para pesquisas futuras.

Esta dissertação está associada a quatro artigos científicos (em elaboração ou publicados). O leitor interessado pode consultá-los livremente:

1. COSTA, C.S.; PITOMBO, C.S.; SOUZA, F.L.U.d. Travel Behavior before and during the COVID-19 Pandemic in Brazil: Mobility Changes and Transport Policies for a Sustainable Transportation System in the Post-Pandemic Period. *Sustainability* 2022, 14, 4573. <https://doi.org/10.3390/su14084573>.

2. COSTA, C. S.; PITOMBO, C. S. Hábitos e comportamentos relacionados à mobilidade antes e durante a pandemia da COVID-19 no Brasil. Em: 35º Congresso de Pesquisa e Ensino em Transporte da ANPET. Anais ANPET. 100% Virtual. 2021. Disponível em: https://www.anpet.org.br/anais35/documentos/2021/Planejamento%20Territorial%20do%20Transporte/Pandemia%20e%20Novos%20Modos%20de%20Transporte/1_54_AC.pdf

3. COSTA, C.S.; PITOMBO, C.S.; SOUZA, F.L.U.d. The substitution of public transport by ridesourcing during the COVID-19 pandemic in Brazil: factors that influence travel behavior and policies for the post pandemic period. Em submissão.

4. COSTA, C. S.; SÁ, A. L. S.; PITOMBO, C. S. Análise dos fatores que influenciam a utilização do *ridesourcing* no Brasil: uma abordagem baseada no algoritmo *two-step cluster*. Em: 9th Congresso Luso-Brasileiro Para o Planejamento Urbano, Regional, Integrado e

Sustentável, 2021, Digital. Anais PLURIS. Digital. 2021. Disponível em: <https://pluris2020.faac.unesp.br/Paper736.pdf>

5. RODRIGUES DA SILVA, A. N.; PITOMBO, C. S.; PEDREIRA JÚNIOR, J. U.; CIRÍACO, T. G. M.; COSTA, C. S. Changes in Mobility and Challenges to the Transport Sector in Brazil due to COVID-19. *Em: TRANSPORTATION AMID PANDEMICS: PRACTICES AND POLICIES*; Amsterdam, The Netherlands: Elsevier, no prelo.

CAPÍTULO 2: REVISÃO DA LITERATURA

Nesta revisão da literatura são apresentadas as características relativas ao uso do *ridesourcing*, identificadas na literatura no contexto anterior à pandemia da COVID-19. Dessa forma, tem-se breve descrição dos estudos encontrados que abordam o impacto destes serviços no sistema de transporte público urbano antes da pandemia. Além disso, fez-se breve revisão referente aos indicadores de qualidade do TP considerando o objetivo específico relacionado à identificação da influência da percepção dos usuários sobre tais indicadores na escolha modal. A segunda parte deste capítulo é relativa à contextualização da pandemia da COVID-19 e seus impactos na mobilidade urbana, identificados na literatura no alcance desta revisão.

2.1 CONTEXTUALIZAÇÃO DOS SERVIÇOS DE *RIDESOURCING* E TRANSPORTE PÚBLICO ANTES DA PANDEMIA DA COVID-19.

Esta seção é referente à revisão da literatura encontrada no contexto anterior à pandemia da COVID-19.

2.1.1 Características do comportamento relativo ao uso do *ridesourcing* e impacto destes serviços no sistema de transporte público

A introdução do serviço de *ridesourcing* vem alterando todo o sistema de mobilidade urbana e competindo com modos tradicionais. No entanto, ainda há escassez de informações sobre seus impactos no comportamento dos usuários e no sistema de transportes (HENAQ, 2017). As barreiras impostas aos estudos acadêmicos são inúmeras, principalmente devido à falta de disponibilidade de dados abertos para pesquisa no Brasil. Mesmo com essas limitações, a literatura sobre o assunto vem crescendo nos últimos anos no país (CASSEL *et al.*, 2018; COELHO *et al.*, 2017; COSTA *et al.*, 2021; DUTRA *et al.*, 2021; PASQUAL *et al.*, 2019; RASIA; OLIVEIRA, 2021; RODRIGUES *et al.*, 2021; SÁ, 2020; SÁ; PITOMBO, 2019, 2021; SILVA *et al.*, 2021; SIQUEIRA *et al.*, 2021).

Para compreender as tendências de comportamento dos usuários de *ridesourcing*, grande parte dos autores da literatura revisada analisou o perfil socioeconômico dos indivíduos que possuem maior propensão a utilizar o *ridesourcing*. Pôde-se observar na literatura dos Estados Unidos, Brasil, Gana e Chile um perfil de jovens, com nível de escolaridade e renda

elevados e baixo acesso a um automóvel privado (ACHEAMPONG *et al.*, 2020; CASSEL *et al.*, 2018; CLEWLOW; MISHRA, 2017; COELHO *et al.*, 2017; DAWES, 2016; DIAS *et al.*, 2017; FEIGON; MURPHY, 2016; HENAO, 2017; LAVIERI *et al.*, 2018; RAYLE *et al.*, 2016; TIRACHINI; DEL RÍO, 2019). A população jovem inserida na Geração *Millennial* e com alto nível de escolaridade possui maior dependência da tecnologia (ALEMI *et al.*, 2018; LAVIERI *et al.*, 2017), isso implica na maior afinidade para acesso aos aplicativos de *ridesourcing*, permitindo maior uso destes serviços (ACHEAMPONG *et al.*, 2020). Além disso, o alto valor do tempo para os indivíduos de maior renda pode explicar o uso desse serviço para que possam realizar outras atividades durante a viagem (DIAS *et al.*, 2017).

Além do perfil socioeconômico dos usuários, entende-se como necessária a compreensão dos motivos das viagens por *ridesourcing*. Em sua maioria, na literatura revisada em diferentes cidades dos Estados Unidos, demonstra-se que o principal motivo das viagens realizadas pelo modo *ridesourcing* é atender aos compromissos sociais e de lazer (DAWES, 2016; FEIGON; MURPHY, 2016; HENAO, 2017; LAVIERI *et al.*, 2018). No entanto, Sá e Pitombo (2021) identificaram, em pesquisa com respondentes de diversas cidades brasileiras com diferentes opções de sistemas de TP, que o *ridesourcing* também está sendo utilizado em viagens rotineiras com motivo trabalho/estudo em diversas cidades do Brasil. Este resultado é similar ao obtido por Acheampong *et al.* (2020) nas principais cidades de Gana.

Desta forma, é preciso aprofundar os estudos sobre os padrões de utilização do *ridesourcing*, a fim de identificar as similaridades e diferenças dos brasileiros comparando-se a outros países, bem como, identificar os novos hábitos adquiridos devido ao contexto de pandemia da COVID-19, visto que as medidas de restrição de realização de atividades e de isolamento social afetaram diretamente os deslocamentos para atividades consideradas “não-essenciais” (motivo lazer, compromissos sociais, acessar aeroporto, entre outros).

Com relação aos fatores gerais que influenciam a utilização do *ridesourcing*, tem-se o preço e a rapidez (tempo de viagem) como principais fatores encontrados na literatura (CASSEL *et al.*, 2018; COELHO *et al.*, 2017; DAWES, 2016; HENAO, 2017; PASQUAL *et al.*, 2019; RAYLE *et al.*, 2016; TIRACHINI; DEL RÍO, 2019). No Brasil e no Chile, o conforto e a segurança também aparecem como fatores de grande importância (CASSEL *et al.*, 2018; COELHO *et al.*, 2017; PASQUAL *et al.*, 2019; TIRACHINI; DEL RÍO, 2019). No entanto, não é possível identificar quais características de conforto (lotação do veículo, o conforto dos assentos, entre outros aspectos) têm maior influência, tampouco, as características de segurança (segurança pessoal, segurança da mulher, segurança no trânsito, entre outras) que foram levadas em consideração.

Apesar da identificação de fatores gerais que influenciam a escolha pelo *ridesourcing* observada na literatura, é importante investigar os fatores específicos que levam usuários de cada modo de transporte tradicional a substituí-lo pelo *ridesourcing*. Para o caso do automóvel privado, por exemplo, identificou-se na literatura que a não necessidade de estacionamento e evitar dirigir alcoolizado foram os principais fatores para os usuários (CLEWLOW; MISHRA, 2017; COSTA *et al.*, 2021; DAWES, 2016; FEIGON; MURPHY, 2016; HENAO, 2017; LAVIERI *et al.*, 2018; RAYLE *et al.*, 2016; SÁ, 2020; SÁ; PITOMBO, 2019, 2021). Contudo, estes fatores não se aplicam para o caso do TP. Assim, esta revisão traz, além da identificação das características gerais de comportamento dos indivíduos relativo à utilização do *ridesourcing*, a literatura acerca do impacto deste serviço especificamente nos sistemas de transporte público.

Grande parte dos autores concluíram que o *ridesourcing* pode tanto complementar quanto substituir o transporte público de uma cidade (CASSEL *et al.*, 2018; FEIGON; MURPHY, 2016; HALL *et al.*, 2018; NELSON; SADOWSKI, 2019; RAYLE *et al.*, 2016; SÁ; PITOMBO, 2021). Na cidade de Santiago, Chile, Tirachinni e Del Río (2019) obtiveram a proporção de 1 respondente do questionário analisado que utiliza o *ridesourcing* para complementar algum modo de transporte público para 11 que utilizam para substituir. Este resultado se assemelha ao obtido por Henao e Marshall (2018), no qual 5,5% das viagens de *ride-hailing* de Denver, EUA, seriam feitas com caráter complementar a outro modo de transporte.

Quando se trata do caráter de substituição do TP, pode ocorrer um aumento da taxa de quilômetros percorridos por veículo (“*Vehicles Mile Traveled -VMT*”). Clewlow e Mishra (2017) demonstraram aumento considerável desta taxa devido à substituição de 6% do uso do ônibus em pesquisa no contexto de sete regiões metropolitanas dos EUA (Boston, Chicago, Los Angeles, Nova Iorque, São Francisco, Seattle e Washington, D.C.). Esse resultado se assemelha ao encontrado por Schaller (2017) em Nova Iorque, no qual há um aumento de 7% dos quilômetros totais percorridos pelos veículos. Neste sentido, o impacto da substituição do TP pelo *ridesourcing* é negativo, visto que, pode resultar em um aumento do número de acidentes graves, emissão de gases poluentes e congestionamento, devido à maior quantidade de automóveis nas vias.

Na literatura, a taxa de substituição de cada modo tradicional pelo *ridesourcing* foi analisada de forma a perguntar ao respondente das pesquisas qual modo seria utilizado caso o *ridesourcing* não estivesse disponível. Para o caso do Transporte Público (ônibus, metrô ou trem), as taxas de substituição variaram na literatura internacional e nacional. Sá (2020),

Tirachini e Del R o (2019) e Acheampong *et al.* (2020) obtiveram taxa similar de substitui o (aproximadamente 37%) no Brasil (considerando diversas cidades em todas as regi es do pa s), Chile (na cidade de Santiago) e Gana (em diversas cidades que possuem servi o de *ridesourcing*), respectivamente. Nos Estados Unidos, as taxas foram menores, Clewlow e Mishra (2017) e Hall *et al.* (2018) obtiveram em suas pesquisas uma redu o de aproximadamente 6% no uso do  nibus com a introdu o do *ridesourcing*. Para Feigon e Murphy (2016) em sete cidades dos Estados Unidos (Austin, Boston, Chicago, Los Angeles, S o Francisco, Seattle e Washington) a taxa de respondentes que optaram pelo transporte p blico, caso o *ridesourcing* n o estivesse dispon vel,   de 14%. Portanto, n o havia um consenso na literatura quanto ao impacto do *ridesourcing* na substitui o do TP antes mesmo da pandemia da COVID-19 e   poss vel que esta taxa tenha alterado com o novo contexto imposto pela percep o de risco de cont gio pelo novo coronav rus.

Al m das taxas de substitui o,   necess rio analisar os fatores espec ficos que influenciam os usu rios de TP a escolherem o *ridesourcing*. Neste sentido, at  o presente momento, apenas S  e Pitombo (2021) e Costa *et al.* (2021) identificaram estes fatores no Brasil. A maior parte dos estudos brasileiros teve como foco a avalia o de fatores gerais para utiliza o deste servi o (CASSEL *et al.*, 2018; COELHO *et al.*, 2017; PASQUAL *et al.*, 2019). Nos Estados Unidos, observou-se que diversos autores investigaram fatores espec ficos, no entanto, alguns divergiram dos encontrados no contexto brasileiro. Em Gana, Acheampong *et al.* (2020) afirmam que a substitui o do TP pelo *ridesourcing* ocorre devido   m  qualidade do TP no pa s, no entanto os atributos espec ficos n o foram identificados. Dessa forma, os fatores encontrados no alcance dessa revis o foram sintetizados no Quadro 2.1, bem como o m todo utilizado pelos autores para identific -los e o contexto local no qual est o inseridos.

Quadro 2.1 – Fatores espec ficos para que usu rios de TP utilizem o *ridesourcing* observados na literatura revisada, m todo de identifica o desses fatores utilizado pelos autores e local onde foi realizado o estudo

Fatores	M�todo	Cidade, Pa�s	Literatura
Tempo de viagem (rapidez)	Dados coletados de entrevistas com usu�rios de <i>ridesourcing</i> e simula�o de viagens por TP. An�lise descritiva e compara�o.	S�o Francisco, EUA	Rayle <i>et al.</i> (2016)
	Dados coletados de question�rio e an�lise descritiva	Boston, Chicago, Los Angeles, Nova Iorque, S�o Francisco, Seattle e Washington, EUA	Clewlow; Mishra (2017)

	Pesquisa de PR e análise exploratória	Diversas cidades de todas as regiões do Brasil	Costa <i>et al.</i> (2021) Sá (2020)
	Pesquisa de PD e análise confirmatória	Diversas cidades de todas as regiões do Brasil	Sá e Pitombo (2021)
Disponibilidade/fácil acesso/conveniência	Dados coletados de questionário <i>online</i> e análise confirmatória	Diversas cidades dos EUA	Dawes (2016)
	Dados coletados de questionário e análise descritiva	Boston, Chicago, Los Angeles, Nova Iorque, São Francisco, Seattle e Washington, EUA	Clewlow; Mishra (2017)
	Pesquisa Origem Destino e de PR. Análise descritiva e de correlação bivariada.	Denver, EUA	Henaó (2017)
Frequência de atendimento do TP	Dados coletados de questionário e análise descritiva	Boston, Chicago, Los Angeles, Nova Iorque, São Francisco, Seattle e Washington, EUA	Clewlow; Mishra (2017)
Preço	Pesquisa de PD e análise confirmatória	Diversas cidades de todas as regiões do Brasil	Sá e Pitombo (2021)
Conforto do TP (lotação)	Pesquisa de PD e análise confirmatória	Diversas cidades de todas as regiões do Brasil	Sá e Pitombo (2021)
Confiabilidade de horários do TP	Dados coletados de questionário e análise descritiva	Boston, Chicago, Los Angeles, Nova Iorque, São Francisco, Seattle e Washington, EUA	Clewlow; Mishra (2017)
	Pesquisa de satisfação com a qualidade do TP em escala <i>likert</i> e análise confirmatória	Diversas cidades de todas as regiões do Brasil	Sá e Pitombo (2021)
Segurança pessoal no TP	Pesquisa de satisfação com a qualidade do TP em escala <i>likert</i> e análise confirmatória	Diversas cidades de todas as regiões do Brasil	Sá e Pitombo (2021)

Pode-se observar que o principal fator obtido na literatura para que usuários de TP utilizem o *ridesourcing* foi o tempo de viagem (CLEWLOW; MISHRA, 2017; COSTA *et al.*, 2021; RAYLE *et al.*, 2016; SÁ; PITOMBO, 2021). Nos Estados Unidos, obteve-se também os fatores disponibilidade, conveniência e fácil acesso do *ridesourcing* (CLEWLOW; MISHRA, 2017; DAWES, 2016; HENAO, 2017). Na pesquisa de Clewlow e Mishra (2017) em sete regiões metropolitanas dos EUA, grande parte dos respondentes da pesquisa assinalaram que a baixa frequência de atendimento do TP e a falta de confiabilidade destes serviços são fatores importantes para a escolha do *ridesourcing*. Sá e Pitombo (2021) obtiveram o preço da viagem e o nível de conforto (lotação) no TP como fatores mais importantes no Brasil. Além disso, as autoras observaram que a percepção dos usuários sobre a confiabilidade de horários e segurança pessoal dos serviços de transporte público são essenciais para sua escolha.

Vale ressaltar que foram utilizados diferentes métodos para obtenção destes resultados e apenas Sá e Pitombo (2021) e Dawes (2016) realizaram uma técnica de análise mais robusta

de modelagem. Além disso, somente Sá e Pitombo (2021) elaboraram uma pesquisa de Preferência Declarada e Preferência Revelada, método muito utilizado e indicado para identificação de atributos que influenciam a escolha discreta pelo modo de transporte (DANAF *et al.*, 2019; HENAO; MARSHALL, 2019). Mesmo assim, a pesquisa considerou a alternativa de viagem por *ridesourcing* compartilhada com mais uma pessoa nos cenários hipotéticos (SÁ; PITOMBO, 2021). Dessa forma, tem-se como lacuna a elaboração de pesquisa de Preferência Declarada que considere viagens individuais por *ridesourcing*.

Os níveis dos atributos preço e tempo de viagem por *ridesourcing* foram determinados considerando uma faixa de distância de viagem abrangente (SÁ; PITOMBO, 2021), porém os valores podem sofrer grandes variações dentro dessa faixa, tornando os níveis delineados menos realistas para os respondentes. Mais ainda, a técnica utilizada para realização do projeto experimental do Fatorial Fracionado não permite a restrição de combinações de níveis dos atributos improváveis de ocorrer na realidade. Como o preço e o tempo das viagens por *ridesourcing* variam juntos com a distância da viagem, seria improvável que uma viagem com tempo elevado tenha um custo baixo para o usuário por exemplo, o que tornaria este cenário irreal e poderia prejudicar o experimento. Assim, a lacuna consiste na identificação de níveis para os atributos que considerem mais de uma faixa de distância e utilização de técnica de projeto experimental que permita restringir combinações dos níveis improváveis de ocorrer na realidade.

Outra observação importante é de que os contextos locais variam nas pesquisas, sendo que, em algumas são consideradas regiões metropolitanas dos EUA e em outras cidades brasileiras, portanto possuem particularidades únicas e grandes diferenças principalmente com relação ao serviço de TP ofertado. Além disso, no contexto de pandemia da COVID-19, é possível que o impacto desses fatores varie e que novos fatores sejam identificados. Levando-se em consideração a importância do distanciamento social neste período, a lotação dos veículos pode ser levantada como fator decisivo na escolha pelo *ridesourcing*, sendo esta, uma hipótese desta pesquisa.

Os fatores identificados na literatura que influenciam a substituição do TP pelo *ridesourcing* estão associados à qualidade do TP. Dessa forma, para mitigar os impactos negativos dessa substituição e orientar políticas públicas de melhoria da mobilidade urbana para criar um sistema de transporte mais democrático, sustentável e seguro, esta dissertação propõe identificar os indicadores de qualidade do TP mais importantes para os usuários escolherem estes serviços ao invés do *ridesourcing*. Dessa forma, a seção subsequente aborda a revisão da literatura acerca do estudo destes indicadores no contexto anterior à pandemia da COVID-19.

2.1.2. Avaliação da Qualidade do Transporte Público

É possível haver mudanças nos hábitos de locomoção do transporte individual motorizado para o TP, caso haja melhoria na qualidade do serviço prestado (GUIRAO *et al.*, 2016). Portanto, é necessário analisar a percepção dos usuários sobre a qualidade do TP de sua cidade de residência, com o objetivo de compreender o comportamento destes usuários relacionado à escolha pelo *ridesourcing*.

No alcance desta revisão de literatura, apenas Sá e Pitombo (2021) apresentaram a avaliação da qualidade do TP da cidade de residência do usuário como fator de influência na escolha pelo *ridesourcing* no Brasil. Neste sentido, as características avaliadas pelas autoras foram segurança pessoal, conforto, confiabilidade de horários, frequência de atendimento e situação geral do serviço ofertado. Contudo, diversos autores utilizam indicadores de qualidade do TP diferentes para avaliar a qualidade do TP (FERRAZ; TORRES, 2004; HADIUZZMAN *et al.*, 2017; RAHMAN *et al.*, 2016) e não há um consenso com relação aos que devem ser avaliados (DE OÑA; DE OÑA, 2014). É preciso levar em consideração a condição social e econômica dos indivíduos, bem como os costumes locais da região a ser analisada (FERRAZ; TORRES, 2004).

Na literatura internacional, autores avaliaram a importância de características específicas para determinar a qualidade do TP do ponto de vista dos usuários em Bangladesh (HADIUZZMAN *et al.*, 2017; RAHMAN *et al.*, 2016); na Espanha (DE OÑA *et al.*, 2013); na China (CHEN; LI, 2017; HAN *et al.*, 2018); na Indonésia (IRAWAN *et al.*, 2019; JOEWONO; KUBOTA, 2007); e no Taiwan (CHENG; CHEN, 2015). Dessa forma, pôde-se observar alguns dos principais indicadores utilizados pelos autores, descritos no Quadro 2.2, sendo que foram agrupados em fatores gerais e temas para facilitar o entendimento.

Quadro 2.2 – Indicadores de qualidade do transporte público.

Fatores gerais	Características específicas	Literatura
Caminho até o ponto de ônibus	Possibilidade de transportar bicicletas no ônibus	Cheng e Chen (2015)
	Acessibilidade	Joewono e Kubota (2007); Cheng e Chen (2015); Rahman <i>et al.</i> (2016); Chen e Li (2017); De Oña <i>et al.</i> (2013); Hadiuzzman <i>et al.</i> (2017)
	Conforto do ponto de espera	Joewono e Kubota (2007); Han <i>et al.</i> (2018)
	Distância entre domicílio/destino e ponto de ônibus	De Oña <i>et al.</i> (2013); Cheng e Chen (2015); Chen e Li (2017); Hadiuzzman <i>et al.</i> (2017); Han <i>et al.</i> (2018); Irawan <i>et al.</i> (2019)

	Infraestrutura de caminhada até o ponto de ônibus	Cheng e Chen (2015)
Flexibilidade	Frequência de partida	De Oña <i>et al.</i> (2013); Cheng e Chen (2015); Rahman <i>et al.</i> (2016); Hadiuzzman <i>et al.</i> (2017); Han <i>et al.</i> (2018)
	Pontualidade e confiança	Joewono e Kubota (2007); De Oña <i>et al.</i> (2013); Rahman <i>et al.</i> (2016); Hadiuzzman <i>et al.</i> (2017)
	Frequência de atrasos na viagem	Cheng e Chen (2015); Chen e Li (2017); Han <i>et al.</i> (2018)
	Integração com outros modos ou outras linhas de ônibus	Joewono e Kubota (2007); Rahman <i>et al.</i> (2016); Chen e Li (2017)
	Velocidade de operação do ônibus	De Oña <i>et al.</i> (2013); Rahman <i>et al.</i> (2016); Han <i>et al.</i> (2018)
	Tempo de espera no ponto de ônibus	Joewono e Kubota (2007); Chen e Li (2017); Han <i>et al.</i> (2018)
	Tempo médio de viagem em dias de semana	Joewono e Kubota (2007); Rahman <i>et al.</i> (2016); Hadiuzzman <i>et al.</i> (2017)
	Serviço de ônibus em finais de semana ou à noite	Cheng e Chen (2015)
	Adequação para viagens de longa distância	Rahman <i>et al.</i> (2016); Irawan <i>et al.</i> (2019)
Funcionários	Cortesia dos funcionários	Joewono e Kubota (2007); De Oña <i>et al.</i> (2013); Chen e Li (2017); Hadiuzzman <i>et al.</i> (2017)
Custo	Sistema de bilhetagem e pagamento	Joewono e Kubota (2007); Rahman <i>et al.</i> (2016); Hadiuzzman <i>et al.</i> (2017)
	Custo da viagem ou taxa diária	Joewono e Kubota (2007); De Oña <i>et al.</i> (2013); Rahman <i>et al.</i> (2016); Hadiuzzman <i>et al.</i> (2017); Han <i>et al.</i> (2018); Irawan <i>et al.</i> (2019)
Segurança pessoal	Segurança pessoal e de propriedade	Joewono e Kubota (2007); Rahman <i>et al.</i> (2016); Han <i>et al.</i> (2018)
	Segurança da mulher	Hadiuzzman <i>et al.</i> (2017)
	Ações preventivas para garantir segurança	Joewono e Kubota (2007)
Segurança no trânsito	Sensação de segurança contra acidentes de trânsito	Joewono e Kubota (2007); Cheng e Chen (2015); Rahman <i>et al.</i> (2016); Irawan <i>et al.</i> (2019)
	Instalações de segurança/emergência	Chen e Li (2017); Han <i>et al.</i> (2018)
	Segurança geral	De Oña <i>et al.</i> (2013); Chen e Li (2017); Han <i>et al.</i> (2018)
	Segurança do modo de dirigir do motorista	Cheng e Chen (2015); Hadiuzzman <i>et al.</i> (2017)
Conforto	Disposição interna: facilidade de se mover e posição dos assentos	Rahman <i>et al.</i> (2016); Hadiuzzman <i>et al.</i> (2017)
	Limpeza do veículo	Joewono e Kubota (2007); De Oña <i>et al.</i> (2013); Cheng e Chen (2015); Rahman <i>et al.</i> (2016); Chen e Li (2017); Hadiuzzman <i>et al.</i> (2017); Han <i>et al.</i> (2018)
	Lotação do veículo (viagem realizada em pé ou sentado)	De Oña <i>et al.</i> (2013); Cheng e Chen (2015); Rahman <i>et al.</i> (2016); Han <i>et al.</i> (2018); Joewono e Kubota (2007)
	Conforto do assento	Joewono e Kubota (2007); Rahman <i>et al.</i> (2016); Chen e Li (2017); Hadiuzzman <i>et al.</i> (2017); Han <i>et al.</i> (2018)
	Sistema de ventilação do veículo (temperatura)	Joewono e Kubota (2007); De Oña <i>et al.</i> (2013); Chen e Li (2017); Hadiuzzman <i>et al.</i> (2017)
	Satisfação com o ambiente interno do veículo	Joewono e Kubota (2007); Chen e Li (2017)
	Qualidade do modo de dirigir do motorista	Rahman <i>et al.</i> (2016); Hadiuzzman <i>et al.</i> (2017)
	Condição da infraestrutura para ônibus	Hadiuzzman <i>et al.</i> (2017)

	Nível de barulho	Joewono e Kubota (2007); Rahman <i>et al.</i> (2016); Hadiuzzman <i>et al.</i> (2017)
	Quantidade de paradas da linha	Cheng e Chen (2015)

No Brasil, Ferraz e Torres (2004) propuseram 12 fatores gerais de qualidade para os usuários, tem-se acessibilidade (facilidade de chegar no local de embarque); tempo de viagem (tempo de deslocamento dentro do veículo); lotação (quantidade de passageiros no interior do veículo); características dos veículos (tecnologia e estado de conservação dos veículos); características dos locais de parada (infraestrutura e conservação das estações de TP); sistema de informações (disponibilidade de informações sobre as linhas, locais de parada, horários, passagens, etc.); conectividade (facilidade de deslocamento por TP); comportamento dos operadores (habilidade do motorista, cortesia dos funcionários, etc.); estado das vias (qualidade da infraestrutura das vias); confiabilidade (grau de certeza de que o veículo irá passar nos pontos no horário previsto); segurança (segurança pessoal e no trânsito); e frequência de atendimento (intervalo de tempo entre a passagens dos veículos na estação).

Apesar da grande quantidade de indicadores de qualidade do TP encontrados na literatura, é de extrema importância que haja uma escolha entre estes e avalie-se a percepção dos usuários (GUIRAO *et al.*, 2016). De Oña e De Oña (2013) apontam que os indicadores frequência, pontualidade, conforto, limpeza, segurança, disponibilidade de informação, cortesia da equipe e tarifa são os mais utilizados, devido à sua importância nos estudos. Desta forma, esta pesquisa visa contribuir no sentido de escolher indicadores para serem avaliados pelos usuários e analisar sua influência na escolha pelo TP e pelo *ridesourcing*. No entanto, é possível que outros fatores relacionados com a qualidade do TP durante a pandemia da COVID-19 devam ser levados em consideração. Portanto, esta dissertação traz uma breve revisão da literatura acerca do impacto da pandemia no comportamento relativo à mobilidade urbana na Seção 2.2.

2.2 IMPACTO DA PANDEMIA DA COVID-19 NO COMPORTAMENTO RELATIVO À MOBILIDADE URBANA

O contexto de pandemia da COVID-19 gerou alterações na mobilidade urbana e no comportamento dos indivíduos no mundo todo. Até o fim de março de 2020, mais de 100 países haviam implementado medidas restritivas de mobilidade, suspensão de atividades escolares e econômicas, quarentena restritiva (“*lockdown*”) e outras medidas para aumentar a segurança

sanitária e o isolamento social. Desta forma, autores avaliaram a percepção de risco de contágio pela COVID-19 e sua influência no comportamento dos indivíduos (PARADY *et al.*, 2020; YILDIRIM *et al.*, 2020).

No Japão, Parady *et al.* (2020) utilizaram dados da prefeitura de 7 municípios para analisar motivos de viagem e mudanças de comportamento nas primeiras semanas de pandemia da COVID-19 no país. Observou-se queda significativa de viagens por motivo trabalho, ida às estações de transporte público e lazer, e pequeno aumento de viagens aos supermercados e parques. Shamshiripour *et al.* (2020), em Chicago, EUA, observaram que ir aos hospitais, academias e restaurantes foram as atividades consideradas de maior risco de contágio, na percepção dos usuários. Já visitar familiares e/ou amigos e realizar compras, foram atividades consideradas de pouco risco pelos respondentes. No Canadá, obteve-se maior frequência de viagens durante a pandemia por motivo de ida ao trabalho ou ida às compras (FATMI, 2020). Na Austrália, Beck e Hensher (2020) obtiveram maior queda nas viagens por motivo ida às compras, visitar amigos e ir a restaurantes. Portanto, observa-se que os resultados variaram em cada país, sendo esta uma lacuna de pesquisa para o caso brasileiro.

Além dos hábitos relacionados às atividades realizadas fora do domicílio, estudos trouxeram outras mudanças relacionadas às medidas de isolamento social e medo de contágio durante a pandemia da COVID-19. Yildirim *et al.* (2020), em estudo realizado com indivíduos de diversas localidades da Turquia, demonstram que as mulheres se sentem mais vulneráveis, têm mais medo e percepção de risco de contágio, por isso, são mais adeptas às medidas preventivas do que os homens. Os mesmos autores observaram que evitar o transporte público e lavar as mãos com frequência foram as medidas preventivas mais adotadas pelos indivíduos da amostra.

Com relação ao comportamento relativo à escolha modal, autores em pesquisas nos Estados Unidos, Austrália e Holanda observaram que os modos de transportes privados são considerados mais seguros, em termos de possibilidade de contágio pelo novo coronavírus, do que o TP, na visão dos usuários (BECK; HENSHER, 2020; DE HAAS *et al.*, 2020; SHAMSHIRIPOUR *et al.*, 2020). Nos EUA, Shamshiripour *et al.* (2020) obtiveram taxa de apenas 29% e 23% dos respondentes da amostra que consideram o veículo privado e a bicicleta como risco médio ao alto de contágio, enquanto isso, para o *ridesourcing* a taxa foi de 89% e para o TP de 93%. Entre estes 93%, mais de 26% não possuem acesso frequente à um veículo privado. Na Austrália, Beck e Hensher (2020) obtiveram resultados similares, visto que os modos de TP sob trilhos e o ônibus foram considerados os modos em que os usuários se sentem menos confortáveis por 33% e 42% da amostra, respectivamente, contra a taxa de apenas 1%

para o caso do automóvel privado. No entanto, apenas 12% dos respondentes assinalaram o *ridesourcing* como o modo que se sentem menos confortáveis para deslocamento na pandemia da COVID-19, taxa menor do que nos EUA.

A demanda por transporte público reduziu drasticamente, principalmente no início da pandemia com as medidas mais restritivas de deslocamento, momento de funcionamento de apenas atividades essenciais. Em Nova Iorque, observou-se queda de 90% no uso do metrô no final de março de 2020 (HARRIS, 2020). Com a flexibilização das medidas de isolamento social e retorno de atividades econômicas não-essenciais, aumentou-se a necessidade de uso do TP, mesmo assim, a demanda continuou reduzida. No Brasil, a demanda por usuários de ônibus diminuiu cerca de 40% entre outubro de 2020 e fevereiro de 2021 e a demanda do TP sob Trilhos teve queda de 55,9% entre março e dezembro de 2020, quando comparadas ao mesmo período do ano anterior (ANPTRILHOS, 2021; NTU, 2021).

Apesar de outros modos de transportes terem queda na demanda, para o caso do TP, a redução da demanda foi maior (RODRIGUES DA SILVA *et al.*, no prelo). Em pesquisa *online* realizada em Toronto, Canadá, os autores obtiveram que houve redução na probabilidade de escolha pelo *ridesourcing* de maneira geral durante a pandemia, porém a pesquisa indica que um grupo de indivíduos passou a utilizar mais o *ridesourcing* para evitar o TP (LOA *et al.*, 2022). Dessa forma, é possível que o impacto da substituição do TP pelo *ridesourcing* observado no período anterior à pandemia da COVID-19 tenha se agravado com o início da pandemia. Portanto é de extrema importância que os fatores que influenciam a escolha dos usuários por estes modos sejam analisados. Desta forma, para que os usuários de TP não migrem permanentemente para outros modos de transporte e para garantir um deslocamento democrático, acessível e seguro para toda a população, é preciso investir na qualidade do transporte público (FERRAZ; TORRES, 2004).

Novas medidas foram implementadas para diminuir o contágio pelo novo coronavírus no TP. Entre elas tem-se a obrigatoriedade do uso de máscara, recomendação de evitar falar ou comer dentro do veículo, realização de limpezas sistemáticas dos veículos e estações, operação de veículos sem ar-condicionado e com janelas abertas e manutenção do distanciamento social dentro do veículo (SPTRANS, 2020). Portanto, é possível que estes sejam novos indicadores de qualidade do transporte público que devam ser avaliados pelos usuários, a fim de analisar a percepção sobre a utilização deste modo de transporte durante a pandemia da COVID-19.

Algumas dessas medidas estão diretamente relacionadas com outros indicadores de qualidade do TP, que não eram considerados “bons” pelos usuários brasileiros, mesmo antes do cenário pandêmico de 2020. Entre estes, tem-se a lotação (visto que é necessário manter o

distanciamento social) e o tempo de viagem (visto que quanto maior o tempo de viagem maior o tempo de exposição dos usuários ao novo coronavírus). Para Loa et al. (2022) em Toronto, Canadá, a falta de confiabilidade nos serviços de TP e o desejo de evitar lotação nos veículos e espaços públicos foram fatores decisivos para que os respondentes da pesquisa aumentassem o uso do *ridesourcing*. No Brasil, a companhia de mapas e rotas de transporte urbano Moovit perguntou a seus usuários quais melhorias na qualidade do serviço de transporte público fariam com que os indivíduos escolhessem mais este serviço durante a pandemia e os fatores mais votados foram aumentar a frequência de atendimento e melhorar o sistema de informação em tempo real para evitar veículos e estações lotadas (MOOVIT, 2020b; RODRIGUES DA SILVA *et al.*, no prelo).

Portanto, é necessário identificar as mudanças nos hábitos de mobilidade urbana e analisar o impacto da substituição do TP pelo *ridesourcing* durante a pandemia da COVID-19 para propor políticas públicas que possam guiar operadores de transportes e tomadores de decisão a criar um sistema de transportes mais sustentável, democrático e seguro no período pós-pandêmico e mitigar os impactos negativos dessa substituição. Afinal, é possível que estes novos hábitos de mobilidade venham a persistir no futuro (WANG *et al.*, 2021). Desta forma, esta pesquisa visa contribuir com a identificação de fatores que influenciam a escolha modal e motivo de viagem antes e durante a pandemia, além de incluir atributos específicos para que usuários de TP o substituam pelo *ridesourcing* e as características da qualidade do TP estão atreladas à esta escolha. O Quadro 2.3 resume as principais mudanças na mobilidade devido à pandemia da COVID-19 mais citadas na literatura.

Quadro 2.3 Principais mudanças observadas na mobilidade devido à pandemia da COVID-19

Modo de transporte	Mudanças observadas	Trabalhos
Transporte Público	Redução da demanda	ANPTrilhos (2021); NTU (2021); Harris (2020);
<i>Ridesourcing</i>	Redução da demanda; Aumento do uso por usuários de TP	Loa <i>et al.</i> (2022)
Automóvel	Redução da demanda menor do que outros modos de transporte; Menor percepção de risco de contágio	Shamshiripour <i>et al.</i> (2020); Beck e Hensher (2020); De Haas <i>et al.</i> (2020); Rodrigues da Silva <i>et al.</i> (no prelo)
Modos ativos	Aumento da escolha por modos ativos individuais	Shamshiripour <i>et al.</i> (2020); Beck e Hensher (2020); De Haas <i>et al.</i> (2020); Rodrigues da Silva <i>et al.</i> (no prelo)

CAPÍTULO 3: MATERIAIS E MÉTODO

Este capítulo descreve o método e os materiais utilizados para alcançar os objetivos deste trabalho. Primeiramente tem-se o resumo do método, seguido da descrição sucinta das ferramentas de análise mais utilizadas (Algoritmo CART de Árvore de Decisão, modelo *Logit* Multinomial e modelo *Logit* Misto). Na sequência tem-se o fluxograma metodológico, seguido da descrição de cada etapa da pesquisa, desde a elaboração do questionário até as análises dos resultados.

3.1 DESCRIÇÃO SUCINTA DO MÉTODO

O método principal utilizado nesta pesquisa consiste primeiramente na elaboração de um questionário de Preferência Revelada e Declarada para coleta de dados *online* em diversas cidades do Brasil. A seção referente à Preferência Revelada foi adaptada de um questionário proposto por Sá e Pitombo (2021). Já os cenários de Preferência Declarada foram elaborados através da identificação de atributos na literatura. Os níveis dos atributos foram obtidos a partir da aplicação de um algoritmo de Árvore de Decisão, considerando simulações de viagens por transporte público e por *ridesourcing*. Finalmente, o projeto experimental foi realizado através da técnica do *Design Eficiente Bayesiano*.

Os dados associados à seção de Preferência Revelada do questionário foram utilizados para análise comparativa entre as respostas obtidas no período anterior à pandemia da COVID-19 e no período durante a pandemia da COVID-19. As técnicas utilizadas nesta análise comparativa foram testes de hipótese para comparação de amostras independentes, Algoritmo CART (*Classification And Regression Tree*) de Árvore de Decisão e modelagem pelo *Logit* Multinomial e *Logit* Misto. Além disso, as respostas dos usuários de transporte público (Preferência Revelada e Declarada), coletadas durante a pandemia, foram utilizadas para análise da substituição do transporte público pelo *ridesourcing* no contexto de pandemia da COVID-19. As técnicas utilizadas para esta análise foram os modelos *Logit* Binomial e *Logit* Misto.

3.2 SÍNTESE DAS FERRAMENTAS DE ANÁLISE

Nesta seção são descritas as principais ferramentas de análise utilizadas neste trabalho: o Algoritmo CART de Árvore de Decisão, o modelo *Logit* Multinomial e o modelo *Logit* Misto.

3.2.1 Árvore de Decisão (AD)

Neste trabalho, utilizou-se um algoritmo de Árvore de Decisão (AD) para identificar os níveis dos atributos dos cenários de Preferência Declarada (PD) e para realizar análise comparativa entre o comportamento relativo à mobilidade urbana antes e durante a pandemia da COVID-19. Essa técnica consiste em um modelo não paramétrico baseado em indução de regras sequenciais, utilizado para classificação ou previsão de dados (BREIMAN *et al.*, 1984; KASS, 1980; QUINLAN, 1983; ROKACH; MAIMON, 2015). No caso desta pesquisa, trata-se do uso dessa ferramenta de mineração de dados para estimação (variável dependente numérica) ou classificação (em caso de variável dependente categórica).

Assim, tem-se a divisão hierárquica de uma amostra de dados, contida no “nó raiz”, em sub-amostras (“nós filhos”), de forma que estas sejam mais homogêneas em cada nó, segundo a variável dependente. A ramificação continua com o crescimento da AD, a partir dos “nós filhos”, formando sub-amostras menores e mais homogêneas, até a geração dos “nós terminais” ou “folhas” (BREIMAN *et al.*, 1984; KASS, 1980; QUINLAN, 1983; ROKACH; MAIMON, 2015). Neste estudo, o algoritmo de Árvore de Decisão utilizado foi o CART (BREIMAN *et al.*, 1984) e o *software* para análise exploratória foi o *IBM SPSS Statistic 24.0*.

O Algoritmo CART consiste na partição binária dos dados e permite a utilização de variáveis dependentes categóricas ou numéricas. Dessa forma, os “nós pais” são divididos em 2 nós filhos a cada camada de segmentação. A partir do algoritmo CART, é possível identificar as variáveis independentes que foram consideradas mais importantes na divisão dos dados, em cada camada, de modo a gerar sub-amostras mais homogêneas em cada nó, em relação à variável dependente (BREIMAN *et al.*, 1984).

Para o caso de variáveis dependentes numéricas, a variância da variável dependente é a medida de impureza. Deseja-se que a divisão do nó pai seja feita gerando a maior redução da variância, tornando os nós filhos mais homogêneos (BREIMAN *et al.*, 1984). A redução da variância pode ser calculada pela Equação 3.1, conforme pré-definido no *software IBM SPSS Statistic 24.0* (IBM, 2016).

$$Iv(N) = \frac{1}{|S|^2} \sum_{i \in S} \sum_{j \in S} \frac{1}{2} (x_i - x_j)^2 - \left(\frac{1}{|St|^2} \sum_{i \in St} \sum_{j \in St} \frac{1}{2} (x_i - x_j)^2 + \frac{1}{|Sf|^2} \sum_{i \in Sf} \sum_{j \in Sf} \frac{1}{2} (x_i - x_j)^2 \right) \quad (3.1)$$

Sendo

Iv (N) = redução da variância no nó N;

S = conjunto da amostra total;

St = conjunto da amostra total do qual o valor da variável explicativa é verdadeiro;

Sf = conjunto da amostra total do qual o valor da variável explicativa é falso;

xi = valor da variável dependente da amostra total;

xj = valor da variável dependente da amostra que compõe o nó N.

Para o caso de variáveis dependentes categóricas, o algoritmo utiliza o Índice de *Gini* de impureza, para avaliar a homogeneidade, definido pela Equação 3.2.

$$G(t) = 1 - \sum_{i=1}^n p^2 \left(\frac{1}{t} \right) \quad (3.2)$$

Sendo que, n representa o número de categorias da variável dependente categórica e p representa a proporção da categoria i da variável dependente no nó t.

3.2.2 Modelo *Logit* Multinomial (MNL)

O modelo *Logit* Multinomial foi utilizado em três etapas deste trabalho. Na etapa de elaboração do experimento de Preferência Declarada foi utilizado para estimar os parâmetros dos atributos dos cenários hipotéticos, a partir de dados coletados no estudo piloto, a fim de gerar o *Design* Eficiente Final do Projeto Experimental. Além disso, esta técnica de modelagem foi utilizada para realizar uma análise confirmatória de comparação entre o comportamento relativo à mobilidade urbana antes e durante a pandemia da COVID-19 no Brasil. Por fim, o modelo MNL também foi utilizado para analisar os fatores que influenciam a substituição do TP pelo *ridesourcing*. Nesta última etapa, como trata-se de apenas duas alternativas de escolha, o modelo pode ser chamado *Logit* Binomial.

O modelo MNL (MCFADDEN, 1974) é a técnica mais simples e mais utilizada na prática de modelos de escolha discreta (LARRANAGA *et al.*, 2017; LOUVIERE *et al.*, 2000; ORTÚZAR; WILLUMSEN, 2011). Nestes modelos, considera-se como premissa do comportamento individual a maximização da utilidade na comparação entre alternativas e utiliza-se, em geral, o estimador de máxima verossimilhança para estimar os parâmetros das

parcelas determinísticas das funções utilidade. Dessa forma, tem-se a representação da utilidade descrita na Equação 3.3 (BEN-AKIVA; LERMAN, 1985).

$$U_{iq} = V_{iq} + \varepsilon_{iq} \quad (3.3)$$

Sendo que, U_{iq} é a utilidade da alternativa i para o indivíduo q ; ε_{iq} é a componente aleatória que representa os atributos não observáveis; e V_{iq} é a função utilidade determinística observada para cada alternativa i e indivíduo q . Pode-se definir V_{iq} de acordo com a Equação 3.4, assumindo a parte determinística como uma forma linear.

$$V_{iq} = \beta_0 + \beta_1 * X_1 + \beta_2 * X_2 + \dots + \beta_n * X_n \quad (3.4)$$

Sendo que, β_n representa o coeficiente de cada atributo; X_n representa cada atributo e n representa o número de atributos; β_0 representa a constante específica da alternativa. Vale ressaltar que os atributos podem estar associados aos indivíduos ou às alternativas. O modelo MNL se baseia na hipótese de que o termo aleatório da função utilidade é identicamente e independentemente distribuído conforme uma distribuição de Gumbel (Valor Extremo tipo I). A probabilidade de escolha de cada alternativa é dada pela Equação 3.5.

$$P(iq) = \frac{e^{(V_{iq})}}{\sum_{j=1}^n e^{(V_{jq})}} \quad (3.5)$$

Em que, $P(iq)$ é a probabilidade da alternativa i ser escolhida pelo indivíduo q dentro de um conjunto de n alternativas e j é o número de alternativas consideradas. A estimativa do modelo MNL foi realizada através do *software R* (R CORE TEAM, 2020), pelo pacote *Apollo* (HESS; PALMA, 2019).

3.2.2 Modelo *Logit* Misto (ML)

Além do modelo MNL, o modelo *Logit* Misto foi utilizado para realizar análise comparativa do comportamento relativo à mobilidade urbana entre os períodos de antes e durante a pandemia da COVID-19 e para analisar a substituição do TP pelo *ridesourcing*.

Neste modelo, considera-se a heterogeneidade do comportamento dos indivíduos, de forma que β é alterado aleatoriamente. Assim, é necessário multiplicar a distribuição de β para obter a probabilidade de seleção condicional do comportamento sujeito à presença de preferências aleatórias (YE *et al.*, 2020). A probabilidade de escolha de cada alternativa i pelo indivíduo q no modelo *Logit* Misto pode ser expressa como a integral das probabilidades *logit* padrão sobre a distribuição dos parâmetros, de acordo com a Equação 3.6.

$$P_{iq} = \int L_{iq}(\beta) f(\beta|\theta) d\beta \quad (3.6)$$

Sendo que, L_{iq} é a probabilidade *logit* obtida para cada parâmetro β (TRAIN, 2009), conforme a Equação 3.7.

$$L_{iq}(\beta) = \frac{e^{V_{iq}(\beta)}}{\sum_{j=1}^J e^{V_{jq}(\beta)}} \quad (3.7)$$

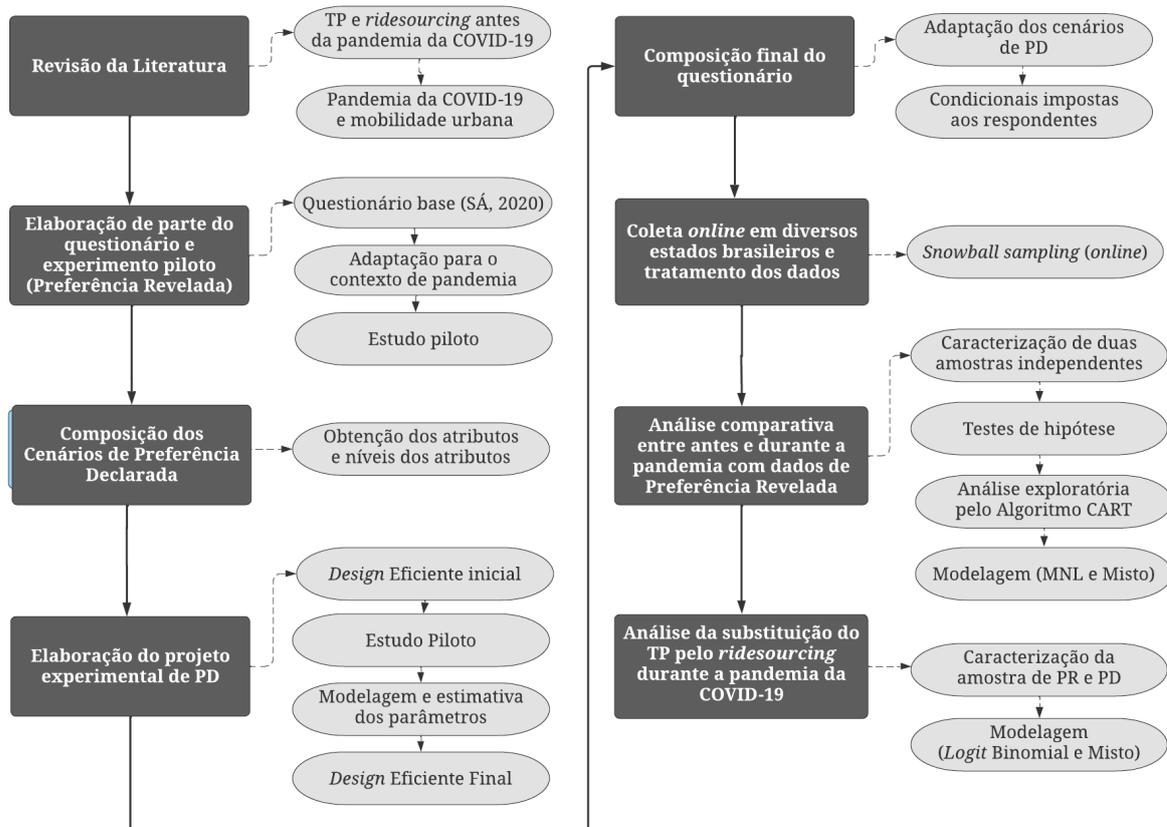
Assim, $f(\beta|\theta)$ é a função densidade sob o parâmetro global θ , conhecido como “*mixing distribution*” (ORTÚZAR; WILLUMSEN, 2011). A função densidade é descrita por um determinado parâmetro θ , como uma distribuição normal através da média μ e desvio padrão σ . A probabilidade de escolha do modelo *Logit* Misto pode ser considerada como a média ponderada das probabilidades de escolha do modelo *logit* multidimensional, e o peso é determinado por $f(\beta|\theta)$ (TRAIN, 2009).

Na literatura, diversos autores provaram que utilizar a distribuição normal na estimação de parâmetros aleatórios nos modelos *logit* é eficiente (LIU *et al.*, 2021). Neste trabalho considerou-se 1000 sequências de *Halton* para o procedimento de simulação na estimação dos parâmetros. Para calibrar o modelo ML utilizou-se o *software R* (R CORE TEAM, 2020), através do pacote *Apollo* (HESS; PALMA, 2019)

3.3 DETALHAMENTO DAS ETAPAS METODOLÓGICAS

O método para desenvolvimento desta pesquisa foi dividido em etapas sequenciais, de acordo com a Figura 3.1.

Figura 3.1 – Fluxograma metodológico



Fonte: elaboração própria.

A primeira etapa de revisão da literatura foi descrita no Capítulo 2. A segunda etapa consiste na elaboração da parte de Preferência Revelada do questionário, que foi feita a partir das questões propostas por Sá e Pitombo (2021) adaptadas para o contexto de pandemia da COVID-19 e testadas em estudo piloto (Subseção 3.3.1). As próximas duas etapas englobam o planejamento do experimento de Preferência Declarada. Deste modo, a terceira etapa descreve a obtenção dos atributos e níveis dos atributos dos cenários hipotéticos apresentados no questionário e a quarta etapa detalha a técnica do *Design* Eficiente Bayesiano de 4 etapas utilizada no projeto experimental (Subseções 3.3.2 e 3.3.3). A quinta e a sexta etapa são de finalização do questionário e coleta de dados *online* em diversos estados brasileiros, respectivamente (Subseções 3.3.4 e 3.3.5). As duas últimas etapas consistem na análise dos dados coletados. Para realização da análise comparativa do comportamento relativo à mobilidade urbana antes e durante a pandemia, foram realizados testes de hipótese para comparação de amostras independentes, além da análise exploratória e modelagem paramétrica (Subseção 3.3.6). A segunda análise referente à substituição do TP pelo *ridesourcing* durante a

pandemia da COVID-19 foi feita através da calibração de modelos *Logit* Binomial e *Logit* Misto (Subseção 3.3.7).

3.3.1 Elaboração do questionário de Preferência Revelada (PR)

A seção referente à Preferência Revelada do questionário foi elaborada com base na pesquisa de Sá e Pitombo (2021), proposta antes da pandemia da COVID-19 para aplicação *online* em diversas cidades brasileiras. O objetivo foi englobar as mesmas perguntas para possibilitar a comparação das respostas obtidas antes da pandemia com as respostas obtidas durante a pandemia, através de análise comparativa entre amostras independentes.

O questionário elaborado por Sá e Pitombo (2021) foi composto por 4 temas de perguntas: perfil socioeconômico; características de utilização do *ridesourcing*; características da viagem mais frequente e avaliação da qualidade do TP da cidade de residência. A maior parte das mudanças foi realizada para adequar as perguntas e as opções de respostas ao contexto da pandemia da COVID-19. No entanto, foi necessário acrescentar uma pergunta relacionada à utilização do *ridesourcing*, uma pergunta relacionada às características da viagem mais frequente e três perguntas relacionadas à parte de avaliação da qualidade do TP, sobretudo considerando aspectos sanitários necessários. A descrição sucinta do questionário de PR encontra-se na Tabela 3.1, adaptada de Sá (2020) e Sá e Pitombo (2021).

Tabela 3.1 – Descrição das questões contidas em cada seção do questionário

Seção do questionário	Informações coletadas
Perfil socioeconômico	Estado de residência
	Cidade de residência
	Idade
	Nível de escolaridade
	Gênero
	Renda familiar mensal
	Quantidade de automóveis na residência
Utilização de <i>Ridesourcing</i> (apenas para quem utilizou depois de março de 2020)	Isenção/Desconto no Transporte Público
	Frequência de utilização no último mês
	Motivo da viagem mais frequente destes serviços
	Modo de transporte utilizado caso o <i>ridesourcing</i> estivesse indisponível
Preferência Revelada sobre a viagem mais frequente	Pagamento da viagem por <i>ridesourcing</i> (apenas para usuários de TP)*
	Modo de transporte utilizado na viagem mais frequente durante a pandemia da COVID-19
	Motivo da viagem
	Tempo médio

	Uso do TP na viagem mais frequente antes da pandemia da COVID-19 (apenas para indivíduos que não usam o TP na viagem mais frequente durante a pandemia da COVID-19)*
	Tarifa (apenas para usuários de TP)
	Distância percorrida (apenas para usuários de TP)
Avaliação da qualidade do Transporte Público em escala <i>Likert</i> de 1 a 5 (apenas para usuários de TP)	Avaliação geral do Transporte Público na cidade de residência
	Avaliação do Conforto no Transporte Público
	Avaliação da Segurança Pessoal no Transporte Público
	Avaliação da Frequência de Atendimento no Transporte Público
	Avaliação da Confiabilidade de Horários do Transporte Público
	Avaliação da Acessibilidade no Transporte Público*
	Avaliação das Medidas de Higienização do Transporte Público*
	Avaliação das Medidas de Segurança Sanitária no Transporte Público*

*Questões adicionais em relação ao questionário proposto por Sá (2020) e Sá e Pitombo (2021).

Fonte: adaptado de Sá (2020) e Sá e Pitombo (2021).

As informações não-destacadas foram mantidas, a partir do questionário de Sá (2020) e Sá e Pitombo (2021), e as informações destacadas foram adicionadas para esta pesquisa. As três perguntas sobre qualidade do TP (destacadas) foram adicionadas com base na literatura revisada sobre indicadores de qualidade do TP e sobre as novas recomendações das autoridades para garantir segurança sanitária no TP, no contexto de pandemia da COVID-19. A avaliação da qualidade do TP foi feita em escala *Likert*, na qual os respondentes deveriam avaliar a qualidade dos indicadores de 1 a 5, sendo 1 “muito ruim” e 5 “muito boa”. Além disso, explicou-se o significado e as características específicas de cada indicador para não causar dúvidas ao respondente.

Foi feito o primeiro estudo piloto com 4 indivíduos de perfil socioeconômico diferentes, a fim de identificar o entendimento dos respondentes sobre as questões propostas. Este baixo número de indivíduos foi suficiente pois a maior parte das questões já havia sido testada e validada na pesquisa de Sá (2020) e Sá e Pitombo (2021). O questionário foi aplicado de forma *online*, por meio da plataforma *Google Forms* e divulgado através de redes sociais (*Whatsapp*, *Facebook*, etc.) e *e-mails* em agosto de 2020. Perguntou-se o tempo de resposta, o dispositivo utilizado para responder (computador, *tablet*, celular, etc.) e qual posição da tela do celular (vertical ou horizontal) forneceu a melhor visualização das questões e alternativas de resposta.

Após realizar as alterações sugeridas pelos respondentes do piloto, obteve-se a composição final da parte de Preferência Revelada do questionário, de acordo com o Apêndice I. Os resultados e alterações realizadas no questionário estão descritas no Capítulo 4 deste trabalho. Vale ressaltar que, as respostas obtidas no piloto não fizeram parte da amostra final de dados. Além disso, algumas condicionais foram impostas aos respondentes, de modo a

encaminhá-los a diferentes seções do questionário de acordo com suas respostas. Estas condicionais foram descritas em maiores detalhes na Subseção 3.3.5.

3.3.2 Composição dos cenários de Preferência Declarada (PD)

Para identificar os fatores que mais influenciam os usuários de transporte público a substituí-lo pelo *ridesourcing*, sugere-se a combinação de dados de Preferência Revelada e de Preferência Declarada (HENAO; MARSHALL, 2019). Os dados de PR são necessários para identificar as escolhas reais dos indivíduos e os dados de PD visam identificar a escolha potencial do usuário (HENSHER, 1994), de acordo com as variações de atributos relacionados às alternativas considerando cenários hipotéticos (KROES; SHELDON, 1988; ROSE; BLIEMER, 2009). Dessa forma, planejou-se um experimento de Preferência Declarada, cujos cenários projetados pudessem compor a última seção do questionário elaborado para coleta de dados.

É preciso definir as alternativas de escolha para os cenários, com base nos objetivos da pesquisa. Para cada uma das alternativas, deve-se apresentar um conjunto de atributos que representa os fatores necessários para a escolha do respondente (ORTÚZAR; WILLUMSEN, 2011). Os atributos devem conter dois ou mais níveis definidos por valores quantitativos ou qualitativos (MATYAS; KAMARGIANNI, 2017; ORTÚZAR; WILLUMSEN, 2011).

Nesta pesquisa, planejou-se 4 *designs* diferentes, cujos cenários são compostos pelos mesmos atributos, porém os níveis variam de acordo com a distância que o indivíduo percorre em sua viagem mais frequente e com as possibilidades de pagamento que o respondente tem usualmente para utilizar o *ridesourcing*. Vale ressaltar que foi apresentado apenas 1 (um) *design* de cenários para cada respondente, que melhor se enquadra em suas respostas nas perguntas de Preferência Revelada. Estas e outras condicionais do questionário serão melhor detalhadas na Subseção 3.5.

Como deseja-se analisar os fatores que influenciam os usuários de TP a migrarem para o *ridesourcing*, estas foram as duas alternativas de modo de transporte definidas. O questionário foi planejado para ser aplicado de forma *online* em cidades de diversos estados do Brasil, sendo que algumas possuem sistema de transporte público sob trilhos e outras apenas ônibus. Por este motivo, optou-se por englobar todos os modos de TP que possam ser oferecidos no sistema de transportes brasileiro (ônibus, metrô, trem, etc.) em uma única alternativa. Já para o caso do *ridesourcing*, Sá e Pitombo (2021) propuseram cenários considerando a viagem por *ridesourcing* compartilhada com mais uma pessoa conhecida. No entanto, com as medidas de

distanciamento social impostas pela pandemia da COVID-19, essa possibilidade se tornou menos usual. Assim, realizou-se 2 (dois) *designs* considerando a alternativa de viagem individual por *ridesourcing* e os outros 2 (dois) *designs* considerando a alternativa de viagem por *ridesourcing* compartilhada com mais uma pessoa conhecida.

Foram utilizados 3 atributos para a alternativa Transporte Público e 2 atributos para a alternativa *ridesourcing*. Os 4 *designs* de cenários foram elaborados com dois níveis em cada atributo. O método utilizado para obtenção dos atributos e níveis é melhor detalhado nas Subseções 3.3.2.1 e 3.3.2.2, respectivamente.

3.3.2.1 Definição dos atributos

A fim de identificar quais fatores têm mais influência na escolha do respondente por determinada alternativa de transporte, foram selecionados atributos (ORTÚZAR; WILLUMSEN, 2011) para os modos *ridesourcing* e transporte público, de acordo com a literatura brasileira revisada. Sá e Pitombo (2021) realizaram uma pesquisa por meio de questionário *online* para identificar os fatores mais importantes para que os usuários de TP (e de outros modos de transporte) utilizem o *ridesourcing* no Brasil, de forma que pudessem ser identificados atributos para a composição de cenários de PD. Foram obtidos os atributos preço e rapidez (CASSEL *et al.*, 2018; COELHO *et al.*, 2017; HENAO, 2017; PASQUAL *et al.*, 2019; RAYLE *et al.*, 2016; SÁ; PITOMBO, 2021) e conforto do TP (CASSEL *et al.*, 2018; COELHO *et al.*, 2017; PASQUAL *et al.*, 2019; SÁ; PITOMBO, 2021).

Assim, foi possível definir os atributos “preço do TP” (relativo à tarifa paga pelo usuário), “tempo de viagem por TP” (relacionado à rapidez) e “conforto no TP” (relacionado com a lotação) para a alternativa transporte público. Vale ressaltar que outros atributos relacionados com a qualidade do TP foram analisados a partir da avaliação dos usuários em escala *Likert*, por isso não foram incluídos nos cenários de PD.

Para a alternativa *ridesourcing*, definiu-se os atributos “preço do *ridesourcing*” e “tempo de viagem por *ridesourcing*”, apenas. O atributo conforto (relacionado com a lotação) não se aplica a este modo, visto que este estudo busca analisar as viagens individuais por *ridesourcing*, em que o usuário viaja sozinho ou com outra pessoa que conhece, como é o caso do serviço do *UberX*. Não serão avaliadas as viagens por *ridesourcing* compartilhadas por usuários que não se conhecem, como é o caso do serviço do *Uber Juntos*.

Estes atributos foram definidos para os 4 *designs* de cenários, de acordo com o resumo no Quadro 3.1.

Quadro 3.1 – Alternativas e atributos de cada *design* de cenários delineado

DESIGN DE CENÁRIOS A		DESIGN DE CENÁRIOS B		DESIGN DE CENÁRIOS C		DESIGN DE CENÁRIOS D	
Faixa de distância de viagem mais curta		Faixa de distância de viagem mais curta		Faixa de distância de viagem mais longa		Faixa de distância de viagem mais longa	
Transporte Público	Ridesourcing individual	Transporte Público	Ridesourcing compartilhado	Transporte Público	Ridesourcing individual	Transporte Público	Ridesourcing compartilhado
Conforto	-	Conforto	-	Conforto	-	Conforto	-
Preço	Preço	Preço	Preço	Preço	Preço	Preço	Preço
Tempo de viagem	Tempo de viagem	Tempo de viagem	Tempo de viagem	Tempo de viagem	Tempo de viagem	Tempo de viagem	Tempo de viagem

3.3.2.2 Definição dos níveis dos atributos

Para atribuir os níveis dos atributos buscou-se balanceá-los para garantir um bom *design* do experimento (ROSE; BLIEMER, 2009) e levou-se em consideração que um maior número de níveis gerará um maior número de cenários (ORTÚZAR; WILLUMSEN, 2011). Além disso, os níveis foram definidos de acordo com dados prévios de Preferência Revelada coletados em pesquisas anteriores (SÁ; PITOMBO, 2021) e com simulações em aplicativos que fornecem dados reais sobre a viagem para aumentar o realismo da situação para o respondente, de acordo com as recomendações dos autores na literatura revisada (LOUVIERE *et al.*, 2000; ROSE; BLIEMER, 2009).

A definição de níveis realistas é um desafio em experimentos de PD, visto que um planejamento do experimento ruim pode gerar tarefas de escolhas impossíveis de ocorrer e alternativas dominantes. Desta forma, projetos em que os atributos são delineados (“*pivoted*”) ao redor de valores de níveis reais podem reduzir a possibilidade de gerar tarefas de escolha confusas ou incoerentes (LOUVIERE *et al.*, 2000; ROSE; BLIEMER, 2009). Nesta pesquisa, propõe-se uma análise através do algoritmo CART de Árvore de Decisão para identificação de níveis dos atributos condizentes com a realidade, de modo a obter os 4 *Designs Pivots* do experimento. Os procedimentos e dados utilizados para definir os níveis de cada atributo serão descritos nas Subseções 3.3.2.2.1 a 3.3.2.2.3 e podem ser sintetizados no Quadro 3.2.

Quadro 3.2 – Procedimentos e dados utilizados para definir os níveis dos atributos de PD

Atributo	Procedimento	Banco de dados
Conforto no TP	Revisão da literatura	-
Preço do <i>ridesourcing</i> Tempo de viagem por <i>ridesourcing</i> Tempo de viagem por TP	Algoritmo CART	Viagens simuladas em Salvador, Bahia

Preço do TP	Algoritmo CART	Dados de PR de 21 estados brasileiros (SÁ, 2020)
-------------	----------------	--

3.3.2.2.1 Níveis do atributo conforto

Para compor os níveis do atributo conforto, levou-se em consideração a literatura revisada e o contexto de pandemia da COVID-19. Sá e Pitombo (2021) estabeleceram dois níveis para medir o conforto no TP: viagem feita em pé (quando não há assentos disponíveis) ou viagem feita sentado, de acordo com Ferraz e Torres (2004). No contexto pandêmico, o conforto está relacionado com a lotação no TP, devido às recomendações de realizar o distanciamento social como medida de segurança sanitária. Para controlar a lotação, recomendou-se que os veículos de TP circulassem com lotação máxima igual ao número de assentos para que ninguém viajasse em pé (SPTRANS, 2020). No entanto, pôde-se observar que esta recomendação não estava sendo cumprida (G1, 2020; TRIBUNAPR, 2020). Portanto, optou-se por continuar utilizando os dois níveis propostos por Sá e Pitombo (2021) para avaliar se a lotação seria um fator importante na escolha do modo de transporte durante a pandemia da COVID-19. Vale ressaltar que estes níveis foram definidos para os 4 *designs* propostos.

3.3.2.2.2 Níveis dos atributos “preço do ridesourcing”, “tempo de viagem por ridesourcing” e “tempo de viagem por TP”

Para compor os níveis dos atributos “preço do ridesourcing”, “tempo de viagem por ridesourcing” e “tempo de viagem por TP” utilizou-se os dados de uma pesquisa de Preferência Declarada e Revelada realizada na cidade de Salvador em 2016 (NAIZER *et al.*, 2018; SÁ; PITOMBO, 2021). Este banco de dados contém informações de origem e destino das viagens percorridas por diferentes modos de transportes. Assim, foi possível realizar simulações das viagens por ridesourcing utilizando o aplicativo *Uber* e das viagens por TP utilizando o aplicativo *Moovit*, com o objetivo de coletar informações de tempo total de viagem e preço do ridesourcing para os percursos mais rápidos que os usuários poderiam realizar entre os diferentes pontos de origem e destino da pesquisa (SÁ; PITOMBO, 2021).

As medidas restritivas implementadas no contexto de pandemia variaram ao longo de cada semana nos diferentes municípios do Brasil onde seria aplicada a pesquisa. Deste modo, os resultados dos níveis dos atributos obtidos em simulações no horário de pico poderiam diferir

da realidade do respondente no momento da coleta de dados. Portanto, as simulações foram feitas fora do horário de pico, para evitar grandes oscilações no fluxo de veículos e congestionamento nas vias durante o período de elaboração deste trabalho.

Em seguida, aplicou-se o algoritmo CART a partir dos resultados das simulações para identificar os níveis dos atributos. A justificativa para a utilização do algoritmo consiste no fato de a distância ser o fator limitante para definir o tempo de viagem e o preço do *ridesourcing*. Além disso, deseja-se planejar 4 *designs* cujos cenários são direcionados aos respondentes de acordo com a distância que eles percorrem e o algoritmo CART permite a identificação de valores de corte realistas para definição dessas faixas de distância. Como ocorre a partição binária dos dados, a partir das variáveis independentes mais importantes, viu-se a possibilidade de identificar dois níveis para cada atributo.

Tem-se, na sequência (nesta Subseção), o detalhamento de cada etapa do procedimento de determinação dos níveis dos atributos.

- Simulação das viagens (Salvador BA) e obtenção de valores para preços por *ridesourcing* e tempos de viagens para Transporte Público e *ridesourcing*.

A partir das informações de origem e destino de viagens do banco de dados de Salvador, Bahia, Sá e Pitombo (2021) identificaram pontos específicos, como hospitais, universidades, *shoppings*, etc., para realizar as simulações de viagens, visto que são pontos de atração de viagens. De acordo com a empresa 99 (99APP, 2020), os *shoppings* foram um dos principais destinos de viagem por *ridesourcing* desde o início de sua operação no Brasil. A partir destes pontos, Sá e Pitombo (2021) simularam 58 viagens de *ridesourcing* em outubro de 2019, através do aplicativo *Uber*, e foram obtidas as distâncias dessas viagens utilizando o aplicativo *Google Maps*. Como as simulações foram realizadas antes de março de 2020, optou-se por refazer as simulações em agosto de 2020 para verificar se houve alterações devido ao contexto da pandemia da COVID-19. Em seguida, realizou-se a simulação das viagens por Transporte Público no aplicativo *Moovit*, utilizando os mesmos pontos específicos de origem e destino, totalizando 58 viagens. Todas as simulações foram realizadas fora do horário de pico, portanto às 10:00 da manhã ou 15:00 da tarde.

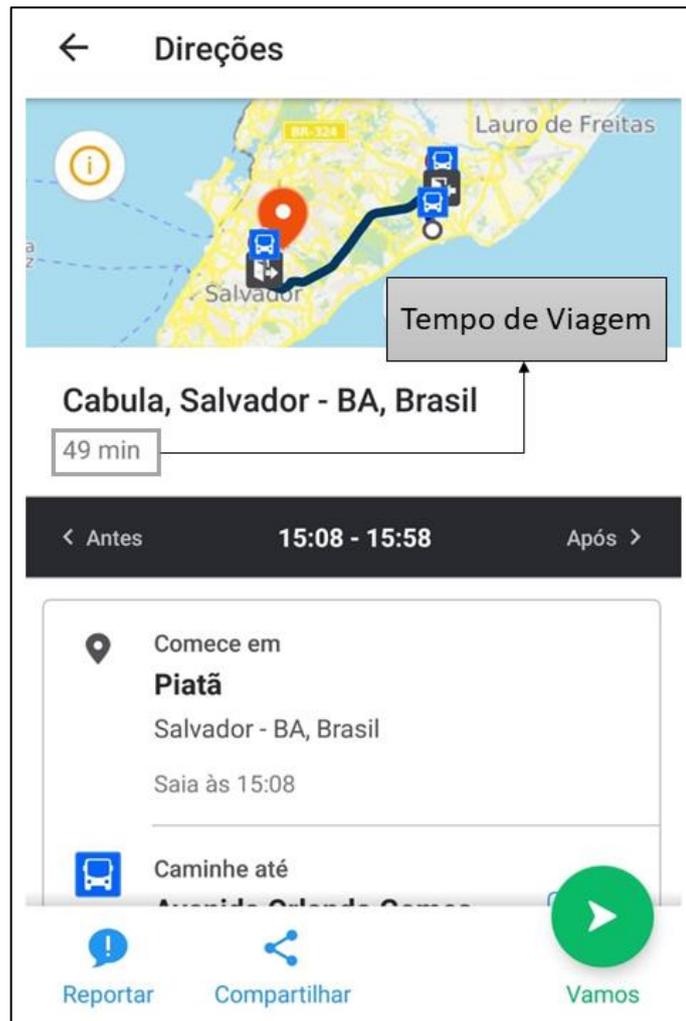
Nas simulações de viagem por *ridesourcing*, obteve-se dados de tempo de espera, tempo total de viagem e preço, de acordo com as informações do aplicativo *Uber*, descrito na Figura 3.2. Considerou-se o valor total do tempo de viagem como sendo o horário da simulação subtraído do horário de chegada.

Figura 3.2 – Simulação de viagens por *ridesourcing*

Fonte: Sá (2020).

As simulações de viagem por transporte público foram realizadas utilizando o aplicativo *Moovit*, de acordo com a Figura 3.3. Assim, obteve-se os dados de tempo de espera e tempo de deslocamento para as 58 viagens simuladas. O tempo total de viagem foi calculado como a soma do tempo de espera e tempo de deslocamento do indivíduo, que inclui o tempo de caminhada e tempo no veículo. Para longas distâncias, considerou-se todo o percurso, incluindo as integrações entre os modos a pé, transporte público por ônibus e transporte público por metrô.

Figura 3.3 – Simulação de viagem por TP pelo aplicativo *Moovit*



Fonte: elaboração própria.

- Algoritmo CART: Variável dependente (preço por *ridesourcing*) e variável independente (distância).

A partir dos dados das viagens simuladas, foi possível realizar uma análise exploratória de Árvore de Decisão, utilizando o algoritmo CART, bem como realizado por Sá e Pitombo (2021). A análise foi feita com o objetivo de limitar a distância da viagem nos cenários de Preferência Declarada, para que a escolha do *ridesourcing* fosse realista e competitiva com o TP. Além disso, foi possível encontrar os valores dos níveis dos atributos “preço por *ridesourcing*”, “tempo por *ridesourcing*” e “tempo por transporte público” correspondentes à cada faixa de distância. De acordo com a literatura revisada, a maioria das viagens realizadas por *ridesourcing* de amostra de São Paulo, SP, têm distância menor do que 10 km (PASQUAL *et al.*, 2019), sendo que em cidades menores (caso de Porto Alegre, RS) esta distância pode ser ainda menor (CASSEL *et al.*, 2018).

A variável independente foi a distância de viagem e a variável dependente foi o "preço por *ridesourcing*". Para calibrar o modelo, utilizou-se a validação cruzada nas personalizações, devido ao fato de a amostra ser reduzida (58 observações), a fim de contornar o problema de sobre-ajuste (*overfitting*) que ocorre nos algoritmos de aprendizagem de máquina. A profundidade foi definida em 3 níveis e o número mínimo de casos nos nós terminais em dois nos Limites de Crescimento, devido ao tamanho da amostra.

- Determinação das faixas de distância para composição do questionário.

Como os valores de preço do *ridesourcing* e tempo de viagem dependem da distância percorrida, esta variável foi o critério de divisão da amostra (variável independente) na Árvore de Decisão. A cada divisão foi possível identificar um valor de corte para compor as faixas de distâncias. Como definiu-se 3 níveis de profundidade, obteve-se 2 valores de distância. Na primeira segmentação da árvore de decisão obteve-se o valor máximo de distância de 14 km para que o *ridesourcing* ainda fosse competitivo com o TP. A partir deste valor de corte, foi realizada outra segmentação dos dados, possibilitando identificar outro valor de distância de 6 km que dividisse os dados em dois grupos: um com viagens por *ridesourcing* mais curtas (viagens até 6 km - custo mais competitivo à tarifa de transporte público) e outro com viagens por *ridesourcing* mais longas que respeitassem o valor de corte encontrado para a distância máxima (viagens de 6 a 14 km). Detalhes associados aos resultados do algoritmo CART serão descritos no Capítulo 4.

- Determinação dos níveis do atributo "preço do *ridesourcing*"

Os nós terminais do algoritmo CART são compostos pelos valores médios do preço por *ridesourcing* (variável dependente). Para cada faixa de distância, obteve-se 2 nós terminais cujos valores do preço do *ridesourcing* irão compor os 2 níveis deste atributo. Além da divisão do experimento em dois grupos de distância, optou-se por considerar dois modelos de alternativa do modo *ridesourcing*: um para a viagem individual por *ridesourcing*; e outro para a viagem por *ridesourcing* compartilhada com uma pessoa conhecida. Sendo que, nesta última alternativa, os níveis propostos relativos ao preço do *ridesourcing* são a metade dos valores médios obtidos nos nós terminais da Árvore de Decisão. Dessa forma, identificou-se dois níveis diferentes para o atributo "preço do *ridesourcing*" para cada um dos 4 *designs* de cenários possíveis:

- *Design* de cenários A: distância menor do que 6 km e alternativa de viagem individual por *ridesourcing*;

- *Design* de cenários B: distância menor do que 6 km e alternativa de viagem por *ridesourcing* compartilhada com uma pessoa conhecida;
- *Design* de cenários C: distância maior do que 6 km e menor ou igual a 14 km e alternativa de viagem individual por *ridesourcing*;
- *Design* de cenários D: distância maior do que 6 km e menor ou igual a 14 km e alternativa de viagem por *ridesourcing* compartilhada com uma pessoa conhecida.

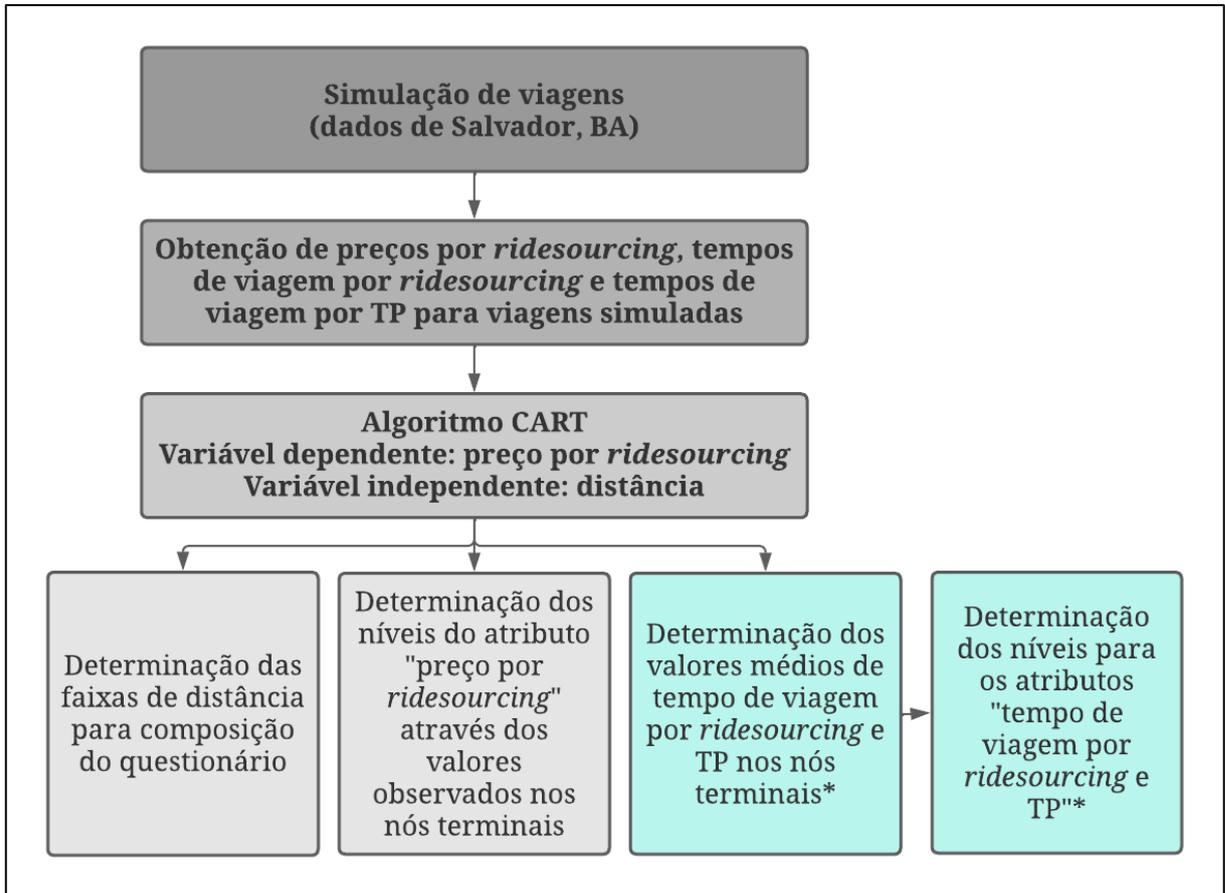
Assim, obteve-se valores de preço do *ridesourcing* competitivos com a tarifa de TP e condizentes com as possibilidades reais de cada respondente.

- Determinação dos níveis dos atributos “tempo de viagem por *ridesourcing*” e “tempo de viagem por TP”

Calculou-se o tempo de viagem por *ridesourcing* e tempo de viagem por TP através da média das observações contidas em cada nó terminal, considerando os resultados do modelo CART descrito previamente. Dessa forma, os valores obtidos correspondem aos níveis destes atributos para cada faixa de distância proposta: 2 níveis para compor os *designs* de distância mais curta e outros 2 níveis para compor os *designs* de distância mais longa.

A Figura 3.4 ilustra as etapas realizadas para determinação dos níveis dos atributos “preço do *ridesourcing*”, “tempo de viagem por *ridesourcing*” e “tempo de viagem por Transporte Público” descritas nesta subseção anteriormente.

Figura 3.4 – Etapas para determinação dos níveis dos atributos “preço do *ridesourcing*”, “tempo de viagem por *ridesourcing*” e “tempo de viagem por TP”



*Determinação dos níveis dos atributos.

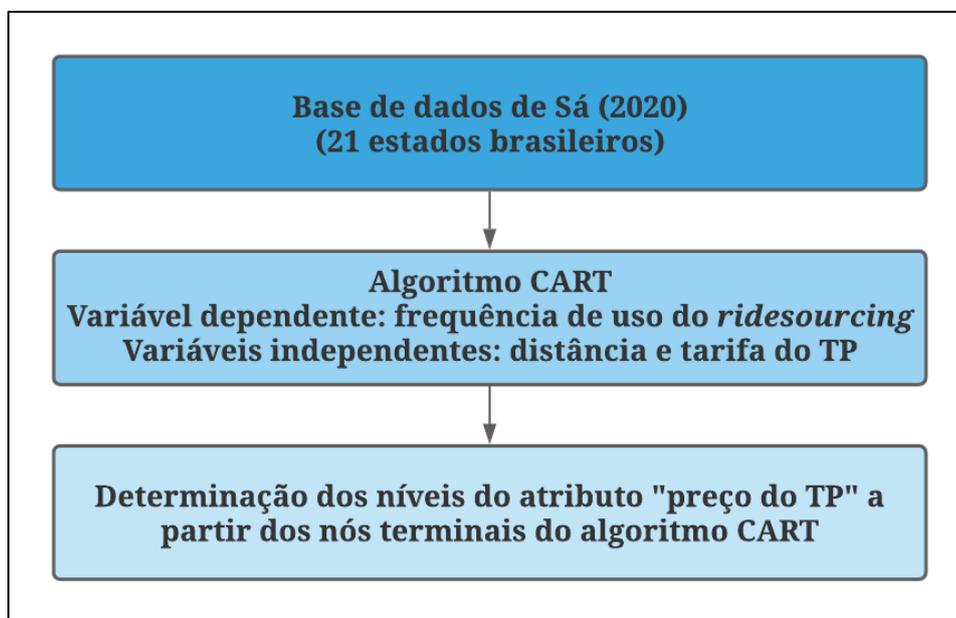
Fonte: elaboração própria.

3.3.2.2.3 Níveis do atributo “preço do Transporte Público”

Os níveis do atributo “preço do TP” foram definidos a partir da análise dos dados obtidos no questionário de Preferência Declarada e Revelada realizado por Sá (2020), de 21 estados brasileiros entre novembro de 2019 e março de 2020. Como a tarifa do transporte público no Brasil não varia de acordo com a distância, não seria possível obter os níveis a partir de faixas de distâncias, como no caso do atributo “preço do *ridesourcing*”, por exemplo. Além disso, o fato da tarifa variar entre cidades e de acordo com os descontos/isenção de cada indivíduo dificulta a determinação de níveis que sejam realistas para cada respondente. Assim, optou-se por utilizar os dados de Preferência Revelada sobre o preço da viagem mais frequente dos usuários de transporte público do questionário proposto por Sá e Pitombo (2021), a fim de obter níveis realistas com a média de diversos estados do Brasil e que levasse em consideração

diferentes formas de desconto/isenção existentes. A Figura 3.5 ilustra, sucintamente, o procedimento para determinação dos níveis do atributo “preço do TP”.

Figura 3.5 – Etapas para determinação dos níveis do atributo “preço do TP”



Fonte: elaboração própria

Para identificar estes níveis fez-se uma análise de Árvore de Decisão utilizando o algoritmo CART. A variável dependente utilizada foi a frequência que o respondente utilizou o serviço de *ridesourcing* no último mês (variável qualitativa ordinal) e as variáveis independentes foram a distância percorrida na viagem mais frequente e o preço da viagem mais frequente. Vale ressaltar que se utilizou somente a amostra de usuários de TP. Na personalização, optou-se pela validação cruzada para contornar o problema de sobre-ajuste (*overfitting*). Nos Limites de Crescimento optou-se por permitir o mínimo de 2 observações em nós terminais, apesar do tamanho da amostra não ser reduzido (207 respostas), optou-se pelo valor baixo para garantir uma análise exploratória efetiva. A profundidade mínima escolhida foi 3, assim, os valores médios do atributo “preço do TP” associados aos nós terminais deste modelo CART foram os níveis identificados. Detalhes relativos aos resultados dos modelos CART são descritos no Capítulo 4.

3.3.3 Projeto Experimental

Após definir os atributos e níveis correspondentes para cada alternativa de modo de transporte, é preciso adotar um Projeto Experimental de Preferência Declarada. O Projeto Experimental determina a combinação dos atributos e os níveis (ILES; ROSE, 2014). A técnica escolhida neste caso foi o *Design* Eficiente Bayesiano.

Diferentes tipos de projetos podem ser adotados. Um projeto de fatorial completo consiste em utilizar todas as diferentes situações de escolha possíveis, e com este *design* todos os efeitos possíveis podem ser estimados. No entanto, de forma prática, usar o número total de situações em um projeto de fatorial completo pode ser complexo. Portanto, estudos utilizam experimentos de fatorial fracionário, nos quais, um subconjunto de situações de escolha do fatorial completo é utilizado. Um projeto de fatorial fracionário bem conhecido é o ortogonal, que visa minimizar a correlação entre os níveis de atributos nas situações de escolha. Todavia, estes projetos ortogonais têm limitações e não podem evitar situações em que uma determinada alternativa é claramente preferida em relação às outras (portanto, não fornecendo muitas informações) (CHOICE METRICS, 2018). Mais recentemente, estudos sugeriram outro tipo de experimento de fatoriais fracionários: *design* eficiente (ROSE; BLIEMER, 2009).

O *Design* Eficiente possui vantagens em relação aos modos mais tradicionais de *Design* Ortogonal. Apesar de seu caráter recente (WALKER *et al.*, 2018), a técnica do *Design* Eficiente vem sendo utilizada nos últimos anos e trazendo bons resultados (ROSE; BLIEMER, 2009). Em contraste com projetos ortogonais, os chamados projetos eficientes não se limitam a tentar minimizar a correlação nos dados para fins de estimativa, mas visam resultar em dados que geram estimativas de parâmetros com o menor erro padrão possível. Os erros padrão podem ser determinados através da matriz de variância-covariância (AVC), baseados na experiência subjacente e algumas informações prévias sobre as estimativas dos parâmetros (ROSE; BLIEMER, 2009). Além disso, é possível estabelecer restrições para as combinações irreais de níveis dos atributos, como é o caso deste experimento, no qual deve-se restringir a combinação do nível mais baixo do atributo “preço do *ridesourcing*” com o nível mais alto do atributo “tempo de viagem por *ridesourcing*”.

Projetos eficientes são capazes de superar os projetos ortogonais, no entanto, informações sobre os parâmetros são necessárias (CHOICE METRICS, 2018). Conseqüentemente, a eficiência de um projeto é sensível à acurácia do parâmetro utilizado (ROSE; BLIEMER, 2009; WALKER *et al.*, 2018). Para reduzir essa sensibilidade, pesquisadores desenvolveram o *Design* Eficiente Bayesiano. Para este *design*, a incerteza do parâmetro é levada em consideração. Os parâmetros são considerados aleatórios ao invés de fixos (ROSE; BLIEMER, 2009; TRAETS *et al.*, 2020).

Para obter informações sobre os parâmetros necessários para o desenvolver o *Design* Eficiente Bayesiano, existem diferentes procedimentos: usar parâmetros de acordo com a literatura, desenvolver estudos pilotos ou a partir do julgamento de especialistas (BLIEMER; COLLINS, 2016; ROSE; BLIEMER, 2009; TRAETS *et al.*, 2020). Para o caso desta pesquisa, optou-se por realizar um estudo piloto para obter os parâmetros iniciais, visto que, não foi encontrada, no alcance da revisão, literatura que contenha parâmetros relacionados aos atributos da alternativa *ridesourcing* no Brasil. Os parâmetros são dependentes do contexto da região de análise e sensíveis às especificações do projeto e do modelo (TRAETS *et al.*, 2020). Assim, os usuários percebem os atributos de maneira diferente, de acordo com a sua localização (CASCAJO *et al.*, 2017). Portanto, dado o contexto incomum de pandemia da COVID-19 no Brasil, não seria adequado utilizar parâmetros obtidos na literatura internacional.

O *Design* Eficiente Bayesiano utilizado nesta pesquisa consiste nas seguintes etapas: (1) Projeto Eficiente Inicial - considerando os parâmetros iniciais iguais a zero; (2) realização de estudo piloto - pesquisa com, pelo menos, 10% da amostra; (3) estimação dos parâmetros - Modelo *Logit* Multinomial; (4) Projeto Eficiente Final - considerando os parâmetros estimados no estudo piloto. As etapas serão detalhadas nas Subseções 3.3.3.1 a 3.3.3.4.

3.3.3.1 Projeto Eficiente Inicial

A primeira etapa do Projeto Experimental a partir da técnica do *Design* Eficiente Bayesiano consiste na determinação do Projeto Inicial, a partir de parâmetros iniciais iguais a zero. Utilizou-se o *software NGene* (CHOICE METRICS, 2018) para realizar o Projeto Eficiente Inicial. Nas definições prévias, considerou-se 3 atributos relacionados à alternativa Transporte Público, com dois níveis cada, e 2 atributos relacionados à alternativa *ridesourcing*, com dois níveis cada. Dessa forma, definiu-se duas funções utilidade para modelagem, de acordo com as Equações 3.8 e 3.9.

$$Vi(TP) = \beta_0 + \beta_1 * Conforto_{TP} + \beta_2 * Preço_{TP} + \beta_3 * Tempo_{TP} \quad (3.8)$$

$$Vi(R) = \beta_2 * Preço_R + \beta_3 * Tempo_R \quad (3.9)$$

Sendo

$\beta_0; \beta_1; \beta_2$ e β_3 parâmetros referentes aos atributos;

$Conforto_{TP}$: atributo “conforto no TP”;

$Preço_{TP}$: atributo “preço do TP”;

$Tempo_{TP}$: atributo “tempo de viagem do TP”;

$Preço_R$: atributo “preço do *ridesourcing*”;

$Tempo_R$: atributo “tempo de viagem do *ridesourcing*”;

Os níveis do atributo “conforto no TP” foram transformados em variáveis binárias, sendo “viagem feita em pé” igual a 0 (menos conforto) e “viagem feita sentado” igual a 1 (mais conforto). Foi preciso adicionar uma restrição com relação aos atributos “preço do *ridesourcing*” e “tempo de viagem por *ridesourcing*”, visto que a combinação do nível mais baixo do primeiro atributo com o nível mais alto do segundo atributo seria improvável de ocorrer na realidade. Mesmo os cenários sendo hipotéticos, deseja-se aproximá-los da realidade dos respondentes para que não sejam geradas tarefas de escolha impossíveis de serem realizadas ou alternativas dominantes (LOUVIERE *et al.*, 2000; ROSE; BLIEMER, 2009).

Tem-se 5 (cinco) atributos no total, cada um com 2 (dois) níveis. Caso fosse realizado um projeto fatorial completo, que considera todas as combinações possíveis entre os níveis, haveria $2^5=32$ tarefas de escolha. Mesmo com a exclusão de 8 cenários referentes às restrições, ainda haveria 24 cenários para serem apresentados aos respondentes. Assim, para diminuir a fadiga do respondente (ORTÚZAR; WILLUMSEN, 2011), projetou-se um *design* eficiente de 12 (doze) cenários divididos em 2 (dois) blocos para diminuir ainda mais o tempo de resposta, visto que o questionário contém outras diversas seções além dos cenários de PD. Portanto, foram apresentados 6 (seis) cenários para cada respondente, o que condiz com a quantidade mínima recomendada na literatura (LOUVIERE *et al.*, 2000). Além disso, pôde-se observar que se obteve número de níveis dos atributos balanceado (2 níveis para cada atributo), propriedade desejável nos experimentos de PD (ROSE; BLIEMER, 2009).

Com essas definições, fez-se 4 (quatro) projetos de acordo com o *design pivot* planejado para cada faixa de distância (entre zero e 6 km e entre 6 e 14km) e cada tipo de viagem por *ridesourcing* (individual ou compartilhada). A partir dos cenários propostos no Projeto Inicial, finalizou-se o questionário de Preferência Revelada e Declarada. Fez-se adaptações para apresentar os cenários de maneira simples e clara para os respondentes e utilizou-se a versão final da primeira parte do questionário, descrita na Subseção 3.3.1. Assim, o panorama geral do questionário final (utilizado no segundo experimento piloto e na coleta efetiva dos dados) contém as seções de perfil socioeconômico dos usuários, perguntas relativas à utilização do *ridesourcing* durante a pandemia da COVID-19, perguntas referentes à viagem mais frequente do respondente durante a pandemia da COVID-19, perguntas relacionadas à qualidade do TP

da cidade de residência do respondente e os cenários de PD. O fluxograma do questionário, com as condicionais e a ordem correta das questões é descrito na Subseção 3.3.4.

3.3.3.2 Segundo estudo piloto

O segundo piloto desta pesquisa foi realizado com o intuito de estimar os parâmetros para gerar o Projeto Eficiente Final do experimento de PD e compõe a segunda etapa do Projeto Experimental. Para tanto, foi necessário realizar uma coleta de dados, sendo que o número de respostas obtidas deve corresponder a pelo menos 10% da amostra final. O questionário foi enviado de forma *online*, utilizando a ferramenta *Google Forms* e divulgado por meio de redes sociais (*Whatsapp*, Facebook, etc.) em outubro de 2020. Obteve-se respostas de 44 indivíduos, sendo que cada respondente escolheu uma alternativa em cada um dos 6 cenários, totalizando 264 observações. Dessa forma, na coleta principal, o limite máximo de respondentes para que a estimação dos parâmetros seja coerente é de 396 indivíduos (máximo 90% da soma de respondentes da coleta piloto e da coleta principal).

Além disso, testou-se a maneira que os cenários foram apresentados, principalmente com relação ao atributo conforto por ser uma medida qualitativa. Os níveis foram descritos nos cenários da forma “viagem realizada EM PÉ (assentos ocupados) no TP” e “viagem realizada sentado (assentos disponíveis) no TP”, como pode ser observado no Capítulo 5. Nenhum respondente relatou ter dificuldade no entendimento dos cenários, portanto não foram feitas alterações na forma com que foram apresentados.

3.3.3.3 Modelagem do piloto e estimação dos parâmetros

A terceira etapa do Projeto Experimental consiste na estimação dos parâmetros, por meio do Modelo *Logit* Multinomial (MNL). O modelo foi calibrado no *software* R (R CORE TEAM, 2020) pelo pacote *Apollo* (HESS; PALMA, 2019).

Experimentos rotulados permitem a estimação de parâmetros genéricos ou específicos da alternativa (ROSE; BLIEMER, 2009). No caso desta pesquisa, como a amostra do Piloto é reduzida, optou-se por realizar a análise dos parâmetros genéricos para garantir melhores resultados estatísticos para o modelo. Por este mesmo motivo apresentado, foi necessário agrupar os dados dos 4 *designs* diferentes de cenários de forma a compor um banco de dados com 264 observações. Assim, foram estimados 4 parâmetros: (1) a constante; (2) parâmetro referente ao “conforto no TP”; (3) parâmetro referente ao “preço” - tanto do TP quanto do

ridesourcing; (4) parâmetro referente ao “tempo de viagem” - tanto do TP quanto do *ridesourcing*. Verificou-se os sinais dos parâmetros e o valor-p de significância estatística. Os valores dos parâmetros relativos ao preço e tempo de viagem foram negativos e o parâmetro relativo ao conforto no TP foi positivo, conforme esperado. Todos os coeficientes genéricos foram significativos para nível de confiança de 95%.

3.3.3.4 Projeto Eficiente Final

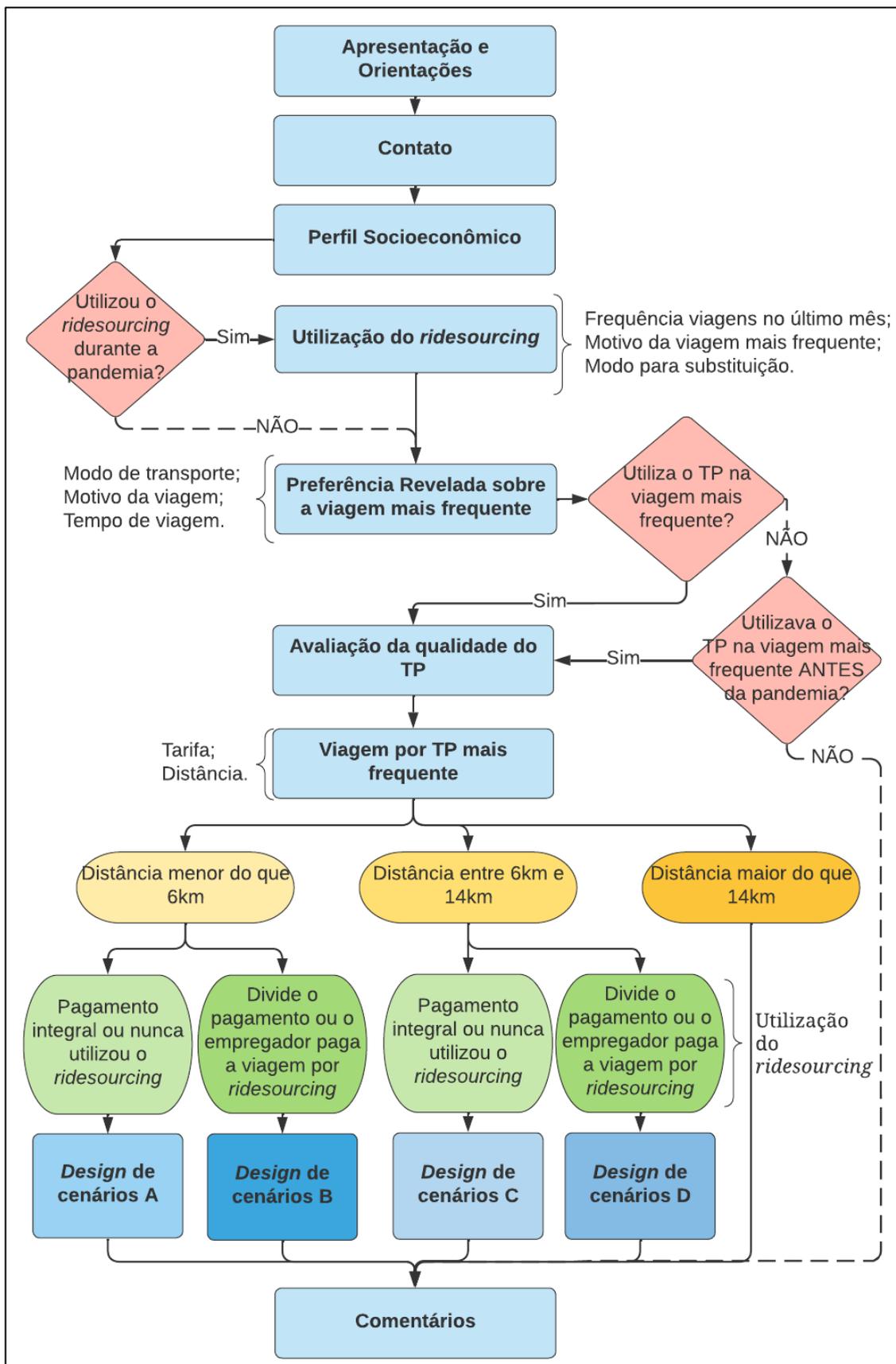
A quarta etapa do Projeto Experimental é definida pela geração do Projeto Final, com uso da técnica do *Design* Eficiente Bayesiano, seguindo uma distribuição normal (BLIEMER *et al.*, 2008) a partir dos parâmetros iniciais estimados pelo modelo MNL com os dados do segundo estudo piloto. Esta técnica leva em consideração a incerteza sobre os valores dos parâmetros anteriores, gerando um Projeto Eficiente mais robusto (SÁNDOR; WEDEL, 2001). Na terceira etapa, foram estimados parâmetros genéricos, portanto um valor de parâmetro foi definido para o preço de viagem das duas alternativas e outro valor de parâmetro foi utilizado para o tempo de viagem das duas alternativas.

Utilizou-se o *software NGene* (CHOICE METRICS, 2018) para gerar 12 tarefas de escolha divididas em 2 blocos. Foram utilizados 3 atributos de dois níveis cada para a alternativa TP e 2 atributos de 2 níveis cada para a alternativa *ridesourcing*, bem como a restrição imposta para a combinação de preço e tempo de viagem por *ridesourcing* irreal. O delineamento experimental adotado no estudo foi baseado no critério de minimização do D-erro Bayesiano (FERRINI; SCARPA, 2007; ROSE; BLIEMER, 2009; SÁNDOR; WEDEL, 2001). Assim como no Projeto Inicial, foram gerados 4 projetos com base nos níveis dos atributos obtidos para cada situação estudada (distância curta ou distância longa; viagem individual por *ridesourcing* ou viagem por *ridesourcing* compartilhada).

3.3.4 Composição final do questionário

A composição final do questionário foi elaborada de acordo com a revisão da literatura e a contextualização da pandemia da COVID-19, baseando-se no questionário proposto por Sá e Pitombo (2021), a fim de atingir os objetivos propostos para esta pesquisa. Para explicitar todas as seções descritas neste capítulo e deixar claro as condicionais necessárias para que o respondente seja encaminhado para as seções com base em suas respostas, elaborou-se um fluxograma que descreve o questionário completo, de acordo com a Figura 3.6.

Figura 3.6 - Fluxograma do questionário proposto



Fonte: adaptado de Sá (2020).

De acordo com a Figura 3.6, as caixas em azul descrevem as principais seções apresentadas aos respondentes e os losangos vermelhos descrevem as perguntas condicionais. Os balões amarelos descrevem as opções de distância percorrida pela viagem mais frequente por TP do respondente, condição necessária para encaminhamento para os diferentes *designs* de cenários de Preferência Declarada. Os balões verdes referem-se às opções relacionadas ao pagamento da viagem por *ridesourcing*, que serão condicionais para que o respondente seja encaminhado aos *designs* de cenários de alternativa de viagem individual por *ridesourcing* ou compartilhada com mais uma pessoa conhecida.

Pode-se observar que apenas os indivíduos que utilizaram o *ridesourcing* depois de março de 2020 responderam às questões de utilização do *ridesourcing* (frequência no último mês, motivo de viagem e modo utilizado para substituição caso o *ridesourcing* não estivesse disponível). Além disso, apenas os usuários de TP (de antes ou durante a pandemia da COVID-19) poderiam responder às perguntas de avaliação da qualidade do TP, às perguntas de tarifa e distância da viagem mais frequente por TP e às perguntas de pagamento da maioria das viagens por *ridesourcing*. Dentre estes usuários de TP, apenas os que fazem viagens com distância menor do que 14 km serão apresentados a uma das composições de cenários de Preferência Declarada.

Como os níveis do atributo “preço do *ridesourcing*” são diferentes nos 4 *designs* de cenários, o questionário foi planejado para que os valores projetados fossem próximos da realidade do respondente. Assim, para os indivíduos que usualmente dividem o preço de suas viagens por *ridesourcing* com pelo menos mais uma pessoa e para aqueles que têm suas viagens rotineiras por este modo pagas pelo seu empregador apresentou-se os *designs* cujos valores de preço do *ridesourcing* fossem mais baixos (alternativa de *ridesourcing* compartilhado com mais uma pessoa conhecida). Já para os indivíduos que na maioria das vezes fazem o pagamento integral das viagens por *ridesourcing*, foi apresentado o *design* de preço deste modo mais altos. No entanto, é possível que alguns respondentes nunca tenham utilizado o *ridesourcing*. Neste caso, foram encaminhados aos cenários de alternativa de viagem por *ridesourcing* individual por ser o tipo de viagem mais comum de ocorrer, principalmente no contexto de distanciamento social da pandemia da COVID-19.

A composição do questionário final aplicado (com as perguntas, orientações e opções de respostas) pode ser observada no Apêndice I. Vale ressaltar que a parte de Preferência Revelada (que contém as seções de perfil socioeconômico, características de utilização do *ridesourcing*, características da viagem mais frequente e avaliação do TP) foi a mesma apresentada nos experimentos piloto e na coleta final (salvo pequenas alterações realizadas após

aplicação dos pilotos). A parte de Preferência Declarada não foi aplicada no primeiro estudo piloto, foi aplicada no segundo estudo piloto de acordo com os cenários obtidos no Projeto Inicial e foi aplicada na coleta final de acordo com os cenários obtidos no Projeto Final.

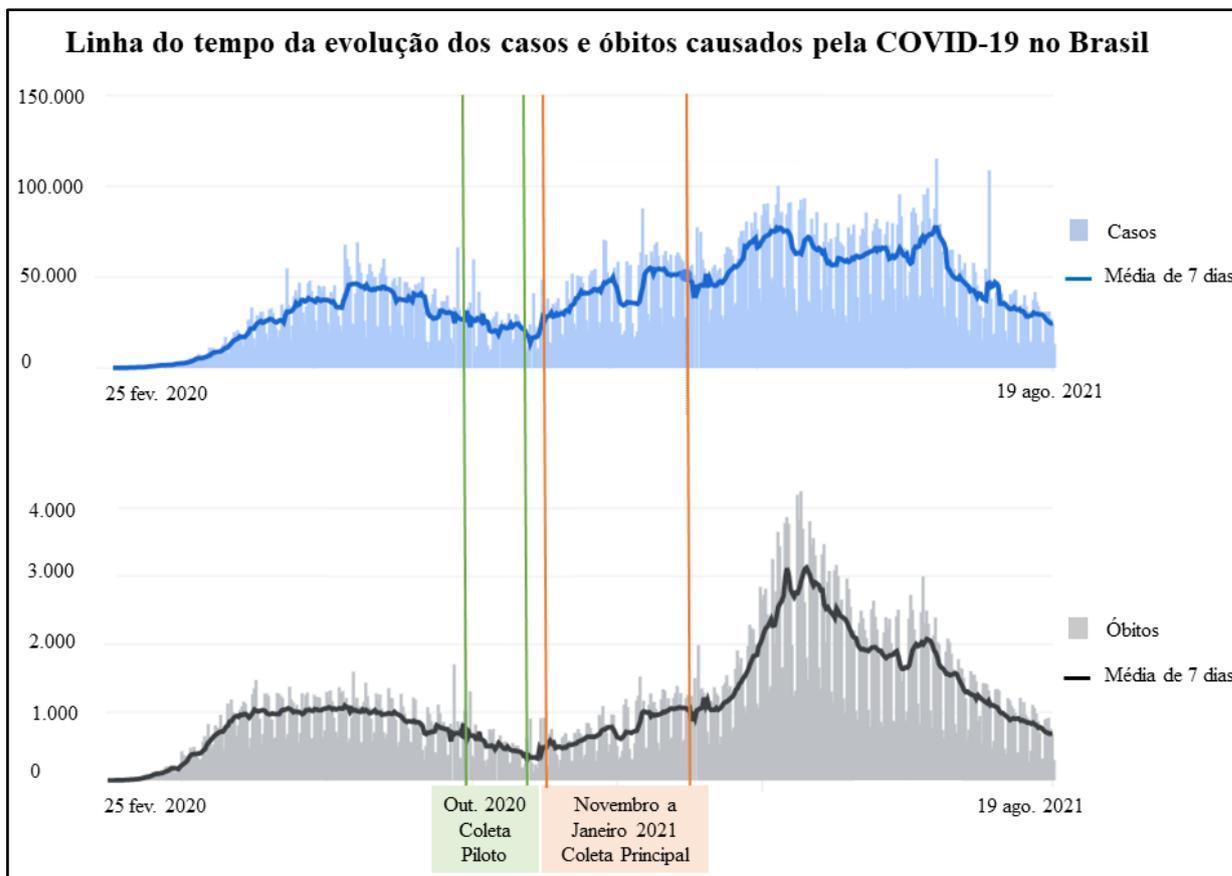
Por fim, para proteger os direitos e privacidade dos respondentes, foi elaborado um Termo de Consentimento Livre e Esclarecido conforme Apêndice I. Este termo contextualiza a pesquisa, descreve as seções contidas no questionário, esclarece que a participação é voluntária e assegura que o anonimato das respostas será preservado. Assim, os respondentes deveriam ler e concordar com as condições apresentadas no termo antes de responder ao questionário.

3.3.5 Coleta e tratamento de dados

Após a elaboração do questionário, realizou-se a coleta de dados *online* em diversos estados brasileiros no período de novembro de 2020 a janeiro de 2021, totalizando três meses de coleta. Para tanto, o questionário foi elaborado na plataforma *Google Forms* e divulgado em redes sociais (*Whatsapp, Facebook, etc.*) e listas de *e-mails*. Assim, o método utilizado foi de amostragem não-probabilística (amostra por conveniência) chamado “*snowball sampling*”. Esta técnica possui limitações devido à dificuldade de acessar os diversos segmentos sociais da população brasileira, especialmente durante a pandemia da COVID-19.

Como as medidas restritivas de mobilidade variaram ao longo do período pandêmico, fez-se um gráfico para contextualizar a coleta de dados com a evolução dos casos e óbitos causados pela doença. Além disso, acrescentou-se no gráfico da Figura 3.7 o período da coleta do segundo estudo piloto descrito na Subseção 3.3.3.2.

Figura 3.7 – Linha do tempo da evolução de casos e óbitos ocasionados pela pandemia da COVID-19 no Brasil (JHU, 2021) e período de coleta de dados



Fonte: adaptado de JHU (2021) e Costa *et al.* (2022).

Pode-se observar que a coleta foi feita em um período de flexibilização das medidas restritivas devido à ligeira queda nos casos e óbitos causados pela doença. Portanto, depois do pico da primeira onda e antes do pico da segunda onda da COVID-19 no Brasil.

Após a obtenção dos dados, fez-se o tratamento de modo a eliminar inconsistências. Além disso, como obteve-se respostas de indivíduos de diversas cidades diferentes em todas as regiões do Brasil, substituiu-se as variáveis cidade e estado de residência pela variável binária “região metropolitana”. Assim, os indivíduos foram alocados conforme sua cidade de residência pertencer à alguma região metropolitana do Brasil, onde “1” refere-se àquelas que pertencem e “0” refere-se àquelas que não pertencem. Utilizou-se a definição do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE para realizar esta classificação (IBGE, 2020).

Foi necessário realizar tratamento de dados para calibração dos modelos, no qual as variáveis categóricas foram transformadas em variáveis binárias. Assim, cada categoria foi adicionada como uma variável e as respostas foram processadas de acordo com o pertencimento (1) ou não pertencimento (0) à esta categoria.

3.3.6 Análise comparativa

A fim de identificar as principais mudanças nos hábitos de mobilidade que ocorreram com o início da pandemia da COVID-19 no Brasil, realizou-se uma análise comparativa do comportamento relativo a viagens urbanas antes e durante a pandemia a partir de dados de Preferência Revelada. Além da amostra obtida durante a pandemia e descrita na Seção 3.3.5 anteriormente, utilizou-se outra amostra obtida antes da pandemia através da pesquisa elaborada por Sá e Pitombo (2021) que contém as mesmas perguntas no questionário (detalhamento na Subseção 3.3.6.1). Assim, foi possível realizar testes comparativos entre amostras independentes sobre o modo de viagem, motivo de viagem e frequência de utilização do *ridesourcing* (detalhamento da Subseção 3.3.6.2). Em seguida realizou-se análise exploratória através do algoritmo CART de Árvore de Decisão, no qual foram geradas duas Árvores considerando como variáveis dependentes o modo da viagem mais frequente e o motivo da viagem mais frequente (detalhamento da Subseção 3.3.6.3). Por fim, fez-se as modelagens para as mesmas alternativas de modo e motivo de viagem, utilizando as técnicas do *Logit* Multinomial e *Logit* Misto em cada uma para fins de obter o modelo com os melhores resultados estatísticos. A comparação entre os modelos foi feita pelo teste de razão a verossimilhança e os parâmetros obtidos no modelo de antes da pandemia foram comparados com os parâmetros obtidos no modelo de durante a pandemia (detalhamento 3.3.6.4).

3.3.6.1 Dados utilizados para realização da análise comparativa

Para realizar a análise comparativa do comportamento relativo à mobilidade urbana, utilizou-se duas amostras independentes. A primeira amostra de dados foi coletada antes da pandemia (entre novembro de 2019 e março de 2020), a partir da pesquisa elaborada por Sá e Pitombo (2021), de forma *online* através da plataforma *Google Forms*, via redes sociais e listas de *e-mails*. A segunda amostra foi coletada durante a pandemia (entre outubro de 2020 e janeiro de 2021) e é o conjunto de dados da parte de Preferência Revelada do questionário aplicado no segundo experimento piloto (descrito na Subseção 3.3.3.2) e na coleta principal de dados (descrito na Subseção 3.3.5) deste trabalho.

As duas amostras foram coletadas em diversas cidades de todas as regiões do Brasil de forma não-probabilística (por conveniência) através da técnica chamada “*snowball sampling*”. Procurou-se abranger uma proporção similar de estados brasileiros nas duas amostras, de forma

condizente com a distribuição da população brasileira nas regiões do país. As variáveis presentes nos dois questionários, que puderam ser analisadas nesta etapa foram descritas na Tabela 3.2.

Tabela 3.2 – Questões incluídas nas amostras de antes e durante a pandemia

Seção	Questões
Características socioeconômicas	Cidade e estado de residências Gênero Idade Grau de escolaridade Renda familiar mensal em salários mínimos (R\$998,00 em 2019 e R\$1039,00 em 2020) Número de automóveis na residência Isenção/desconto na tarifa do TP
Utilização do <i>ridesourcing</i>	Frequência de utilização do <i>ridesourcing</i> no último mês
Características da viagem mais frequente do respondente	Modo de transporte Motivo de viagem Tempo médio de viagem
Avaliação de indicadores de qualidade do TP da cidade de residência (escala <i>Likert</i> de 1 a 5)	Qualidade geral Conforto Segurança pessoal Frequência de atendimento Confiabilidade de horários

Fonte: Costa *et al.* (2022).

3.3.6.2 Testes de hipótese para comparação de amostras independentes

A fim de analisar de forma comparativa as duas amostras independentes, realizou-se Testes de Hipótese para verificar se houve alteração significativa das variáveis de Preferência Revelada entre as respostas obtidas no período anterior e durante a pandemia. A técnica do Teste Qui-Quadrado foi utilizada para as variáveis “modo da viagem mais frequente”, “motivo da viagem mais frequente” e “frequência de utilização do *ridesourcing*”, devido à possibilidade de trabalhar com variáveis categóricas nominais e ordinais (LIEBETRAU, 1983). Para o caso da variável relacionada com a utilização do *ridesourcing*, foi possível fazer comparação estatística entre as técnicas de Teste da Mediana e Teste *Tau-b* de Kendall, por ser uma variável categórica ordinal (KHAMIS, 2008). A Tabela 3.3 contém a descrição dos testes realizados em cada caso. Utilizou-se o *software IBM SPSS Statistic 24.0*.

Tabela 3.3 – Testes comparativos entre amostras independentes

Variáveis	Tipo de Variável	Teste de Hipótese	Testes utilizados	Confiabilidade
“modo antes” x “modo durante”	Categórica nominal x Categórica nominal	H0: Não há associação entre as variáveis.	Qui-Quadrado (PEARSON, 1900)	95%

			H1: Há associação entre as variáveis.		
“motivo antes” x “motivo durante”	x	Catégorica nominal x Catégorica nominal	H0: Não há associação entre as variáveis. H1: Há associação entre as variáveis.	Qui-Quadrado (PEARSON, 1900)	95%
Frequência de utilização do <i>ridesourcing</i> antes” x “Frequência de utilização do <i>ridesourcing</i> durante”	x	Catégorica ordinal x Catégorica ordinal	H0: Não há associação entre as variáveis. H1: Há associação entre as variáveis.	Qui-Quadrado (PEARSON, 1900) Mediana (SIEGEL; CASTELLAN, 1988) <i>Tau-b</i> de Kendall (KENDALL, 1938)	95%

Fonte: Costa e Pitombo (2021) e Costa *et al.* (2022).

O objetivo do Teste da Mediana é de identificar se o valor das medianas das duas amostras são diferentes e o coeficiente Qui-Quadrado de Pearson é posteriormente utilizado como medida estatística para definir se a distribuição das amostras difere. Como limitação desta técnica, tem-se a baixa eficiência nos casos de amostras muito grandes (SIEGEL; CASTELLAN, 1988). O objetivo do Teste *Tau-b* de Kendall é de identificar a semelhança entre as ordens dos dados distribuídos em cada categoria, de modo que a correlação de Kendall varia de (1) para distribuições perfeitamente semelhantes, até (-1) para distribuições completamente diferentes (KENDALL, 1938). Desta forma, é preciso que as categorias das variáveis sejam ordenáveis, portanto estas duas técnicas não podem ser utilizadas no caso de variáveis nominais.

3.3.6.3 Análise exploratória (Algoritmo CART)

Em seguida, foi feita análise exploratória de Árvore de Decisão utilizando o algoritmo CART. Considerou-se os dados das duas amostras de forma conjunta e adicionou-se a variável “período” referente ao contexto de coleta de dados, sendo que “1” se refere à durante a pandemia e “0” refere-se à antes da pandemia.

O primeiro modelo (AD Modo) foi feito com a variável dependente “modo de transporte da viagem mais frequente” e as variáveis independentes “período”, “região metropolitana”, “número de automóveis na residência”, “desconto no TP”, “frequência de utilização do *ridesourcing*”, “motivo de viagem”, “tempo médio de viagem”, “avaliação da qualidade geral do TP” e “avaliação do conforto no TP”. Foi necessário forçar a primeira variável de divisão do nó raiz “período de coleta”, a fim de comparar as principais características do comportamento relativo às viagens de antes e durante a pandemia da COVID-19. Limitou-se o número mínimo de observações do “Nó pai” em 20 e “Nó filho” em 10 e o máximo de 5 níveis.

O segundo modelo (AD Motivo) utilizou como variável dependente o “motivo da viagem mais frequente”. As variáveis independentes foram basicamente as mesmas utilizadas no algoritmo anterior. O número mínimo de observações no “Nó pai” foi de 80 e no “Nó filho” foi de 40, limitou-se ao máximo de 5 níveis de divisão. As análises foram realizadas através do *software IBM SPSS Statistics 24.0*.

3.3.6.4 Análise confirmatória (modelos *Logit* Multinomial e *Logit* Misto)

A análise confirmatória foi feita através da calibração de modelos *logit* de escolha discreta dos modos e motivos de viagem. Desta vez, considerou-se desde o início as amostras de antes e durante a pandemia de forma separada e foram desenvolvidos diferentes modelos para compará-las, de acordo com o resumo na Tabela 3.4.

Tabela 3.4 – Modelos calibrados para cada período de estudo e cada conjunto de alternativas de escolha

Variável	Período	Alternativas	Modelos Calibrados
Modo da viagem mais frequente	Antes	Automóvel (como passageiro); Modos ativos; Automóvel (como motorista); <i>Ridesourcing</i> ; Transporte Público	<i>Logit</i> Multinomial; <i>Logit</i> Misto
	Durante	Automóvel (como passageiro); Modos ativos; Automóvel (como motorista); <i>Ridesourcing</i> ; Transporte Público	<i>Logit</i> Multinomial; <i>Logit</i> Misto
Motivo da viagem mais frequente	Antes	Trabalho; Lazer; Estudos; Outros	<i>Logit</i> Multinomial; <i>Logit</i> Misto
	Durante	Trabalho; Compras; Saúde; Outros.	<i>Logit</i> Multinomial; <i>Logit</i> Misto

Fonte: Costa *et al.* (2022).

O modelo *Logit* Multinomial considera independência de alternativas irrelevantes (IIA), que implica em uma substituição proporcional entre as alternativas (TRAIN, 2009). Essa consideração para a distribuição dos resíduos é simplista e depende da premissa de independência e homocedasticidade dos resíduos (BEN-AKIVA *et al.*, 2003). Dessa forma, para superar estas limitações do modelo MNL, modelos mistos consideram heterogeneidade no comportamento e podem assumir diferentes distribuições dos coeficientes e componentes de erro (MCFADDEN; TRAIN, 2000). Assim, modelos mistos com coeficientes aleatórios (ML-

RC) foram calibrados considerando distribuição normal para assumir que as escolhas estão distribuídas de forma aleatória na população.

Pode-se observar que dois modelos MNL e dois modelos ML foram calibrados para alternativas de modo de transporte, referentes ao período de antes e durante a pandemia. O conjunto de alternativas dos modelos foram: automóvel (como passageiro); modos ativos; automóvel (como motorista); *ridesourcing*; e Transporte Público (ônibus, metrô ou trem). Foi verificada a significância da média e desvio padrão das variáveis aleatórias, de forma a obter o modelo com maior poder explicativo (maior número de parâmetros significativos). A variável aleatória do modelo misto de antes da pandemia foi o “tempo de viagem” da alternativa TP e no modelo de durante a pandemia foi o “número de automóveis na residência”. Esta diferença entre os modelos foi melhor discutida no Capítulo 4 de resultados. Para comparar os modelos, realizou-se o teste de razão da verossimilhança (BEN-AKIVA; LERMAN, 1985), conforme Equação 3.10, para verificar se houve uma melhora significativa na acurácia do modelo ML com relação ao MNL.

$$LR = -2 * (L_{MNL} - L_{ML}) > \chi^2_{((1-\alpha),df)} \quad (3.10)$$

Sendo que, L_{MNL} e L_{ML} são os valores de máxima verossimilhança dos modelos MNL e ML, respectivamente. Desse modo, o modelo ML é considerado de melhor acurácia quando LR é maior do que o valor crítico $\chi^2_{((1-\alpha),df)}$ para α igual a 0,1 (90% de confiança) e $df = K_{ML} - K_{MNL}$ graus de liberdade, onde K_{ML} e K_{MNL} são os números de parâmetros em cada modelo (neste caso, obteve-se grau de liberdade 1). O valor de 90% de confiança foi definido por ser o mesmo para verificação da significância dos parâmetros nos modelos.

De forma similar, modelos associados à escolha de motivos de viagem foram gerados para os dois períodos de estudo. O conjunto de alternativas para o período de antes da pandemia foi: trabalho; lazer; estudos; e outros (visita à familiares/amigos, compras e saúde). Já no modelo de durante a pandemia as alternativas de escolha foram: trabalho; compras; saúde; e outros (visita à familiares/amigos, estudos e lazer). Os modelos ML são considerados quando se obtém parâmetros aleatórios, caso contrário, eles colapsam para o modelo MNL.

Os modelos foram calibrados no *software* R (R CORE TEAM, 2020), pelo pacote Apollo (HESS; PALMA, 2019). Realizou-se o teste de multicolinearidade das variáveis independentes (“*Variance Inflation Factor – VIF*”) pelo *software* IBM SPSS statistic 24.0 (IBM, 2016) e a premissa de não-colinearidade para os modelos MNL foi verificada e aceita.

Além disso, fez-se um teste para verificar se os parâmetros obtidos nos modelos de cada período de estudo foram significativamente diferentes. Calculou-se o intervalo de confiança dos parâmetros obtidos no modelo de antes da pandemia considerando distribuição normal dos parâmetros. Em seguida, verificou-se se os parâmetros obtidos no modelo de durante a pandemia estavam dentro deste intervalo. Considerou-se distribuição normal e o valor z de 1,96 (para 95% de confiança) para determinar o intervalo dos parâmetros, conforme Equação 3.11.

$$\beta_{\text{antes}} - 1.96 * (s. e. \beta_{\text{antes}}) < \beta_{\text{durante}} < \beta_{\text{antes}} + 1.96 * (s. e. \beta_{\text{antes}}) \quad (3.11)$$

Sendo que, β_{antes} é o parâmetro obtido no modelo de antes da pandemia, $s. e. \beta_{\text{antes}}$ é o erro-padrão deste parâmetro e β_{durante} é o parâmetro da mesma variável no modelo de durante a pandemia.

3.3.7 Análise da substituição do TP pelo *ridesourcing*

A fim de identificar os fatores que influenciam a escolha pelo TP e pelo *ridesourcing* durante a pandemia da COVID-19 no Brasil, utilizou-se os dados do questionário de Preferência Revelada e Declarada elaborado neste trabalho conforme descrito nas seções anteriores. Os cenários de PD foram apresentados apenas aos respondentes que utilizavam o TP na viagem principal feita durante a pandemia ou àqueles que faziam suas viagens mais frequentes por TP antes da pandemia e pararam com o início das medidas restritivas, ambos com a condição de percorrerem menos do que 14 km de distância nestas viagens. Portanto, utilizou-se apenas esta subamostra de usuários de TP para realizar a modelagem.

Obteve-se um número reduzido de respostas na coleta principal (detalhada na Seção 3.3.5), causado pelas dificuldades de atingir determinados segmentos da população pelas limitações da técnica de coleta de dados *online* “*snowball sampling*”, ainda mais no contexto de pandemia da COVID-19. Portanto, investigou-se a possibilidade de incluir os dados coletados no segundo experimento piloto para compor a amostra final, visto que não haviam sido analisados por completo anteriormente.

O primeiro ponto averiguado foi o período de coleta devido às grandes variações no comportamento dos indivíduos relativo à mobilidade causadas pelas mudanças das medidas restritivas durante a pandemia. A coleta do teste piloto foi realizada em outubro de 2020 e a coleta principal logo em seguida de novembro de 2020 a janeiro de 2021. Ao observar a evolução do número de casos e de óbitos neste período, apresentadas anteriormente na Figura

3.7 da Seção 3.3.5, tem-se que não houve grandes variações durante estes meses, quando comparado com meses anteriores e subsequentes no qual houve os picos das ondas da doença. Além disso, nenhum indivíduo respondeu ao questionário nas duas coletas.

O segundo ponto averiguado foi a composição dos questionários. Não houve alterações nas perguntas de preferência revelada nas duas coletas e os mesmos atributos e níveis foram definidos para elaboração do projeto experimental. A única diferença entre os questionários aplicados no teste piloto e na coleta principal foi o projeto de cenários de preferência declarada. Assim, a amostra final que inclui os dados coletados desde outubro de 2020 até janeiro de 2021 seria composta por indivíduos que foram apresentados a 6 cenários projetados inicialmente, de um total de 4 projetos iniciais de 12 cenários cada, e os indivíduos que foram apresentados a outros 6 cenários projetados no final, de um total de 4 projetos finais de 12 cenários cada.

Dessa forma, o procedimento utilizado para definir se os dados da coleta piloto poderiam ser incluídos na amostra final junto aos dados da coleta principal foi a análise de um fator de escala incluído ao modelo *Logit* Binomial. Este procedimento de estimação conjunta foi introduzido em 1990 (BEN-AKIVA; MORIKAWA, 1990), desenvolvido em 1994 (BRADLEY; DALY, 1994) e se mostrou eficiente para estimação simultânea de dois bancos de dados, conforme observado na literatura (LARRANAGA *et al.*, 2021).

Para identificar se existe esta diferença de escala entre ambas as fontes, especifica-se os termos de erro com diferentes variâncias para cada uma. Assim, tem-se a diferença da variância dada pela Equação 3.12 (ORTÚZAR; WILLUMSEN, 2011).

$$\sigma_{\varepsilon}^2 = \mu^2 * \sigma_{\eta}^2 \quad (3.12)$$

Sendo que, ε é o erro estocástico dos dados da coleta principal, η o correspondente da coleta piloto e μ o fator de escala desconhecido. Assim, as funções utilidade da alternativa j com a inclusão do fator de escala para cada fonte de dados (principal e piloto) são dadas de acordo com as Equações 3.13 e 3.14.

$$U_{ij}^{\text{principal}} = V_{ij}^{\text{principal}} + \varepsilon_{ij} \quad (3.13)$$

$$\mu U_{ij}^{\text{piloto}} = \mu(V_{ij}^{\text{piloto}} + \eta_{ij}) \quad (3.14)$$

Onde, V_{ij} é a função utilidade determinística observada para cada alternativa j e indivíduo i . Vale ressaltar que nesta análise tem-se duas alternativas: o Transporte Público e o

Ridesourcing. Como o fator de escala não foi significativo, conclui-se que não há diferença de escala entre os dois bancos de dados e foi possível uni-los para compor a amostra final. Assim, calibrou-se o modelo *Logit* Binomial novamente, desta vez sem o fator de escala, e o modelo ML incluindo as mesmas variáveis e parâmetros nas funções utilidade de cada alternativa. No caso do modelo ML, apenas o atributo “conforto no TP” foi aleatório, considerando distribuição normal, visto que modelos com outras variáveis aleatórias perderam poder de interpretação dos resultados. A acurácia estatística dos modelos foi comparada utilizando o teste de razão da verossimilhança, conforme descrito na Equação 3.10, na Subseção 3.3.6.4.

Por fim, pode-se resumir as técnicas e os pacotes computacionais utilizados nas principais etapas metodológicas descritas neste capítulo, conforme o Quadro 3.3.

Quadro 3.3 – Técnicas e pacotes computacionais utilizados nas principais etapas metodológicas

Etapa metodológica	Técnica	Software	Banco de dados
Determinação de níveis dos atributos de PD	Algoritmo CART	<i>IBM SPSS Statistic 24.0</i>	Viagens simuladas em Salvador, Bahia e Dados de PR (Sá, 2020)
Projeto Experimental de PD	<i>Design</i> Eficiente Bayesiano	<i>NGene</i> e R (pacote Apollo)	Estudo piloto de PD
Análise comparativa (testes de hipótese)	Teste Qui-quadrado, Teste da Mediana e <i>Tau-b</i> de Kendall	<i>IBM SPSS Statistic 24.0</i>	Dados de PR de antes da pandemia (Sá e Pitombo, 2021) e durante a pandemia
Análise comparativa exploratória	Algoritmo CART	<i>IBM SPSS Statistic 24.0</i>	Dados de PR de antes da pandemia (Sá e Pitombo, 2021) e durante a pandemia
Análise comparativa confirmatória	Modelo <i>Logit</i> Multinomial e Modelo <i>Logit</i> Misto	R (pacote Apollo)	Dados de PR de antes da pandemia (Sá e Pitombo, 2021) e durante a pandemia
Análise da substituição do TP pelo <i>ridesourcing</i>	Modelo <i>Logit</i> Multinomial e Modelo <i>Logit</i> Misto	R (pacote Apollo)	Dados de PR e PD de usuários de TP coletados durante a pandemia

CAPÍTULO 4: RESULTADOS REFERENTES À ANÁLISE COMPARATIVA DO COMPORTAMENTO RELATIVO À MOBILIDADE URBANA ANTES E DURANTE A PANDEMIA DA COVID-19 NO BRASIL ATRAVÉS DE PESQUISA DE PREFERÊNCIA REVELADA

Este capítulo está relacionado aos objetivos específicos deste trabalho “a) realizar uma análise comparativa do comportamento dos usuários associado à mobilidade urbana (modo de transporte, motivo de viagem e frequência de utilização do *ridesourcing*) entre os períodos de antes e durante a pandemia da COVID-19 no Brasil” e “b) Identificar os indicadores de qualidade do transporte público que mais influenciam a escolha modal durante a pandemia da COVID-19 no Brasil”. Assim, o texto a seguir descreve todos os procedimentos necessários para se atingir tal objetivo. São apresentados os resultados dos testes de hipótese de comparação entre amostras independentes, a análise exploratória através do Algoritmo CART, e a análise confirmatória através dos modelos *Logit* Multinomial e *Logit* Misto. Por fim, tem-se a discussão dos resultados voltada para elaboração de políticas de transportes. Este capítulo está associado aos artigos publicados “*Travel Behavior before and during the COVID-19 Pandemic in Brazil: Mobility Changes and Transport Policies for a Sustainable Transportation System in the Post-Pandemic Period.* (<https://doi.org/10.3390/su14084573>)” e “Hábitos e comportamentos relacionados à mobilidade antes e durante a pandemia da COVID-19 no Brasil (https://www.anpet.org.br/anais35/documentos/2021/Planejamento%20Territorial%20do%20Transporte/Pandemia%20e%20Novos%20Modos%20de%20Transporte/1_54_AC.pdf)”.

4.1 ESTUDO PILOTO DO QUESTIONÁRIO DE PREFERÊNCIA REVELADA

Elaborou-se um questionário de Preferência Revelada através da adaptação da pesquisa de Sá e Pitombo (2021) para o contexto de pandemia da COVID-19. Assim, realizou-se um estudo piloto para testar estas mudanças no período de 12 a 19 de agosto de 2020 e coletou-se 4 respostas de indivíduos com perfis socioeconômicos diferentes. As características dos respondentes podem ser observadas na Tabela 4.1.

Tabela 4.1 – Características socioeconômicas dos respondentes do estudo piloto

Característica	n	Característica	n
Gênero		Grau de escolaridade	
Feminino	2	Ensino médio completo	1

Masculino	2	Ensino superior completo	3
Idade		Renda familiar mensal	
De 25 e 30 anos	1	Entre 1 e 3 salários mínimos	1
De 51 e 60 anos	2	Entre 3 e 6 salários mínimos	2
Mais de 60 anos	1	Mais de 12 salários mínimos	1
Nº automóveis na residência		Isenção/desconto no TP	
0	1	Não possui isenção/desconto	2
1	2	Sim, isenção para idoso	1
3	1	Sim, outros tipos de descontos	1

Todos os respondentes residem no estado de São Paulo, sendo 1 da cidade de São Caetano do Sul, 2 da cidade de São Paulo e 1 de São Carlos. Com relação às seções condicionais, 3 responderam à seção de caracterização da utilização do *ridesourcing* durante a pandemia da COVID-19; 2 responderam que não utilizam o TP na viagem mais frequente durante a pandemia da COVID-19, mas utilizavam antes do início da pandemia; e todos responderam às questões sobre tarifa e distância da viagem mais frequente feita por TP e à seção de avaliação da qualidade do TP, sendo que 2 percorrem distâncias menores do que 6 km e 2 percorrem distâncias entre 6 e 14 km na viagem mais frequente feita por TP. Desta forma, coletou-se respostas para todas as perguntas e foi possível testar todas as seções, associadas à pesquisa de Preferência Revelada, propostas no questionário.

No geral, os respondentes acharam o questionário rápido, fácil e não tiveram problemas para utilizar a plataforma escolhida (*Google Forms*). O tempo médio de preenchimento do questionário foi de 10 minutos e os indivíduos que utilizaram o celular para responder preferiram a posição da tela na horizontal. Foi sugerido acrescentar o motivo de viagem saúde (ida ao hospital), adicionar a opção “outros” na pergunta sobre isenção/desconto no transporte público e explicitar que a cidade de residência do respondente seria durante o período de pandemia da COVID-19 (para os estudantes universitários que voltaram a morar na cidade de residência dos familiares no período de suspensão das aulas presenciais). Portanto, poucas alterações foram realizadas após o primeiro estudo piloto.

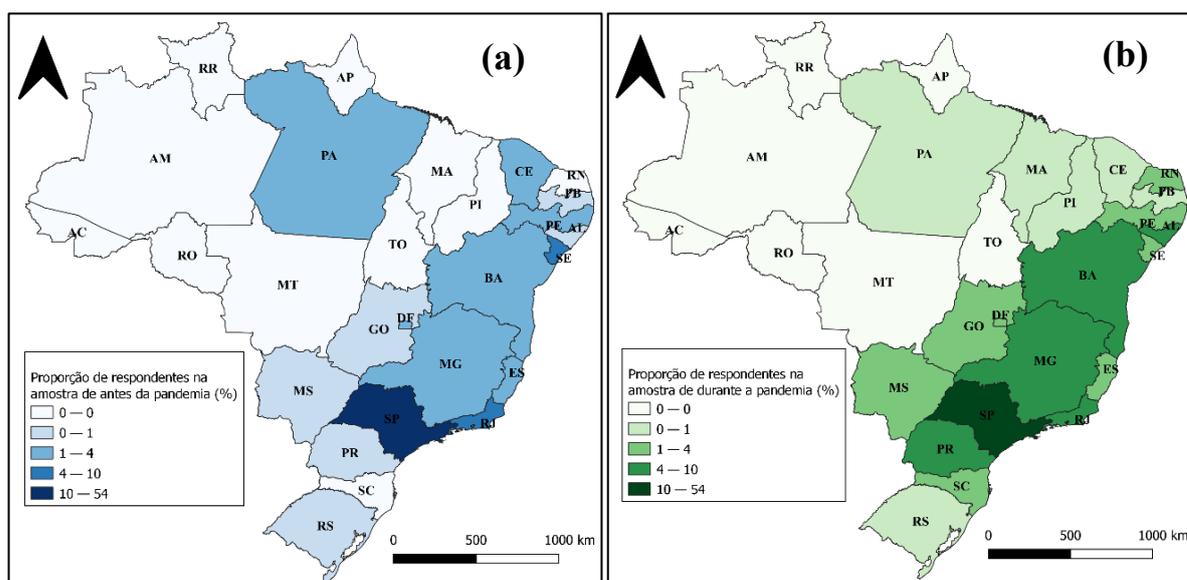
4.2 CARACTERIZAÇÃO DA AMOSTRA

Após as alterações demandadas no estudo piloto, foi feita a coleta de dados *online* em diversas regiões do Brasil. A coleta foi feita entre outubro de 2020 e janeiro de 2021, portanto durante o período de pandemia da COVID-19 e obteve-se 468 respostas de indivíduos de 98 cidades em 20 estados brasileiros diferentes. Além disso, dados de outra coleta *online* realizada antes da pandemia entre novembro de 2019 e março de 2020 foram utilizados para realizar a

análise comparativa e obteve-se 625 respostas de indivíduos de 103 cidades em 22 estados brasileiros diferentes.

Assim, a proporção dos estados de origem dos respondentes das duas coletas apresenta-se nos mapas (a) e (b) da Figura 4.1 e a população referente a cada estado incluído na pesquisa encontra-se na Tabela 4.2.

Figura 4.1 – Proporção do estado de residência dos respondentes das coletas realizadas antes (a) e durante (b) a pandemia da COVID-19 no Brasil



Fonte: Costa e Pitombo (2021) e Costa *et al.* (2022).

Tabela 4.2 – População dos estados brasileiros onde a pesquisa foi realizada (IBGE, 2021)

Local	População (2021)
Brasil	213.317.639
Acre (AC)	906.876
Alagoas (AL)	3.365.351
Bahia (BA)	14.985.284
Ceará (CE)	9.240.580
Distrito Federal (DF)	3.094.325
Espírito Santo (ES)	4.108.508
Goiás (GO)	7.206.589
Maranhão (MA)	7.153.262
Mato Grosso do Sul (MS)	2.839.188
Minas Gerais (MG)	21.411.923
Pará (PA)	8.777.124
Paraíba (PB)	4.059.905
Paraná (PR)	11.597.484
Pernambuco (PE)	9.674.793
Piauí (PI)	3.289.290
Rio de Janeiro (RJ)	17.463.349
Rio Grande do Norte (RN)	3.560.903
Rio Grande do Sul (RS)	11.466.630
Rondônia (RO)	1.815.278

Santa Catarina (SC)	7.338.473
São Paulo (SP)	46.649.132
Sergipe (SE)	2.338.474

Fonte: IBGE (2021)

Pode-se observar que a proporção das duas amostras é similar e abrange estados de todas as regiões brasileiras. A maior concentração de respostas está no sudeste e nordeste, regiões mais populosas do Brasil (IBGE, 2021). Devido à grande variedade de cidades e estados, estas respostas foram substituídas pela variável binária “região metropolitana” para realizar as análises, classificando-as de acordo com o pertencimento à alguma região metropolitana. Estas regiões são definidas pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE como o agrupamento de municípios limítrofes, visando integrar a organização, planejamento e a execução de funções públicas de interesse comum. O Brasil é composto por 74 regiões metropolitanas (IBGE, 2020).

Além do local de residência, obteve-se a caracterização socioeconômica (Subseção 4.2.1), a caracterização das viagens (Subseção 4.2.2) e os resultados da avaliação da qualidade do TP (Subseção 4.2.3). Vale ressaltar que, neste momento do trabalho, se caracterizou apenas as variáveis comuns às duas coletas.

4.2.1 Caracterização socioeconômica

O perfil socioeconômico dos respondentes está representado na Tabela 4.3.

Tabela 4.3 – Caracterização socioeconômica das duas amostras

Variáveis	Antes		Durante		Variáveis	Antes		Durante	
	n	%	n	%		n	%	n	%
Renda familiar (salários mínimos/mês)					Gênero				
Até 1	33	5,3%	12	2,6%	Feminino	345	55,2%	256	54,7%
Entre 1 e 3	153	24,5%	124	26,5%	Masculino	278	44,5%	209	44,7%
Entre 3 e 6	141	22,6%	130	27,8%	Outros	0	0,0%	1	0,2%
Entre 6 e 9	104	16,6%	63	13,5%	Prefiro não dizer	2	0,3%	2	0,4%
Entre 9 e 12	70	11,2%	46	9,8%	Idade				
Acima de 12	124	19,8%	93	19,9%	Menos de 18 anos	3	0,5%	1	0,2%
Nº de Auto	n	%	n	%	de 18 a 24 anos	229	36,6%	131	28,0%
0	189	30,2%	126	26,9%	de 25 a 30 anos	216	34,6%	163	34,8%
1	239	38,2%	191	40,8%	de 31 a 40 anos	78	12,5%	55	11,8%
2	125	20,0%	101	21,6%	de 41 a 50 anos	41	6,6%	34	7,3%
3	59	9,4%	37	7,9%	de 51 a 60 anos	45	7,2%	52	11,1%
4	13	2,1%	13	2,8%	acima de 60 anos	13	2,1%	32	6,8%
Desconto/Isenção no TP	n	%	n	%	Nível de escolaridade				
Sem desconto	431	69,0%	338	72,2%	Ensino fundamental	0	0,0%	3	0,6%

Outros descontos	7	1,1%	5	1,1%	Ensino médio	23	3,7%	19	4,1%
Estudantes	177	28,3%	109	23,3%	Superior completo	209	33,4%	137	29,3%
Idosos	10	1,6%	16	3,4%	Superior incompleto	207	33,1%	156	33,3%
					Pós-Graduação	186	29,8%	153	32,7%

Fonte: Costa e Pitombo (2021) e Costa *et al.*, (2022).

Observa-se que a maioria dos respondentes das duas amostras é de jovens com idade entre 18 e 30 anos (71,2% - Antes; 62,8% - Durante), possui nível de escolaridade elevado com pelo menos ensino superior completo (63,2% - Antes; 62% - Durante), possui pelo menos 1 automóvel na residência (69,7% - Antes; 73,1% - Durante) e não possui desconto/isenção no TP (69% - Antes; 72,2% - Durante). Aproximadamente metade é do gênero feminino e pouco mais de um terço possuem renda entre 3 e 9 salários mínimos.

O grau de escolaridade e a renda familiar da maioria dos respondentes não representa a realidade dos brasileiros, pois o maior percentual de indivíduos com mais de 14 anos de idade possui grau de escolaridade de ensino fundamental incompleto (IBGE, 2016) e a renda individual mensal da maior parte dos brasileiros com mais de 10 anos de idade é de até 3 salários mínimos (IBGE, 2010). Portanto, os resultados aqui obtidos não podem ser expandidos para toda a população, mas sim associados apenas às amostras coletadas. A partir da técnica de planejamento amostral *Snowball*, em geral obtém-se amostras enviesadas segundo grau de instrução e renda. Uma forma de mitigar esta limitação metodológica, proposta pelos autores, foi retirar essas variáveis da análise, sobretudo na etapa de modelagem.

Contudo, a caracterização socioeconômica é similar nas duas amostras, possibilitando a comparação dos hábitos de mobilidade nos diferentes períodos de estudo. Já a caracterização das viagens e avaliação da qualidade do TP foi diferenciada entre as duas amostras como se pode observar nas seções subsequentes.

4.2.2 Caracterização das viagens

Com relação ao uso do *ridesourcing*, motivo de viagem e modo de transporte utilizado na viagem mais frequente, obteve-se a proporção de respostas válidas de acordo com a Tabela 4.4.

Tabela 4.4 – Caracterização das viagens

Variáveis	Antes		Durante		Variáveis	Antes		Durante	
	n	%	n	%		Modo de Transporte	n	%	n
Compras	9	1,4%	168	35,9%	A pé ou bicicleta	67	10,7%	61	13,0%
Estudo	216	34,6%	6	1,3%	Automóvel (como carona)	42	6,7%	55	11,8%

Visitas domiciliares	7	1,1%	61	13,0%	Automóvel (como motorista)	217	34,7%	204	43,6%
Lazer	47	7,5%	16	3,4%	Motocicleta	11	1,8%	10	2,1%
Outros	7	1,1%	3	0,6%	Ridesourcing	73	11,7%	65	13,9%
Saúde	5	0,8%	48	10,3%	Táxi	5	0,8%	3	0,6%
Trabalho	334	53,4%	165	35,3%	TP por Ônibus	159	25,4%	59	12,6%
Frequência de uso do ridesourcing (no último mês)	n	%	n	%	TP por Metrô	39	6,2%	7	1,5%
0 (Não respondeu)	12	1,9%	127	27,1%	TP por Trem	8	1,3%	2	0,4%
0 (Não usou no último mês)	59	9,6%	70	20,5%	Outros	4	0,6%	2	0,4%
1 (Entre 1 e 3 viagens)	168	27,4%	148	43,4%					
2 (Entre 4 e 5 viagens)	143	23,3%	52	15,2%					
3 (Entre 6 e 10 viagens)	108	17,6%	36	10,6%					
4 (Mais de 10 viagens)	135	22,0%	35	10,3%					

Fonte: Costa e Pitombo (2021) e Costa *et al.*, (2022).

Os três modos de transporte mais utilizados antes da pandemia eram o automóvel, como motorista (34,7%), o TP por ônibus (25,4%) e o *ridesourcing* (11,7%). Durante a pandemia, a proporção de motoristas foi maior (43,6%), o *ridesourcing* apareceu em segundo lugar (13,9%) e em terceiro lugar ficou o ônibus (12,6%). Apesar do *ridesourcing* ter sido o segundo modo mais utilizado durante a pandemia para realizar as viagens principais, a frequência de utilização deste serviço foi maior no período anterior.

Com relação ao motivo da viagem mais frequente, observou-se grande diferença na proporção das amostras, visto que os 3 motivos mais escolhidos pelos respondentes da Amostra Antes foram “trabalho” (53,4%), “estudo” (34,6%) e “lazer” (7,5%). Na Amostra Durante, os motivos mais escolhidos foram “compras” (35,9%), “trabalho” (35,3%), “visitas” (13%) e “saúde” (10,3%). O tempo da viagem mais frequente é a única variável contínua e foi caracterizada na Tabela 4.5.

Tabela 4.5 – Análise descritiva da variável “tempo médio de viagem (minutos)”

Amostra	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Primeiro Quartil	Terceiro Quartil	Máximo
Antes	30 min.	33 min.	5 min.	10 min.	35 min.	240 min.
Durante	26 min.	24 min.	5 min.	10 min.	30 min.	240 min.

Fonte: Costa e Pitombo (2021) e Costa *et al.*, (2022).

Obteve-se tempo médio de viagem e desvio padrão de valores ligeiramente inferiores durante a pandemia da COVID-19, quando comparado com antes da pandemia. Já os valores mínimos, máximos e do primeiro quartil foram similares nos dois períodos de estudo.

4.2.3 Caracterização da avaliação da qualidade do TP

A seção de avaliação da qualidade do TP foi respondida apenas pelos usuários destes serviços, caracterizando um total de 204 respostas na amostra de antes e 220 respostas na amostra de durante a pandemia. A avaliação foi feita em escala *Likert* de 1 a 5 e houve cinco indicadores comuns nas duas coletas para identificar a satisfação dos usuários nos diferentes períodos. A Tabela 4.6 contém a frequência das respostas.

Tabela 4.6 – Avaliação da qualidade do Transporte Público

Indicador		1 (muito ruim)		2 (ruim)		3 (regular)		4 (boa)		5 (muito boa)	
		Antes	Durante	Antes	Durante	Antes	Durante	Antes	Durante	Antes	Durante
Qualidade Geral	n	19	44	57	57	70	84	53	28	5	7
	%	9%	20%	28%	26%	34%	38%	26%	13%	2%	3%
Conforto	n	52	79	65	61	56	45	28	27	3	8
	%	25%	36%	32%	28%	27%	20%	14%	12%	1%	4%
Segurança Pessoal	n	53	66	51	71	54	55	42	21	4	7
	%	26%	30%	25%	32%	26%	25%	21%	10%	2%	3%
Frequência de Atendimento	n	35	53	55	74	62	62	43	25	9	6
	%	17%	24%	27%	34%	30%	28%	21%	11%	4%	3%
Confiabilidade de Horários	n	46	55	41	55	45	64	57	38	15	8
	%	23%	25%	20%	25%	22%	29%	28%	17%	7%	4%

Fonte: Costa e Pitombo (2021) e Costa *et al.*, (2022).

Pode-se observar que durante a pandemia avaliou-se o TP pior do que antes da pandemia, sendo que, as maiores diferenças entre os períodos são com relação à avaliação “muito ruim” do conforto, da qualidade geral e da frequência de atendimento do TP.

Após realização da caracterização das duas amostras, realizou-se os testes de hipótese e as análises exploratória e confirmatória para comparar o comportamento relativo à mobilidade urbana antes e durante a pandemia da COVID-19 no Brasil. Tem-se como foco investigar as diferenças relacionadas com o modo de transporte e o motivo da viagem mais frequente do respondente, bem como os hábitos de utilização do *ridesourcing*.

4.3 TESTES COMPARATIVOS ENTRE AMOSTRAS INDEPENDENTES

A fim de testar diferenças comportamentais voltadas para escolha do modo, motivo de viagem e frequência de uso do *ridesourcing*, foram realizados alguns testes comparativos entre as respostas obtidas antes e durante a pandemia (amostras independentes). Os resultados foram apresentados na Tabela 4.7.

Tabela 4.7 – Resultados dos testes comparativos entre os hábitos de viagens urbanas de antes e durante a pandemia da COVID-19

Testes de Hipótese	Métricas estatísticas	Frequência de utilização do <i>Ridesourcing</i>	Modo da viagem mais frequente	Motivo da viagem mais frequente
	Total de observações	952	1093	1093
Teste Qui-Quadrado	Qui-quadrado de Pearson	67,287	53,96	479,907
	Grau de liberdade	4	7	6
	p-valor (significância)	0	0	0
	V de Cramer	0,266	0,222	0,663
	p-valor (significância)	0	0	0
	Coeficiente de contingência	0,257	0,217	0,552
	p-valor (significância)	0	0	0
Teste da Mediana	Mediana	2 (4 a 5 viagens)	-	-
	Qui-quadrado	35,036	-	-
	Grau de liberdade	1	-	-
	p-valor (significância)	0	-	-
Tau-b de Kendall	Coeficiente de correlação tau_b	-0,231	-	-
	p-valor (unilateral)	0	-	-

Fonte: Costa e Pitombo (2021) e Costa *et al.*, (2022).

Foi possível observar que houve mudança significativa nos hábitos de mobilidade com o início da pandemia, pois o p-valor em todos os casos foi de 0,000, portanto significativo para 99% de confiança. Para o caso da variável “frequência de utilização do *ridesourcing*”, todos os testes realizados indicaram que há diferença na proporção de respostas de cada categoria entre os períodos analisados. Desta forma, o coeficiente de correlação Tau-b foi negativo, indicando redução na frequência de utilização do *ridesourcing* com o início da pandemia. Além disso, ao comparar os valores de V de Cramer e Qui-Quadrado de Pearson para as três variáveis testadas, observou-se maior intensidade da diferença entre os motivos de viagem escolhidos antes e durante a pandemia. Para melhor verificar tais relações, realizou-se análise exploratória pelo Algoritmo CART.

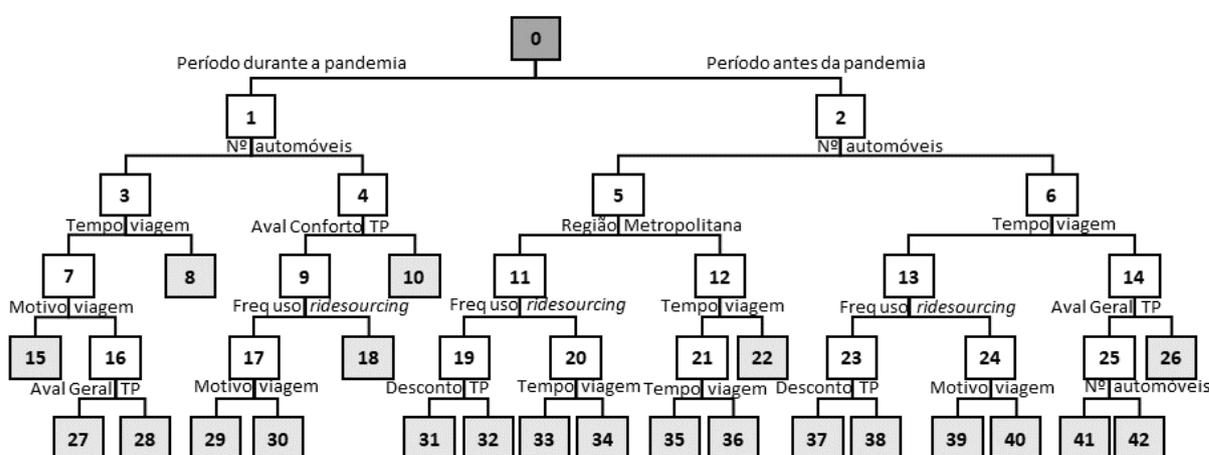
4.4 ANÁLISE EXPLORATÓRIA ATRAVÉS DO ALGORITMO CART

Neste trabalho, foram geradas duas Árvores de Decisão utilizando o Algoritmo CART. A primeira teve como variável dependente o modo de transporte principal e seus resultados serão apresentados a seguir na Subseção 4.4.1. Já a segunda utilizou como variável dependente o motivo de viagem e está descrita na Subseção 4.4.2. As variáveis independentes foram mencionadas anteriormente na Subseção 3.3.6.3 no Capítulo 3. Vale ressaltar que para a realização destas análises, os dados obtidos antes e durante a pandemia foram considerados de forma conjunta e a variável “período” foi acrescentada para diferenciá-los.

4.4.1 Algoritmo CART do modo de transporte

Para a AD associada ao modo de transporte, a primeira variável de divisão “período” foi forçada. Obteve-se, a partir do nó raiz, 15 nós referentes ao período durante a pandemia, sendo 8 nós terminais. Já para o período anterior à pandemia obteve-se 27 nós, sendo 14 nós terminais. Esta configuração pode ser observada no Mapa da AD Modo na Figura 4.2, onde o nó raiz encontra-se em cinza escuro, os nós terminais em cinza claro e os demais nós com fundo branco.

Figura 4.2 – Mapa da AD Modo



Fonte: elaboração própria.

Pode-se observar que o “nó 1” refere-se à amostra coletada durante a pandemia (lado esquerdo da AD Modo). Já o nó 2 refere-se à amostra de antes da pandemia (lado direito da AD Modo). A Tabela 4.8 associa as regras induzidas que caracterizam cada nó terminal aos percentuais de observações em cada categoria de variável dependente (modo principal). Em vermelho são destacadas variáveis associadas à qualidade do TP, relacionadas aos nós terminais.

Tabela 4.8 – Descrição dos modos de transporte e características dos nós terminais (AD Modo)

Nó	Modos de transportes	Condições	%	%
Período durante a pandemia da COVID-19				
8	Ônibus (76,7%); TP Trilhos (10%); <i>Ridesourcing</i> (3,3%); Ativos (3,3%); Carona (3,3%); Outros (3,3%)	Nº auto=0; Tempo>33 min	6,4	2,7
10	Ônibus (30%); Carona (25%); Ativos (20%); Carro (15%); TP Trilhos (5%); Outros (5%)	Nº auto>0; Aval_Conforto>3	4,3	1,8
15	Ativos (58,1%); <i>Ridesourcing</i> (25,6%); Carona (11,6%); Carro (2,3%); Ônibus (2,3%)	Nº auto=0; Tempo<=33 min; Motivo compras, outros	9,2	3,9
Durante Completa				

18	Carro (46,8%); <i>Ridesourcing</i> (17,3%); Carona (16,7%); Ônibus (7,1%); Ativos (5,8%); Moto (4,5%); TP Trilhos (1,9%)	Nº auto>0; Aval_Conforto<=3 ; Freq_R>0	33,3	14,3
27	<i>Ridesourcing</i> (53,5%); Ônibus (20,9%); Ativos (14%); TP Trilhos (4,7%), Carona (2,3%); Moto (2,3%); Outros (2,3%)	Nº auto=0; Tempo<=33 min; Motivo saúde, trabalho, visitas, lazer; Aval_Geral<=3	9,2	3,9
28	Ônibus (40%); <i>Ridesourcing</i> (20%); Ativos (20%); Carona (20%)	Nº auto=0; Tempo<=33min; Motivo saúde, trabalho, visitas, lazer; Aval_Geral>3	2,1	0,9
29	Carro (82,7%); Ativos (5,5%); Carona (5,5%); Ônibus (3,9%); Moto (1,6%); <i>Ridesourcing</i> (0,8%)	Nº auto>0; Aval_Conforto<=3 ; Freq_R=0; Motivo compras, trabalho	27,1	11,6
30	Carro (56,4%); Carona (20,5%); Ativos (17,9%); Ônibus (2,6%); Outros (2,6%)	Nº auto>0; Aval_Conforto<=3 ; Freq_R=0; Motivo saúde, visitas, lazer	8,3	3,6
Período anterior à pandemia da COVID-19			Antes	Completa
22	Ônibus (63,2%); Ativos (15,8%); <i>Ridesourcing</i> (10,5%); Carro (10,5%)	Nº auto=0; Região metropolitana 0 ; Tempo>25min	3,0	1,7
26	TP Trilhos (55%); Ônibus (15%); Carona (15%); Carro (10%); Ativos (5%)	Nº auto>0; Tempo>33 min; Aval_Geral>3	3,2	1,8
31	Ônibus (54,1%); TP Trilhos (21,5%); Ativos (10,8%); Outros (8,1%); <i>Ridesourcing</i> (2,7%); Moto (2,7%)	Nº auto=0; Região metropolitana 1 ; Freq_R<=3; Desconto idosos, sem desconto	5,9	3,4
32	Ônibus (93,1%); Ativos (3,4%); Moto (3,4%)	Nº auto=0; Região metropolitana 1 ; Freq_R<=3; Desconto estudante, outros	4,6	2,7
33	<i>Ridesourcing</i> (75%); Ônibus (18,8%); TP Trilhos (6,2%)	Nº auto=0; Região metropolitana 1 ; Freq_R>3; Tempo<=11min	2,6	1,5
34	Ônibus (46,7%); <i>Ridesourcing</i> (20%); TP Trilhos (16,7%); Ativos (6,7%); Outros (6,7%); Carona (3,3%)	Nº auto=0; Região metropolitana 1 ; Freq_R>3; Tempo>11min	4,8	2,7
35	<i>Ridesourcing</i> (45,5%); Ativos (36,4%); Ônibus (9,1%); Moto (9,1%)	Nº auto=0; Região metropolitana 0 ; Tempo<=9 min	1,8	1,0
36	Ativos (66%); Ônibus (14,9%); <i>Ridesourcing</i> (10,6%); Carona (4,3%); Carro (2,1%); Moto (2,1%)	Nº auto=0; Região metropolitana 0 ; 9<Tempo<=25min	7,5	4,3
37	Carro (65,8%); Carona (9,7%); <i>Ridesourcing</i> (8,2%); Ativos (6,1%); Ônibus (5,1%); TP Trilhos (2,6%); Moto (1,5%); Outros (1%)	Nº auto>0; Tempo<=33min; Freq_R<=3; Desconto não	31,4	17,9
38	Carro (47,2%); Ônibus (23,6%); <i>Ridesourcing</i> (8,3%); Carona (8,3%); Moto (5,6%); TP Trilhos (4,2%); Ativos (2,8%)	Nº auto>0; Tempo<=33 min; Freq_R<=3; Desconto sim	11,5	6,6
39	Carro (30,3%); <i>Ridesourcing</i> (21,2%); TP Trilhos (18,2%); Ativos (15,2%); Carona (6,1%); Outros (3%)	Nº auto>0; Tempo<=33 min; Freq_R>3; Motivo saúde, trabalho, outros	5,3	3,0
40	<i>Ridesourcing</i> (52,2%); Ônibus (30,4%); Carro (8,7%); Carona (8,7%)	Nº auto>0; Tempo<=33 min; Freq_R>3; Motivo estudos, lazer	3,7	2,1
41	Ônibus (53,6%); Carro (25%); TP Trilhos (8,9%); Carona (7,1%); Ativos (3,6%); Outros (1,8%)	Nº auto=1; Tempo>33 min; Aval_Geral<=3	9,0	5,1
42	Carro (63,9%); Ônibus (16,7%); TP Trilhos (8,3%); Carona (8,3%); <i>Ridesourcing</i> (2,8%)	1<Nº auto; Tempo>33 min; Aval_Geral<=3	5,8	3,3

Fonte: Costa e Pitombo (2021).

A pandemia acentuou ainda mais a redução do uso de TP. Durante a pandemia, o uso predominante do ônibus ocorre em domicílios sem automóvel e para distâncias maiores de viagens (Nó 8, ônibus 76,7%). Além disso, observa-se também a influência de uma boa

avaliação do conforto do TP (notas 4 (“boa”) ou 5 (“muito boa”)) na escolha do ônibus (Nó 10, ônibus 30%). Dos oito nós terminais obtidos, verifica-se a predominância do ônibus em apenas 3 deles (Nó 8, Nó 10 e Nó 28), somando um total de 5,4% dos dados conjuntos e 12,8% da Amostra Durante. A escolha predominante do *ridesourcing* (53,5%), é caracterizada por domicílios sem automóvel, distâncias menores de viagens, o que torna o preço competitivo à tarifa de TP, avaliação geral baixa do TP (Notas 1, 2 ou 3) e motivos de viagens saúde, trabalho, visitas e lazer (Nó 27). Já o uso predominante do automóvel (como motorista), é verificado em três nós terminais (Nó 18, 29 e 30), correspondendo a um total de 29,5% dos dados conjuntos e 68,7% da Amostra Durante. Verifica-se a influência da posse de automóveis, de uma avaliação do conforto do TP mais baixa (Notas 1, 2 ou 3), além de uma baixa frequência de uso do *ridesourcing*. Os modos ativos foram caracterizados pelas distâncias menores, ausência de automóveis no domicílio e motivo compras (Nó 15).

Assim, identificou-se que uma boa avaliação da qualidade geral e conforto do TP são importantes na escolha deste serviço (Nó 10 e Nó 28). Com os casos de lotação no TP durante a pandemia (G1, 2020; GAZETA DO POVO, 2020; RODRIGUES DA SILVA *et al.*, no prelo; TRIBUNAPR, 2020), tem-se a necessidade de implementar melhorias na qualidade dos sistemas de TP para atrair usuários e garantir um transporte mais democrático, sustentável e seguro. Afinal, mesmo com a percepção de risco de contágio alta no TP (BECK; HENSHER, 2020; PARADY *et al.*, 2020; SHAMSHIRIPOUR *et al.*, 2020), muitos usuários necessitam deste serviço para se deslocar nas cidades, principalmente para realizar atividades obrigatórias, como de trabalho.

Além disso, quanto menor a frequência de utilização do *ridesourcing*, maior a porcentagem de usuários de automóvel como motorista (Nó 29 e 30). Este resultado está de acordo com o observado por Shamshiripour et al. (2020) e Beck e Hensher (2020), que obtiveram taxa de percepção de risco de contágio maior para o modo *ridesourcing* do que para o automóvel privado.

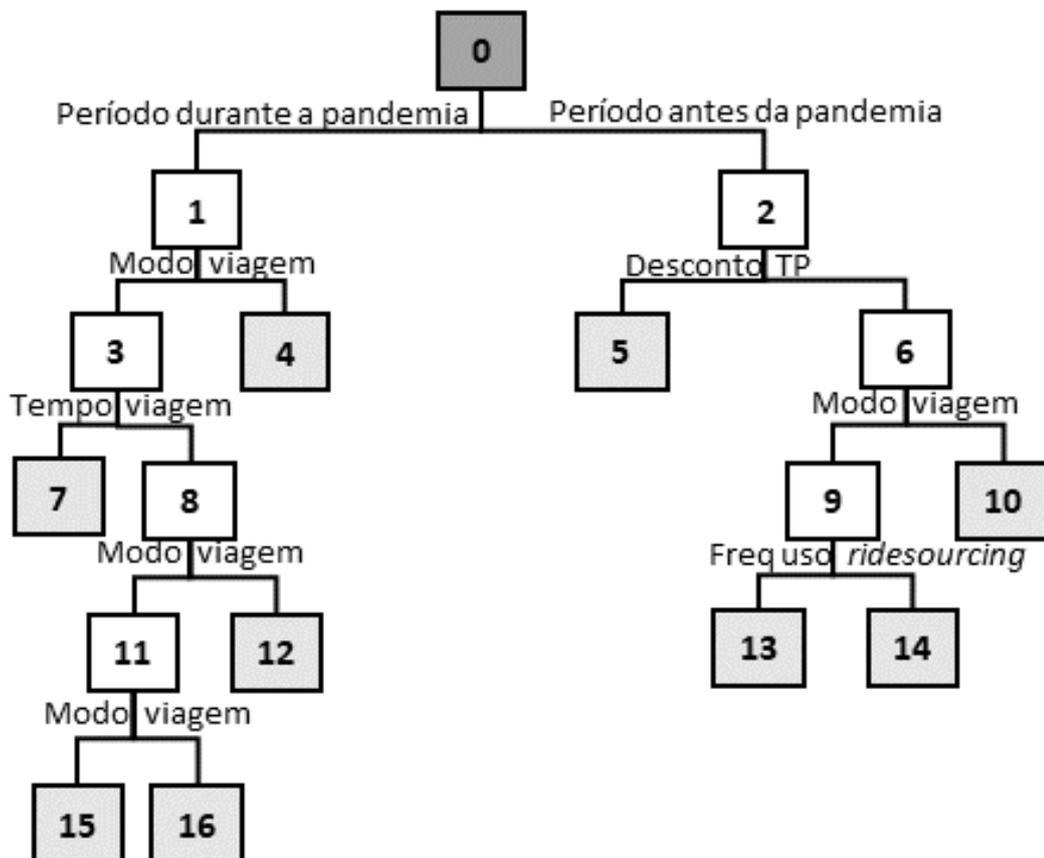
Para o período anterior à pandemia da COVID-19, pode-se observar que o TP também era utilizado para os casos de tempos de viagem maiores, por indivíduos que não possuíam automóvel na residência (Nós Terminais 22 e 34), enquanto o *ridesourcing* e os modos ativos eram mais utilizados em viagens mais curtas (Nós Terminais 33, 35 e 36). Essa característica de comportamento é similar ao observado para o período durante a pandemia. No entanto, observa-se algumas características distintas associadas ao período pré-pandêmico, assinaladas em azul na Tabela 5, tais como: Residir em Região Metropolitana e Possuir descontos na tarifa do TP (Nós 31, 32, 33, 34, 35, 36, 37 e 38). Verifica-se que no período antes da pandemia, as

variáveis de avaliação do TP foram selecionadas menos frequentemente (Nó 26, 41 e 42). Além disso, é observado um maior número de nós terminais associados à predominância do uso do *ridesourcing* (Nó 33, 35 e 40), além de regras induzidas associadas à predominância do uso do Transporte Público sob Trilhos (Nó 26). O uso deste último modo está associado à presença de automóveis no domicílio, maiores tempos de viagens e melhor avaliação da qualidade do TP.

4.4.2 Algoritmo CART do motivo de viagem

Em seguida, foi gerada a AD com a variável dependente “motivo de viagem”. A variável “período” foi o primeiro critério de divisão da AD Motivo, resultando em 9 nós referentes ao período durante a pandemia, sendo 5 nós terminais. Para o período anterior à pandemia, obteve-se 7 nós, dos quais 4 são nós terminais. O Mapa da AD Motivo na Figura 4.3 ilustra a configuração final, de modo que o nó raiz “nó 0” está em cinza escuro, os nós terminais em cinza claro e os demais nós possuem fundo de cor branca.

Figura 4.3 – Mapa da AD Motivo



Fonte: elaboração própria.

Pode-se observar que o lado esquerdo da AD Motivo, a partir do “nó 1” refere-se ao período durante a pandemia e o lado direito, a partir do “nó 2” é relativo ao período anterior à pandemia da COVID-19. A Tabela 4.9 contém os nove nós terminais obtidos, associados às frequências de motivos de viagens e regras induzidas, caracterizadas pelos valores de corte das variáveis independentes.

Tabela 4.9 – Motivos de viagem e regras induzidas associadas aos nós terminais (AD Motivo)

Nó	Motivo da viagem mais frequente	Condições	%	%
Período durante a pandemia da COVID-19			Durante	Completa
4	Trabalho (68,7%); Visitas (13,3%); Saúde (8,4%); Compras (7,2%); Estudo (1,2%); Lazer (1,2%)	Modo TP, moto	18	8
7	Compras (59%); Visitas (13,7%); Trabalho (12,8%); Saúde (6,8%); Lazer (3,4%); Estudo (2,6%); Outros (1,7%)	Modo carro, <i>ridesourcing</i> , carona, ativos; Tempo<=13min	25	11
12	Compras (56,1%); Lazer (14,6%); Trabalho (9,8%); Saúde (9,8%); Visitas (7,3%); Outros (2,4%)	Modo ativos; Tempo>13min	9	4
15	Trabalho (30,1%); Compras (24,1%); Saúde (22,9%); Visitas (20,5%); Estudo (1,2%); Lazer (1,2%)	Modo <i>ridesourcing</i> , carona; Tempo>13min	18	8
16	Trabalho (44,4%); Compras (34,7%); Visitas (9,7%); Saúde (6,9%); Lazer (2,8%); Estudo (0,7%); Outros (0,7%)	Modo carro; Tempo>13min	31	13
Período anterior à pandemia da COVID-19			Antes	Completa
5	Estudo (70,1%); Trabalho (24,3%); Lazer (3,4%); Compras (1,7%); Visitas (0,6%)	Desconto estudante	28	16
10	Trabalho (72,1%); Estudo (17,9%); Lazer (6%); Visitas (1,3%); Saúde (1%); Compras (1%); Outros (0,7%)	Sem desconto, outros descontos; Modo TP, carro, moto	48	27
13	Trabalho (41,1%); Estudo (30,5%); Lazer (17,9%); Outros (4,2%); Compras (3,2%); Saúde (2,1%); Visitas (1,1%)	Sem desconto, outros descontos; Modo <i>ridesourcing</i> , carona, ativos; Freq_R<=3	15	9
14	Trabalho (67,3%); Estudo (17,3%); Lazer (11,5%); Visitas (1,9%); Outros (1,9%)	Sem descontos, outros descontos; Modo <i>ridesourcing</i> , carona, ativos; Freq_R>3	8	5

Fonte: Costa e Pitombo (2021).

Obteve-se que o TP é utilizado majoritariamente para ida ao trabalho durante a pandemia (Nó Terminal 4). O Brasil tem apenas 25,7% de teletrabalho e esta possibilidade fica restrita aos indivíduos com maior poder aquisitivo (IPEA, 2020), o que não é o caso do perfil da maioria dos usuários de TP, tornando necessária a utilização deste serviço para acessar o trabalho presencial. Os modos ativos, por sua vez, são mais utilizados por motivo ida às compras (Nós Terminais 7 e 12), conforme observado também na AD Modo. Este resultado é similar ao obtido na literatura internacional, visto que os modos ativos são considerados mais seguros em termos de risco de contágio, quando comparados ao *ridesourcing* e o TP (BECK;

HENSHER, 2020; SHAMSHIRIPOUR *et al.*, 2020). Além disso, ir às compras é uma atividade essencial que tende a ser mantida durante a pandemia da COVID-19 (PARADY *et al.*, 2020).

Com relação às viagens mais longas, foi possível observar que 30,1% dos usuários de *ridesourcing* ou automóvel na condição de carona viajam por motivo “trabalho”, 24,1% por motivo “compras”, 22,9% por motivo “saúde” e 20,5% por motivo “visitas domiciliares” (Nó Terminal 15). Desta forma, observa-se grande diferença entre o uso do *ridesourcing* antes e durante a pandemia, visto que, no período pré-pandêmico este modo era mais utilizado para acessar atividades de estudos e lazer, além de trabalho (Nó Terminal 14).

Antes da pandemia da COVID-19, ida ao trabalho era o principal motivo dos usuários que viajavam pelos modos TP e automóvel na condição de motorista (Nó Terminal 10), assim como no período durante a pandemia. No entanto, antes da pandemia, o motivo “estudo” aparece como segundo principal nos casos dos indivíduos que não possuem desconto no TP (Nós Terminais 10, 13 e 14) e principal no caso dos indivíduos que possuem desconto de estudante (Nó Terminal 5).

4.5 ANÁLISE CONFIRMATÓRIA ATRAVÉS DOS MODELOS *LOGIT* MULTINOMIAL E *LOGIT* MISTO

Após a realização da análise exploratória, fez-se análise confirmatória utilizando modelos *logit*, afim de confirmar e melhor quantificar, através de parâmetros estimados, as mudanças de hábitos observadas nas Árvores de Decisão e testes de hipótese, além de identificar novos fatores que influenciam a escolha pelo modo e motivo da viagem do respondente nos dois períodos de estudo. Foram realizados modelos *Logit* Multinomial e *Logit* Misto para o período de antes e durante a pandemia, separadamente, considerando alternativas de modo de transporte, conforme será detalhado na sequência (Subseção 4.5.1). Além disso, na Subseção 4.5.2 tem-se os resultados dos modelos calibrados para as alternativas de motivo de viagem.

Não foi possível juntar as amostras nesta etapa de modelagem devido à diferença de escala entre as duas fontes de dados (uma fonte é referente ao período anterior à pandemia e outra foi coletada durante a pandemia). Esta diferença foi verificada adicionando um fator de escala nos modelos MNL, que resultou significativo tanto para o modelo de alternativas de modo de transporte quanto para o modelo de alternativas de motivo de viagem. Para solucionar

este problema, optou-se por analisar cada amostra separadamente e compará-las através do intervalo de confiança de cada parâmetro estimado.

4.5.1 Modelagem da escolha pelo modo de transporte

As alternativas da modelagem associada ao modo de transporte foram: automóvel (como passageiro), modos ativos, automóvel (como motorista) ou motocicleta, *ridesourcing* e transporte público (ônibus metrô ou trem). A alternativa automóvel (como passageiro) foi fixada com valor de constante igual a zero. Os modelos MNL e ML foram estimados com dados de antes e durante a pandemia e as variáveis socioeconômicas de renda familiar mensal e grau de escolaridade foram excluídas devido ao viés da amostra. Os resultados dos modelos obtidos foram descritos na Tabela 4.10.

Tabela 4.10 – Estatísticas dos modelos MNL e ML para alternativas de modo de transporte

Estatísticas dos modelos	MNL Modo (Antes da pandemia)	ML Modo (Antes da pandemia)	MNL Modo (Durante a pandemia)	ML Modo (Durante a pandemia)
Número de observações	609	609	457	457
Número de parâmetros	15	16	18	19
Log da Verossimilhança (inicial)	-980,1477	-980,1477	-735,5131	-735,5131
Log da Verossimilhança (final)	-668,0266	-658,1786	-484,8149	-470,4771
Pseudo R ²	0,3031	0,3122	0,3164	0,3345
AIC	1366,05	1348,36	1005,63	978,95
Teste de razão da verossimilhança	19,696		28,676	

Fonte: Costa *et al.*, (2022).

Após tratamento dos dados, obteve-se um total de 609 observações na amostra de antes da pandemia e 457 na amostra de durante a pandemia. Diversos modelos foram calibrados de forma a incluir e retirar variáveis, até que se obteve modelos com todos os parâmetros significativos para pelo menos 90% de confiança e com sinais coerentes com sua influência na escolha das alternativas. Os valores do Pseudo R² foram similares e aceitáveis para os quatro modelos e os valores de Log da Verossimilhança final foram menores do que o inicial, conforme esperado.

Para comparar os modelos MNL e ML, realizados para o mesmo período de estudo, fez-se o teste de razão da verossimilhança considerando 95% de confiança. Obteve-se os valores de 19,696 para antes da pandemia e 28,676 para durante a pandemia, sendo que o valor crítico

para uma distribuição qui-quadrado $X_{0,95;1}$ é 3,84. Portanto, pode-se afirmar que os modelos ML trazem melhor acurácia estatística.

O modelo ML Modo (antes da pandemia) foi estimado considerando distribuição normal do parâmetro da variável “tempo de viagem” específica da alternativa TP e foi o único coeficiente aleatório do modelo. Este resultado pode ser explicado pelas diferentes interpretações do tempo de viagem para o indivíduo, visto que um valor de 25 minutos de viagem por TP pode ser considerado elevado para um indivíduo que reside em cidade de pequeno porte e reduzido para uma pessoa que reside em cidade de grande porte por exemplo.

Já no modelo ML Modo (durante a pandemia) apenas o coeficiente do fator “número de automóveis na residência” foi aleatório considerando distribuição normal. Pode-se inferir que os respondentes interpretaram esta pergunta do questionário de maneiras diferentes. Indivíduos podem ter considerado apenas os automóveis que estão disponíveis para seu uso diariamente, enquanto outros podem ter considerado também os veículos que outros moradores da casa utilizam.

Assim, analisou-se os parâmetros estimados nos modelos de melhor acurácia e comparou-se os valores obtidos nos diferentes períodos de estudo de acordo com o intervalo de confiança calculado. Os resultados podem ser observados na Tabela 4.11.

Tabela 4.11 – Parâmetros estimados nos modelos ML para alternativas de modo de transporte

Alternativa	Variável	ML Modo (antes da pandemia) Parâmetro	ML Modo (durante a pandemia) Parâmetro	Intervalo de confiança dos parâmetros de antes da pandemia	Comparação dos parâmetros
Automóvel (como passageiro)	Constante	0	0	-	-
	Constante	2,2208***	-0,0009***	1,58 até 2,86	Diferente
Modos Ativos (a pé e bicicleta)	Motivo de viagem (compras)	-	1,4349***	-	-
	Motivo de viagem (lazer)	-	2,1795***	-	-
	Tempo de viagem	-0,0239**	-	-	-
	Região metropolitana	-1,8740***	-0,6569*	-2,52 até -1,23	Diferente
	Gênero	-0,9009***	-0,6839**	-1,49 até -0,31	Similar
Automóvel (como motorista) ou motocicleta	Constante	-0,7938**	-3,5065***	-1,41 até -0,18	Diferente
	Nº de automóveis na residência	1,3252***	mu=3,7087*** d.p.=3,3116***	1,07 até 1,58	Diferente
	Motivo de viagem (trabalho)	0,9604***	1,1550*	0,48 até 1,44	Similar
	Frequência de uso do ridesharing (0)	0,7266**	2,5105***	0,05 até 1,40	Diferente
	Idade (31 – 50)	0,8901***	-	-	-

<i>Ridesourcing</i>	Constante	0,4326	0,6837*	-	-
	Frequência de uso do <i>ridesourcing</i> (3 e 4)	1,5961***	1,5419***	0,97 até 2,22	Similar
	Tempo de viagem	-0,0554***	-0,0590***	-0,09 até -0,02	Similar
	Motivo de viagem (saúde)	-	1,3214***	-	-
	Motivo de viagem (lazer)	1,2385***	-	-	-
Transporte Público (ônibus, metrô ou trem)	Constante	0,4739	-1,9757***	-0,16 até 1,11	Diferente
	Tempo de viagem	mu=0,04151*** d.p.=0,0431***	0,0248***	0,02 até 0,06	Similar
	Motivo de viagem (trabalho)	-	2,1724***	-	-
	Avaliação do conforto no TP (4 ou 5)	-	1,3841**	-	-
	Avaliação da frequência de atendimento no TP (4 ou 5)	-	1,3475**	-	-

Significância: *** $p < 0,01$; ** $p < 0,05$; * $p < 0,1$

Estimativas das variáveis aleatórias: mu = média; d.p. = desvio padrão

Variáveis:

1. Motivo de viagem (atividade): variável binária, na qual 0 = motivo de viagem não é essa atividade, e 1 = motivo de viagem é essa atividade.
2. Região metropolitana: variável binária, na qual 0 = respondente não mora em região metropolitana, e 1 = respondente mora em região metropolitana.
3. Gênero: variável binária, na qual 0 = gênero masculino, e 1 = não é do gênero masculino.
4. Frequência de uso do *ridesourcing* (0): variável binária, na qual 0 = usou o *ridesourcing* pelo menos 1 vez no último mês, e 1 = não usou o *ridesourcing* no último mês.
5. Idade (31 – 50): variável binária, na qual 0 = respondente não pertence a esta faixa etária, e 1 = respondente pertence a esta faixa etária.
6. Frequência de uso do *ridesourcing* (3 e 4): variável binária, na qual 0 = usou o *ridesourcing* menos de 6 vezes no último mês, e 1 = usou o *ridesourcing* pelo menos 6 vezes no último mês.
7. Avaliação do conforto no TP (4 ou 5): variável binária, na qual 0 = não selecionou nota “4” ou “5”, e 1 = selecionou nota “4” ou “5” na escala *Likert*.
8. Avaliação da frequência de atendimento no TP (4 ou 5): variável binária, na qual 0 = não selecionou nota “4” ou “5”, e 1 = selecionou nota “4” ou “5” na escala *Likert*.

Fonte: Costa *et al.*, (2022).

Ao analisar os resultados, foi possível comparar os fatores que influenciam a escolha por cada alternativa de modo de transporte nos diferentes períodos analisados. Para o caso da alternativa TP, o sinal da constante da função utilidade passou de positivo (antes da pandemia) para negativo (durante a pandemia) e seu valor, em módulo, foi mais elevado durante a pandemia (-1,9757). O teste comparativo indica que estes valores são significativamente diferentes para 95% de confiança. Este resultado indica que houve redução da escolha pelo TP com o início da pandemia da COVID-19. Além disso, o parâmetro da variável de motivo de viagem “ir ao trabalho” foi significativo apenas durante a pandemia e seu sinal foi positivo e o valor elevado (2,1724), indicando grande influência deste fator na escolha do TP. Sendo uma viagem mandatória, é compreensível a sua realização por TP, sobretudo para o caso dos

indivíduos sem disponibilidade de automóvel no domicílio. Estes resultados confirmam as observações feitas na análise exploratória.

A avaliação da qualidade do TP também influencia sua escolha, contudo, esta seção do questionário foi respondida apenas pelos usuários destes serviços e na coleta de durante a pandemia os indivíduos que utilizavam o TP antes e pararam com o início da pandemia também foram incluídos. Pode-se observar que os parâmetros de avaliação “boa” ou “muito boa” (notas 4 e 5) têm valor positivo, indicando que, quanto melhor a avaliação da qualidade do TP, maior a probabilidade de o indivíduo escolher este modo de transporte. Dessa forma, os fatores “conforto” e “frequência de atendimento” tiveram parâmetro significativo no modelo (1,3841 e 1,3475, respectivamente), indicando maior influência na escolha do TP do que os outros indicadores de qualidade destes serviços. O fator “conforto” também foi identificado na AD Modo, já o fator “frequência de atendimento” não havia sido identificado na análise anterior. Mesmo assim, estes resultados também estão associados ao descontentamento com a lotação do TP e redução da oferta destes serviços (RODRIGUES DA SILVA *et al.*, no prelo).

Com relação aos modos ativos, observou-se nos dois períodos de estudo que pessoas do gênero masculino que não moram em região metropolitana são mais propensas a utilizar estes modos (os parâmetros foram negativos, diminuindo a utilidade para o caso de resposta 1 – respondente não é do gênero masculino e 1 – mora em região metropolitana). Este resultado pode ser explicado pela percepção de violência e insegurança das mulheres ao caminhar nas vias (SOUZA *et al.*, 2018) e distância elevada nos deslocamentos em regiões metropolitanas.

Porém, o valor do parâmetro da variável “região metropolitana” foi significativamente menor durante a pandemia do que antes. Além disso, outras duas variáveis de motivo de viagem entraram na função utilidade com parâmetro significativo apenas no modelo ML Modo (durante a pandemia). Pode-se concluir que ir às compras e às atividades de lazer foram mais importantes na escolha dos modos ativos durante a pandemia do que o local de residência em alguma região metropolitana. Os fatores “não residir em região metropolitana” antes da pandemia e “motivo de viagem compras” durante a pandemia também foram identificados na AD Modo. O atributo “motivo de viagem lazer” foi observado na AD Motivo. Portanto, os modelos ML confirmaram estas observações e trouxeram informações sobre um novo fator, o gênero do respondente.

Na função utilidade da alternativa *ridesourcing*, também foi possível observar diferenças com relação ao motivo de viagem. Antes da pandemia o principal motivo para uso de tal modo de transporte era ir às atividades de lazer (parâmetro significativo com valor positivo 1,2385), enquanto durante a pandemia passou a ser ir aos atendimentos de saúde (parâmetro significativo com valor positivo 1,3214). Os modelos sugerem que indivíduos

substituíram o *ridesourcing* pelos modos ativos para realizar atividades de lazer, bem como explanado anteriormente nesta seção. A frequência alta de uso do *ridesourcing* (pelo menos 6 viagens no mês anterior à pesquisa) continuou influenciando de forma positiva a escolha destes serviços mesmo com o início da pandemia, assim como confirmado pelo teste comparativo de similaridade entre os dois parâmetros.

Os resultados observados na função utilidade da alternativa modos privados motorizados (automóvel na condição de motorista e motocicleta) foram similares nos dois modelos. No entanto, foi possível observar algumas diferenças confirmadas pelo teste comparativo. Indivíduos que possuem pelo menos um automóvel na residência são mais propensos a escolher estes modos durante a pandemia do que antes (o valor do parâmetro foi maior durante a pandemia 3,7087 do que antes 1,3252). Possuir idade entre 31 e 50 anos foi uma variável que obteve parâmetro significativo e positivo (0,8901) apenas no modelo ML Modo (antes da pandemia). Além disso, a constante da função utilidade da alternativa de modos privados foi significativa e seu valor em módulo foi maior durante a pandemia do que antes. Este resultado indica diminuição da demanda com o início da pandemia visto que o sinal dos parâmetros foi negativo. Essas observações trouxeram maior aprofundamento às discussões, visto que não foi possível identificar essas distinções na análise exploratória.

Outra distinção observada foi a diminuição da frequência de utilização do *ridesourcing* pelos usuários de automóvel ou motocicleta na viagem principal durante a pandemia. O valor do parâmetro da variável binária de não utilização do *ridesourcing* no mês anterior à pesquisa foi maior e positivo no modelo ML Modo (durante a pandemia). Assim, a utilidade aumenta quando a resposta é “1 – respondente não utilizou o *ridesourcing* no último mês”. Este resultado está de acordo com o obtido na AD Modo.

Por fim, analisou-se a influência da variável “tempo de viagem” nas funções utilidade de duas alternativas (*ridesourcing* e TP) nos modelos de antes e durante a pandemia. Pôde-se observar que os sinais para o *ridesourcing* foram negativos (-0,0554 Antes; -0,0590 Durante), e os sinais para o TP foram positivos (0,0415 Antes; 0,0248 Durante). Assim, infere-se que os usuários passaram a escolher mais o *ridesourcing* em viagens mais curtas, de modo que a escolha pelo TP seja feita em viagens mais longas, quando o preço do *ridesourcing* não é competitivo à tarifa de TP.

Além disso, a constante da função utilidade do *ridesourcing* foi positiva e do TP foi negativa durante a pandemia. É possível que a substituição do TP pelo *ridesourcing*, que já vinha sendo observada mesmo antes da pandemia (CLEWLOW; MISHRA, 2017; SÁ; PITOMBO, 2021), tenha sido acentuada em 2020, principalmente por aqueles indivíduos que

não possuem automóvel disponível na residência. Portanto, é condizente com a literatura da Austrália, na qual obteve-se que a percepção de risco de contágio pelo coronavírus no TP é maior do que no *ridesourcing* (BECK; HENSHER, 2020) e no Canadá, que obteve aumento da frequência de uso do *ridesourcing* para evitar o uso do TP lotado (LOA *et al.*, 2022).

Foi possível observar distinções com relação ao comportamento dos usuários de diferentes modos de transportes ao observar os motivos da viagem mais frequente que influenciaram em cada função utilidade. Desta forma, realizou-se outras modelagens para obter resultados mais aprofundados sobre as mudanças das atividades realizadas com o início da pandemia da COVID-19, conforme apresentado na seção subsequente.

4.5.2 Modelagem da escolha pelo motivo de viagem

Foram calibrados modelos *logit* para as alternativas de motivo de viagem e para os dois períodos de estudo. Foram testados diversos modelos *Logit* Misto, no entanto não foi possível encontrar coeficientes aleatórios. Assim, os modelos mistos colapsam para os modelos multinomiais. Portanto, considerou-se apenas os resultados dos modelos MNL para realização da análise.

Para o modelo de antes da pandemia da COVID-19, considerou-se as alternativas: “trabalho”; “lazer”; “estudos”; e “outros motivos” que tiveram um baixo número de respostas (visitas à familiares/amigos, compras e saúde). No modelo de durante a pandemia, foram incluídas as funções utilidades das alternativas: “compras”; “trabalho”; “saúde”; e “outros motivos” que tiveram um baixo número de respostas (visita à familiares/amigos, estudos e lazer). Os motivos agrupados na alternativa “outros” foram diferentes nos dois modelos devido à grande discrepância do número de respostas obtido para cada alternativa em cada amostra. A função utilidade da alternativa “outros” foi fixada com constante igual a zero. As estatísticas dos modelos, os parâmetros das variáveis incluídas em cada função utilidade e a comparação dos parâmetros em comum nos dois modelos foram obtidas de acordo com os resultados na Tabela 4.12.

Tabela 4.12 – Parâmetros estimados nos modelos MNL para alternativas de motivo de viagem

Alternativa	Variável	MNL Motivo (antes da pandemia) Parâmetro	MNL Motivo (durante a pandemia) Parâmetro	Intervalo de confiança dos parâmetros de antes da pandemia	Comparação dos parâmetros
-------------	----------	---	--	--	---------------------------------

		Motivos de viagem: Visitas domiciliares + Compras + Saúde	Motivos de viagem: Visitas domiciliares, lazer e estudos		
Outros	Constante = 0			-	-
Compras	Constante	-	3,9186***	-	-
	Modo (a pé ou bicicleta)	-	1,0151***	-	-
	Tempo de viagem	-	-0,0403***	-	-
	Frequência de uso do <i>ridesourcing</i> (0)	-	0,4386*	-	-
Saúde	Constante	-	2,7947***	-	-
	Modo (<i>Ridesourcing</i>)	-	1,2097***	-	-
Trabalho	Constante	2,9758***	2,8211***	2,20 até 3,75	Similar
	Modo (TP)	0,6393***	1,8714***	0,18 até 1,10	Diferente
	Modo (automóvel como motorista ou motocicleta)	0,7552***	0,8039***	0,29 até 1,22	Similar
	Gênero	-0,3042*	-0,4026*	-0,66 até 0,05	Similar
	Idade (31 - 50)	-	0,7201***	-	-
	Tempo de viagem	-	-0,0138**	-	-
	Frequência de uso do <i>ridesourcing</i> (3 or 4)	0,8099***	1,1739***	0,42 até 1,20	Similar
Lazer	Constante	1,6570***	-	-	-
	Modo (<i>Ridesourcing</i>)	1,0613***	-	-	-
Estudos	Constante	1,3291***	-	-	-
	Isenção/desconto no TP	1,7644***	-	-	-
	Idade (30 ou menos)	1,5533***	-	-	-
Estatísticas dos modelos					
Número de observações		609	457		
Número de parâmetros		10	14		
Log da Verossimilhança (inicial)		-844,2533	-633,5365		
Log da Verossimilhança (final)		-509,4485	-450,1603		
Pseudo R ²		0,3847	0,2689		
AIC		1038,9	926,32		

Significância: ***p<0,01; **p < 0,05; *p < 0,1

Variáveis:

1. Modo (modo de transporte): variável binária, na qual 0 = não usa este modo de transporte, e 1 = usa este modo de transporte.
2. Frequência de uso do *ridesourcing* (0): variável binária, na qual 0 = usou o *ridesourcing* pelo menos 1 vez no último mês, e 1 = não usou o *ridesourcing* no último mês.
3. Gênero: variável binária, na qual 0 = gênero masculino, e 1 = não é do gênero masculino.
4. Idade (faixa etária): variável binária, na qual 0 = respondente não pertence a esta faixa etária, e 1 = respondente pertence a esta faixa etária.
5. Frequência de uso do *ridesourcing* (3 e 4): variável binária, na qual 0 = usou o *ridesourcing* menos de 6 vezes no último mês, e 1 = usou o *ridesourcing* pelo menos 6 vezes no último mês.
6. Isenção/desconto no TP: variável binária, na qual 0 = não tem desconto ou isenção na tarifa do TP, e 1 = tem desconto ou isenção na tarifa do TP.

Fonte: Costa *et al.*, (2022).

Os valores do Pseudo R² foram similares e aceitáveis para os dois modelos, sendo que no modelo de durante a pandemia foi menor pelo baixo número de observações. Os valores de Log da Verossimilhança final foram maiores do que o inicial, conforme esperado. Os

parâmetros obtidos tiveram sinais coerentes com sua influência na escolha das alternativas e foram significativos para pelo menos 90% de confiança.

Ao analisar o valor das constantes de cada função utilidade e as alternativas que foram incluídas em cada modelo, é possível observar grande redução de viagens por motivo “estudos” e “lazer”. As escolas e universidades tiveram suas atividades presenciais suspensas/restritas para evitar o contágio pelo coronavírus, o que reflete em grande impacto na educação formal escolar (Bracarense e Oliveira, 2021). O motivo “trabalho” também foi impactado com o início da pandemia. O teletrabalho é uma estratégia de gerenciamento de demanda de deslocamentos urbanos que já vinha ocorrendo mesmo antes da pandemia, com as medidas de biossegurança para conter o novo coronavírus, houve um crescimento abrupto dessa forma de trabalho, reduzindo o número de viagens por este motivo. Este novo comportamento pode continuar mesmo depois da pandemia (KRAMER; KRAMER, 2020; WANG *et al.*, 2021). Além disso, obteve-se grande aumento da escolha de viagens por motivo “saúde” e “compras” com o início da pandemia. A constante da função utilidade da alternativa compras foi a de maior valor no Modelo Durante (3,9186). Este resultado confirma o obtido na análise exploratória.

Ao analisar os fatores que influenciam a escolha de cada alternativa de motivo de viagem durante a pandemia, obteve-se que as viagens de ida às compras são feitas majoritariamente por modos ativos e com tempo de viagem reduzido. Além disso, os indivíduos não utilizam o *ridesourcing* com frequência, já que o parâmetro para a variável de utilização do *ridesourcing* nenhuma vez no mês anterior à pesquisa foi positivo (0,4386), aumentando a utilidade quando a resposta é “1 – não usou o *ridesourcing* no último mês”. Este modo é utilizado para realizar viagens por motivo “saúde”, de acordo com o parâmetro positivo obtido na função utilidade desta alternativa (1,2097). De forma distinta, antes da pandemia, o *ridesourcing* era utilizado majoritariamente para acessar atividades de lazer (parâmetro de valor 1,0613).

Obteve-se que o TP foi mais utilizado para acessar o trabalho durante a pandemia, confirmando o resultado observado na AD Motivo. O parâmetro da variável que representa viagens por este modo de transporte (1,8714) foi maior do que para o modo automóvel, na condição de motorista (0,8039) no período durante a pandemia e essa diferença foi significativa para 95% de confiança, de acordo com o teste de comparação de parâmetros. Com relação às características socioeconômicas dos indivíduos que fazem a viagem principal por motivo trabalho, obteve-se que a maioria são homens, com idade entre 31 e 50 anos e utilizam o *ridesourcing* com alta frequência. Observou-se que este perfil é similar nos dois períodos de estudo.

4.3 DISCUSSÕES E POLÍTICAS DE TRANSPORTES

A partir de duas amostras independentes de respondentes com características socioeconômicas semelhantes, foi possível fazer uma análise comparativa entre o comportamento relativo à escolha do modo, motivo da viagem mais frequente e frequência do uso do *ridesourcing* antes e durante a pandemia da COVID-19 no Brasil. Após a identificação de mudanças de hábitos que ocorreram com o contexto de pandemia da COVID-19, avaliou-se aquelas que possam persistir no futuro.

Mesmo com a reabertura dos estabelecimentos e volta das atividades presenciais, algumas mudanças de comportamento podem persistir (SRINIVASAN; MAHMASSANI, 2000), de modo que os indivíduos continuem agindo de forma similar ao período pandêmico por razões específicas (WANG *et al.*, 2021). Em pesquisa na Austrália, evidências demonstraram que os comportamentos relativos a viagens no pós-pandemia devem ser diferentes do período pré-pandemia (CURRIE *et al.*, 2021). Assim, a partir dos fatores que influenciam a escolha das alternativas de modo e motivo de viagem, foi possível propor políticas públicas necessárias para mitigar os impactos negativos e fortalecer os impactos positivos decorrentes do efeito da pandemia. Para complementar a discussão, considerou-se também os hábitos identificados nas análises que não mudaram com a pandemia. O Quadro 4.1 expõe as mudanças identificadas, os hábitos que se mantiveram e as políticas sugeridas para cada alternativa.

Quadro 4.1 – Principais hábitos identificados e políticas sugeridas

Escolha da Alternativa	Mudanças identificadas	Hábitos que não mudaram	Políticas Sugeridas
Transporte Público	Redução do uso; Redução da qualidade do serviço ofertado.	Uso em viagens mais longas	Aumento da frequência de atendimento do TP; Melhoria do conforto no TP; Melhoria da qualidade geral do TP; Reforma da política tarifária; Redução do tempo de viagem do TP; Ajuste dos níveis de serviço de acordo com características socioeconômicas dos usuários e necessidades espaciais.
Ridesourcing	Aumento do uso por usuários de TP	Usuários utilizam <i>ridesourcing</i> pelo	Investimento em melhorias do TP

	Redução do uso por usuários de automóvel	menos 6 vezes no mês; Uso em viagens mais curtas	Regulamentação dos serviços de <i>ridesourcing</i>
Automóvel	Diminuição do número de viagens; Aumento do uso por indivíduos que possuem automóvel	Uso para ir ao trabalho	Medidas de gerenciamento da demanda por automóvel; Melhorias da qualidade do TP; Investimentos em iniciativas voltadas à carona compartilhada; Infraestrutura para bicicletas.
Ativos	Aumento do uso para viagens de “compras” e “lazer”	Maior uso por pessoas do gênero masculino	Infraestrutura para mobilidade ativa (calçadas, ciclovia, faixa de pedestres, iluminação das vias, arborização, etc.); Aumento da segurança para mulheres nas vias.
Trabalho	Redução de viagens por motivo trabalho (teletrabalho)	-	Implementação da cultura organizacional para aumento e melhoria da prática de teletrabalho e consequente gerenciamento de demanda por viagens

Fonte: Costa e Pitombo (2021) e Costa *et al.*, (2022).

Nos resultados observados na análise comparativa, obteve-se que durante a pandemia houve redução do uso do TP, sendo predominantemente utilizado para percorrer viagens com tempo elevado e para acessar o trabalho. Além disso, houve diminuição na satisfação dos usuários com a qualidade do sistema de transporte público ofertado. Portanto, teme-se que os usuários migrem para modos de transportes menos sustentáveis, como os veículos privados motorizados e o *ridesourcing*, mesmo após o período de pandemia da COVID-19. Na Austrália, Currie *et al.* (2021) supõem um efeito de redução de 20% nas viagens por transporte público no período pós-pandemia, quando comparado com antes da pandemia. A demanda por estes serviços irá aumentar depois da pandemia, mas não o suficiente para igualar ao pré-pandemia. Desta forma, é necessário que os operadores de transportes e o poder público implementem políticas que aumentem a frequência de atendimento e, conseqüentemente, diminua a lotação dos veículos. Estas medidas também foram obtidas em outras pesquisas, o *Moovit*, aplicativo de mobilidade e navegação, perguntou aos seus usuários quais seriam as medidas que incentivariam o uso do TP, e o aumento da frota em circulação para evitar veículos cheios foi a resposta mais votada (MOOVIT, 2020b).

Outra proposta apresentada seria o aumento da rapidez, diminuindo o tempo de viagem. O *ridesourcing* é um competidor do transporte público em viagens mais curtas, que possuem custo mais competitivo com a tarifa do TP, e foi observado na literatura que a rapidez é um fator importante na substituição do TP por esse modo (CLEWLOW; MISHRA, 2017; COSTA *et al.*, 2021; SÁ; PITOMBO, 2021). Para reduzir o tempo de viagem, políticas de urbanismo e aproveitamento do espaço urbano devem ser consideradas. Uma medida seria a melhoria da infraestrutura para o TP, com a implementação de faixas exclusivas para ônibus por exemplo. Outra medida encontrada na literatura seria o planejamento das cidades considerando balancear a densidade ocupacional dos bairros (ZHANG *et al.*, 2021). Por fim, sugere-se medidas que aumentem a segurança da mulher nos veículos e estações, visto que são as principais usuárias destes serviços e situações de assédio no TP são frequentes no Brasil (SPTRANS, 2021).

Do ponto de vista dos operadores de transportes, tem-se barreiras financeiras para o investimento em melhorias da qualidade do sistema ofertado. A receita é adquirida pela tarifa paga pelos usuários e, com a queda da demanda do TP no Brasil e aumento dos custos adicionais de limpeza dos veículos e estações (SPTRANS, 2020), a crise econômica afetou os sistemas de TP. De março de 2020 a fevereiro de 2021, o impacto econômico no transporte por ônibus foi de R\$11,75 bilhões e mais de 18 companhias precisaram interromper seus serviços (NTU, 2021). Dessa forma, é preciso que o poder público financie parte dos gastos operacionais, através de subsídios, possibilitando melhorias na qualidade do serviço e atraindo usuários. Rodrigues da Silva *et al.* (no prelo) sugerem uma reforma na política tarifária, de modo a conceder contratos mais flexíveis para que os operadores possam buscar receitas auxiliares e eliminar esquemas de subsídio cruzado existentes (ZABAN *et al.*, 2021). Enquanto os subsídios não são implementados, uma alternativa seria adaptar o nível de serviço ofertado de acordo com o perfil socioeconômico dos usuários e as necessidades do espaço urbano (HU; CHEN, 2021).

Através dos resultados deste trabalho, observa-se redução importante na constante da função utilidade do transporte público considerando o período da pandemia, em comparação ao período anterior. Também se observa valor positivo de parâmetros associados às variáveis de avaliação da qualidade do TP, corroborando a ideia de que conforto e frequência de atendimento adequados podem aumentar a utilidade do TP, mesmo em uma situação excepcional como o período pandêmico.

Em relação ao uso do *ridesourcing*, foram obtidas características distintas de motivos das viagens realizadas por este modo, sendo que o motivo lazer foi mais frequente no período anterior à pandemia e o motivo saúde no período durante a pandemia. Foi possível observar também características semelhantes entre os dois períodos, como o uso do *ridesourcing* para

viagens mais curtas, situação de custo para o usuário mais competitivo com outros modos de transporte mais sustentáveis, como o TP, indicando uma possível substituição do TP pelo *ridesourcing*. Dessa forma, é necessário melhorar a qualidade do TP para evitar os impactos negativos desta substituição.

Pôde-se observar que o automóvel privado foi utilizado na pandemia da COVID-19 para acessar locais de trabalho. Além disso, observou-se diminuição da frequência de uso do *ridesourcing* por esses usuários, quando comparado com o período anterior à pandemia. Na literatura, observa-se que antes da pandemia, havia uma taxa de substituição do automóvel privado como motorista pelo *ridesourcing* no Brasil de 12,5% - 25% (CASSEL *et al.*, 2018; COELHO *et al.*, 2017; SÁ; PITOMBO, 2021). Além disso, os principais fatores de substituição entre estes modos era o de evitar utilizar estacionamentos e evitar dirigir alcoolizado (CLEWLOW; MISHRA, 2017; COSTA *et al.*, 2021; SÁ; PITOMBO, 2021). Assim, com a restrição das atividades de lazer (que podem ter consumo de álcool), a diminuição das taxas de mobilidade (que possibilita acessar áreas de estacionamento com maior facilidade), e a elevada percepção de risco de contágio no *ridesourcing* (SHAMSHIRIPOUR *et al.*, 2020), os indivíduos deixaram de substituir o automóvel pelo *ridesourcing* durante a pandemia da COVID-19. Sugere-se medidas de gerenciamento de demanda pelo uso do automóvel, melhorias na qualidade dos serviços de TP, da infraestrutura para bicicletas e incentivo ao transporte por carona compartilhada.

No caso dos modos ativos, os resultados deste artigo demonstram que seu uso ocorreu majoritariamente pelo motivo “compras” e “lazer” durante a pandemia. A pandemia propiciou um maior uso de modos ativos. Observou-se um aumento de 50% na venda de bicicletas entre maio e junho de 2020 (ANTP, 2020). Um relatório preparado pelo *Moovit*, em agosto de 2020 aponta que o uso de bicicletas dobrou em cinco capitais brasileiras: São Paulo, Rio de Janeiro, Brasília, Belo Horizonte, Recife, Porto Alegre e Fortaleza (MOOVIT, 2020a).

Para que o aumento da escolha pelos modos ativos permaneça após a pandemia, deve-se investir em melhorias de infraestrutura, como implementação de ciclovias (RODRIGUES DA SILVA *et al.*, no prelo). Durante a pandemia, ciclovias temporárias foram implementadas em cidades brasileiras, como Belo Horizonte e Curitiba, e em cidades da Europa e América Latina (WRI, 2020, 2021). Contudo, é preciso aumentar os investimentos em acordo com o plano de mobilidade dos municípios para que mudanças como essas se tornem permanentes (RODRIGUES DA SILVA *et al.*, no prelo). Além disso, é preciso implementar melhorias para o transporte a pé, como infraestrutura de calçadas, faixas de pedestres, aumento da arborização e iluminação das vias e melhoria da acessibilidade para pessoas com dificuldade de locomoção.

Os resultados dos modelos demonstram que os modos ativos são mais escolhidos por usuários do gênero masculino nos dois períodos de estudo. A percepção de insegurança e o medo de caminhar sozinha pelas vias das cidades brasileiras restringe o uso do espaço público pelas mulheres. Portanto aumento da segurança pessoal também deve ser considerado na elaboração de políticas públicas de mobilidade ativa (SOUZA *et al.*, 2018).

A redução de viagens por motivo trabalho está relacionada com o aumento repentino do teletrabalho como medida de contenção do coronavírus no Brasil e no mundo, principalmente por aqueles indivíduos que trabalham em grandes companhias, possuem maior grau de escolaridade e possuem registro formal de trabalho (RODRIGUES DA SILVA *et al.*, no prelo). Essa forma de trabalho já vinha sendo adotada por algumas empresas mesmo antes da pandemia e, em parte, tende a continuar no período pós-pandêmico (KRAMER; KRAMER, 2020; WANG *et al.*, 2021). No Brasil, uma pesquisa com 1.566 respondentes obteve que 70% dos teletrabalhadores gostariam de continuar trabalhando de forma remota após a pandemia (RODRIGUES DA SILVA *et al.*, no prelo). Assim, sugere-se o aumento de estratégias para o gerenciamento de demanda por viagens através do teletrabalho. Tem-se o esquema híbrido com a diminuição de idas presenciais aos escritórios, revezamento de pessoal nos escritórios em diferentes dias da semana, flexibilidade de horários de chegada e saída para evitar horário de pico e o trabalho integral à distância (realizado em casa) com o devido suporte social ao funcionário.

CAPÍTULO 5: RESULTADOS REFERENTES À ANÁLISE DA SUBSTITUIÇÃO DO TRANSPORTE PÚBLICO PELO *RIDESOURCING* ATRAVÉS DE PESQUISA DE PREFERÊNCIA DECLARADA E REVELADA

Este capítulo está associado tanto ao objetivo geral da dissertação “Analisar a possível substituição do transporte público pelo *ridesourcing* no período associado à pandemia da COVID-19 no Brasil”, quanto aos objetivos específicos “b) Identificar os indicadores de qualidade do transporte público que mais influenciam a escolha modal durante a pandemia da COVID-19 no Brasil” e “c) Identificar os fatores específicos para usuários de TP que influenciam a escolha pelo *ridesourcing* durante a pandemia da COVID-19 no Brasil”. São descritos os resultados das 4 etapas do Projeto Experimental de Preferência Declarada (*design* eficiente inicial, estudo piloto, estimativa dos parâmetros e *design* eficiente final). Posteriormente, são apresentados os resultados da modelagem através do *Logit* Binomial e *Logit* Misto. Por fim, é feita uma discussão em torno de políticas públicas que possam mitigar o efeito de substituição do TP pelo *ridesourcing* para o período pós-pandêmico. Finalmente, este capítulo está associado ao manuscrito em elaboração intitulado “*The substitution of public transport by ridesourcing during the COVID-19 pandemic in Brazil: factors that influence travel behavior and policies for the post pandemic period*”.

5.1 DETERMINAÇÃO DOS NÍVEIS DOS ATRIBUTOS DOS CENÁRIOS DE PD

Elaborou-se um questionário de Preferência Declarada e Revelada, do qual a parte de Preferência Revelada foi feita a partir da adaptação do questionário proposto por Sá e Pitombo (2021) e os cenários de Preferência Declarada foram elaborados a partir da revisão da literatura e de análises de Árvore de Decisão. Foram delineados quatro *designs* de cenários com os mesmos atributos, porém com níveis que variam de acordo com a distância de viagem e com a alternativa de viagem individual por *ridesourcing* ou compartilhada com mais uma pessoa. O resultado dos níveis obtidos para cada atributo é apresentado na sequência, nas Subseções 5.1.1 a 5.1.4.

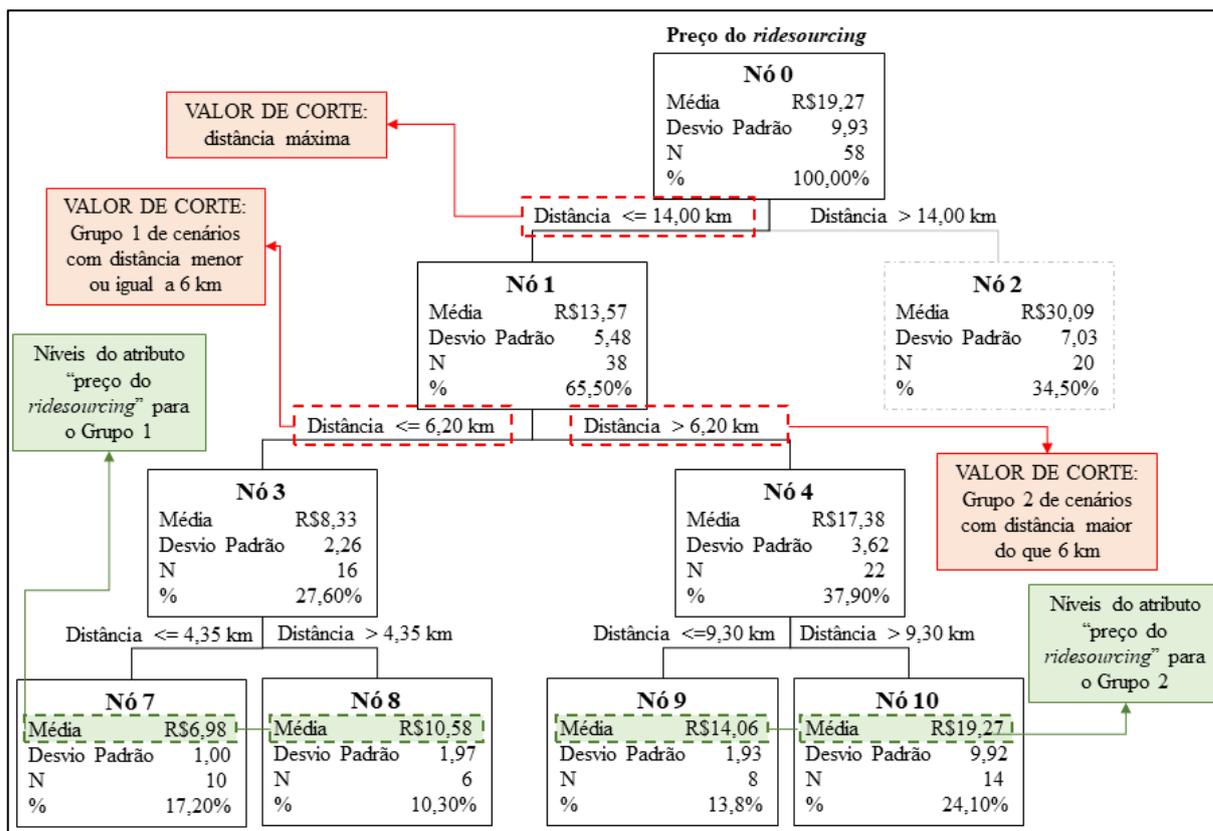
5.1.1 Resultado dos níveis do atributo “conforto no TP”

Para determinar os níveis do atributo “conforto no TP”, relacionado com a lotação do veículo, utilizou-se a literatura revisada. Foram obtidos os níveis “viagem feita sentado no TP” (quando há assentos disponíveis para o usuário) e “viagem feita em pé no TP” (quando os assentos estão ocupados), de acordo com Ferraz e Torres (2004) e Sá e Pitombo (2021).

5.1.2 Resultado dos níveis do atributo “preço do *ridesourcing*”

Para determinar os níveis do atributo “preço do *ridesourcing*”, utilizou-se 58 viagens simuladas pelo modo *ridesourcing* e pelo modo TP a partir dos dados de pesquisa de Preferência Declarada e Revelada de Salvador, Bahia. Fez-se análise de Árvore de Decisão pelo algoritmo CART, na qual a variável dependente foi o preço da viagem por *ridesourcing* e a variável independente foi a distância da viagem, conforme proposto por Sá (2020). Assim, foram obtidos os resultados expostos no gráfico da Figura 5.1.

Figura 5.1 – Gráfico de AD para determinação dos níveis do atributo “preço do *ridesourcing*”



Fonte: adaptado de Sá (2020).

De acordo com a Figura 5.1, pode-se observar que o Nó 0 contém a totalidade da amostra (58 observações). A partir deste nó, o primeiro critério de divisão da árvore de decisão foi a distância de 14 km, de modo a formar o Nó 1 (contendo 65,5% da amostra total, representando as viagens com distância menor ou igual a 14 km) e o Nó 2 (contendo 34,5% da amostra, representando as viagens com distância maior do que 14 km). Assim, considerou-se apenas a subamostra contida no Nó 1 para determinar os níveis do atributo, visto que as viagens por *ridesourcing* com menor distância são mais frequentes e possuem preços mais competitivos com o TP (PASQUAL *et al.*, 2019; SÁ; PITOMBO, 2021). Portanto, as próximas divisões que partem do Nó 2 foram descartadas.

A próxima divisão, a partir do Nó 1, foi obtida a partir da distância de 6,2 km. Obteve-se o Nó 3 (27,6% da amostra total, contendo as viagens com distância menor ou igual a 6,2 km) e o Nó 4 (37,9% da amostra total, contendo as viagens com distância maior do que 6,2 km). Desta forma, o segundo valor de corte encontrado para o experimento de PD foi de 6,2 km, obtendo-se dois intervalos de distância: de zero a 6 km e de 6 km a 14 km.

A partir do Nó 3, houve uma terceira divisão da amostra e obteve-se os nós terminais que contém os valores médios do atributo “preço do *ridesourcing*”. O Nó 7 contém 17,2% da amostra e preço médio de R\$6,98 e o Nó 8 contém 10,3% da amostra e preço médio de R\$10,58. É preciso que os valores de preço sejam suficientemente distantes para aumentar a percepção do respondente sobre a diferença entre os dois níveis (ROSE; BLIEMER, 2009). Dessa maneira, determinou-se os dois níveis de R\$6,00 e R\$10,00 para o atributo “preço do *ridesourcing*” em cenários para viagens com distância menor ou igual a 6 km.

Para a composição dos cenários de viagens com distância maior do que 6 km e menor ou igual a 14 km, observou-se os nós terminais obtidos a partir da segmentação do Nó 4. O Nó 9 contém 13,8% da amostra total e preço médio das viagens por *ridesourcing* de R\$14,06 e o Nó 10 contém 24,1% da amostra total e preço médio das viagens por *ridesourcing* de R\$19,27. Para aumentar a percepção do respondente de diferença entre os níveis e obter valores competitivos com o TP, adotou-se os valores R\$12,00 e R\$20,00 para os níveis do atributo “preço do *ridesourcing*” para viagens com distância maior do que 6 km e menor ou igual a 14 km.

Os valores dos níveis obtidos correspondem às viagens individuais por *ridesourcing*. Para os *designs* de cenários nos quais a alternativa *ridesourcing* é compartilhada com mais uma pessoa dividiu-se por dois os resultados de cada nível obtido. Dessa forma, totalizou-se 4 *designs* de cenários com os seguintes níveis do “preço do *ridesourcing*”:

- *Design* de cenários A: R\$6,00 e R\$10,00 - distância menor do que 6 km e viagem individual por *ridesourcing*;
- *Design* de cenários B: R\$3,00/pessoa e R\$5,00/pessoa - distância menor ou igual a 6 km e viagem por *ridesourcing* compartilhada com uma pessoa conhecida;
- *Design* de cenários C: R\$12,00 e R\$20,00 - distância maior do que 6 km e menor ou igual a 14 km e viagem individual por *ridesourcing*;
- *Design* de cenários D: R\$6,00/pessoa e R\$10,00/pessoa - distância maior do que 6 km e menor ou igual a 14 km e viagem por *ridesourcing* compartilhada com mais uma pessoa conhecida.

5.1.3 Resultado dos níveis dos atributos “tempo de viagem por *ridesourcing*” e “tempo de viagem por TP”

Os níveis dos atributos “tempo de viagem por *ridesourcing*” e “tempo de viagem por TP” foram obtidos pela média das observações contidas em cada nó terminal, associados aos níveis obtidos para o atributo “preço de *ridesourcing*” (Nó 7, 8, 9 e 10 – Figura 5.1). Assim, de acordo com os dados classificados no Nó 7, obteve-se os tempos médios de 12,1 minutos para o *ridesourcing* e 13,9 minutos para o Transporte Público; e para as observações do Nó 8, obteve-se os tempos médios de 14,2 minutos no *ridesourcing* e 17,2 minutos no TP. Dessa forma, definiu-se os níveis dos atributos para os cenários propostos para viagens menores ou iguais a 6 km: 10 e 15 minutos (“tempo de viagem por *ridesourcing*”); 13 e 18 minutos (“tempo de viagem por TP”).

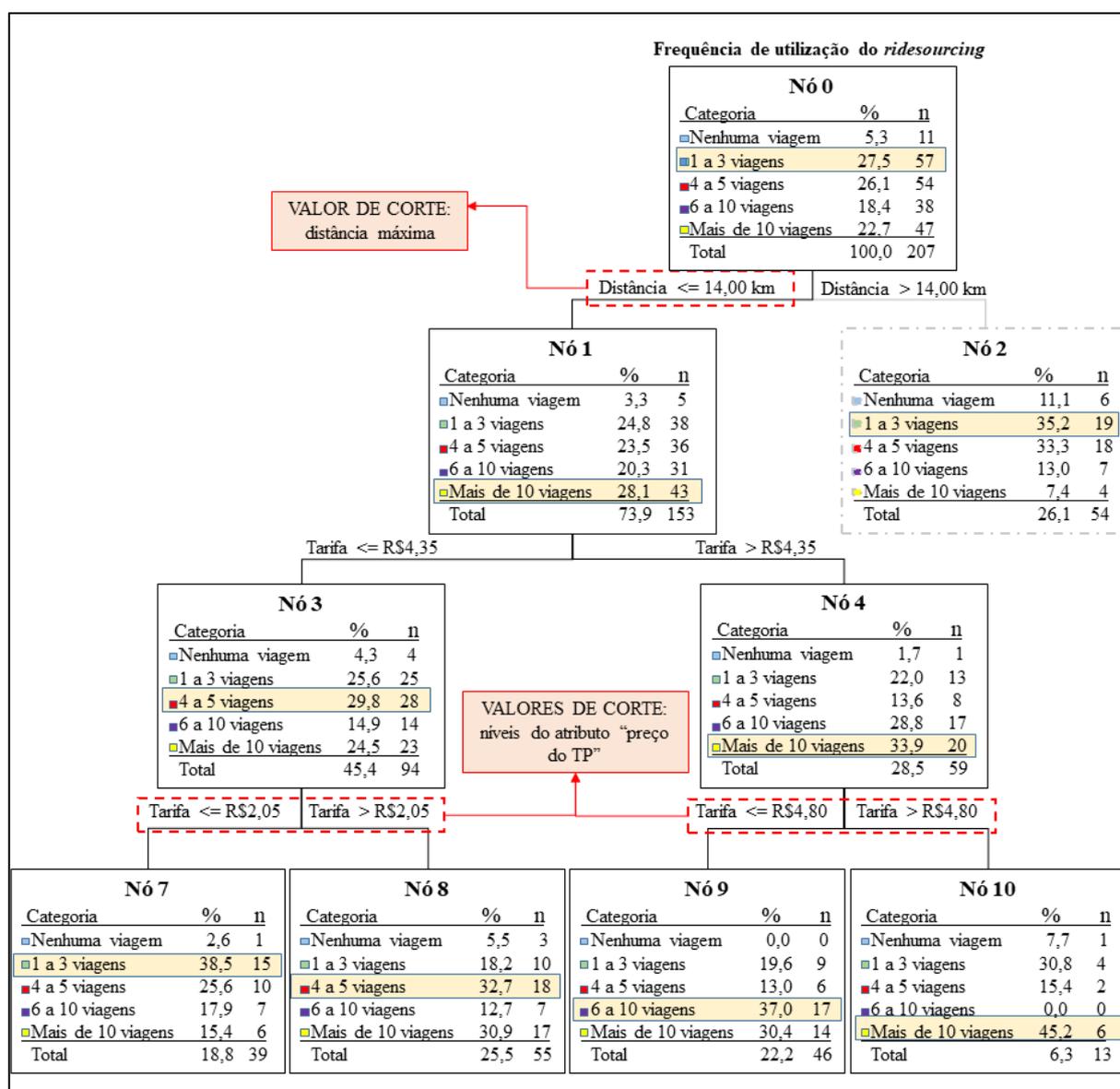
Para os cenários propostos para viagens maiores do que 6 km e menores ou iguais a 14 km, obteve-se a média dos tempos de viagem de cada modo a partir das observações classificadas nos nós 9 e 10. Como resultado, tem-se os valores médios de 17 e 24 minutos para o *ridesourcing* e 25,3 e 36 minutos para o TP. Aproximou-se os valores para facilitar a visualização do respondente, portanto, obteve-se os níveis 15 e 25 minutos (“tempo de viagem por *ridesourcing*”) e 25 e 35 minutos (“tempo de viagem por TP”).

5.1.4 Resultado dos níveis do atributo “preço do TP”

Por fim, determinou-se os níveis do atributo “preço do TP”. Para tanto, utilizou-se os dados de usuários de TP de diversos estados do Brasil, coletados em pesquisa de Preferência

Revelada e Declarada, de acordo com Sá e Pitombo (2021). Aplicou-se o algoritmo CART, em que a variável dependente foi a frequência de utilização do *ridesourcing* no último mês e as variáveis independentes foram a distância de viagem e a tarifa do TP. Assim, obteve-se o gráfico de Árvore de Decisão, apresentado na Figura 5.2.

Figura 5.2 – Gráfico da AD para determinação dos níveis do atributo “preço do TP”



Fonte: elaboração própria.

Pode-se observar que a primeira divisão, a partir do Nó 0, foi feita com base na distância de viagem. Assim, para obter valores coerentes com os níveis dos outros atributos, utilizou-se somente o segmento de observações menores ou iguais a 14 km. As divisões formadas a partir do Nó 2 foram descartadas. A partir do Nó 1, realizou-se duas divisões, a fim de obter os nós

terminais. Os nós 7 e 8 foram gerados a partir do valor de corte de tarifa de R\$2,05 e contém mais observações de frequência do uso do *ridesourcing* menores ou iguais a 5 viagens no último mês. Pode-se observar que o valor obtido é bem menor do que a tarifa integral de TP das cidades brasileiras, no entanto, levou-se em consideração os valores pagos pelos usuários que possuem desconto/isenção no TP (como estudantes e idosos). Os nós terminais 9 e 10 formaram-se a partir do valor de corte R\$4,80 para a tarifa do TP e obteve-se maior número de observações de frequência de uso do *ridesourcing* maior ou igual a 6 viagens no último mês. Portanto, os valores de corte foram próximos da realidade e suficientemente distantes para compor os dois níveis do atributo “preço do TP”.

Dessa forma, obteve-se os níveis dos atributos para compor os cenários de PD, de acordo com os atributos, e os níveis correspondentes para cada modo de transporte em cada *design* de cenário descrito nas Tabelas 5.1, 5.2, 5.3 e 5.4.

Tabela 5.1 – Atributos e os níveis correspondentes para cada alternativa do *Design* de Cenários A

DESIGN DE CENÁRIOS A		
Distância menor ou igual a 6km. Viagem individual por <i>ridesourcing</i> .		
Atributo	Transporte Público	Ridesourcing
Conforto (lotação)	Em pé; Sentado	-
Preço	R\$2,00; R\$4,80	R\$6,00*; R\$10,00
Tempo de Viagem	13 min; 18 min	10 min; 15 min*
*Restrição: de cenários com a combinação preço do <i>ridesourcing</i> R\$6,00 e tempo de viagem do <i>ridesourcing</i> 15 min.		

Tabela 5.2 – Atributos e os níveis correspondentes para cada alternativa do *Design* de Cenários B

DESIGN DE CENÁRIOS B		
Distância menor ou igual a 6km. Viagem por <i>ridesourcing</i> compartilhada com mais 1 pessoa.		
Atributo	TP	Ridesourcing
Conforto (lotação)	Em pé; Sentado	-
Preço	R\$2,00; R\$4,80	R\$3,00*; R\$5,00 (por pessoa)
Tempo de Viagem	13 min; 18 min	10 min; 15 min*
*Restrição de cenários com a combinação preço do <i>ridesourcing</i> R\$3,00 e tempo de viagem do <i>ridesourcing</i> 15 min.		

Tabela 5.3 – Atributos e os níveis correspondentes para cada alternativa do *Design* de Cenários C

DESIGN DE CENÁRIOS C		
Distância maior do que 6km e menor do que 14km. Viagem individual por <i>ridesourcing</i> .		

Atributo	TP	Ridesourcing
Conforto (lotação)	Em pé; Sentado	-
Preço	R\$2,00; R\$4,80	R\$12,00*; R\$20,00
Tempo de Viagem	25 min; 35 min	15 min; 25 min*

*Restrição de cenários com a combinação preço do *ridesourcing* R\$12,00 e tempo de viagem do *ridesourcing* 25 min.

Tabela 5.4 – Atributos e os níveis correspondentes para cada alternativa do *Design* de Cenários D

DESIGN DE CENÁRIOS D		
Distância maior do que 6km e menor do que 14km. Viagem por <i>ridesourcing</i> compartilhada com mais 1 pessoa.		
Atributo	TP	Ridesourcing
Conforto (lotação)	Em pé; Sentado	-
Preço	R\$2,00; R\$4,80	R\$6,00*; R\$10,00 (por pessoa)
Tempo de Viagem	25 min; 35 min	15 min; 25 min*

*Restrição de cenários com a combinação preço do *ridesourcing* R\$6,00 e tempo de viagem do *ridesourcing* 25 min.

5.2 PROJETO EXPERIMENTAL DE PD

Nesta seção são apresentados os resultados das 4 etapas de planejamento do experimento de PD, realizado pela técnica do *Design* Eficiente Bayesiano.

5.2.1 *Design* Eficiente Inicial

Definiu-se 5 atributos de 2 níveis cada para compor cenários de Preferência Declarada com 2 alternativas de escolha. Elaborou-se 4 *designs* de cenários, de acordo com a distância de viagem e a possibilidade de compartilhamento da viagem por *ridesourcing* com uma pessoa conhecida. Dessa forma, planejou-se 4 projetos eficientes iniciais, que foram gerados partindo de parâmetros zerados. Foi necessário restringir as combinações de nível mais baixo do atributo “preço do *ridesourcing*” e nível mais alto do atributo “tempo de viagem por *ridesourcing*”. Além disso, limitou-se cada composição em 12 cenários divididos em 2 blocos. Utilizou-se o *software* NGene e obteve-se os resultados expostos nas Tabelas 5.5 a 5.8.

Tabela 5.5 – *Design* Eficiente Inicial A

Cenário	Conforto_TP	Preço_TP	Tempo_TP	Preço_R	Tempo_R	Bloco
1	1	4.8	13	6	10	1
2	0	2	13	10	15	2

3	0	2	13	10	10	1
4	1	2	13	10	15	2
5	0	2	18	10	15	1
6	0	4.8	18	6	10	2
7	0	4.8	13	6	10	2
8	0	2	18	10	10	1
9	1	4.8	13	10	15	1
10	1	4.8	18	6	10	1
11	1	4.8	18	10	10	2
12	1	2	18	10	10	2

Tabela 5.6 – *Design Eficiente Inicial B*

Cenário	Conforto_TP	Preço_TP	Tempo_TP	Preço_R	Tempo_R	Bloco
1	1	2	18	5	10	1
2	1	2	13	5	15	1
3	1	2	18	3	10	2
4	0	4.8	13	5	15	1
5	1	4.8	18	3	10	1
6	1	4.8	13	3	10	2
7	0	4.8	18	5	10	2
8	0	4.8	18	3	10	1
9	0	2	18	5	10	2
10	1	4.8	13	5	15	2
11	0	2	13	5	15	2
12	0	2	13	5	10	1

Tabela 5.7 – *Design Eficiente Inicial C*

Cenário	Conforto_TP	Preço_TP	Tempo_TP	Preço_R	Tempo_R	Bloco
1	0	2	35	20	25	2
2	0	2	25	20	15	2
3	1	2	25	20	25	1
4	1	4.8	25	20	25	2
5	1	4.8	35	20	15	1
6	1	2	35	20	15	1
7	0	4.8	25	12	15	1
8	1	4.8	25	12	15	2
9	0	2	35	20	15	2
10	0	2	25	20	25	1
11	0	4.8	35	12	15	1
12	1	4.8	35	12	15	2

Tabela 5.8 – *Design Eficiente Inicial D*

Cenário	Conforto_TP	Preço_TP	Tempo_TP	Preço_R	Tempo_R	Bloco
1	0	4.8	35	6	15	1

2	0	4.8	25	6	15	2
3	1	2	35	10	15	1
4	0	2	35	10	15	2
5	1	4.8	25	6	15	2
6	1	2	25	10	25	2
7	0	4.8	35	10	15	2
8	1	2	35	10	25	2
9	0	2	25	10	25	1
10	1	2	25	10	15	1
11	1	4.8	35	6	15	1
12	0	4.8	25	10	25	1

A medida de eficiência adotada foi o D-erro, que é calculado pelo determinante da matriz de variância-covariância. Obteve-se o valor de 0,10 para o *design* A; o valor 0,13 para o *design* B; o valor 0,05 para o *design* C e 0,07 para o *design* D. As 12 combinações de níveis dos atributos, geradas para cada composição, foram utilizadas para compor os cenários apresentados aos respondentes do questionário Piloto de Preferência Revelada e Declarada, descrito no Apêndice I.

5.2.2 Estudo Piloto

As 12 combinações de níveis dos atributos geradas no Projeto Inicial para cada composição foram utilizadas para compor os cenários apresentados aos respondentes do questionário Piloto de Preferência Revelada e Declarada. Utilizou-se a plataforma *Google Forms* para gerar 2 questionários: um contendo os 6 cenários propostos para o Bloco 1 e outro contendo os 6 cenários propostos para o Bloco 2. Vale ressaltar que o restante das perguntas do questionário foi exatamente igual para os 2 questionários elaborados, conforme Apêndice I. Pode-se observar um exemplo de cenário de cada composição apresentada no questionário, de acordo com as Figuras 5.3 a 5.6. Todos os cenários apresentados para coleta piloto estão descritos no Apêndice II.

Figura 5.3 – Exemplo do *design* de cenários A

CENÁRIO 2 Para uma viagem com distância menor ou igual a 6 quilômetros		
	Transporte Público (ônibus, metrô, trem)	Transporte por Aplicativo Ridesourcing (Uber, 99Pop, etc.)
Atributos:		
CONFORTO (LOTAÇÃO)	Viagem realizada EM PÉ (assentos ocupados) no Transporte Público	-
PREÇO DA VIAGEM	R\$2,00	R\$10,00
TEMPO DE VIAGEM	13 minutos	10 minutos

Fonte: elaboração própria.

Figura 5.4 – Exemplo do *design* de cenários B

CENÁRIO 1 Para uma viagem com distância menor ou igual a 6 quilômetros		
	Transporte Público (ônibus, metrô, trem)	Ridesourcing (Uber, 99Pop, etc.) compartilhado com mais uma pessoa que você conhece
Atributos:		
CONFORTO (LOTAÇÃO)	Viagem realizada SENTADO (assentos disponíveis) no Transporte Público	-
PREÇO	R\$2,00	R\$5,00 por pessoa
TEMPO DE VIAGEM	18 minutos	10 minutos

Fonte: elaboração própria.

Figura 5.5 – Exemplo do *design* de cenários C

CENÁRIO 4 Para uma viagem com distância maior do que 6 quilômetros e menor do que 14 quilômetros		
Atributos:	Transporte Público (ônibus, metrô, trem)	Transporte por Aplicativo Ridesourcing (Uber, 99Pop, etc.)
		
CONFORTO (LOTAÇÃO)	Viagem realizada EM PÉ (assentos ocupados) no Transporte Público	-
PREÇO DA VIAGEM	R\$4,80	R\$12,00
TEMPO DE VIAGEM	25 minutos	15 minutos

Fonte: elaboração própria.

Figura 5.6 – Exemplo do *design* de cenários D

CENÁRIO 6 Para uma viagem com distância maior do que 6 quilômetros e menor do que 14 quilômetros		
Atributos:	Transporte Público (ônibus, metrô, trem)	Ridesourcing (Uber, 99Pop, etc.) compatilhado com mais uma pessoa que você conhece
		
CONFORTO (LOTAÇÃO)	Viagem realizada SENTADO (assentos disponíveis) no Transporte Público	-
PREÇO	R\$2,00	R\$10,00 por pessoa
TEMPO DE VIAGEM	35 minutos	25 minutos

Fonte: elaboração própria.

Os 2 blocos de questões foram divulgados em outubro de 2020, por meio de redes sociais (*Whatsapp, Facebook, etc.*) e via *e-mail* e direcionados para usuários de TP, a fim de

obter respostas da parte de Preferência Declarada. Foram coletadas 59 respostas de usuários de TP no total e 44 respostas para a parte de Preferência Declarada, visto que responderam a esta seção apenas os usuários de TP que fazem viagens com distância menor do que 14 km. Dentre as 44 respostas, obteve-se 21 do *design* de cenários A; 3 do *design* de cenários B; 17 do *design* de cenários C; e 2 do *design* de cenários D, sendo que, cada composição possui 6 cenários, totalizando 264 observações.

Pode-se observar que o número de respostas de usuários que fazem viagens por *ridesourcing* compartilhada com mais uma pessoa conhecida ou têm suas viagens pagas pelo empregador (*Designs* B e D) foi baixo. Este resultado condiz com o contexto de pandemia da COVID-19, no qual ocorre maior distanciamento social e restrição de atividades sociais e de lazer, portanto, menor possibilidade de realizar viagens com conhecidos.

Com relação ao perfil socioeconômico dos 44 respondentes da parte de PD, obteve-se respostas de 15 estados do Brasil, sendo que 64% dos indivíduos são mulheres. A maior parte dos respondentes é jovem (64% tem idade entre 18 a 30 anos); possui grau de escolaridade elevado (57% tem pelo menos o ensino superior completo); tem renda familiar entre 1 e 6 salários mínimos (77,27%); quase metade não possui automóvel (48%); e uma taxa considerável possui desconto/isenção para estudante na tarifa do TP (31,82%). Estes resultados podem ser observados na Tabela 5.9.

Tabela 5.9 – Caracterização da amostra do segundo estudo piloto

Idade		Renda familiar	
de 18 a 24 anos	23%	Até 1 salário mínimo	2,27%
de 25 a 30 anos	41%	Entre 1 e 3 salários mínimos	43,18%
de 31 a 40 anos	20%	Entre 3 e 6 salários mínimos	34,09%
de 41 a 50 anos	11%	Entre 6 e 9 salários mínimos	9,09%
de 51 a 60 anos	5%	Entre 9 e 12 salários mínimos	4,55%
Escolaridade		Acima de 12 salários mínimos	6,82%
Ensino Fundamental	2%	Isenção/desconto na tarifa do TP	
Ensino Médio	11%	Desconto/isenção para estudante	31,82%
Ensino Superior Completo	27%	Desconto da empresa	2,27%
Ensino Superior Incompleto	30%	Nenhum desconto	65,91%
Pós-Graduação	30%	Número de automóveis na residência	
Gênero		Nenhum automóvel	48%
Feminino	64%	1 automóvel	25%
Masculino	36%	2 automóveis	27%

Pouco mais da metade (56,82%) dos indivíduos que responderam à parte de PD do questionário utilizam o TP como modo da viagem mais frequente durante a pandemia da COVID-19. Os outros 43,18% utilizavam este modo nas viagens mais frequentes antes do início do contexto pandêmico de 2020 e desde março de 2020 utilizam outros modos.

Na seção de características de utilização do *ridesourcing*, obteve-se 40 respostas, de modo que a maior parte (66%) fez poucas viagens no último mês (entre nenhuma viagem e 5 viagens no último mês). Este resultado é esperado devido ao contexto de isolamento social associado ao período de coleta do questionário. No entanto, mesmo nesta situação, a maioria dos respondentes realizou a última viagem por *ridesourcing* com motivo trabalho e considera este o principal motivo da viagem mais frequente realizada durante a pandemia da COVID-19.

5.2.3 Estimativa dos parâmetros

Devido ao baixo número de respostas obtido no experimento piloto do Projeto Inicial, analisou-se os dados das 4 composições em apenas um modelo, totalizando 264 observações. O modelo *Logit* Multinomial foi calibrado no *software* R pelo pacote *Apollo*. Estimou-se parâmetros genéricos para os atributos. Os resultados do modelo foram descritos na Tabela 5.10.

Tabela 5.10 – Parâmetros estimados pelo modelo *Logit* Multinomial

Variável	Coefficiente	Erro-padrão	valor-p
ConstanteTP	-1,143	0,299	0,000
ConfortoTP	0,736	0,271	0,007
Preço	-0,127	0,025	0,000
Tempo	-0,053	0,020	0,008
Estatísticas do modelo			
Número de indivíduos	44		
Número de observações	264		
Log-verossimilhança final	-163,002		
Pseudo-R ²	0,109		

De acordo com a Tabela 5.10, pode-se observar que os valores dos parâmetros foram estatisticamente significativos para nível de confiança de 95% visto que, os valores da estatística valor-p foram menores do que 0,05. Os sinais dos parâmetros resultaram conforme esperado, sendo que os parâmetros referentes ao preço e ao tempo de viagem foram negativos e o parâmetro referente ao conforto no TP foi positivo. Dessa forma, quanto maior o preço e/ou

o tempo de viagem, menor será a probabilidade de que o indivíduo escolha a alternativa referente a estes atributos. Da mesma maneira, quanto maior o conforto, maior será a probabilidade de que o indivíduo escolha a alternativa referente a este atributo.

5.2.4 Design Eficiente Final

A partir da estimativa dos parâmetros genéricos dos atributos, foi possível gerar o *Design Eficiente Final*. Utilizou-se os valores dos parâmetros genéricos e os valores do erro-padrão, de forma que os parâmetros foram os mesmos para os quatro projetos de cenários. Foi necessário restringir a combinação de nível mais baixo do atributo “preço do *ridesourcing*” com nível mais alto do atributo “tempo de viagem por *ridesourcing*” (possibilidades irreais), bem como definir o número de cenários em 12 divididos em 2 blocos (diminui a fadiga dos respondentes). Deste modo, utilizou-se o *software NGene* para gerar o Projeto Eficiente Final para cada composição de cenário, vide Tabelas 5.11 a 5.14.

Tabela 5.11 – *Design Eficiente Final A*

Cenário	Conforto_TP	Preço_TP	Tempo_TP	Preço_R	Tempo_R	Bloco
1	1	2	13	10	15	2
2	1	2	18	6	10	1
3	0	4.8	13	10	10	2
4	0	2	13	10	10	1
5	1	4.8	18	10	10	1
6	0	4.8	18	10	15	1
7	0	2	18	10	15	2
8	0	4.8	18	6	10	2
9	1	4.8	13	6	10	2
10	1	2	18	10	10	2
11	0	2	13	6	10	1
12	1	4.8	13	10	15	1

Tabela 5.12 – *Design Eficiente Final B*

Cenário	Conforto_TP	Preço_TP	Tempo_TP	Preço_R	Tempo_R	Bloco
1	0	4.8	18	5	15	2
2	0	2	13	5	15	1
3	0	4.8	13	3	10	2
4	1	2	18	5	10	1
5	0	4.8	18	5	10	1
6	0	2	13	5	10	2
7	1	4.8	18	3	10	2

8	0	2	18	3	10	1
9	1	4.8	13	5	10	2
10	1	2	18	5	15	2
11	1	2	13	3	10	1
12	1	4.8	13	5	15	1

Tabela 5.13 – *Design* Eficiente Final C

Cenário	Conforto_TP	Preço_TP	Tempo_TP	Preço_R	Tempo_R	Bloco
1	1	4.8	25	20	15	1
2	1	2	25	20	25	1
3	0	4.8	25	20	25	2
4	1	4.8	35	12	15	2
5	0	4.8	35	12	15	1
6	1	2	25	12	15	2
7	0	4.8	25	20	15	2
8	1	2	35	20	15	2
9	0	2	35	20	15	1
10	0	2	35	20	25	2
11	1	4.8	35	20	25	1
12	0	2	25	12	15	1

Tabela 5.14 – *Design* Eficiente Final D

Cenário	Conforto_TP	Preço_TP	Tempo_TP	Preço_R	Tempo_R	Bloco
1	1	4.8	25	10	15	1
2	0	2	25	10	25	1
3	1	2	25	10	15	2
4	0	2	25	6	15	1
5	0	4.8	35	6	15	2
6	0	4.8	25	10	25	2
7	0	2	35	10	15	2
8	1	4.8	25	6	15	2
9	0	4.8	35	10	15	1
10	1	4.8	35	10	25	1
11	1	2	35	6	15	1
12	1	2	35	10	25	2

A medida de eficiência adotada foi o D-erro, que é calculado pelo determinante da matriz de variância-covariância. Obteve-se o valor de 0,17 para o *design* A; o valor 0,25 para o *design* B; o valor 0,08 para o *design* C e 0,11 para o *design* D. Pode-se observar que o valor do D-erro do *design* de cenários B foi o maior, é possível que a justificativa para este resultado seja o número de observações reduzido da amostra piloto para esta composição e pôde-se

observar que todos os respondentes (3 indivíduos) escolheram a alternativa *ridesourcing* em todos os cenários.

Dessa forma, pode-se levantar a hipótese de que os valores dos níveis dos atributos sejam incoerentes com relação ao contexto de pandemia da COVID-19 (valores baixos de preço do *ridesourcing*), gerando uma alternativa dominante para o projeto. A justificativa para isto segue no fato de que os níveis foram definidos de acordo com dados obtidos em um contexto anterior à pandemia da COVID-19 e de que há pequena possibilidade de realizar viagens por *ridesourcing* compartilhadas. No entanto, optou-se por manter esta composição na coleta de dados para realizar análises mais aprofundadas e estabelecer conclusões reais sobre esta questão.

Adaptou-se os cenários formados para serem apresentados aos respondentes. Dessa forma, utilizou-se a plataforma *Google Forms* para elaborar 2 questionários finais de Preferência Revelada e Declarada: um contendo o Bloco 1 de cenários; outro contendo o Bloco 2 de cenários. Nas Figuras 5.7, 5.8, 5.9 e 5.10, pode-se observar um exemplo de cenário para cada composição.

Figura 5.7 – Exemplo do *design* de cenários A no questionário final

CENÁRIO 6		
Para uma viagem com distância menor ou igual a 6 quilômetros		
	Transporte Público (ônibus, metrô, trem)	Transporte por Aplicativo Ridesourcing (Uber, 99Pop, etc.)
Atributos:		
CONFORTO (LOTAÇÃO)	Viagem realizada SENTADO (assentos disponíveis) no Transporte Público	-
PREÇO DA VIAGEM	R\$2,00	R\$10,00
TEMPO DE VIAGEM	18 minutos	10 minutos

Fonte: elaboração própria.

Figura 5.8 – Exemplo do *design* de cenários B no questionário final

CENÁRIO 2 Para uma viagem com distância menor ou igual a 6 quilômetros		
Atributos:	Transporte Público (ônibus, metrô, trem) 	Ridesourcing (Uber, 99Pop, etc.) compatilhado com mais uma pessoa que você conhece 
CONFORTO (LOTAÇÃO)	Viagem realizada SENTADO (assentos disponíveis) no Transporte Público	-
PREÇO	R\$2,00	R\$5,00 por pessoa
TEMPO DE VIAGEM	18 minutos	10 minutos

Fonte: elaboração própria.

Figura 5.9 – Exemplo do *design* de cenários C no questionário final

CENÁRIO 1 Para uma viagem com distância maior do que 6 quilômetros e menor do que 14 quilômetros		
Atributos:	Transporte Público (ônibus, metrô, trem) 	Transporte por Aplicativo Ridesourcing (Uber, 99Pop, etc.) 
CONFORTO (LOTAÇÃO)	Viagem realizada EM PÉ (assentos ocupados) no Transporte Público	-
PREÇO DA VIAGEM	R\$4,80	R\$20,00
TEMPO DE VIAGEM	25 minutos	25 minutos

Fonte: elaboração própria.

Figura 5.10 – Exemplo do *design* de cenários D no questionário final

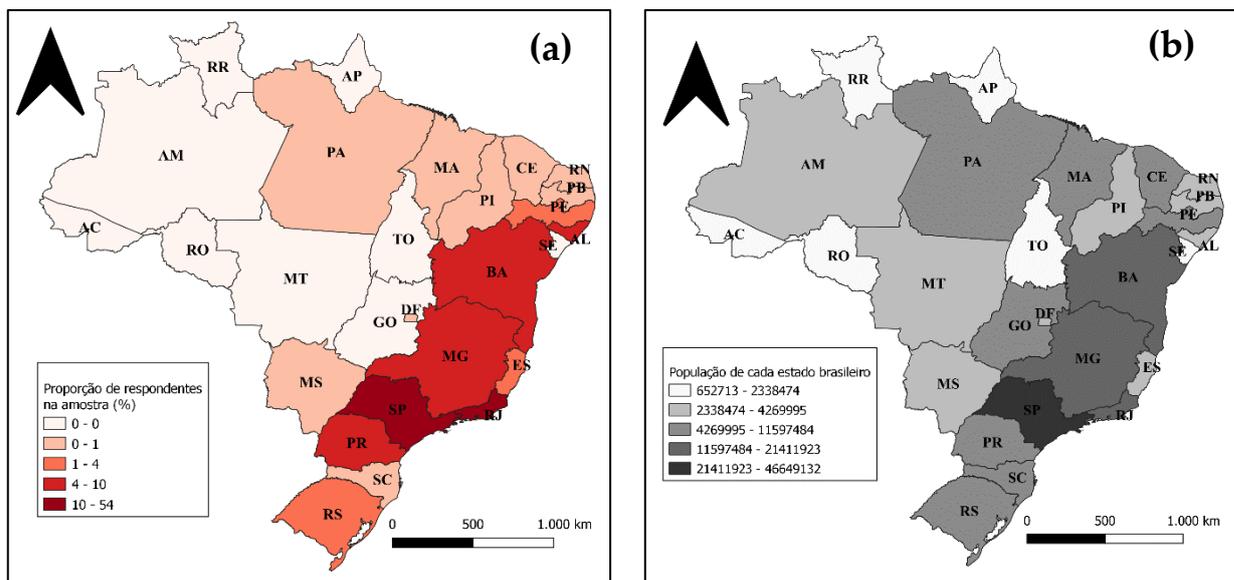
CENÁRIO 3 Para uma viagem com distância maior do que 6 quilômetros e menor do que 14 quilômetros		
Atributos:	<p>Transporte Público (ônibus, metrô, trem)</p> 	<p>Ridesourcing (Uber, 99Pop, etc.) compatilhado com mais uma pessoa que você conhece</p> 
CONFORTO (LOTAÇÃO)	Viagem realizada EM PÉ (assentos ocupados) no Transporte Público	-
PREÇO	R\$2,00	R\$6,00 por pessoa
TEMPO DE VIAGEM	25 minutos	15 minutos

Fonte: elaboração própria.

5.3 CARACTERIZAÇÃO DA AMOSTRA

A partir da adaptação do questionário de Preferência Revelada elaborado por Sá e Pitombo (2021) para o contexto de pandemia da COVID-19 e do planejamento do experimento de Preferência Declarada, foi possível obter o questionário final e realizar a coleta de dados *online*. Obteve-se respostas de 168 indivíduos que residem em diferentes cidades de todas as regiões do Brasil e essa distribuição territorial pode ser observada no mapa da Figura 5.11 (a). Para fins de comparação, tem-se o mapa da Figura 5.11 (b) com a população de cada estado brasileiro.

Figura 5.11 – Mapas de distribuição dos respondentes nos estados brasileiros – (a) – e da população de cada estado (IBGE, 2021) – (b)



Fonte: elaboração própria.

Pode-se observar que houve respostas de diversos estados brasileiros em todas as regiões do país. A maior concentração de respostas foi no sudeste e nordeste, regiões mais populosas do Brasil (IBGE, 2021). Devido à heterogeneidade das cidades, optou-se por agrupá-las segundo o pertencimento à alguma região metropolitana para realização das análises. Os resultados foram apresentados na Tabela 5.15. Vale ressaltar que esta amostra é menor do que aquela apresentada no Capítulo 4, uma vez que trata-se apenas de usuários de TP.

Tabela 5.15 – Proporção de respondentes segundo local de residência em região metropolitana

Residência em região metropolitana	n	%
0 (não reside em região metropolitana)	51	30%
1 (reside em região metropolitana)	117	70%

Obteve-se que a maioria dos respondentes (70%) vive em alguma região metropolitana.

5.3.1 Caracterização socioeconômica da amostra

Além do local de residência, tem-se a frequência de resposta das outras características socioeconômicas dos indivíduos, de acordo com a Tabela 5.16.

Tabela 5.16 – Caracterização socioeconômica dos respondentes

Idade	n	%	Renda (salários mínimos)	n	%
Até 18 anos	1	1%	Até 1 (R\$	6	4%
De 18 a 24 anos	52	31%	De 1 a 3	60	36%
De 25 a 30 anos	60	36%	De 3 a 6	51	30%
De 31 a 40 anos	20	12%	De 6 a 9	14	8%
De 41 a 50 anos	12	7%	De 9 a 12	15	9%
De 51 a 60 anos	10	6%	Mais de 12	22	13%
Mais de 60 anos	13	8%	Grau de escolaridade	n	%
Gênero	n	%	Ensino Fundamental	3	2%
Feminino	95	57%	Ensino Médio	9	5%
Masculino	71	42%	Ensino Superior Incompleto	61	36%
Outro	2	1%	Ensino Superior Completo	50	30%
Nº de automóveis na residência	n	%	Pós-graduação	45	27%
0	74	44%	Desconto/Isenção no TP	n	%
1	62	37%	Não possui desconto	104	62%
2	24	14%	Sim, desconto para estudantes	53	32%
3	6	4%	Sim, isenção para idosos	9	5%
4	2	1%	Sim, outro desconto	2	1%

É possível observar que a maior parte dos respondentes não possui automóvel (44%) ou possui apenas 1 automóvel na residência (37%). Além disso, a maior parte tem idade entre 18 e 30 anos (67%), não possui desconto ou isenção na tarifa do TP (62%), possui renda entre 1 e 6 salários mínimos (66%) e possui grau de escolaridade de pelo menos ensino superior incompleto (93%). De acordo com o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, o maior percentual dos brasileiros com idade superior a 10 anos possui renda individual mensal de até 3 salários mínimos (IBGE, 2010) e o grau de escolaridade da maioria dos indivíduos com mais de 14 anos é de ensino fundamental incompleto (IBGE, 2016). Assim, os resultados referentes às características associadas à renda e grau de instrução não representam a realidade dos brasileiros e não podem ser expandidos para toda a população. Esse viés da amostra é esperado devido às limitações da técnica de planejamento amostral *Snowball*. Portanto, retirou-se essas variáveis da modelagem para mitigar os efeitos negativos do procedimento utilizado para coleta de dados.

5.3.2 Caracterização da viagem mais frequente e utilização do *ridesourcing*

Além da caracterização socioeconômica, tem-se a caracterização da viagem mais frequente do respondente e a frequência de utilização do *ridesourcing* durante a pandemia da

COVID-19 no Brasil. A análise descritiva das variáveis contínuas e das variáveis categóricas relacionadas com estas características podem ser observadas nas Tabelas 5.17 e 5.18, respectivamente.

Tabela 5.17 – Análise descritiva das variáveis contínuas

Variável	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Primeiro Quartil	Terceiro Quartil	Máximo
Tempo de Viagem	25 min.	22 min.	5 min.	14 min.	30 min.	180 min.
Preço TP	R\$4,42	R\$3,83	R\$0,00	R\$3,70	R\$4,40	R\$50,00

Tabela 5.18 – Caracterização da viagem mais frequente do respondente e frequência de utilização do *ridesourcing* durante a pandemia da COVID-19 no Brasil

Motivo da viagem mais frequente durante a pandemia	n	%	Modo de transporte durante a pandemia	n	%
Compras	49	29%	Modos ativos	33	20%
Estudos	3	2%	Automóvel como carona	25	15%
Visitas à familiares/amigos	24	14%	Automóvel como motorista	26	15%
Lazer	8	5%	Motocicleta	2	1%
Saúde	18	11%	Ridesourcing	32	19%
Trabalho	64	38%	Táxi	2	1%
Outros	2	1%	Metrô	6	4%
Frequência de utilização do <i>ridesourcing</i>	n	%	Ônibus	42	25%
Não utilizou o <i>ridesourcing</i> durante a pandemia	23	14%	Utilização do TP	n	%
Não utilizou no último mês	22	13%	Apenas antes da pandemia	120	71%
De 1 a 3 viagens no último mês	68	40%	Durante a pandemia	48	29%
De 4 a 5 viagens no último mês	25	15%	Distância da viagem	n	%
De 6 a 10 viagens no último mês	11	7%	Menor ou igual a 6 km	510	51%
Mais de 10 viagens no último mês	19	11%	Entre 6 km e 14 km	498	49%

De acordo com a Tabela 5.17, observou-se que o tempo de viagem médio dos respondentes foi de 25 minutos com desvio padrão de 22 minutos, sendo que o menor tempo de viagem foi de 5 minutos e o maior de 3 horas. Assim, os diferentes níveis dos atributos “tempo de viagem por *ridesourcing*” e “tempo de viagem por transporte público” estão próximos à realidade, dada a grande variação de tempo obtida na amostra. Com relação ao preço pago na tarifa do transporte público, a média foi de R\$4,42 com desvio padrão de R\$3,83, que são valores próximos àqueles determinados para os níveis do atributo “preço do TP” nos cenários de Preferência Declarada (R\$4,80 e R\$2,00), o que demonstra aproximação com a realidade do respondente.

Nos resultados da Tabela 5.18, obteve-se que apenas 29% dos respondentes utilizavam o Transporte Público durante a pandemia, sendo 25% usuários de ônibus e 4% usuários de metrô. Os outros 71% respondentes utilizavam o TP apenas antes da pandemia. Durante a pandemia 20% do total passou a utilizar os modos ativos, 19% o *ridesourcing*, 15% o automóvel privado na condição de motorista, 15% o automóvel na condição de carona e 2% a motocicleta e o táxi. Portanto, pode-se observar que o *ridesourcing* foi o segundo modo mais utilizado no lugar do TP com o início da pandemia. Além disso, os principais motivos de viagem foram ir ao trabalho (38%), seguido de ir às compras (29%) e em terceiro e quarto lugar foram visitar familiares ou amigos (14%) e ir a um local de assistência de saúde (11%). Com relação à distância da viagem mais frequente, obteve-se a distribuição de metade dos respondentes para cada faixa de distância. Este resultado demonstra que o cálculo do valor de corte realizado para obter a distância que divide os diferentes cenários de preferência declarada foram condizentes com a realidade.

Por fim, tem-se os resultados da frequência de utilização do *ridesourcing* e foi possível observar que a maior parte dos respondentes utilizaram o *ridesourcing* apenas de 1 a 3 vezes no mês anterior à pesquisa (40%) e outros 27% não utilizaram no último mês ou não utilizaram durante a pandemia. Este resultado é similar à frequência de uso em Santiago, Chile antes da pandemia, onde mais da metade dos respondentes da pesquisa utilizavam o *ridesourcing* de 1 a 4 vezes no mês (TIRACHINI; DEL RÍO, 2019). No entanto, o resultado difere do obtido no Brasil antes da pandemia, onde 48% dos indivíduos utilizavam o *ridesourcing* pelo menos 6 vezes no mês (SÁ; PITOMBO, 2021).

Entre os usuários de TP que declararam ter utilizado o *ridesourcing* durante a pandemia (145 indivíduos), perguntou-se qual seria o principal motivo de suas viagens por *ridesourcing* e qual modo escolheria caso os serviços de *ridesourcing* não estivessem disponíveis. Assim, obteve-se os resultados conforme Tabela 5.19, sendo que as porcentagens são referentes ao total de 145 indivíduos.

Tabela 5.19 – Características da utilização do *ridesourcing*

Motivo das viagens por <i>ridesourcing</i>			Modo escolhido caso o <i>ridesourcing</i> não estivesse disponível		
	n	%		n	%
Compras	17	12%	Modos ativos	19	13%
Estudo	2	1%	Automóvel como carona	14	10%
Visitas a familiares/amigos	42	29%	Automóvel como motorista	9	6%
Lazer	10	7%	Motocicleta	3	2%
Saúde	27	19%	Não teria feito a viagem	13	9%
Trabalho	41	28%	Táxi	17	12%

Outros	6	4%	Metrô	12	8%
			Ônibus	58	40%

Obteve-se que a maior porcentagem dos respondentes utilizava o *ridesourcing* por motivo visita a familiares ou amigos (29%), o que difere da literatura de antes da pandemia, na qual diversos autores no Brasil, Chile e EUA obtiveram o motivo “lazer” como principal (PASQUAL *et al.*, 2019; RAYLE *et al.*, 2016; SÁ; PITOMBO, 2021; TIRACHINI; DEL RÍO, 2019). As atividades de lazer fora de casa, como ir a bares, restaurantes, danceterias, shows, entre outras, foram restritas com o início da pandemia para evitar aglomeração de pessoas. Dessa forma, é possível que visitar familiares e amigos tenha passado a ser uma atividade de lazer considerada mais segura em termos de contágio e por isso mais acessada pelos serviços de *ridesourcing*. Além disso, é possível observar que uma alta porcentagem utilizava para acessar atendimento de saúde (19%) e ir às compras (12%). Portanto novos motivos não encontrados na literatura de antes da pandemia.

Mesmo assim, o motivo “ir ao trabalho” foi escolhido por 28% dos respondentes, resultado similar ao obtido por Sá e Pitombo (2021) antes da pandemia. Como a amostra é de usuários de TP na viagem principal, este resultado indica a possibilidade de substituição deste modo pelo *ridesourcing* para percorrer viagens rotineiras durante a pandemia. Outro indicativo deste fato foi a alta taxa de 40% de respondentes que utilizariam o ônibus caso o *ridesourcing* não estivesse disponível.

O segundo modo que os respondentes mais utilizariam caso o *ridesourcing* não estivesse disponível foi o modo a pé e bicicleta (13% dos respondentes). Este resultado difere do observado na literatura de antes da pandemia, que obteve taxa de apenas 5% de substituição (SÁ; PITOMBO, 2021). Além disso, vai contra a percepção de risco de contágio pelo novo coronavírus, na qual os indivíduos tendem a considerar os modos ativos mais seguros do que os serviços de *ridesourcing* (BECK; HENSHER, 2020; SHAMSHIRIPOUR *et al.*, 2020). Este resultado pode estar associado com a alta porcentagem de indivíduos que acessam o *ridesourcing* para ir às compras ou ir a atendimentos de saúde, visto que carregar o peso dos produtos adquiridos e estar enfermo podem ser fatores limitantes para utilizar os modos ativos.

Os outros modos mais substituídos foram o táxi e o automóvel na condição de carona. Pode-se observar que o automóvel na condição de motorista seria utilizado por apenas 6% dos respondentes. Este resultado está condizente com a alta porcentagem de respondentes nesta amostra que não possuem automóvel ou possuem apenas 1 automóvel na residência, podendo este estar pouco disponível e ser mais utilizado por outra pessoa do domicílio. Além disso, é

um indicativo de que os usuários de automóvel possam estar utilizando menos o *ridesourcing* durante a pandemia quando comparado com antes, bem como observado no Capítulo 4 desta dissertação.

5.3.3 Avaliação da qualidade do TP

Tem-se os resultados da avaliação da qualidade do TP da cidade de residência do respondente em escala *Likert* (de 1 “muito ruim” a 5 “muito boa”), conforme Tabela 5.20.

Tabela 5.20 – Avaliação da qualidade do Transporte Público

Indicadores de qualidade do TP		1	2	3	4	5
Avaliação Geral	n	33	42	67	21	5
	%	20%	25%	40%	13%	3%
Segurança Pessoal	n	48	52	45	17	6
	%	29%	31%	27%	10%	4%
Frequência de Atendimento	n	39	52	51	23	3
	%	23%	31%	30%	14%	2%
Confiabilidade de Horários	n	39	39	52	31	7
	%	23%	23%	31%	18%	4%
Acessibilidade	n	36	38	52	34	8
	%	21%	23%	31%	20%	5%
Conforto	n	59	45	35	23	6
	%	35%	27%	21%	14%	4%
Higienização	n	57	55	43	9	4
	%	34%	33%	26%	5%	2%
Segurança Sanitária	n	43	48	57	17	3
	%	26%	29%	34%	10%	2%

Pode-se observar que mais da metade dos respondentes avaliaram a segurança pessoal, a frequência de atendimento, o conforto, a higienização e a segurança sanitária do TP como “muito ruim” ou “ruim”. A avaliação da qualidade geral, da confiabilidade de horários e da acessibilidade foi um pouco melhor, no entanto mais de 60% ainda deram notas 1, 2 e 3 (“muito ruim”, “ruim” e “regular”) para a qualidade do serviço.

5.3.4 Caracterização das respostas dos *designs* de cenários de PD

Obteve-se respostas para os quatro *designs* de cenários delineados. Dessa forma, 75 indivíduos responderam ao *design* de cenários A (distância de viagem menor do que 6 km e alternativa de viagem individual por *ridesourcing*); 8 indivíduos ao *design* de cenários B (distância de viagem menor do que 6 km e alternativa de viagem por *ridesourcing* compartilhada com mais uma pessoa); 77 indivíduos ao *design* de cenários C (distância de

viagem entre 6 km e 14 km e alternativa de viagem individual por *ridesourcing*); e 8 indivíduos ao *design* de cenários D (distância de viagem entre 6 km e 14 km e alternativa de viagem por *ridesourcing* compartilhada com mais uma pessoa). Como obteve-se uma amostra reduzida dos *designs* de cenários que consideram a alternativa de viagem por *ridesourcing* compartilhada com mais uma pessoa, optou-se por juntar as respostas dos quatro *designs* de cenários em um único banco de dados para realizar a modelagem.

A partir dessa amostra e considerando as variáveis de caracterização socioeconômica, características de utilização do *ridesourcing*, características da viagem mais frequente, avaliação da qualidade do TP e modos escolhidos nos cenários hipotéticos de Preferência Declarada, foi feita a calibração dos modelos *Logit* Binomial e *Logit* Misto para identificação dos fatores que influenciam a escolha do Transporte Público e do *ridesourcing* afim de analisar a possível substituição entre estes modos no período de pandemia da COVID-19 no Brasil. Os resultados foram apresentados na seção subsequente.

5.4 MODELAGEM

O banco de dados consiste em 168 respostas de indivíduos de diversos estados brasileiros. Como foram apresentados 6 cenários hipotéticos para escolha do modo de transporte para cada respondente, totalizou-se 1008 observações para realização da modelagem. Entre essas 168 respostas, 44 são referentes à coleta piloto realizada em outubro de 2020 e as outras 124 são referentes à coleta principal realizada entre novembro de 2020 e janeiro de 2021. Devido ao baixo número de respostas, limitação da pesquisa devido às condições impostas pela pandemia e ao método de coleta de dados *online* utilizado, optou-se por juntar todos os dados coletados em um único banco de dados. Para tanto, utilizou-se o fator de escala na realização do *Logit* Binomial, separando os dados piloto dos dados principais para verificar se haveria mudança significativa entre as amostras e possivelmente validar o agrupamento.

Na modelagem considerou-se as alternativas das duas funções utilidade o “Transporte Público” e o “*Ridesourcing*”. A constante foi adicionada apenas na função utilidade da alternativa TP. As variáveis associadas aos parâmetros significativos para pelo menos 90% de confiança, incluídas na função utilidade do TP foram: os atributos dos cenários de Preferências Declarada (conforto, preço do TP e tempo de viagem no TP); a variável socioeconômica de desconto na tarifa do TP; o motivo da viagem mais frequente do respondente (ida ao trabalho); e o indicador de qualidade do TP de confiabilidade de horários do serviço. Já na função utilidade da alternativa *ridesourcing*, obteve-se as variáveis de atributos dos cenários de PD (preço do

ridesourcing e tempo de viagem por *ridesourcing*), característica socioeconômica de idade entre 31 e 40 anos, e indicadores de qualidade do TP (segurança pessoal, higienização e conforto).

Primeiramente, foi gerado o modelo *Logit* Binomial considerando o fator de escala e os resultados foram obtidos conforme Tabela 5.21.

Tabela 5.21 – Estatísticas do modelo *Logit* Binomial incluindo o fator de escala

Estatísticas do Modelo		Logit Binomial	
Número observações		1008	
Número de respondentes		168	
Número de parâmetros		13	
Log da verossimilhança (final)		-545,3309	
Pseudo R ²		0,198	
AIC		1120,66	
Fator de Escala	Parâmetro	Erro	Z
M.U.	1,2636	0,2564	1,0281

Pode-se observar que o fator de escala não foi significativo para 90% de confiança, visto que o valor de Z foi menor do que 1,64. Dessa forma, o fator de escala não deve ser considerado na modelagem e é possível agrupar as amostras piloto e principal. Portanto, o modelo *Logit* Binomial foi calibrado novamente com as mesmas variáveis e sem o fator de escala. Além disso, foi calibrado o modelo *Logit* Misto com os mesmos parâmetros e variável aleatória “conforto no TP”, pois foi a única variável que obteve média e desvio padrão significativos considerando distribuição normal Este resultado pode ser interpretado pela diferença existente entre a situação de lotação do veículo que cada indivíduo considera confortável e segura.

A partir das estatísticas dos dois modelos, foi possível realizar o Teste de Razão da Verossimilhança para escolher aquele que fornece o melhor desempenho. Os resultados das estatísticas dos dois modelos podem ser observados na Tabela 5.22.

Tabela 5.22 – Estatísticas dos modelos *Logit* Binomial e *Logit* Misto

Estatísticas do Modelo	Logit Binomial	Logit Misto
Número observações	1008	1008
Número de respondentes	168	168
Número de parâmetros	13	14
Log da verossimilhança (final)	-555,5638	-490,1256
Pseudo R ²	0,1862	0,2491
AIC	1137,13	1008,25
Teste de razão da verossimilhança	130,876	

Obteve-se que os valores de Log da Verossimilhança e Akaike Information Criteria foram menores no *Logit* Misto e o Pseudo R² foi maior. Portanto, o modelo *Logit* Misto obteve melhores resultados estatísticos, que foram confirmados com o teste de razão da verossimilhança, cujo valor foi 130,876 (o valor crítico para distribuição qui-quadrado $X_{0,95;1}$ é 3,84).

Dessa forma, a análise confirmatória foi feita com base nos valores dos parâmetros obtidos no modelo de melhor acurácia. O coeficiente do atributo “conforto no TP” foi estimado considerando distribuição normal e foi a única variável aleatória entre as observações. A Tabela 5.23 descreve as variáveis incluídas no modelo *Logit* Misto, a alternativa da função utilidade a qual a variável foi incluída, os valores dos parâmetros e o valor Z de significância estatística de cada parâmetro.

Tabela 5.23 – Estimativa dos parâmetros do modelo *Logit* Misto para as alternativas “Transporte Público” e “*Ridesourcing*”

Variáveis	Alternativa	Parâmetro	Z
Constante	Transporte Público	-0,41828	-0,9090
<i>Atributos dos cenários de PD</i>			
Conforto no TP	Transporte Público	mu=0,84374** d.p.=3,40554**	2,4287
Preço da viagem por TP	Transporte Público	-0,39365***	-5,4609
Tempo de viagem por TP	Transporte Público	-0,07043***	-3,8538
Preço da viagem por <i>ridesourcing</i>	<i>Ridesourcing</i>	-0,13446***	-4,3031
Tempo de viagem por <i>ridesourcing</i>	<i>Ridesourcing</i>	-0,05693**	-2,1852
<i>Características socioeconômicas</i>			
Idade entre 31 e 40 anos	<i>Ridesourcing</i>	0,87612**	2,4768
Desconto/isenção no TP	Transporte Público	0,50703**	2,2361
<i>Características da viagem mais frequente</i>			
Motivo de viagem "trabalho"	Transporte Público	1,01478***	4,4438
<i>Avaliação da qualidade do TP</i>			
Confiabilidade de Horários (5)	Transporte Público	1,13090**	2,1926
Segurança Pessoal (1 e 2)	<i>Ridesourcing</i>	0,81694***	3,2719
Higienização (1 e 2)	<i>Ridesourcing</i>	0,48311*	1,9598
Conforto (1 e 2)	<i>Ridesourcing</i>	0,40924*	1,6663

Significância: ***p<0,01; **p < 0,05; *p < 0,1

Estimativas das variáveis aleatórias: mu = média; d.p. = desvio padrão

Variáveis:

1. Conforto no TP: atributo de PD – variável binária, na qual 0 = passageiro faz a viagem em pé (assentos estão ocupados), e 1 = passageiro faz a viagem sentado (assentos disponíveis).
2. Preço da viagem por TP: atributo de PD – variável quantitativa, na qual os valores são os níveis do atributo.
3. Tempo da viagem por TP: atributo de PD – variável quantitativa, na qual os valores são os níveis do atributo.
4. Preço da viagem por *ridesourcing*: atributo de PD – variável quantitativa, na qual os valores são os níveis do atributo.
5. Tempo da viagem por *ridesourcing*: atributo de PD – variável quantitativa, na qual os valores são os níveis do atributo.
6. Idade (31-40): variável binária, na qual 0 = não pertence à esta faixa etária, e 1 = pertence à esta faixa etária.
7. Desconto/isenção no TP: variável binária, na qual 0 = não possui desconto ou isenção na tarifa do TP, e 1 = possui desconto ou isenção na tarifa do TP.
8. Motivo de viagem (trabalho): variável binária, na qual 0 = motivo da viagem mais frequente não é trabalho, e 1 = motivo da viagem mais frequente é trabalho.
9. Avaliação da confiabilidade de horários do TP (5): variável binária, na qual 0 = não selecionou nota “5 – muito boa”, e 1 = selecionou nota “5 – muito boa”.
10. Avaliação da segurança pessoal no TP (1 e 2): variável binária, na qual 0 = não selecionou nota “1 – muito ruim” ou “2 – ruim”, e 1 = selecionou nota “1 – muito ruim” ou “2 – ruim”.
11. Avaliação da higienização no TP (1 e 2): variável binária, na qual 0 = não selecionou nota “1 – muito ruim” ou “2 – ruim”, e 1 = selecionou nota “1 – muito ruim” ou “2 – ruim”.
12. Avaliação do conforto no TP (1 e 2): variável binária, na qual 0 = não selecionou nota “1 – muito ruim” ou “2 – ruim”, e 1 = selecionou nota “1 – muito ruim” ou “2 – ruim”.

Os parâmetros obtidos foram significativos para pelo menos 90% de confiança e os sinais foram consistentes com sua influência na escolha das alternativas. A constante, que foi incluída na função utilidade do transporte público, foi a única que não foi significativa. Assim, foi possível analisar a influência dos fatores na escolha pelos modos transporte público e *ridesourcing*.

Ao observar os atributos incluídos nos cenários de Preferência Declarada, tem-se que o preço da viagem por TP influencia negativamente sua escolha, bem como, quanto maior o preço da viagem por *ridesourcing*, menor a probabilidade de o respondente escolher estes serviços. Na literatura do período anterior à pandemia da COVID-19, tem-se resultado semelhante que demonstra que o preço é um fator importante para a escolha do *ridesourcing* (CASSEL *et al.*, 2018; COELHO *et al.*, 2017; COSTA *et al.*, 2021; HENAO, 2017; PASQUAL *et al.*, 2019; RAYLE *et al.*, 2016; SÁ; PITOMBO, 2021).

No entanto, para o caso do TP, o valor em módulo do parâmetro (-0,39365) é maior do que no caso do *ridesourcing* (-0,13446). Este resultado demonstra que variações na tarifa do TP durante a pandemia da COVID-19 podem afetar mais a substituição do TP pelo *ridesourcing* do que variações no preço da viagem por *ridesourcing*. Este resultado é distinto do observado antes da pandemia por Sá e Pitombo (2021), visto que as autoras obtiveram em pesquisa semelhante de Preferência Declarada com indivíduos de diversos estados brasileiros que o preço das viagens por *ridesourcing* têm maior influência na demanda por *ridesourcing* do que a tarifa de TP.

Ainda com relação à tarifa do TP, pode-se observar que a variável socioeconômica “desconto/isenção na tarifa do TP” tem efeito positivo na escolha por este modo de transporte. Portanto, descontos em torno de 50% (como o desconto para estudantes) ou isenção no valor total da tarifa (como é o caso do obtido por pessoas idosas) podem diminuir a possibilidade de substituição do TP pelo *ridesourcing*. Este resultado é similar ao obtido por Sá e Pitombo (2021) antes da pandemia e reforça a importância do valor da tarifa do TP na demanda por estes serviços.

Outro atributo incluído nos cenários de Preferência Declarada foi o tempo de viagem por TP e *ridesourcing* e é possível observar que ambos influenciam negativamente a escolha pelos respectivos modos de transportes. A rapidez foi um fator específico importante obtido na literatura para que usuários de TP utilizassem o *ridesourcing* antes da pandemia da COVID-19 (CASSEL *et al.*, 2018; CLEWLOW; MISHRA, 2017; COSTA *et al.*, 2021; RAYLE *et al.*, 2016; SÁ; PITOMBO, 2021) e durante a pandemia como observado nos resultados do Capítulo 4 desta pesquisa. Contudo, observou-se que o tempo de viagem tem influência menor do que o preço da viagem na substituição do TP pelo *ridesourcing*, visto que os valores dos parâmetros em módulo (-0,07043 para o TP e -0.05693 para o *ridesourcing*) foram menores.

Com relação ao atributo “Conforto no TP”, obteve-se que quanto maior o conforto, maior a probabilidade de escolha pelo TP, sendo que a medida de conforto foi a lotação. Assim, o parâmetro foi positivo de valor 0,84374, indicando que a possibilidade de viajar sentado – 1 (menor lotação) diminui a chance de substituição do TP pelo *ridesourcing*, quando comparado com a condição do respondente viajar em pé – 0 (maior lotação). Além disso, a variável “avaliação 1 (muito ruim) ou 2 (ruim) da qualidade do conforto no TP” influencia de forma positiva a escolha pelo *ridesourcing* (parâmetro positivo de valor 0,40924).

A lotação dos veículos e estações já era um fator que influenciava a substituição do TP pelo *ridesourcing* antes da pandemia da COVID-19 (SÁ; PITOMBO, 2021). O medo e a percepção de risco de contágio pelo novo coronavírus somaram aos motivos para que os usuários passassem a evitar o transporte público para evitar aglomerações (PARADY *et al.*, 2020) e no Brasil, casos de lotação dos veículos e estações em horários de pico eram frequentes mesmo durante a pandemia da COVID-19 (RODRIGUES DA SILVA *et al.*, no prelo). Portanto, de acordo com os resultados aqui obtidos e com a literatura acessada, é possível afirmar que este fator ganhou mais importância com o início da pandemia (LOA *et al.*, 2022; MOOVIT, 2020b).

A avaliação de diversos indicadores de qualidade do TP, além do conforto, foi incluída no modelo. Fatores também avaliados antes da pandemia, como segurança pessoal (CASSEL

et al., 2018; COELHO *et al.*, 2017; PASQUAL *et al.*, 2019; SÁ; PITOMBO, 2021) e confiabilidade de horários (SÁ; PITOMBO, 2021) influenciam a substituição do TP pelo *ridesourcing* durante a pandemia. O parâmetro da percepção “muito ruim” ou “ruim” da segurança pessoal no TP resultou em valor positivo (0,81694) na função utilidade da alternativa *ridesourcing*.

A percepção de segurança no transporte público influenciava seu uso antes mesmo do surgimento dos serviços de *ridesourcing* (DELBOSC; CURRIE, 2012; MCCARTHY *et al.*, 2016). A caminhada até as estações de TP, o tempo de espera pelo veículo e o deslocamento durante períodos noturnos ou em bairros pouco densos podem gerar desconforto e sensação de insegurança nos usuários (CHOWDHURY; VAN WEE, 2020). Já o modo *ridesourcing* possui a característica de viagens porta-a-porta e sistema de informação em tempo real sobre a viagem e sobre o tempo de espera pelo motorista. Dessa forma, muitas vezes o *ridesourcing* é considerado mais seguro do que o TP.

A avaliação da confiabilidade de horários do TP “muito boa” (nota 5, maior opção na escala *Likert*) atua de forma positiva (parâmetro de valor 1,13090) na escolha pelo TP. Este resultado está de acordo com a literatura, visto que Loa *et al.* (2022) obtiveram que a falta de confiabilidade nos serviços de TP da cidade de Toronto, Canadá foi importante para que os indivíduos aumentassem o uso do *ridesourcing* durante a pandemia. Além disso, este fator já influenciava a substituição do TP pelo *ridesourcing* antes da pandemia, visto que os serviços de *ridesourcing* oferecem informação em tempo real sobre a localização e horários de chegada do veículo, por isso é possível que sejam considerados mais confiáveis do que o TP (SÁ; PITOMBO, 2021). Devido à queda abrupta da demanda pelo TP com a paralisação das atividades presenciais no início da pandemia, a oferta deste serviço também diminuiu, gerando mudanças no cronograma das linhas e aumentando o tempo de espera entre um veículo e outro (RODRIGUES DA SILVA *et al.*, no prelo). Portanto, este contexto pode ter influenciado de forma negativa a confiança dos usuários pelo serviço e impactado ainda mais a demanda pelo TP durante a pandemia da COVID-19 no Brasil.

Um novo indicador de qualidade do TP diretamente associado à pandemia da COVID-19 entrou com parâmetro significativo na função utilidade da alternativa *ridesourcing*, as “medidas de higienização”. A limpeza dos veículos, desinfecção de estações, higienização constante de superfícies de grande uso (como corrimão, puxadores e alças para os passageiros se segurarem nos veículos) foi avaliada pelos usuários através deste indicador. Quando a percepção é “muito ruim” ou “ruim” (notas 1 e 2 na escala *Likert*, as duas menores notas) a influência é positiva no uso do *ridesourcing* (valor do parâmetro 0,48311). Antes da pandemia,

a limpeza dos veículos e estações já havia sido avaliada na literatura (CHENG; CHEN, 2015; DE OÑA *et al.*, 2013; HADIUZZMAN *et al.*, 2017; HAN *et al.*, 2018; JOEWONO; KUBOTA, 2007). No entanto, novas medidas de higienização foram tomadas para evitar o contágio pelo novo coronavírus (SPTRANS, 2020), aumentando a importância desse fator na substituição do TP pelo *ridesourcing* no Brasil.

Apesar da alta percepção de risco de contágio no TP, diversos usuários necessitam desses serviços para realizar atividades essenciais durante a pandemia. No modelo, a variável relacionada com a viagem mais frequente do respondente, motivo de viagem ida ao trabalho, resultou em parâmetro de valor positivo igual a 1,01478 e foi incluída na função utilidade da alternativa transporte público. Antes da pandemia, autores apontam que o *ridesourcing* vinha sendo utilizado por motivo “trabalho”, além de “lazer” e “estudos”, no entanto, o transporte público ainda tinha maior demanda por viagens rotineiras de ida ao trabalho (SÁ; PITOMBO, 2021).

Com o início da pandemia, muitas empresas adotaram o teletrabalho como medida para evitar o contágio entre os funcionários, no entanto, essa possibilidade fica restrita aos indivíduos com maiores condições financeiras empregados em setores que permitem o trabalho à distância através da tecnologia (IPEA, 2020). Este perfil de renda e escolaridade mais elevados é condizente com os potenciais usuários de *ridesourcing* (CASSEL *et al.*, 2018; CLEWLOW; MISHRA, 2017; COELHO *et al.*, 2017; DIAS *et al.*, 2017; HENAO, 2017; LAVIERI *et al.*, 2018; RAYLE *et al.*, 2016; SÁ; PITOMBO, 2021) e não é o caso da maioria dos usuários de TP, que necessitam destes serviços para acessar o trabalho presencial.

Por fim, pode-se observar que a idade é uma característica socioeconômica dos respondentes que afeta a probabilidade de escolha pelo modo de viagem. Indivíduos com idade entre 31 e 40 anos tendem a substituir mais o TP pelo *ridesourcing*. O valor do parâmetro dessa variável binária foi positivo, portanto maior chance de escolha pelo *ridesourcing* quando o indivíduo pertence a esta faixa etária – 1, do que quando não pertence – 0. Este resultado é similar ao obtido na literatura antes da pandemia (CASSEL *et al.*, 2018; CLEWLOW; MISHRA, 2017; COELHO *et al.*, 2017; DIAS *et al.*, 2017; HENAO, 2017; LAVIERI *et al.*, 2018; RAYLE *et al.*, 2016; SÁ; PITOMBO, 2021). A Geração *Milenial* tem maior afinidade com a tecnologia, o que facilita o acesso aos aplicativos de *ridesourcing* e permite maior uso destes serviços (ALEMI *et al.*, 2018; LAVIERI *et al.*, 2017).

Os resultados foram resumidos no Quadro 5.1, que descreve qual a influência de cada fator na substituição do TP pelo *ridesourcing*, bem como a literatura de antes e durante a pandemia associadas a cada fator e o efeito causado pela pandemia da COVID-19.

Quadro 5.1 – Resumo dos resultados da análise de substituição do TP pelo *ridesourcing* durante a pandemia da COVID-19 no Brasil

Fatores	Influência na substituição do TP pelo <i>ridesourcing</i>	Literatura antes da pandemia	Literatura durante a pandemia	Efeito da pandemia da COVID-19
Conforto no TP	A lotação do TP (quando não há assentos disponíveis) e a insatisfação do usuários com o conforto aumentam a probabilidade de substituição do TP pelo <i>ridesourcing</i>	Sá e Pitombo (2021)	Parady et al., (2021); Rodrigues da Silva et al., (2022); Loa et al., (2022); Moovit (2020b)	Intensificou a substituição do TP pelo <i>ridesourcing</i>
Preço	O aumento do preço do TP e do <i>ridesourcing</i> influencia negativamente a escolha pelo respectivo modo.	Coelho et al., (2017); Cassel et al. (2018); Pasqual et al. (2019); Henao (2017); Rayle et al. (2016); Costa et al. (2021); Sá e Pitombo (2021)	-	O preço do TP passou a ser mais importante na substituição do TP pelo <i>ridesourcing</i> do que o preço do <i>ridesourcing</i>
Tempo de viagem	O aumento do tempo de viagem influencia negativamente a escolha pelo respectivo modo.	Cassel et al. (2018); Clewlow e Mishra (2017); Costa et al. (2021); Sá e Pitombo (2021)	-	Manteve o efeito
Idade	Indivíduos com idade entre 31 e 40 anos tendem a substituir mais o TP pelo <i>ridesourcing</i>	Cassel et al. (2018); Clewlow e Mishra (2017); Dias et al. (2017); Lavieri et al. (2018); Sá e Pitombo (2021)	-	Manteve o efeito
Desconto ou isenção no TP	Indivíduos com desconto ou isenção na tarifa do TP tendem a substituir menos este serviço pelo <i>ridesourcing</i>	Sá e Pitombo (2021)	-	Manteve o efeito
Motivo de viagem	Em viagens de ida ao trabalho, os indivíduos tendem a substituir menos o TP pelo <i>ridesourcing</i>	Sá e Pitombo (2021)	-	Indivíduos que precisam trabalhar de forma presencial tendem a utilizar mais o TP, pois o teletrabalho é mais restrito aos indivíduos com maior poder aquisitivo para utilizar modos de maior custo
Confiabilidade de horários do TP	Usuários que confiam mais nos horários do TP tendem a substituir menos este modo pelo <i>ridesourcing</i>	Sá e Pitombo (2021)	Loa et al. (2022)	Houve diminuição da oferta do serviço de TP, o que intensificou a falta de confiança no cronograma do serviço

Segurança pessoal no TP	A insatisfação dos usuários com a segurança pessoal no TP aumenta a probabilidade de substituição deste modo pelo <i>ridesourcing</i>	Cassel et al. (2018); Coelho et al. (2017); Pasqual et al. (2019); Sá e Pitombo (2021)	-	Manteve o efeito
Higienização do TP	A insatisfação dos usuários com a higienização do TP aumenta a probabilidade de substituição deste modo pelo <i>ridesourcing</i>	-	-	A higienização do TP passou a ser um fator importante na substituição do TP pelo <i>ridesourcing</i>

5.5 DISCUSSÕES E POLÍTICAS DE TRANSPORTE

A partir dos resultados obtidos na modelagem, observou-se que alguns fatores que influenciavam a escolha pelo TP ou pelo *ridesourcing* antes da pandemia tiveram seu impacto agravado com a pandemia da COVID-19. Além disso, novas variáveis foram identificadas neste contexto. É possível que estas mudanças nos hábitos de mobilidade relacionados à escolha por estes dois modos de transporte permaneçam mesmo após a pandemia. Dessa forma, sugere-se políticas que visam atrair usuários de TP para mitigar os impactos negativos da substituição deste modo pelo *ridesourcing* e implementar um sistema de transportes mais democrático, sustentável e seguro.

Um resultado importante observado na modelagem foi a influência do preço do TP na escolha por este modo. A tarifa paga pelos usuários é responsável pela receita adquirida pelos operadores. Com a queda na demanda pelo TP e aumento dos gastos com medidas de segurança sanitária ocasionadas pelo contexto de pandemia da COVID-19, foi necessário diminuir a oferta dos serviços. Este contexto gerou uma crise nos sistemas de TP sem precedentes, cujo impacto perdurará mesmo após a pandemia (RODRIGUES DA SILVA *et al.*, no prelo).

Como observado nos resultados da análise confirmatória, um aumento da tarifa do TP poderia causar uma queda maior ainda da demanda por estes serviços e aumento da taxa de substituição pelo *ridesourcing*. Portanto, uma política importante para que o custo dessa crise não seja transferido para o usuário é o subsídio dos órgãos governamentais para a operação dos sistemas de TP. Além disso, com a implementação de uma política de subsídio consistente, seria possível diminuir a tarifa para atrair mais usuários e reduzir a probabilidade de substituição do TP pelo *ridesourcing*.

Esse cenário afetou também a qualidade do sistema de TP ofertado. Para investir em melhorias de forma eficiente, os resultados da modelagem trazem os principais indicadores que

influenciam a escolha pelo TP ou pelo *ridesourcing*. Entre eles, tem-se a percepção dos usuários sobre a lotação e a confiabilidade de horários, cujas políticas associadas seriam o aumento da oferta dos serviços de TP e consequente diminuição da lotação. Para competir com o conforto ofertado nos serviços de *ridesourcing*, é preciso aumentar o número de linhas de TP, diminuir o intervalo de tempo entre os horários que os veículos passam nas estações e melhorar o sistema de informações em tempo real, trazendo informações mais precisas sobre tempo de espera nas estações, número de passageiros dentro dos veículos e acompanhamento do trajeto por GPS em tempo real.

Estas medidas também são importantes para aumentar a sensação de segurança no TP. Obteve-se na modelagem que a avaliação “muito ruim” ou “ruim” da segurança pessoal no TP pode aumentar a probabilidade de substituição do TP pelo *ridesourcing*. No Brasil, a maioria dos usuários de TP são mulheres (SPTRANS, 2021) e são as mais afetadas pelo medo durante as caminhadas e tempo de espera nas estações. Em um cenário como o de pandemia, no qual a frequência de atendimento foi baixa e o tempo de espera nas estações foi mais alto pela redução da oferta, a sensação de insegurança aumentou (CHOWDHURY; VAN WEE, 2020). Assim, a implementação e aperfeiçoamento de sistemas de informação em tempo real podem reduzir este tempo de espera e aumentar a sensação de segurança dos usuários (BRAKEWOOD; WATKINS, 2019). Além disso, para competir com a segurança que o serviço porta-a-porta ofertado pelo *ridesourcing*, é preciso implementar melhoria da infraestrutura das vias de caminhada (iluminação, acessibilidade, etc.) e estações de TP, de modo a tornar o trajeto até o veículo de TP e do veículo até o destino final mais seguro e agradável.

O último indicador de qualidade do TP avaliado importante no modelo foi as medidas de higienização. Mesmo se tratando de medidas adotadas durante a pandemia, a limpeza dos veículos já era um fator importante na escolha pelo TP antes de 2020 (CHENG; CHEN, 2015; DE OÑA *et al.*, 2013; HADIUZZMAN *et al.*, 2017; HAN *et al.*, 2018; JOEWONO; KUBOTA, 2007). Dessa forma, a política sugerida para atrair usuários é a continuação de higienização periódica dos veículos e estações mesmo após a pandemia e fiscalização deste serviço.

O tempo de viagem também resultou em um fator que influencia na substituição do TP pelo *ridesourcing*. Desta forma, sugere-se implementação de infraestrutura para priorização de TP nas vias, como corredores de ônibus, faixas exclusivas, semáforos inteligentes, etc. Além disso, foi observado na literatura que sistemas de informação em tempo real podem diminuir o tempo de viagem para os usuários (BRAKEWOOD; WATKINS, 2019). Por fim, a política já proposta de aumento da oferta dos serviços também é importante para reduzir este tempo de viagem por TP.

Vale ressaltar que a implementação tecnológica de aplicativos acessíveis com ITR podem atrair para o TP usuários jovens da Geração *Milenial*, que tendem a substituir o TP pelo *ridesourcing*, como observado no modelo.

CAPÍTULO 6: CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este capítulo descreve as conclusões, restrições metodológicas e contribuições desta dissertação, além de apresentar as recomendações para pesquisas futuras.

6.1 CONCLUSÕES, RESTRIÇÕES METODOLÓGICAS E CONTRIBUIÇÕES

Este trabalho buscou analisar a substituição do Transporte Público pelo *ridesourcing* durante a pandemia da COVID-19 no Brasil. Como objetivos específicos, podem ser listados: a) realizar uma análise comparativa do comportamento dos usuários associado à mobilidade urbana (modo de transporte, motivo de viagem e frequência de utilização do *ridesourcing*) entre os períodos de antes e durante a pandemia da COVID-19 no Brasil; (b) identificar e mensurar os indicadores de qualidade do transporte público que mais influenciam a escolha modal durante a pandemia da COVID-19 no Brasil; (c) identificar e mensurar os fatores específicos para usuários de TP que influenciam a escolha pelo *ridesourcing* durante a pandemia da COVID-19 no Brasil; (d) propor um conjunto de políticas públicas, de forma a mitigar os efeitos negativos da pandemia na mobilidade e/ou prolongar os seus efeitos positivos.

Com relação ao planejamento do experimento de Preferência Declarada, este trabalho traz contribuições no sentido de identificar níveis para os atributos “preço” e “tempo de viagem” por *ridesourcing* e por transporte público condizentes com a realidade do respondente. Como a pesquisa foi aplicada em diversas cidades com características heterogêneas, a divisão dos níveis dos atributos conforme a distância percorrida foi importante para adequar os cenários aos diferentes contextos e pode ser utilizada em pesquisas futuras no Brasil. No entanto, uma limitação do método utilizado foi a identificação de apenas dois níveis para cada atributo. Esta restrição não permite a identificação de efeitos não-lineares dos atributos (ROSE; BLIEMER, 2009).

O Projeto Experimental foi feito através da técnica do *Design* Eficiente Bayesiano e não foi encontrado na literatura revisada, até o presente momento, parâmetros iniciais condizentes com a região de estudo para serem utilizados. Dessa forma, este trabalho contribuiu para a estimativa de parâmetros, tanto no experimento piloto quanto na modelagem final, que podem ser utilizados como parâmetros iniciais na geração de um *Design* Eficiente em pesquisas futuras correlatas. Contudo, é preciso analisar previamente o contexto de estudo, pois apesar de terem

sido consideradas diversas cidades do Brasil, este trabalho foi realizado durante o contexto incomum de pandemia da COVID-19.

Uma restrição metodológica deste trabalho é a utilização de amostragem não-probabilística (por conveniência). Este método, de forma geral, traz um viés característico relacionado à renda e escolaridade dos indivíduos da amostra e para contornar esta limitação foi preciso excluir essas variáveis da modelagem. Assim, não foi possível identificar a influência dessas variáveis no comportamento relacionado à mobilidade urbana. Mesmo assim, foi possível comparar amostras de antes e durante a pandemia, visto que as características socioeconômicas dos respondentes das duas amostras foram similares. Além disso, os resultados da análise da substituição do TP pelo *ridesourcing* foram condizentes com a literatura. Porém, os resultados obtidos neste trabalho não podem ser expandidos para toda a população.

Com relação à análise comparativa do comportamento relativo à mobilidade urbana de antes e durante a pandemia da COVID-19 no Brasil, este trabalho contribui para a identificação e mensuração dos fatores que influenciam a escolha modal e motivo de viagem nos dois períodos de estudo. No que se refere à utilização do *ridesourcing* comparado com outros modos, que não o TP, obteve-se que usuários de automóvel (na condição de motorista) passaram a utilizar menos o *ridesourcing* com o início da pandemia. Além disso, as atividades de lazer, que antes eram o principal motivo das viagens por *ridesourcing* (CASSEL *et al.*, 2018; COELHO *et al.*, 2017; HENAO, 2017; RAYLE *et al.*, 2016; SÁ; PITOMBO, 2021), passaram a ser realizadas pelos modos ativos e o motivo “saúde” passou a ser um dos principais motivos acessados por *ridesourcing*.

Considerando a escolha pelos modos *ridesourcing* e TP, obteve-se que o TP tende a ser mais utilizado tanto antes quanto durante a pandemia para viagens mais longas enquanto o *ridesourcing* seria mais utilizado para viagens mais curtas. O fator “não possuir automóvel na residência” é comum aos dois modos de transporte nos dois períodos de estudo. O motivo de viagem “ida ao trabalho” é mais influente na escolha pelo TP durante a pandemia, no entanto o *ridesourcing* é utilizado com alta frequência por seus usuários, indicando possibilidade de uso para viagens rotineiras, além das viagens secundárias.

Este estudo trouxe também contribuições resultantes da análise da substituição do TP pelo *ridesourcing* durante a pandemia da COVID-19 no Brasil. Obteve-se que uma variação no preço do TP pode influenciar mais a substituição deste modo do que o preço do *ridesourcing*. Este resultado não havia sido identificado antes na literatura. Outra lacuna preenchida foi relacionada aos atributos que mantiveram seu efeito mesmo durante a pandemia. O tempo de

viagem continuou influenciando negativamente a escolha do modo, indivíduos com idade entre 31 e 40 anos continuaram a ser os principais usuários de *ridesourcing* e possuir desconto ou isenção na tarifa do TP continuou diminuindo a possibilidade de substituição deste modo. Os atributos que tiveram seus efeitos intensificados com o início da pandemia foram o “conforto no TP (lotação)” e o “motivo de viagem trabalho”.

Com relação ao objetivo de identificar e mensurar os indicadores de qualidade do TP que mais influenciam sua escolha, esta dissertação trouxe contribuições resultantes da análise comparativa entre os dois períodos de estudo e da análise de substituição do TP pelo *ridesourcing*. A satisfação dos usuários com a qualidade geral, frequência de atendimento, confiabilidade de horários, segurança pessoal, medidas de higienização e conforto do TP foram importantes para a escolha do TP durante a pandemia. Este último indicador foi obtido nas duas análises e também no atributo dos cenários hipotéticos de Preferência Declarada, confirmando assim a hipótese de que a lotação passaria a ser um fator de extrema importância para escolha do TP com o início da pandemia.

A partir destes resultados, este estudo contribui com a proposição de políticas de transporte público para mitigar os impactos negativos do efeito da pandemia da COVID-19 na mobilidade urbana e da substituição do TP pelo *ridesourcing* no Brasil. Visto que, esses efeitos podem permanecer mesmo após a pandemia. Dessa forma, o Quadro 6.1 resume as políticas propostas e os resultados associados considerando os fatores identificados nos Capítulos 4 e 5.

Quadro 6.1 – Proposta de políticas de TP e resultados associados

Política de Transporte Público	Resultados associados encontrados no presente trabalho
Implementação de políticas de subsídio do TP	Identificação dos fatores “preço do TP” e “desconto/isenção na tarifa”.
Aumento da oferta dos serviços de TP	Identificação dos indicadores “conforto”, “frequência de atendimento” e “confiabilidade de horários” do TP.
Implementação de sistemas de informação em tempo real no TP	Identificação dos fatores “conforto no TP”, “confiabilidade de horários no TP”, “segurança pessoal no TP”, “idade entre 31 e 40 anos dos usuários de <i>ridesourcing</i> ”
Melhoria da infraestrutura de TP	Identificação dos atributos “tempo de viagem” e “segurança pessoal no TP”.

Com relação à utilização do modelo Logit Misto, tem-se a limitação de considerar a distribuição normal. Em alguns casos, o desvio padrão da variável aleatória foi maior do que o seu valor médio, possibilitando que a distribuição varie entre valores positivos e negativos. Dessa forma, altera-se a interpretação de sua influência na alternativa da função utilidade. Assim, recomenda-se realizar a calibração dos modelos novamente para considerar outras distribuições.

Por fim, tem-se as limitações relacionadas ao baixo número de respostas obtidas no questionário. Não foi possível analisar os quatro *designs* de cenários separadamente para identificar diferenças comportamentais dos indivíduos que percorrem diferentes faixas de distâncias. Além disso, analisou-se as respostas obtidas no estudo piloto e na coleta principal de forma conjunta. Apesar do uso do fator de escala para verificar essa possibilidade, o conjunto de cenários apresentados ao respondente foram diferentes (o primeiro foi projetado no *design* inicial e o segundo no *design* final). Portanto, o ideal seria realizar a modelagem apenas com os dados da coleta principal.

6.2 RESPOSTAS ASSOCIADAS ÀS HIPÓTESES DA PESQUISA

As hipóteses de pesquisa apresentadas no Capítulo 1 desta dissertação foram respondidas a partir das análises descritas anteriormente.

Hipótese 1: Fatores socioeconômicos, atributos referentes à viagem e à satisfação dos usuários com a qualidade do TP influenciam a substituição do TP pelo *ridesourcing* no contexto de pandemia da COVID-19 no Brasil.

A primeira hipótese foi confirmada. Os fatores socioeconômicos identificados e mensurados foram “possuir idade entre 31 e 40 anos” e “possuir desconto/isenção na tarifa de TP”. Os atributos referentes à viagem obtidos neste trabalho foram “tempo de viagem”, “preço”, “motivo de viagem ida ao trabalho” e “lotação do TP”. Por fim, a satisfação dos usuários com a confiabilidade de horários, segurança pessoal e higienização do TP foram importantes para a escolha entre o TP e o *ridesourcing*.

Hipótese 2: O contexto de pandemia da COVID-19 alterou o comportamento dos indivíduos relativo à escolha do modo, motivo de viagem e utilização do *ridesourcing* no Brasil.

A segunda hipótese também foi confirmada. As principais mudanças identificadas foram a redução do uso do TP e da satisfação com a qualidade destes serviços; aumento do uso do *ridesourcing* por usuários de TP e diminuição do uso do *ridesourcing* por usuários de automóvel; aumento do uso do veículo privado por indivíduos que possuem automóvel em sua residência; aumento das viagens por motivo “compras” e “lazer” utilizando os modos ativos; e diminuição do número de viagens por motivo “trabalho”.

Hipótese 3: Os níveis dos atributos da alternativa de viagem individual por *ridesourcing* diferem da alternativa de viagem por *ridesourcing* compartilhada com mais uma pessoa.

Hipótese 4: Durante a pandemia da COVID-19 os indivíduos fazem mais viagens por *ridesourcing* sozinhos do que dividindo o preço com mais uma pessoa.

Por fim, as duas últimas hipóteses foram confirmadas. Obteve-se dois níveis do atributo “preço do *ridesourcing*” para viagens compartilhadas e outros dois níveis para viagens individuais por este modo. Além disso, os níveis dos atributos variaram de acordo com a distância percorrida pelo usuário de TP. Ao observar as respostas do questionário, foi possível verificar que poucos indivíduos fazem viagens por *ridesourcing* compartilhada com mais uma pessoa durante a pandemia, portanto confirmou-se que as viagens individuais são mais frequentes.

6.3 RECOMENDAÇÕES PARA PESQUISAS FUTURAS

Este trabalho contribui para o preenchimento de lacunas na literatura sobre a substituição do TP pelo *ridesourcing* e sobre as mudanças nos hábitos de mobilidade urbana ocasionadas pelo contexto de pandemia da COVID-19. Embora tenham sido identificados hábitos que possam permanecer mesmo após a pandemia, é de extrema importância que novas pesquisas abordem esta temática no período pós-pandêmico.

Para o caso de pesquisas que abordem um planejamento de experimento de Preferência Declarada, sugere-se a identificação de mais de dois níveis para cada atributo para verificar efeitos de não-linearidade. Além disso, neste trabalho os diferentes modos de Transporte Público foram agrupados em uma única alternativa, assim, recomenda-se analisar os fatores que influenciam a escolha pelo metrô, ônibus ou trem separadamente para identificar particularidades de cada modo.

Trabalhos futuros poderiam abordar novos fatores e diferentes tipos de análise da substituição do TP pelo *ridesourcing*. É possível realizar uma análise espacial, associando às escolhas pelo *ridesourcing* às localizações geográficas domiciliares, por exemplo. Pode-se investigar também os impactos ambientais dessa substituição. Além disso, sugere-se incluir os indicadores de qualidade do TP que realmente são ofertados, a partir de dados georreferenciados, para complementar a opinião dos usuários sobre o serviço.

Nesta dissertação não foi abordado o efeito do *ridesourcing* de complementariedade do TP. Antes da pandemia da COVID-19 este efeito foi analisado de forma exploratória por Sá (2020), portanto sugere-se a realização de análise confirmatória. Outra análise possível é a de

concorrência entre o TP, o *ridesourcing* e a bicicleta, sobretudo considerando cidades com alto uso do modo ciclovitário, ou aquelas onde se encontram serviços de alugueis de bicicletas compartilhadas, por exemplo, visto que neste trabalho considerou-se apenas a escolha entre os dois primeiros modos.

Por fim, sugere-se aplicar novamente o questionário elaborado nesta dissertação em um período pós-pandêmico para comparar os resultados obtidos. Deste modo, seria possível identificar com maior certeza aqueles hábitos que tendem a permanecer no futuro e quais políticas de transporte sugeridas neste trabalho podem ser mais efetivas para mitigar os impactos negativos da substituição do TP por um modo de transporte menos sustentável democrático e seguro, que é o *ridesourcing*.

REFERÊNCIAS

- 99APP. **99 atinge marca de 1 bilhão de corridas.** 2020. Disponível em: <https://99app.com/newsroom/99-atinge-marca-de-1-bilhao-de-corridas>. Acesso em: 13 jun. 2020.
- ACHEAMPONG, R. A.; SIIBA, A.; OKYERE, D. K.; TUFFOUR, J. P. Mobility-on-demand: An empirical study of internet-based ride-hailing adoption factors, travel characteristics and mode substitution effects. **Transportation Research Part C: Emerging Technologies**, v. 115, p. 102638, 2020.
- ALEMI, F.; CIRCELLA, G.; HANDY, S.; MOKHTARIAN, P. What influences travelers to use Uber? Exploring the factors affecting the adoption of on-demand ride services in California. **Travel Behaviour and Society**. v. 13, p. 88–104, 2018.
- ALEXANDER, L. P.; GONZÁLEZ, M. C. Assessing the Impact of Real-time Ridesharing on Urban Traffic using Mobile Phone Data. p. 9, 2015.
- ANDERSEN, K. G.; RAMBAUT, A.; LIPKIN, W. I.; HOLMES, E. C.; GARRY, R. F. The proximal origin of SARS-CoV-2. **Nature Medicine**, v. 26, n. 4, p. 450–452, 2020.
- ANPTRLHOS. **Balanco do setor metroferroviário 2020-2021**, 2021. Disponível em: <https://anptrilhos.org.br/balanco-do-setor-metroferroviario-brasileiro-2020-2021/>. Acesso em: 28 abr. 2021.
- ANTP. **Ciclovias mais largas e sem zigue-zagues podem ser legado da pandemia.** 2020. Disponível em: <http://www.antp.org.br/noticias/clippings/ciclovias-mais-largas-e-sem-zigue-zagues-podem-ser-legado-da-pandemia.html>. Acesso em: 28 abr. 2021.
- ARONS, M. M.; HATFIELD, K. M.; REDDY, S. C.; KIMBALL, A.; JAMES, A.; JACOBS, J. R.; TAYLOR, J.; SPICER, K.; BARDOSSY, A. C.; OAKLEY, L. P.; TANWAR, S.; DYAL, J. W.; HARNEY, J.; CHISTY, Z.; BELL, J. M.; METHNER, M.; PAUL, P.; CARLSON, C. M.; MCLAUGHLIN, H. P.; THORNBURG, N.; TONG, S.; TAMIN, A.; TAO, Y.; UEHARA, A.; HARCOURT, J.; CLARK, S.; BROSTROM-SMITH, C.; PAGE, L. C.; KAY, M.; LEWIS, J.; MONTGOMERY, P.; STONE, N. D.; CLARK, T. A.; HONEIN, M. A.; DUCHIN, J. S.; JERNIGAN, J. A. Presymptomatic SARS-CoV-2 Infections and Transmission in a Skilled Nursing Facility. **New England Journal of Medicine**, v. 382, n. 22, p. 2081–2090, 2020.
- AZIMI, G.; JIN, X. Propensity toward Ridesourcing: The Impacts of Previous Experience and Mode Dependency. **Journal of Transportation Engineering, Part A: Systems**, v. 148, n. 4, p. 04022010, 2022.
- BECK, M. J.; HENSHER, D. A. Insights into the impact of COVID-19 on household travel and activities in Australia – The early days under restrictions. **Transport Policy**, v. 96, p. 76–93, 2020.

BEN-AKIVA, M.; BOLDUC, D.; WALKER, J. Specification, Identification, and Estimation of the Logit Kernel (Or Continuous Mixed Logit) Model. *Em*: 2003, Asilomar, CA, USA. **Anais [...]**. Asilomar, CA, USA, 2003.

BEN-AKIVA, M. E.; LERMAN, S. R. **Discrete choice analysis: theory and application to travel demand**. Cambridge: MIT, 1985. 1985.

BEN-AKIVA, M.; MORIKAWA, T. Estimation of switching models from revealed preferences and stated intentions. **Transportation Research Part A: General**, v. 24, n. 6, p. 485–495, 1990.

BLIEMER, M. C. J.; COLLINS, A. T. On determining priors for the generation of efficient stated choice experimental designs. **Journal of Choice Modelling**, v. 21, p. 10–14, 2016.

BLIEMER, M. C. J.; ROSE, J. M.; HESS, S. Approximation of bayesian efficiency in experimental choice designs. **Journal of Choice Modelling**, v. 1, n. 1, p. 98–126, 2008.

BRADLEY, M.; DALY, A. Use of the logit scaling approach to test for rank-order and fatigue effects in stated preference data. **Transportation**, v. 21, n. 2, p. 167–184, 1994.

BRAKEWOOD, C.; WATKINS, K. A literature review of the passenger benefits of real-time transit information. **Transport Reviews**, v. 39, n. 3, p. 327–356, 2019.

BREIMAN, L.; FRIEFMAN, J. H.; OLSHEN, R. A.; STONE, C. J. **Classification and regression trees**. 1. CRC Press reprod. Boca Raton, Fla.: Chapman & Hall/CRC, 1984. 1984.

CANDIDO, D. S.; CLARO, I. M.; DE JESUS, J. G.; SOUZA, W. M.; MOREIRA, F. R. R.; DELLICOUR, S.; MELLAN, T. A.; DU PLESSIS, L.; PEREIRA, R. H. M.; SALES, F. C. S.; MANULI, E. R.; THÉZÉ, J.; ALMEIDA, L.; MENEZES, M. T.; VOLOCH, C. M.; FUMAGALLI, M. J.; COLETTI, T. M.; DA SILVA, C. A. M.; RAMUNDO, M. S.; AMORIM, M. R.; HOELTGEBAUM, H. H.; MISHRA, S.; GILL, M. S.; CARVALHO, L. M.; BUSS, L. F.; PRETE, C. A.; ASHWORTH, J.; NAKAYA, H. I.; PEIXOTO, P. S.; BRADY, O. J.; NICHOLLS, S. M.; TANURI, A.; ROSSI, Á. D.; BRAGA, C. K. V.; GERBER, A. L.; DE C. GUIMARÃES, A. P.; GABURO, N.; ALENCAR, C. S.; FERREIRA, A. C. S.; LIMA, C. X.; LEVI, J. E.; GRANATO, C.; FERREIRA, G. M.; FRANCISCO, R. S.; GRANJA, F.; GARCIA, M. T.; MORETTI, M. L.; PERROUD, M. W.; CASTIÑEIRAS, T. M. P. P.; LAZARI, C. S.; HILL, S. C.; DE SOUZA SANTOS, A. A.; SIMEONI, C. L.; FORATO, J.; SPOSITO, A. C.; SCHREIBER, A. Z.; SANTOS, M. N. N.; DE SÁ, C. Z.; SOUZA, R. P.; RESENDE-MOREIRA, L. C.; TEIXEIRA, M. M.; HUBNER, J.; LEME, P. A. F.; MOREIRA, R. G.; NOGUEIRA, M. L.; BRAZIL-UK CENTRE FOR ARBOVIRUS DISCOVERY, DIAGNOSIS, GENOMICS AND EPIDEMIOLOGY (CADDE) GENOMIC NETWORK; FERGUSON, N. M.; COSTA, S. F.; PROENCA-MODENA, J. L.; VASCONCELOS, A. T. R.; BHATT, S.; LEMEY, P.; WU, C.-H.; RAMBAUT, A.; LOMAN, N. J.; AGUIAR, R. S.; PYBUS, O. G.; SABINO, E. C.; FARIA, N. R. Evolution and epidemic spread of SARS-CoV-2 in Brazil. **Science**, v. 369, n. 6508, p. 1255–1260, 2020.

CASCAJO, R.; GARCIA-MARTINEZ, A.; MONZON, A. Stated preference survey for estimating passenger transfer penalties: design and application to Madrid. **European Transport Research Review**, v. 9, n. 3, p. 42, 2017.

CASSEL, D. L.; LADEIRA, M. C. M.; CYBIS, H. B. B. CARACTERIZAÇÃO DOS SERVIÇOS DE RIDESOURCING E SUA RELAÇÃO COM O TRANSPORTE COLETIVO: ESTUDO DE CASO EM PORTO ALEGRE. *Em*: 2018, [s. l.], . **Anais [...]**. 2018. p. 13.

CHEN, J.; LI, S. Mode Choice Model for Public Transport with Categorized Latent Variables. **Mathematical Problems in Engineering**, v. 2017, p. 1–11, 2017.

CHENG, Y.-H.; CHEN, S.-Y. Perceived accessibility, mobility, and connectivity of public transportation systems. **Transportation Research Part A: Policy and Practice**, v. 77, p. 386–403, 2015.

CHOICE METRICS. Ngene User Manual and Reference Guide. *Em*: CHOICE METRICS. 2018.

CHOWDHURY, S.; VAN WEE, B. Examining women's perception of safety during waiting times at public transport terminals. **Transport Policy**, v. 94, p. 102–108, 2020.

CLEWLOW, R. R.; MISHRA, G. S. **Disruptive Transportation: The Adoption, Utilization, and Impacts of Ride-Hailing in the United States**. Institute of Transportation Studies, University of California, Davis, 2017. Research Report.

COELHO, L.; SILVA, L. A. S.; ANDRADE, M. O.; MAIA, M. L. A. Perfil Socioeconômico dos Usuários de Uber e Fatores Relevantes que influenciam a Avaliação desse Serviço no Brasil. *Em*: 2017, [s. l.], . **Anais [...]**. 2017.

COSTA, C. S.; SÁ, A. L. S.; PITOMBO, C. S. ANÁLISE DOS FATORES QUE INFLUENCIAM A UTILIZAÇÃO DO RIDESOURCING NO BRASIL: UMA ABORDAGEM BASEADA NO ALGORITMO TWO-STEP CLUSTER. *Em*: 9TH CONGRESSO LUSO-BRASILEIRO PARA O PLANEJAMENTO URBANO, REGIONAL, INTEGRADO E SUSTENTÁVEL, 2021, Digital. **Anais [...]**. Digital, 2021. p. 13.

COSTA, C.S.; PITOMBO, C.S.; SOUZA, F.L.U.d. Travel Behavior before and during the COVID-19 Pandemic in Brazil: Mobility Changes and Transport Policies for a Sustainable Transportation System in the Post-Pandemic Period. *Sustainability* 2022, 14, 4573. <https://doi.org/10.3390/su14084573>.

COSTA, C. S.; PITOMBO, C. S. Hábitos e comportamentos relacionados à mobilidade antes e durante a pandemia da COVID-19 no Brasil. *Em*: 35º Congresso de Pesquisa e Ensino em Transporte da ANPET. Anais ANPET. 100% Virtual. 2021. Disponível em: https://www.anpet.org.br/anais35/documentos/2021/Planejamento%20Territorial%20do%20Transporte/Pandemia%20e%20Novos%20Modos%20de%20Transporte/1_54_AC.pdf

CURRIE, G.; JAIN, T.; ASTON, L. Evidence of a post-COVID change in travel behaviour – Self-reported expectations of commuting in Melbourne. **Transportation Research Part A: Policy and Practice**, v. 153, p. 218–234, 2021.

DANAF, M.; ATASOY, B.; DE AZEVEDO, C. L.; DING-MASTERA, J.; ABOU-ZEID, M.; COX, N.; ZHAO, F.; BEN-AKIVA, M. Context-aware stated preferences with smartphone-based travel surveys. **Journal of Choice Modelling**, v. 31, p. 35–50, 2019.

DAWES, M. **Perspectives on the Ridesourcing Revolution: Surveying individual attitudes toward Uber and Lyft to inform urban transportation policymaking**. 2016. 84 f. Dissertação de Mestrado - Department of Urban Studies and Planning, MASSACHUSETTS INSTITUTE OF TECHNOLOGY, Massachusetts, EUA 2016.

DE HAAS, M.; FABER, R.; HAMERSMA, M. How COVID-19 and the Dutch ‘intelligent lockdown’ change activities, work and travel behaviour: Evidence from longitudinal data in the Netherlands. **Transportation Research Interdisciplinary Perspectives**, v. 6, p. 100150, 2020.

DE OÑA, J.; DE OÑA, R. Quality of Service in Public Transport Based on Customer Satisfaction Surveys: A Review and Assessment of Methodological Approaches. **Transportation Science**, v. 49, n. 3, p. 605–622, 2014.

DE OÑA, J.; DE OÑA, R.; EBOLI, L.; MAZZULLA, G. Perceived service quality in bus transit service: A structural equation approach. **Transport Policy**, v. 29, p. 219–226, 2013.

DELBOSC, A.; CURRIE, G. Modelling the causes and impacts of personal safety perceptions on public transport ridership. **Transport Policy**, v. 24, p. 302–309, 2012.

DIAS, F. F.; LAVIERI, P. S.; GARIKAPATI, V. M.; ASTROZA, S.; PENDYALA, R. M.; BHAT, C. R. A behavioral choice model of the use of car-sharing and ride-sourcing services. **Transportation**, v. 44, n. 6, p. 1307–1323, 2017.

DUTRA, D. L.; URIARTE, A. M. L.; LUCCHESI, S. APLICAÇÃO DA TEORIA DO COMPORTAMENTO PLANEJADO NA ESCOLHA DE UM MODO DE TRANSPORTE PÚBLICO POR APLICATIVO. *Em: 35º CONGRESSO DE PESQUISA E ENSINO EM TRANSPORTES*, 2021, 100% Virtual. **Anais [...]**. 100% Virtual, 2021. p. 12.

FATMI, M. R. COVID-19 impact on urban mobility. **Journal of Urban Management**, v. 9, n. 3, p. 270–275, 2020.

FEIGON, S.; MURPHY, C. **Shared Mobility and the Transformation of Public Transit**. Washington, D.C.: Transportation Research Board, 2016. 2016.(TCRP Research Report 188). p. 23578. Disponível em: <https://www.nap.edu/catalog/23578>. Acesso em: 3 maio 2022.

FERRAZ, A. C. P.; TORRES, I. G. E. **Transporte Público Urbano**. 2. ed. São Carlos, Brasil: RiMa, 2004. 2004.

FERRINI, S.; SCARPA, R. Designs with a priori information for nonmarket valuation with choice experiments: A Monte Carlo study. **Journal of Environmental Economics and Management**, v. 53, n. 3, p. 342–363, 2007.

G1. **Em plena pandemia, passageiros se apertam dentro de ônibus do BRT na Zona Oeste do Rio**, 2020. Disponível em: <https://g1.globo.com/rj/rio-de-janeiro/noticia/2020/11/18/em-plena-pandemia-passageiros-se-apertam-dentro-de-onibus-do-brt-na-zona-oeste-do-rio.ghtml>. Acesso em: 18 nov. 2020.

GAZETA DO POVO. **Ônibus lotados deixam passageiros preocupados em meio à pandemia de Covid-19**. 2020. Disponível em: <https://www.gazetadopovo.com.br/curitiba/onibus-lotados-medo-passageiros-pandemia-coronavirus/>. Acesso em: 30 ago. 2021.

GRAEHLER, M.; MUCCI, R. A.; ERHARDT, G. D. Understanding the Recent Transit Ridership Decline in Major US Cities: Service Cuts or Emerging Modes? *Em: 98TH ANNUAL MEETING OF THE TRANSPORTATION RESEARCH BOARD, 2019, . Anais [...]*, 2019. p. 19.

GUIRAO, B.; GARCÍA-PASTOR, A.; LÓPEZ-LAMBAS, M. E. The importance of service quality attributes in public transportation: Narrowing the gap between scientific research and practitioners' needs. **Transport Policy**, v. 49, p. 68–77, 2016.

HADIUZZMAN, M.; DAS, T.; HASNAT, M. M.; HOSSAIN, S.; RAFEE MUSABBIR, S. Structural equation modeling of user satisfaction of bus transit service quality based on stated preferences and latent variables. **Transportation Planning and Technology**, v. 40, n. 3, p. 257–277, 2017.

HALL, J. D.; PALSSON, C.; PRICE, J. Is Uber a substitute or complement for public transit?. **Journal of Urban Economics**, v. 108, p. 36–50, 2018.

HAN, Y.; LI, W.; WEI, S.; ZHANG, T. Research on Passenger's Travel Mode Choice Behavior Waiting at Bus Station Based on SEM-Logit Integration Model. **Sustainability**, v. 10, n. 6, p. 1996, 2018.

HARRIS, J. E. The Subways Seeded the Massive Coronavirus Epidemic in New York City. 2020.

HENAO, A. **Impacts of Ridesourcing - Lyft and Uber - on Transportation Including VMT, Mode Replacement, Parking, and Travel Behavior**. 2017. 109 f. Tese de Doutorado - University of Colorado at Denver, Civil Engineering, College of Engineering and Applied Sciences Denver, Denver 2017.

HENAO, A.; MARSHALL, W. E. The impact of ride-hailing on vehicle miles traveled. **Transportation**, v. 46, n. 6, p. 2173–2194, 2019.

HENSHER, D. A. Stated preference analysis of travel choices: the state of practice, v. 21, p. 107–133, 1994.

HESS, S.; PALMA, D. Apollo: A flexible, powerful and customisable freeware package for choice model estimation and application. **Journal of Choice Modelling**, v. 32, p. 100170, 2019.

HU, S.; CHEN, P. Who left riding transit? Examining socioeconomic disparities in the impact of COVID-19 on ridership. **Transportation Research Part D: Transport and Environment**, v. 90, p. 102654, 2021.

IBGE. **Censo Demográfico**. 2010. Disponível em: <https://sidra.ibge.gov.br/tabela/1384>. Acesso em: 30 ago. 2021.

IBGE. **Cidades e Estados**. 2021. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/cidades-e-estados>. Acesso em: 30 ago. 2021.

IBGE. **PNAD Contínua - Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua**. 2016. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/populacao/17270-pnad-continua.html?edicao=18971&t=o-que-e>. Acesso em: 30 ago. 2021.

IBGE. **Regiões Metropolitanas, Aglomerações Urbanas e Regiões Integradas em Desenvolvimento**. 2020. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/geociencias/organizacao-do-territorio/divisao-regional/18354-regioes-metropolitanas-aglomeracoes-urbanas-e-regioes-integradas-de-desenvolvimento.html?edicao=29463&t=>. Acesso em: 30 ago. 2021.

IBM. **IBM SPSS Statistics 24 Algorithms**: International Business Machines. 2016. IBM SPSS Statistics 24 Algorithms.

ILES, R. A.; ROSE, J. M. Stated Choice design comparison in a developing country: recall and attribute nonattendance. **Health Economics Review**, v. 4, n. 1, p. 25, 2014.

IPEA. **Potencial de teletrabalho na pandemia: um retrato no Brasil e no mundo**: Carta de Conjuntura. Brasília, Brasil: IPEA, 2020.

IRAWAN, M. Z.; BELGIAWAN, P. F.; JOEWONO, T. B.; SIMANJUNTAK, N. I. M. Do motorcycle-based ride-hailing apps threaten bus ridership? A hybrid choice modeling approach with latent variables. **Public Transport**, v. 12, n. 1, p. 207–231, 2019.

JHU. **CSSE COVID-19 Data**. 2022. Disponível em: <https://systems.jhu.edu/research/public-health/ncov/>. Acesso em: 4 maio 2022.

JOEWONO, T. B.; KUBOTA, H. User satisfaction with paratransit in competition with motorization in indonesia: anticipation of future implications. **Transportation**, v. 34, n. 3, p. 337–354, 2007.

KAMPF, G.; TODT, D.; PFAENDER, S.; STEINMANN, E. Persistence of coronaviruses on inanimate surfaces and their inactivation with biocidal agents. **Journal of Hospital Infection**, v. 104, n. 3, p. 246–251, 2020.

KASS, G. V. An Exploratory Technique for Investigating Large Quantities of Categorical Data. **Applied Statistics**, v. 29, n. 2, p. 119, 1980.

KENDALL, M. G. A New Measure of Rank Correlation. p. 14, 1938.

KHACHFE, H. H.; CHAHROUR, M.; SAMMOURI, J.; SALHAB, H. A.; MAKKI, B. E.; FARES, M. Y. An Epidemiological Study on COVID-19: A Rapidly Spreading Disease. **Cureus**, 2020. Disponível em: <https://www.cureus.com/articles/29360-an-epidemiological-study-on-covid-19-a-rapidly-spreading-disease>. Acesso em: 22 abr. 2022.

KHAMIS, H. Measures of Association: How to Choose?. **Journal of Diagnostic Medical Sonography**, v. 24, n. 3, p. 155–162, 2008.

KRAMER, A.; KRAMER, K. Z. The potential impact of the Covid-19 pandemic on occupational status, work from home, and occupational mobility. **Journal of Vocational Behavior**, v. 119, p. 103442, 2020.

KROES, E. P.; SHELDON, R. J. Stated Preference Methods: An Introduction. v. 22, p. 11–25, 1988.

LARRANAGA, A. M.; ARELLANA, J.; SENNA, L. A. Encouraging intermodality: A stated preference analysis of freight mode choice in Rio Grande do Sul. **Transportation Research Part A: Policy and Practice**, v. 102, p. 202–211, 2017.

LARRANAGA, A. M.; DE SOUZA, F. L. U.; ARELLANA, J.; SENNA, L. A. Value of time and mode choice in freight transport: case study of Rio de Janeiro and Rio Grande do Sul. **TRANSPORTES**, v. 29, n. 2, 2021. Disponível em: <https://www.revistatransportes.org.br/anpet/article/view/2471>. Acesso em: 13 abr. 2022.

LAVIERI, P. S.; DIAS, F. F.; JURI, N. R.; KUHR, J.; BHAT, C. R. A Model of Ridesourcing Demand Generation and Distribution. **Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board**, v. 2672, n. 46, p. 31–40, 2018.

LAVIERI, P. S.; GARIKAPATI, V. M.; BHAT, C. R.; PENDYALA, R. M. Investigation of Heterogeneity in Vehicle Ownership and Usage for the Millennial Generation. **Transportation**

Research Record: Journal of the Transportation Research Board, v. 2664, n. 1, p. 91–99, 2017.

LIEBETRAU, A. M. **Measures of Association**. 1983. 1983.(Quantitative Applications in the Social Sciences).

LIU, S.; LI, Y.; FAN, W. (David). Mixed logit model based diagnostic analysis of bicycle-vehicle crashes at daytime and nighttime. **International Journal of Transportation Science and Technology**, p. S2046043021000769, 2021.

LOA, P.; HOSSAIN, S.; LIU, Y.; NURUL HABIB, K. How has the COVID-19 pandemic affected the use of ride-sourcing services? An empirical evidence-based investigation for the Greater Toronto Area. **Transportation Research Part A: Policy and Practice**, v. 155, p. 46–62, 2022.

LOUVIERE, J. J.; HENSHER, D. A.; SWAIT, J. D.; ADAMOWICZ, W. **Stated Choice Methods: Analysis and Applications**. 1. ed. Cambridge University Press, 2000. 2000. Disponível em: <https://www.cambridge.org/core/product/identificador/9780511753831/type/book>. Acesso em: 4 abr. 2022.

MATYAS, M.; KAMARGIANNI, M. A stated preference experiments for mobility-as-a-service plans. *Em*: 2017 5TH IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON MODELS AND TECHNOLOGIES FOR INTELLIGENT TRANSPORTATION SYSTEMS (MT-ITS), 2017, Naples, Italy. **Anais** [...]. Naples, Italy: IEEE, 2017. p. 738–743. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/document/8005610/>. Acesso em: 4 abr. 2022.

MCCARTHY, O. T.; CAULFIELD, B.; O'MAHONY, M. How transport users perceive personal safety apps. **Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour**, v. 43, p. 166–182, 2016.

MCFADDEN, D. Conditional logit analysis of qualitative choice behavior. p. 105–142, 1974.

MCFADDEN, D.; TRAIN, K. MIXED MNL MODELS FOR DISCRETE RESPONSE. v. 15, p. 447–470, 2000.

MOOVIT. **Futuro da Mobilidade Urbana Brasil: São Paulo, Rio de Janeiro, Brasília, Belo Horizonte, Recife, Porto Alegre e Fortaleza**. NY, EUA: Moovit, 2020a. Disponível em: <https://moovit.com/wp-content/uploads/2020/09/Pesquisa-Moovit-Futuro-da-Mobilidade.pdf>. Acesso em: 28 abr. 2021.

MOOVIT. **Public Transit Statistics by Country and City**. 2020b. Disponível em: https://moovitapp.com/insights/en/Moovit_Insights_Public_Transit_Index-countries. Acesso em: 28 abr. 2021.

MS. **Coronavirus Brasil**. 2020. Disponível em: <https://covid.saude.gov.br>. Acesso em: 18 ago. 2020.

NAIZER, C. C. B. R.; PIANUCCI, M. N.; PITOMBO, C. S. USO DE TÉCNICAS DE APRENDIZAGEM DE MÁQUINAS PARA AVALIAÇÃO DA PROPENSÃO AO USO DO TRANSPORTE PÚBLICO. *Em*: 8 ° CONGRESSO LUSO-BRASILEIRO PARA O PLANEAMENTO URBANO, REGIONAL, INTEGRADO E SUSTENTÁVEL, 2018, Coimbra, Portugal. **Anais** [...]. Coimbra, Portugal, 2018. p. 13.

NELSON, E.; SADOWSKI, N. Estimating the Impact of Ride-Hailing App Services on Public Transportation Use in Major US Urban Areas., v. 19, p. 1–21, 2019.

NTU. **Impactos da COVID-19 no transporte público por ônibus**: Boletim NTU. NTU, 2021. Boletim. Disponível em: Acesso em: 30 ago. 2021.

OMS. **Coronavirus Disease (COVID-2019) Situation Reports**. 2020. Disponível em: <https://www.who.int/emergencies/diseases/novel-coronavirus-2019/situation-reports>. Acesso em: 18 ago. 2020.

ORTÚZAR, J. de D.; WILLUMSEN, L. G. Modelling Transport. **SPH P**, p. 608, 2011.

OVIEDO, D.; GRANADA, I.; PEREZ-JARAMILLO, D. Ridesourcing and Travel Demand: Potential Effects of Transportation Network Companies in Bogotá. **Sustainability**, v. 12, n. 5, p. 1732, 2020.

PARADY, G.; TANIGUCHI, A.; TAKAMI, K. Travel behavior changes during the COVID-19 pandemic in Japan: Analyzing the effects of risk perception and social influence on going-out self-restriction. **Transportation Research Interdisciplinary Perspectives**, v. 7, p. 100181, 2020.

PASQUAL, F. M.; LARRAÑAGA, A. M.; PETZOLD, G. S. ANÁLISE DO PERFIL DE USO DE TRANSPORTE SOB DEMANDA POR APLICATIVO (RIDE-SOURCING) NA CIDADE DE SÃO PAULO. *Em*: 2019, [s. l.], . **Anais** [...]. 2019. p. 12.

PEARSON, K. X. *On the criterion that a given system of deviations from the probable in the case of a correlated system of variables is such that it can be reasonably supposed to have arisen from random sampling*. **The London, Edinburgh, and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science**, v. 50, n. 302, p. 157–175, 1900.

QUINLAN, R. J. Learning Efficient Classification Procedures and their Application to Chess end-Games. *Em*: MACHINE LEARNING: AN ARTIFICIAL INTELLIGENCE APPROACH. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1983. p. 463–482. Disponível em: <http://link.springer.com/10.1007/978-3-662-12405-5>. Acesso em: 4 abr. 2022.

R CORE TEAM. **R: A language and environment for statistical computing.** R Foundation for Statistical Computing. 2020. Disponível em: <https://www.R-project.org/>. .

RAHMAN, F.; DAS, T.; HADIUZZAMAN, M.; HOSSAIN, S. Perceived service quality of paratransit in developing countries: A structural equation approach. **Transportation Research Part A: Policy and Practice**, v. 93, p. 23–38, 2016.

RASIA, R. dos S.; OLIVEIRA, M. H. de S. MOBILITY AS A SERVICE – UMA ABORDAGEM DE GÊNERO: COMO PODE IMPACTAR NA MOBILIDADE DAS MULHERES. *Em: 35º CONGRESSO DE PESQUISA E ENSINO EM TRANSPORTES, 2021, 100% Virtual.* **Anais [...].** 100% Virtual, 2021. p. 12.

RAYLE, L.; DAI, D.; CHAN, N.; CERVERO, R.; SHAHEEN, S. Just a better taxi? A survey-based comparison of taxis, transit, and ridesourcing services in San Francisco. **Transport Policy**, v. 45, p. 168–178, 2016.

RODRIGUES DA SILVA, A. N.; PITOMBO, C. S.; PEDREIRA JÚNIOR, J. U.; CIRÍACO, T. G. M.; COSTA, C. S. Changes in Mobility and Challenges to the Transport Sector in Brazil due to COVID-19. *Em: TRANSPORTATION AMID PANDEMICS: PRACTICES AND POLICIES*; Amsterdam, The Netherlands: Elsevier, no prelo.

RODRIGUES, M. D. R.; LUCCHESI, S. T.; LARRANAGA, A. M.; CHENG, Y.-T.; LAVIERI, P. S. ESTIMAÇÃO SIMULTÂNEA E CONJUNTA DO USO DO RIDEHAILING E TRANSPORTE COLETIVO A PARTIR DE MODELOS HÍBRIDOS BIVARIADOS PROBIT ORDENADOS. *Em: 35º CONGRESSO DE PESQUISA E ENSINO EM TRANSPORTES, 2021, 100% Virtual.* **Anais [...].** 100% Virtual, 2021. p. 12.

ROKACH, L.; MAIMON, O. **Data mining with decision trees: theory and applications.** Second editioned. Hackensack, New Jersey: World Scientific, 2015. 2015.

ROSE, J. M.; BLIEMER, M. C. J. Constructing Efficient Stated Choice Experimental Designs. **Transport Reviews**, v. 29, n. 5, p. 587–617, 2009.

SÁ, A. L. S. **Análise exploratória dos fatores que influenciam a escolha do Ridesourcing como modo de transporte de substituição ou de complementaridade do Transporte Público.** 2020. 160 f. Dissertação de Mestrado - Universidade de São Paulo, São Carlos, Brasil 2020.

SÁ, A. L. S.; PITOMBO, C. S. AVALIAÇÃO DE ATRIBUTOS PARA FORMULAÇÃO DE CENÁRIOS DE PREFERÊNCIA DECLARADA PARA ANÁLISE DA ESCOLHA DE RIDESOURCING. *Em: 33º CONGRESSO DE PESQUISA E ENSINO EM TRANSPORTES, 2019, Balneário Camboriú, SC.* **Anais [...].** Balneário Camboriú, SC, 2019.

SÁ, A. L. S.; PITOMBO, C. S. Methodological proposal for stated preference scenarios regarding an exploratory evaluation of ride-hailing implications on transit: A Brazilian context analysis. **Case Studies on Transport Policy**, v. 9, n. 4, p. 1727–1736, 2021.

SÁNDOR, Z.; WEDEL, M. Designing Conjoint Choice Experiments Using Managers' Prior Beliefs. **Journal of Marketing Research**, v. 38, n. 4, p. 430–444, 2001.

SCHALLER, B. **UNSUSTAINABLE? The Growth of App-Based Ride Services and Traffic, Travel and the Future of New York City**. Brooklyn, NY: Schaller Consulting, 2017.

SHAMSHIRIPOUR, A.; RAHIMI, E.; SHABANPOUR, R.; MOHAMMADIAN, A. (Kouros). How is COVID-19 reshaping activity-travel behavior? Evidence from a comprehensive survey in Chicago. **Transportation Research Interdisciplinary Perspectives**, v. 7, p. 100216, 2020.

SIEGEL, S.; CASTELLAN, J. N. J. **Nonparametric statistics for the behavioral sciences**. 2. ed. Mcgraw-Hill Book Company, 1988. 1988.

SILVA, F. J. M. da; BRASILEIRO, A.; ANDRADE, M. O. de. CONDIÇÕES PARA O MOBILITY AS A SERVICE (MAAS) CONTRIBUIR PARA A MOBILIDADE URBANA SUSTENTÁVEL EM CIDADES BRASILEIRAS. *Em: 35º CONGRESSO DE PESQUISA E ENSINO EM TRANSPORTES*, 2021, 100% Virtual. **Anais [...]**. 100% Virtual. 2021.

SIQUEIRA, E. H.; LARRANAGA, A. M.; CYBIS, H. B. B.; LUCCHESI, S. T.; BATISTA, B. B. FATORES QUE INFLUENCIAM A ADOÇÃO DE SERVIÇOS DE RIDESOURCING: ESTUDO DE CASO DA CIDADE DE SÃO PAULO. *Em: 35º CONGRESSO DE PESQUISA E ENSINO EM TRANSPORTES*, 2021, 100% Virtual. **Anais [...]**. 100% Virtual. 2021. p. 11.

SOUZA, A. C. S.; BITTENCOURT, L.; TACO, P. W. G. Women's perspective in pedestrian mobility planning: the case of Brasília. **Transportation Research Procedia**, v. 33, p. 131–138, 2018.

SPTRANS. **Pesquisa da SPTrans Aponta que Mulheres são Maioria dos Passageiros de Ônibus e que Fazem Menos Teletrabalho**. 2021. Disponível em: <https://www.sptrans.com.br/noticias/pesquisa-da-sptrans-aponta-que-mulheres-sao-maioria-dos-passageiros-de-onibus-e-que-fazem-menos-teletrabalho/>. Acesso em: 30 ago. 2021.

SPTRANS. **Protocolos do Transporte Público**. 2020. Disponível em: http://sptrans.com.br/media/5584/protocolos-transporte-pu-blico.pdf?v=23062020_1510. Acesso em: 7 ago. 2020.

SRINIVASAN, K. K.; MAHMASSANI, H. S. Modeling Inertia and Compliance Mechanisms in Route Choice Behavior Under Real-Time Information. **Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board**, v. 1725, n. 1, p. 45–53, 2000.

TARABAY, R.; ABOU-ZEID, M. Modeling the choice to switch from traditional modes to ridesourcing services for social/recreational trips in Lebanon. **Transportation**, v. 47, n. 4, p. 1733–1763, 2020.

TIRACHINI, A.; DEL RÍO, M. Ride-hailing in Santiago de Chile: Users' characterisation and effects on travel behaviour. **Transport Policy**, v. 82, p. 46–57, 2019.

TOMAR, A.; GUPTA, N. Prediction for the spread of COVID-19 in India and effectiveness of preventive measures. **Science of The Total Environment**, v. 728, p. 138762, 2020.

TRAETS, F.; SANCHEZ, D. G.; VANDEBROEK, M. Generating Optimal Designs for Discrete Choice Experiments in *R*: The **idefix** Package. **Journal of Statistical Software**, v. 96, n. 3, 2020. Disponível em: <http://www.jstatsoft.org/v96/i03/>. Acesso em: 13 abr. 2022.

TRAIN, K. **Discrete Choice Methods with Simulation**. 2. ed. New York: Cambridge University Press 2009. 2009.

TRIBUNAPR. **Ônibus de Curitiba seguem lotados na pandemia mesmo com ajuda financeira as empresas diz TCE**. 2020. Disponível em: <https://www.tribunapr.com.br/noticias/curitiba-regiao/onibus-de-curitiba-seguem-lotados-na-pandemia-mesmo-com-ajuda-financeira-as-empresas-diz-tce/>. Acesso em: 18 out. 2020.

UBER. **Fatos e Dados sobre a Uber**. 2022. Disponível em: <https://www.uber.com/pt-BR/newsroom/fatos-e-dados-sobre-uber/>. Acesso em: 3 maio 2022.

WALKER, J. L.; WANG, Y.; THORHAUGE, M.; BEN-AKIVA, M. D-efficient or deficient? A robustness analysis of stated choice experimental designs. **Theory and Decision**, v. 84, n. 2, p. 215–238, 2018.

WANG, D.; TAYARANI, M.; YUESHUAI HE, B.; GAO, J.; CHOW, J. Y. J.; OLIVER GAO, H.; OZBAY, K. Mobility in post-pandemic economic reopening under social distancing guidelines: Congestion, emissions, and contact exposure in public transit. **Transportation Research Part A: Policy and Practice**, v. 153, p. 151–170, 2021.

WRI. **Ciclovias temporárias são resposta sustentável de cidades do Brasil e da América Latina à Covid-19**. 2020. Disponível em: <https://wribrasil.org.br/pt/blog/2020/07/covid-19-faz-cidades-do-brasil-e-da-america-latina-investirem-em-ciclovias-temporarias>. Acesso em: 30 ago. 2021.

WRI. **Do Emergencial ao Permanente: Transformando a Infraestrutura Ciclovitária Para além da Pandemia**. 2021. Disponível em: <https://wribrasil.org.br/pt/blog/cidades/do-emergencial-ao-permanente-infraestrutura-ciclovitaria-para-alem-dapandemia>. Acesso em: 30 ago. 2021.

WU, F.; ZHAO, S.; YU, B.; CHEN, Y.-M.; WANG, W.; SONG, Z.-G.; HU, Y.; TAO, Z.-W.; TIAN, J.-H.; PEI, Y.-Y.; YUAN, M.-L.; ZHANG, Y.-L.; DAI, F.-H.; LIU, Y.; WANG, Q.-M.; ZHENG, J.-J.; XU, L.; HOLMES, E. C.; ZHANG, Y.-Z. A new coronavirus associated with human respiratory disease in China. **Nature**, v. 579, n. 7798, p. 265–269, 2020.

YAN, X.; LEVINE, J.; ZHAO, X. Integrating ridesourcing services with public transit: An evaluation of traveler responses combining revealed and stated preference data. **Transportation Research Part C: Emerging Technologies**, v. 105, p. 683–696, 2019.

YE, M.; CHEN, Y.; YANG, G.; WANG, B.; HU, Q. Mixed Logit Models for Travelers' Mode Shifting Considering Bike-Sharing. **Sustainability**, v. 12, n. 5, p. 2081, 2020.

YILDIRIM, M.; GEÇER, E.; AKGÜL, Ö. The impacts of vulnerability, perceived risk, and fear on preventive behaviours against COVID-19. **Psychology, Health & Medicine**, v. 26, n. 1, p. 35–43, 2020.

ZABAN, B.; POMPERMAYER, F. M.; CARVALHO, C. H. R. **Novo modelo de contrato de mobilidade urbana: Como gerar receita, aumentar uso e reduzir custos de transporte público urbano.** IPEA, 2021. Nota Técnica. Disponível em: https://www.ipea.gov.br/portal/images/stories/PDFs/nota_tecnica/210412_nt_dirur_n_23.pdf. Acesso em: 30 ago. 2021.

ZHANG, Y.; GUO, H.; LI, C.; WANG, W.; JIANG, X.; LIU, Y. Which One is More Attractive to Traveler, Taxi or Tailored Taxi? An Empirical Study in China. **Procedia Engineering**, v. 137, p. 867–875, 2016.

ZHANG, W.; LU, D.; CHEN, Y.; LIU, C. Land use densification revisited: Nonlinear mediation relationships with car ownership and use. **Transportation Research Part D: Transport and Environment**, v. 98, p. 102985, 2021.

APÊNDICE I – QUESTIONÁRIO FINAL

“Avaliação da Escolha do Transporte por Aplicativo como Ridesourcing (Uber, 99Pop, etc.) Durante a Pandemia da COVID-19”

TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO (TCLE)

Você está sendo convidado(a) a responder um questionário como parte da pesquisa de mestrado vinculada ao Departamento de Engenharia de Transportes da Escola de Engenharia de São Carlos (EESC/USP).

Em fevereiro de 2020, foi registrado o primeiro caso do novo coronavírus (SARS-CoV-2) no Brasil. Desde então, medidas de isolamento social e segurança sanitária foram tomadas em todo o país na tentativa de conter o alastramento da doença, considerada altamente contagiosa. O sistema de transportes foi alterado e novos hábitos de mobilidade urbana foram adquiridos pelos usuários. A pesquisa tem como objetivo principal analisar a possível substituição do transporte público pelo ridesourcing no período associado à pandemia da COVID-19 no Brasil e pode trazer benefícios no sentido de orientar políticas públicas para melhoria da mobilidade urbana.

Este questionário abrange perguntas sobre perfil socioeconômico, utilização do ridesourcing, características de mobilidade urbana, avaliação do transporte público e escolha por um modo de transporte. O tempo de resposta é de 10 minutos, em média, e sua participação é voluntária. Todas as respostas têm caráter anônimo e confidencial.

Sou a pesquisadora responsável desta pesquisa, meu nome é Carolina Silva Costa e poderei ser contatada pelo e-mail carolina.silva.costa@usp.br.

*Ridesourcing são serviços de transporte em que o passageiro solicita viagens através de um aplicativo de smartphone que o conecta a um motorista. São exemplos de companhias que oferecem esse serviço no Brasil a Uber e a 99.

Você aceita participar desta pesquisa, de acordo com o TCLE apresentado?

- Li e aceito os termos desta pesquisa
 Não aceito

CONTATO

Possivelmente, iremos avaliar a escolha do transporte por aplicativo como ridesourcing (Uber, 99Pop, etc.) em diferentes fases da pandemia da COVID-19.

Por favor, deixe-nos seu e-mail para que possamos enviar os próximos questionários e dar continuidade à esta pesquisa.

Vale lembrar que a pesquisa é anônima e confidencial.

E-mail (não obrigatório)

R: _____

PERFIL SOCIOECONÔMICO

Considere sua situação atual, ou seja, durante a pandemia da COVID-19.

Atualmente, em qual estado você reside?

- | | |
|-----------------------------|------------------------------|
| 1) Acre (AC) | 15) Paraíba (PB) |
| 2) Alagoas (AL) | 16) Paraná (PR) |
| 3) Amapá (AP) | 17) Pernambuco (PE) |
| 4) Amazonas (AM) | 18) Piauí (PI) |
| 5) Bahia (BA) | 19) Rio de Janeiro (RJ) |
| 6) Ceará (CE) | 20) Rio Grande do Norte (RN) |
| 7) Distrito Federal (DF) | 21) Rio Grande do Sul (RS) |
| 8) Espírito Santo (ES) | 22) Rondônia (RO) |
| 9) Goiás (GO) | 23) Roraima (RR) |
| 10) Maranhão (MA) | 24) Santa Catarina (SC) |
| 11) Mato Grosso (MT) | 25) São Paulo (SP) |
| 12) Mato Grosso do Sul (MS) | 26) Sergipe (SE) |
| 13) Minas Gerais (MG) | 27) Tocantins (TO) |
| 14) Pará (PA) | |

Atualmente, em qual cidade você reside? (Exemplo: "São Carlos")

R: _____

Qual a sua idade?

- Menos de 18 anos
- de 18 a 24 anos
- de 25 a 30 anos
- de 31 a 40 anos
- de 41 a 50 anos
- de 51 a 60 anos
- acima de 60 anos

Qual seu maior nível de escolaridade?

- Ensino Fundamental
- Ensino Médio
- Ensino Superior Incompleto
- Ensino Superior Completo
- Pós-Graduação

Gênero

- Feminino
- Masculino
- Prefiro não dizer

Outros: _____

Qual sua renda familiar mensal?

- Até 1 salário mínimo (até R\$998)
- Entre 1 e 3 salários mínimos (Entre R\$999 e R\$2994)
- Entre 3 e 6 salários mínimos (Entre R\$2995 e R\$5998)
- Entre 6 e 9 salários mínimos (Entre R\$5999 e R\$8982)
- Entre 9 e 12 salários mínimos (Entre R\$8983 e R\$11976)
- Acima de 12 salários mínimos (Acima de R\$11976)

Quantos automóveis tem na sua residência?

- 0
- 1
- 2
- 3
- 4 ou mais

Você possui algum tipo de isenção/desconto para utilizar o Transporte Público Coletivo?

- Sim, desconto/isenção para estudante
- Sim, desconto/isenção para idosos
- Sim, desconto/isenção para pessoas com deficiência
- Não

Outros: _____

UTILIZAÇÃO DO RIDESOURCING (UBER, 99POP, ETC.) DURANTE A PANDEMIA DA COVID-19

Para esta pesquisa, considere o período de MARÇO de 2020 até o atual momento.

Você utiliza ou já utilizou os serviços de ridesourcing (Uber, 99Pop, etc.) DURANTE a pandemia da COVID-19?

- Sim
- Não

Com que frequência você utilizou o ridesourcing no último mês DURANTE a pandemia da COVID-19?

- Não utilizei no último mês (0 viagens)
- Entre 1 e 3 viagens no último mês
- Entre 4 e 5 viagens no último mês
- Entre 6 e 10 viagens no último mês
- Mais de 10 viagens no último mês

Em relação a sua viagem mais frequente por ridesourcing (Uber, 99Pop, etc.) DURANTE a pandemia da COVID-19, qual é o motivo da sua viagem?

- Trabalho
- Ida à casa de familiares/amigos
- Compras essenciais (supermercado, itens de manutenção, etc.)
- Saúde (ida à consulta médica, posto de saúde, etc.)
- Estudo
- Lazer

Outros: _____

Caso o ridesourcing não estivesse disponível nesta viagem durante a pandemia da COVID-19, qual modo de transporte você utilizaria?

- Não realizaria a viagem
- Transporte Público por Ônibus
- Transporte Público por Trem
- Transporte Público por Metrô

- Automóvel (como motorista)
- Automóvel (como carona)
- Motocicleta
- Táxi
- A pé ou bicicleta
- Outros: _____

SOBRE A SUA VIAGEM MAIS FREQUENTE DURANTE A PANDEMIA COM MEDIDAS DE ISOLAMENTO SOCIAL

Vale ressaltar que as medidas de isolamento social (flexibilização da quarentena) variaram de acordo com a evolução dos casos da doença, no entanto, considere sua viagem mais frequente durante os meses de MARÇO de 2020 até o atual momento.

Qual modo de transporte você mais utiliza em sua viagem mais frequente DURANTE a pandemia da COVID-19?

- Ridesourcing (Uber, 99Pop, etc.)
- Transporte Público por Ônibus
- Transporte Público por Trem
- Transporte Público por Metrô
- Automóvel (como motorista)
- Automóvel (como carona)
- Motocicleta
- Táxi
- A pé ou bicicleta
- Outros: _____

Qual o motivo da sua viagem mais frequente DURANTE a pandemia da COVID-19?

- Trabalho
- Ida à casa de familiares/amigos
- Compras essenciais (supermercado, itens de manutenção, etc.)
- Saúde (ida à consulta médica, posto de saúde, etc.)
- Estudo
- Lazer
- Outros: _____

Qual é o tempo médio da sua viagem mais frequente DURANTE a pandemia da COVID-19?
(Exemplo: 15 minutos)

R: _____

USO DO TRANSPORTE PÚBLICO ANTES DA PANDEMIA

Considere o período ANTERIOR ao mês de MARÇO de 2020.

Você utilizava o Transporte Público (ônibus, metrô, trem) em sua viagem mais frequente ANTES da pandemia?

- Sim
- Não

AVALIAÇÃO DO TRANSPORTE PÚBLICO DURANTE PANDEMIA DA COVID-19

Para esta pesquisa, considere o período de MARÇO de 2020 até o atual momento.

Se estiver respondendo pelo celular, recomendamos que o vire na posição horizontal para melhor visualização das questões.

Qual a sua avaliação geral quanto à qualidade do Transporte Público em sua cidade durante a pandemia da COVID-19?

	1	2	3	4	5	
Muito ruim	<input type="radio"/>	Muito boa				

Qual a sua avaliação quanto à SEGURANÇA PESSOAL no Transporte Público durante a pandemia da COVID-19? (Considere a segurança no interior dos veículos ou nos locais de parada e segurança da mulher)

	1	2	3	4	5	
Muito ruim	<input type="radio"/>	Muito boa				

Qual a sua avaliação quanto à FREQUÊNCIA DE ATENDIMENTO do Transporte Público durante a pandemia da COVID-19? (Intervalo de tempo entre passagem de veículos de TP, tempo de espera nos pontos de parada)

	1	2	3	4	5	
Muito ruim	<input type="radio"/>	Muito boa				

Qual a sua avaliação quanto à CONFIABILIDADE DE HORÁRIOS do Transporte Público durante a pandemia da COVID-19? (Considere o grau de certeza de que o TP passará na origem ou chegará ao destino no horário previsto)

	1	2	3	4	5	
Muito ruim	<input type="radio"/>	Muito boa				

Qual a sua avaliação quanto à ACESSIBILIDADE do Transporte Público durante a pandemia da COVID-19? (Considere distância de sua residência até o ponto de ônibus, acesso para pessoas com dificuldade de locomoção, etc.)

	1	2	3	4	5	
Muito ruim	<input type="radio"/>	Muito boa				

Qual a sua avaliação quanto ao CONFORTO no Transporte Público durante a pandemia da COVID-19? (Considere a LOTAÇÃO dos veículos, possibilidade de viajar sentado, distanciamento social dentro do veículo, possibilidade de viajar próximo das janelas, etc.)

	1	2	3	4	5	
Muito ruim	<input type="radio"/>	Muito boa				

Qual a sua avaliação com relação às MEDIDAS DE HIGIENIZAÇÃO do veículo de Transporte Público durante a pandemia da COVID-19? (Limpeza minuciosa diária dos veículos; limpeza rápida e frequente das superfícies como corrimão, banco, roleta, etc.; limpeza do ar-condicionado)

	1	2	3	4	5	
Muito ruim	<input type="radio"/>	Muito boa				

Qual a sua avaliação com relação às medidas de SEGURANÇA SANITÁRIA no Transporte Público durante a pandemia da COVID-19? (Obrigatoriedade do uso de máscaras no veículo, disponibilidade de álcool gel, proteção para o motorista, ventilação do veículo, etc.)

	1	2	3	4	5	
Muito ruim	<input type="radio"/>	Muito boa				

SOBRE SUA VIAGEM MAIS FREQUENTE FEITA POR TRANSPORTE PÚBLICO

Qual é o preço/tarifa da sua viagem mais frequente feita por Transporte Público? (Exemplo: R\$4,40)

R: _____

Qual é a distância percorrida em sua viagem mais frequente feita por Transporte Público?

- Menor ou igual a 6 quilômetros
- Maior que 6 e menor que 14 quilômetros
- Maior que 14 quilômetros

PAGAMENTO DAS VIAGENS POR RIDESOURCING (UBER, 99POP, ETC.)

Na maioria das vezes, quem paga suas viagens feitas por ridesourcing (Uber, 99Pop, etc.)?

- Pago o preço total da viagem
- Divido o preço da viagem com mais uma pessoa
- Meu empregador paga o preço da viagem
- Nunca utilizei o ridesourcing (Uber, 99Pop, etc.)

CENÁRIOS PARA ESCOLHA DO MODO DE TRANSPORTE DURANTE A PANDEMIA DA COVID-19

COMPOSIÇÃO 1

Bloco 1 disponível em: <https://forms.gle/zvMAgg2382frXea18> Acesso em: 21 dez. 2020.

Bloco 2 disponível em: <https://forms.gle/pWoFQKRmN9c2Si8J8> Acesso em: 21 dez. 2020.

COMPOSIÇÃO 2

Bloco 1 disponível em: <https://forms.gle/hEjgNk3mmp4Ynr8A> Acesso em: 21 dez. 2020.

Bloco 2 disponível em: <https://forms.gle/SQ5icwq2XnUow8Bp9> Acesso em: 21 dez. 2020.

COMPOSIÇÃO 3

Bloco 1 disponível em: <https://forms.gle/hcXJ5QTedxM1SVzq8> Acesso em: 21 dez. 2020.

Bloco 2 disponível em: <https://forms.gle/wP56ypV9NcANGtt8A> Acesso em: 21 dez. 2020.

COMPOSIÇÃO 4

Bloco 1 disponível em: <https://forms.gle/oeHdVBafpUr9LnW58> Acesso em: 21 dez. 2020.

Bloco 2 disponível em: <https://forms.gle/EnEpH9X1w76Gz9pF8> Acesso em: 21 dez. 2020.

APÊNDICE II – CENÁRIOS DO QUESTIONÁRIO PILOTO

CENÁRIOS PARA ESCOLHA DO MODO DE TRANSPORTE DURANTE A PANDEMIA DA COVID-19

COMPOSIÇÃO 1

Bloco 1 disponível em: <https://forms.gle/u2M51hf8GmmHr5jy6> Acesso em: 21 dez. 2020.

Bloco 2 disponível em: <https://forms.gle/8gTv2RJnordAYs367> Acesso em: 21 dez. 2020.

COMPOSIÇÃO 2

Bloco 1 disponível em: <https://forms.gle/T1CU6J15A96rUTPY8> Acesso em: 21 dez. 2020.

Bloco 2 disponível em: <https://forms.gle/NCgjzNr1By22cFtCA> Acesso em: 21 dez. 2020.

COMPOSIÇÃO 3

Bloco 1 disponível em: <https://forms.gle/obtvwpEa7bf5WL7U7> Acesso em: 21 dez. 2020.

Bloco 2 disponível em: <https://forms.gle/jbinpDKEjiB1AQK56> Acesso em: 21 dez. 2020.

COMPOSIÇÃO 4

Bloco 1 disponível em: <https://forms.gle/FuRwweVEFi4Jxtyh6> Acesso em: 21 dez. 2020.

Bloco 2 disponível em: <https://forms.gle/NQrykvMT23Jq2hEJ9> Acesso em: 21 dez. 2020.