



EXPLORAÇÃO DE MODELOS AGREGADOS PARA DISTRIBUIÇÃO DE  
VIAGENS URBANAS: UMA ABORDAGEM BASEADA NAS OPORTUNIDADES  
INTERVENIENTES

Bruno Morais Lemos

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia de Transportes, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Doutor em Engenharia de Transportes.

Orientador: Marcelino Aurélio Vieira da Silva

Rio de Janeiro  
Dezembro de 2020

EXPLORAÇÃO DE MODELOS AGREGADOS PARA DISTRIBUIÇÃO DE  
VIAGENS URBANAS: UMA ABORDAGEM BASEADA NAS OPORTUNIDADES  
INTERVENIENTES

Bruno Morais Lemos

TESE SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO ALBERTO LUIZ  
COIMBRA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE ENGENHARIA (COPPE) DA  
UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS  
REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTOR EM  
CIÊNCIAS EM ENGENHARIA DE TRANSPORTES.

Orientador: Marcelino Aurélio Vieira da Silva

Aprovada por: Prof. Marcelino Aurélio Vieira da Silva

Prof. Ronaldo Balassiano

Prof. Bruno Vieira Bertoncini

Prof<sup>a</sup>. Cira Souza Pitombo

Prof. Ladário da Silva

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

DEZEMBRO DE 2020

Lemos, Bruno Morais

Exploração de modelos agregados para distribuição de viagens urbanas: uma abordagem baseada nas oportunidades intervenientes / Bruno Morais Lemos. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2020.

XVI, 214 p: il.; 29,7 cm.

Orientador: Marcelino Aurélio Vieira da Silva

Tese (doutorado) – UFRJ/COPPE/Programa de Engenharia de Transportes, 2020.

Referências Bibliográficas: p. 128-138

Distribuição de viagens. 2. Oportunidades intervenientes. 3. Medidas de ajuste. I. Silva, Marcelino Aurélio Vieira da. II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia de Transportes. III. Título.

Dedico este trabalho à minha mãe Marleide,  
ao meu pai Cid (*in memoriam*),  
à minha esposa Márcia e  
aos meus filhos Júlia e Lucas.

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço primeiramente a Deus, pela minha vida, por ter saúde e disposição para o trabalho, estudos e por ter a oportunidade de colaborar com a ciência.

À toda minha família, em especial, à minha mãe, à minha esposa, aos meus filhos e aos meus padrinhos Reginaldo e Marileide.

Ao meu orientador, professor Marcelino Aurélio Vieira da Silva, por ter acreditado em meu potencial, por sua paciência, disponibilidade e amizade.

À Universidade Federal do Rio de Janeiro e seus docentes, que me proporcionaram acesso a um ensino de alta qualidade.

Aos meus amigos Fábio Gonçalves e Laurentino Duodécimo, que tanto me incentivaram para realização do doutorado.

Aos meus colegas de trabalho da Universidade de Vassouras, especialmente ao Reitor Prof. Marco Antonio Soares e ao Presidente Marco Capute.

Aos meus colegas de doutorado da Universidade Federal do Rio de Janeiro, em especial ao Luid Pereira de Oliveira, César Alfonso Parada Sánchez e Filipe Almeida Corrêa do Nascimento, que me incentivaram e colaboraram em alguns momentos durante minha caminhada.

A todos os meus professores, os quais tive a honra de ter sido aluno e que contribuíram para me tornar a pessoa que sou.

A todas as pessoas que de alguma forma colaboraram para que cumprisse essa missão.

Resumo da Tese apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Doutor em Ciências (D. Sc.)

EXPLORAÇÃO DE MODELOS AGREGADOS PARA DISTRIBUIÇÃO DE  
VIAGENS URBANAS: UMA ABORDAGEM BASEADA NAS OPORTUNIDADES  
INTERVENIENTES

Bruno Morais Lemos

Dezembro/2020

Orientador: Marcelino Aurélio Vieira da Silva

Programa: Engenharia de Transportes

Este trabalho tem como objetivo principal avaliar a influência da distribuição espacial das oportunidades intervenientes em modelos agregados de distribuição de viagens. Os objetivos específicos, estão pautados na influência que diferentes níveis de agregação possuem sobre alguns modelos de distribuição de viagens; na validação empírica da proposta de duas variações de um modelo de distribuição de viagens e no teste dos modelos avaliados em diferentes cenários. A hipótese primária testada foi se a variação das dimensões das formas geométricas utilizadas para definição das oportunidades intervenientes, podem influenciar positivamente a capacidade de previsão dos modelos de distribuição de viagens avaliados nesta tese. Para se atingir os objetivos e testar as hipóteses enunciadas nesta tese, foi realizado um experimento a partir dos dados de 697.914 viagens de passageiros realizadas na cidade do Rio de Janeiro. Essas informações foram organizadas em duas formas de zoneamento, sendo realizado em cada uma delas, a definição das oportunidades intervenientes utilizando as figuras geométricas círculo e elipse, incluindo as variações de suas dimensões. Conjuntamente às formas de zoneamento e definição das oportunidades, foram testados 5 modelos de distribuição de viagens, resultando em um experimento composto por 178 matrizes O-D, considerados como cenários. Na maior parte dos cenários avaliados, os resultados mostram que as propostas de variações do modelo de distribuição de viagens e de diferentes formas de definição das oportunidades intervenientes, podem melhorar a capacidade de previsão das viagens.

Abstract of Thesis presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor of Science (D. Sc.)

EXPLORATION OF AGGREGATE MODELS FOR DISTRIBUTION OF URBAN TRAVEL: AN APPROACH BASED ON INTERVENING OPPORTUNITIES

Bruno Morais Lemos

December/2020

Advisor: Marcelino Aurélio Vieira da Silva

Department: Transportation Engineering

The main objective of this work is to evaluate the intervening opportunities spatial distribution influence on aggregate trip distribution models. The specific objectives are based on the influence that different levels of aggregation have on some models of trip distribution; in the empirical validation of the proposal for two variations of a trip distribution model and in the testing of the models evaluated in different scenarios. The primary hypothesis tested was whether the dimension variation of the geometric shapes used to define the intervening opportunities can positively influence the forecasting capacity of the trip distribution models evaluated in this thesis. In order to achieve the objectives and test the hypotheses stated in this thesis, an experiment was carried out based on data from 697,914 passenger trips made in the city of Rio de Janeiro. This information was organized into two forms of zoning, using the geometric figures circle and ellipse, including variations in their dimensions, in defining the intervening opportunities. Together with the zoning forms and opportunities definition, 5 trip distribution models were tested, resulting in an experiment composed of 178 Origin-Destiny matrices, considered as scenarios. In most of the scenarios evaluated, the results show that proposals for variations in trip distribution model and different ways of defining intervening opportunities can improve travel forecast ability.

## SUMÁRIO

<b>1. INTRODUÇÃO</b> .....	1
1.1. Considerações iniciais .....	1
1.2. Justificativa e relevância.....	1
1.3. Problemática e motivação.....	4
1.4. Objetivos e hipóteses .....	7
1.5. Delimitação da pesquisa.....	8
1.6. Ineditismo e contribuições .....	9
1.7. Estrutura da pesquisa .....	10
<b>2. MODELOS BASEADOS EM OPORTUNIDADES INTERVENIENTES</b> .....	11
2.1. Considerações iniciais .....	11
2.2. Modelos agregados baseados em oportunidades intervenientes .....	15
2.3. Considerações finais do capítulo .....	38
<b>3. DEFINIÇÃO DAS OPORTUNIDADES INTERVENIENTES</b> .....	39
3.1. Considerações iniciais .....	39
3.2. Revisão de literatura .....	40
3.3. Considerações finais do capítulo .....	49
<b>4. MATERIAIS E MÉTODO</b> .....	51
4.1. Materiais .....	51
4.2. Procedimento proposto para definição das oportunidades intervenientes .....	61
4.3. Primeira proposta de variação do MGO.....	65
4.4. Segunda proposta de variação do MGO, baseada no MMO.....	67
4.5. Descrição do experimento.....	70
4.6. Considerações finais do capítulo .....	77
<b>5. APLICAÇÃO DO MÉTODO E ANÁLISE DOS RESULTADOS</b> .....	78
5.1. Modelo Gravitacional (MG).....	79
5.2. Modelo original de oportunidades intervenientes (MOO).....	82
5.3. Modelo gravitacional de oportunidades intervenientes (MGO) .....	87
5.4. Modelo modificado de oportunidades intervenientes (MMO) .....	92
5.5. Modelo modificado de oportunidades com base nos tempos de viagem (MMOT)	98
5.6. Comparação entre os modelos baseados em oportunidades intervenientes.....	102
5.6.1. Comparação entre modelos quando utilizado o círculo.....	106



5.6.2. Comparação entre modelos quando utilizada a elipse.....	109
5.7. Comparação entre modelos baseados em oportunidades considerando o zoneamento .....	112
5.8. Considerações finais do capítulo .....	116
6. CONSIDERAÇÕES FINAIS .....	121
REFERÊNCIAS .....	128
APÊNDICE I .....	139
APÊNDICE II .....	141
APÊNDICE III .....	142
APÊNDICE IV .....	143
APÊNDICE V .....	145
APÊNDICE VI .....	147
APÊNDICE VII .....	148
APÊNDICE VIII .....	149
APÊNDICE IX .....	162

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Definição das oportunidades intervenientes elaborado por Stouffer (1940) .....	40
Figura 2 - Estrutura do modelo de oportunidades intervenientes segundo Gonçalves (1992) .....	41
Figura 3 - Círculo utilizado por Stouffer (1960) para definição das oportunidades intervenientes .....	42
Figura 4 - Hierarquização das cidades utilizando dois círculos .....	43
Figura 5 - Adaptação da definição das oportunidades realizadas por Smith (1976) .....	44
Figura 6 - Situação de escolha proposta por Okabe (1977) .....	46
Figura 7 - Ilustração dos grupos de zonas de tráfego .....	49
Figura 8 - Cidade do Rio de Janeiro em subdistritos .....	54
Figura 9 - Cidade do Rio de Janeiro em bairros .....	56
Figura 10 - Figura geométrica círculo para definição das oportunidades .....	61
Figura 11 - Figura geométrica círculo com acréscimo em $\delta$ .....	62
Figura 12 - Figura geométrica elipse para definição das oportunidades .....	63
Figura 13 – Figura geométrica elipse e suas relações .....	64
Figura 14 - Figura geométrica elipse com acréscimo em $\delta$ .....	64
Figura 15 - Procedimento adotado para o experimento .....	70
Figura 16 - Cálculo das oportunidades intervenientes ( $0 \leq \delta \leq 100\%$ ) .....	71
Figura 17 - Total de matrizes estimadas pelos modelos agregados .....	72
Figura 18 - Comparação entre viagens observadas e estimadas pelo MG (Subdistritos) .....	80
Figura 19 - Comparação entre viagens observadas e estimadas pelo MG (Bairros) .....	81
Figura 20 - Viagens observadas e estimadas pelo MG (Subdistritos e Bairros) .....	81

Figura 21 - Comparação entre viagens observadas e estimadas pelo MOO (Subdistritos) .....	85
Figura 22 - Viagens observadas e estimadas pelo MOO (Subdistritos) .....	85
Figura 23 - Comparação entre viagens observadas e estimadas pelo MOO (Bairros) .....	86
Figura 24 - Viagens observadas e estimadas pelo MOO (Bairros) .....	86
Figura 25 - Comparação entre viagens observadas e estimadas pelo MGO (Subdistritos) .....	90
Figura 26 - Viagens observadas e estimadas pelo MGO (Subdistritos) .....	91
Figura 27 - Comparação entre viagens observadas e estimadas pelo MGO (Bairros) .....	91
Figura 28 - Viagens observadas e estimadas pelo MGO (Bairros) .....	92
Figura 29 - Comparação entre viagens observadas e estimadas pelo MMO (Subdistritos) .....	96
Figura 30 - Viagens observadas e estimadas pelo MMO (Subdistritos) .....	96
Figura 31 - Comparação entre viagens observadas e estimadas pelo MMO (Bairros) .....	97
Figura 32 - Viagens observadas e estimadas pelo MMO (Bairros) .....	97
Figura 33 - Comparação entre viagens observadas e estimadas pelo MMOT (Subdistritos) .....	100
Figura 34 - Viagens observadas e estimadas pelo MMOT (Subdistritos) .....	100
Figura 35 - Comparação entre viagens observadas e estimadas pelo MMOT (Bairros) .....	101
Figura 36 - Viagens observadas e estimadas pelo MMOT (Bairros) .....	101
Figura 37 - Comparação entre viagens observadas e estimadas (Fig. Círculo – Subdistritos) .....	108
Figura 38 - Comparação entre viagens observadas e estimadas (Fig. Círculo – Bairros) .....	108
Figura 39 - Comparação entre viagens observadas e estimadas (Fig. Elipse – Subdistritos) .....	110

Figura 40 - Comparação entre viagens observadas e estimadas (Fig. Elipse – Bairros) .....	111
Figura 41 - Melhores resultados do MOO por zoneamento e figura geométrica ...	112
Figura 42 - Melhores resultados do MGO por zoneamento e figura geométrica ...	113
Figura 43 - Melhores resultados do MMO por zoneamento e figura geométrica .....	113
Figura 44 - Melhores resultados do MMOT por zoneamento e figura geométrica .....	114

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1- Modelos baseados em Oportunidades Intervenientes .....	23
Tabela 2 – Zoneamento por subdistritos .....	55
Tabela 3 – Zoneamento por bairros .....	57
Tabela 4 - Empregos por subdistritos .....	59
Tabela 5 - Empregos por bairros .....	60
Tabela 6 - Parâmetros encontrados – MG .....	80
Tabela 7 - Resultados das matrizes estimadas pelo MG .....	80
Tabela 8 - Resultados dos testes não paramétricos – MG .....	81
Tabela 9 - Parâmetros encontrados – MOO (Subdistritos) .....	82
Tabela 10 - Parâmetros encontrados – MOO (Bairros) .....	82
Tabela 11 - Resultados das matrizes estimadas pelo MOO .....	84
Tabela 12 - Resultados dos testes não paramétricos – MOO .....	86
Tabela 13 - Parâmetros encontrados - MGO (Subdistritos) .....	87
Tabela 14 - Parâmetros encontrados - MGO (Bairros) .....	87
Tabela 15 - Resultados das matrizes estimadas pelo MGO .....	89
Tabela 16 - Resultados dos testes não paramétricos – MGO .....	92
Tabela 17 - Parâmetros encontrados – MMO (Subdistritos – Círculo) .....	93
Tabela 18 - Parâmetros encontrados – MMO (Subdistritos - Elipse) .....	93
Tabela 19 - Parâmetros encontrados – MMO (Bairros - Círculo) .....	93
Tabela 20 - Parâmetros encontrados – MMO (Bairros - Elipse) .....	94
Tabela 21 - Resultados das matrizes estimadas pelo MMO .....	95
Tabela 22 - Resultados dos testes não paramétricos – MMO .....	98
Tabela 23 - Resultados das matrizes estimadas pelo MMOT .....	99
Tabela 24 - Resultados dos testes não paramétricos – MMOT .....	101

Tabela 25 – Comparação entre os modelos baseados em oportunidades intervenientes – Círculo .....	103
Tabela 26 – Comparação entre os modelos baseados em oportunidades intervenientes – Elipse .....	104
Tabela 27 – Melhores resultados encontrados quando utilizado o círculo .....	107
Tabela 28 – Melhores resultados encontrados quando utilizada a elipse .....	110
Tabela 29 – Quantitativo de matrizes por zoneamento e figura geométrica .....	114
Tabela 30 – Melhores resultados encontrados por zoneamento .....	115
Tabela 31 – Relação de municípios da RMRJ .....	139
Tabela 32 – Relação de macrozonas da RMRJ .....	139
Tabela 33 – Modo principal .....	140
Tabela 34 – Relação do grau de instrução .....	140
Tabela 35 – Motivo da viagem .....	140

## LISTA DE SÍMBOLOS

$[T_{ij}^*]_{m \times n}$	Matriz O-D observada
$[T_{ij}]_{m \times n}$	Matriz O-D estimada
$D_j$	Viagens atraídas no destino $j$
$O_i$	Viagens produzidas na origem $i$
$R^2$	Coefficiente de determinação
$T_{ij}$	Viagens estimadas entre a zona de origem $i$ e de destino $j$
$T_{ij}^*$	Viagens observadas entre a zona de origem $i$ e de destino $j$
$U_{ij}$	Oportunidades Intervenientes calculadas
$U_{ij\delta}$	Oportunidades Intervenientes recalculadas

## LISTA DE SIGLAS

CENTRAL	Companhia Estadual de Engenharia de Transportes e Logística
DV	Distribuição de viagens
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
ID	Índice de Dissimilaridade
MG	Modelo Gravitacional
MGO	Modelo Gravitacional de Oportunidades Intervenientes
MMO	Modelo Modificado de Oportunidades Intervenientes
MMOT	Modelo Modificado de Oportunidades com base nos tempos de viagem
MOI	Modelos de Oportunidades Intervenientes
MOO	Modelo Original de Oportunidades Intervenientes
O-D	Origem-Destino
OI	Oportunidades Intervenientes
PDTU	Plano Diretor de Transporte Urbano
PIB	Produto Interno Bruto
RMRJ	Região Metropolitana do Rio de Janeiro
RMSE	Raiz do erro médio quadrático ( <i>Root Mean Square Error</i> )
SETRANS	Secretaria de Estado de Transportes



# 1. INTRODUÇÃO

## 1.1. Considerações iniciais

De acordo com Papacostas (1987), o planejamento de transporte, que abrange, inclusive, o planejamento das viagens, é uma atividade que tem como objetivo examinar o potencial de ações a serem tomadas em um momento futuro.

Os modelos de distribuição de viagens são ferramentas fundamentais nos processos de planejamento dos sistemas de transporte urbanos e interurbanos e, portanto, no planejamento das viagens (WILSON, 1970<sub>a</sub>).

Em geral, modelos<sup>1</sup> são representações simplificadas da realidade, que podemos utilizar para melhor entender alguns objetos ou fenômenos do mundo real e tomar decisões baseadas nesse entendimento (BEN-AKIVA *et al.*, 1974; BLUNDEN; BLACK, 1984; PAPACOSTAS, 1987).

A distribuição de viagens é a parte do processo de planejamento de transportes que relaciona um certo número de viagens com origem em cada zona da área de estudo com um determinado número de viagens com destino nas outras zonas da área (BRUTON, 1979).

Esta pesquisa inicialmente, adotará a premissa que não há melhor modelagem, pois o que provavelmente ocorre é que existam modelos que melhor se apliquem em situações específicas.

## 1.2. Justificativa e relevância

Conforme será detalhado no Capítulo 4 – Materiais e Método, no experimento desenvolvido para este trabalho, exploraram-se modelos agregados para distribuição de viagens.

Os dados dos deslocamentos foram organizados em dois diferentes níveis de agregação, e para definição das oportunidades intervenientes (OI), foram utilizadas duas formas geométricas, que por sua vez, na tentativa de melhor capturar o uso do solo por meio da definição das OI, sofreram variações nas suas dimensões. A combinação dessas

---

<sup>1</sup> De acordo com Papacostas (1987), os modelos podem ser físicos ou matemáticos. Nesta tese, o termo “modelos” está sendo empregado no sentido de modelos matemáticos.

possibilidades<sup>2</sup>, resultou em um experimento que realizou a estimativa de 178 (cento e setenta e oito) matrizes Origem-Destino (O-D), caracterizando, portanto, um igual número de diferentes cenários.

Como modelos de distribuição de viagens possuem o propósito de prever o número de viagens entre cada local de origem e destino dentro de uma área (RUITER, 1967), um trabalho que realiza o teste empírico, utilizando diferentes cenários e métodos para executar tais modelos torna-se imprescindível, uma vez que validadas empiricamente as hipóteses que serão apresentadas nesta tese, abre-se caminho para evolução destes modelos.

A distribuição das viagens pode ser obtida por meio de dados de pesquisa de campo realizada em um determinado intervalo temporal, como uma pesquisa O-D por exemplo, destacando-se assim o fato de que tais pesquisas invariavelmente demandam tempo e recursos.

Apesar dos modelos de distribuição de viagens necessitarem da quantificação das viagens para sua calibração, não é incomum, principalmente em países em desenvolvimento, a indisponibilidade parcial de informações necessárias para sua aplicação (YANG *et al.*, 2014).

Em parte, essa indisponibilidade de dados deve-se ao aumento das restrições orçamentárias para as áreas urbanas, que levou os profissionais de planejamento a reconsiderar os gastos com esses levantamentos (CELIK, 2010) e, portanto, utilizar métodos de predição da quantidade provável de viagens entre a origem e o destino, baseados em informações parciais, torna-se uma boa ferramenta para esses profissionais.

Portanto, considerando as restrições orçamentárias, aliadas ao fato comum relacionado à dificuldade de obtenção de dados consistentes de viagem, justifica-se a exploração deste tema e importância das contribuições centrais deste trabalho.

Uma questão importante no estudo do planejamento de transporte é o nível de agregação selecionado para a coleta de dados, sendo que diferentes formas de zoneamento podem refletir em diferentes níveis de agregação (ORTÚZAR; WILLUMSEN, 2011).

---

<sup>2</sup> Combinação referente ao número de modelos, *versus* número de zoneamentos, *versus* número de formas geométricas e suas variações, conforme será detalhado no Capítulo 4.

Em geral, um nível maior de desagregação, fornecendo um melhor nível detalhamento dos dados, melhorará a qualidade dos modelos de previsão, mas aumentará o custo da coleta de dados e de outros aspectos do exercício de modelagem (DALY; ORTÚZAR, 1990).

Alguns pesquisadores, tais como Batty e Sikdar (1982<sup>c</sup>), Daly e Ortúzar (1990), De Grange *et al.* (2011), Sbai e Ghadi (2018), mostram que melhores medidas de ajuste (*goodness-of-fit*<sup>3</sup>) dos modelos de distribuição de viagens são encontradas em dados com níveis de agregação maiores.

No entanto, Delgado e Bonnel (2016) encontram melhores medidas de ajuste em situações específicas para menores níveis de agregação. Portanto, tais pesquisas ainda não são totalmente conclusivas quanto à melhor modelagem, incluindo o nível de agregação a ser utilizado em cada situação.

Além das questões relacionadas ao custo da modelagem, também é preciso levar em consideração a qualidade do ajuste dos modelos de distribuição de viagens, pois estes possuem a função de produzir as melhores previsões possíveis das opções de destino dos viajantes (EVANS, 1973; DE GRANGE *et al.*, 2010).

Portanto, considerar o melhor modelo a ser utilizado, a melhor maneira para se determinar as oportunidades intervenientes, quando for o caso, e o melhor nível de agregação (zoneamento), torna-se um fator importante para o estado da arte em planejamento de transportes, em especial no que tange a distribuição das viagens.

A importância deste trabalho está fundamentada em uma análise e na busca por uma melhoria na qualidade do ajuste de alguns modelos agregados de distribuição de viagens baseados em oportunidades intervenientes, bem como propor uma nova maneira para definir as referidas oportunidades.

Sua relevância tem como ponto central a exploração de alguns modelos agregados de distribuição de viagens, com enfoque na avaliação da influência que diferentes formas de definição das oportunidades intervenientes possuem sobre esses modelos, e a verificação do melhor nível de agregação para cada modelo.

---

<sup>3</sup> Medidas estatísticas que têm o objetivo de medir a proximidade entre o conjunto de dados observado e o estimado pelo modelo (KNUDSEN; FOTHERINGHAM, 1986). Este conceito será representado nesta tese pelos termos “ajuste do modelo” ou “medidas de ajuste”.

A escolha da linha de investigação desta tese, com foco em modelos baseados em oportunidades intervenientes, justifica-se pelo fato desses modelos serem capazes de capturar o uso do solo (SIMINI *et al.*, 2012; BRUTON, 1979), representado indiretamente nesta pesquisa, pela distribuição espacial das oportunidades intervenientes.

Como o uso do solo pode ser representado por atividades de pessoas distribuídas em diferentes zonas separadas por uma distância (RASOULI, 2014), e tendem a modificar ao longo do tempo (FOTHERINGHAM, 1983<sub>b</sub>), espera-se portanto, que os modelos baseados em oportunidades intervenientes sejam capazes de reproduzir tais efeitos, corroborando a importância no desenvolvimento desses modelos e desta pesquisa.

### **1.3. Problemática e motivação**

A partir da década de 1940, verifica-se o desenvolvimento do modelo de distribuição agregada de bens, fornecidos a um custo mínimo (HITCHCOCK, 1941). O problema abordado por Hitchcock (1941), posteriormente foi utilizado por Wilson (1967), com o desenvolvimento do modelo gravitacional clássico duplamente restrito (DE GRANGE *et al.*, 2010).

Ainda na década de 1940, Stouffer (1940) propõe seu modelo baseado nas oportunidades intervenientes entre um local de origem e de destino. Posteriormente Schneider (1959) e Stouffer (1960), reformulam o modelo proposto originalmente em 1940.

A utilização inicial de modelos baseados em fatores de crescimento foi seguida pelos modelos gravitacionais, originalmente nos anos 1950 e por outros modelos, incluindo os modelos de oportunidades intervenientes (KOMPIL; CELICK, 2013).

Conforme poderá ser verificado nesta tese, modelos de distribuição de viagens, vêm sendo usados desde meados do século XIX e, atualmente, ainda é possível verificar esforços no sentido do desenvolvimento desses modelos.

Os problemas e as dificuldades, associados à movimentação nas cidades que se refletem na distribuição das viagens, são evidentes e destacam-se no cotidiano dos viajantes. Embora esses problemas não sejam novos, eles passam a ter maiores dimensões com o crescimento das populações urbanas e o aumento da utilização de veículos motorizados (BRUTON, 1979).

Considerando que o problema da distribuição de viagens é estimar o número de viagens, por unidade de tempo, que serão feitas entre cada par de zonas sob determinadas condições (EVANS, 1973).

Considerando sua importância como ferramenta no planejamento de transportes (WILSON, 1967; EVANS, 1973; BRUTON, 1979; WILLS, 1986; DE GRANGE *et al.*, 2010; ORTÚZAR; WILLUMSEN, 2011).

Considerando o fato do desenvolvimento da teoria das oportunidades intervenientes (STOUFFER, 1940, 1960; SCHNEIDER, 1959) e gravitacional de oportunidades (WILLS, 1986; GONÇALVES, 1992).

Encontrou-se motivação para avaliar a influência das diferentes maneiras de definição das oportunidades intervenientes sobre alguns modelos de distribuição de viagens, por meio da variação das formas geométricas utilizadas para definição destas oportunidades.

A revisão de literatura, presente nos Capítulos 2 e 3, mostra que as oportunidades intervenientes são comumente delimitadas por uma forma geométrica circular. No entanto, Stouffer (1960), apesar de também utilizar um círculo para definição das oportunidades intervenientes, menciona que uma elipse ou até mesmo uma forma de cunha podem se mostrar mais apropriadas para a definição das oportunidades intervenientes.

Com base na revisão de literatura realizada, que aponta para o uso do círculo como forma geométrica para a definição das oportunidades intervenientes, encontrou-se outra motivação, desta vez vislumbrando analisar, também, a utilização da elipse como figura geométrica que delimitará a área que irá definir tais oportunidades.

Considerando os problemas relacionados à distribuição de viagens e, portanto:

- Os esforços realizados nas últimas décadas, na busca por modelos que sejam capazes de realizar a previsão mais precisa das viagens;
- As pesquisas<sup>4</sup> que buscam avaliar a qualidade do ajuste de modelos agregados de distribuição de viagens;

---

<sup>4</sup> Algumas dessas pesquisas serão apresentadas na revisão de literatura.

- O problema da definição das oportunidades intervenientes, comumente delimitadas pela figura geométrica circular, sua capacidade em capturar o uso do solo decorrente da definição destas oportunidades e sua influência no ajuste de alguns modelos de distribuição de viagens.

- A incapacidade de alguns modelos de distribuição de viagens, tal como o gravitacional, em capturar as possíveis mudanças no uso do solo, decorrente de alterações na distribuição das oportunidades ao longo do tempo.

Percebeu-se que há uma lacuna a ser preenchida, nas questões relacionadas a estes modelos, às diferentes formas geométricas e na variação de suas dimensões, que podem ser utilizadas para definição das oportunidades intervenientes, e por consequência, a influência que estas formas de definição podem ter sobre alguns modelos de distribuição de viagens.

Considerando as potencialidades e questões relacionadas às limitações destes modelos, percebe-se que se trata de um assunto ainda não esgotado. Este fato leva a alguns questionamentos, a saber:

- Qual a influência da distribuição espacial das oportunidades intervenientes na qualidade do ajuste dos modelos de distribuição de viagens?

- Seria possível propor uma alteração na aplicação dos modelos baseados em oportunidades intervenientes, de maneira a melhor capturar o uso do solo por meio da definição destas oportunidades e que, conseqüentemente, reflitam na melhoria do ajuste destes modelos?

- Seria possível definir as oportunidades intervenientes por meio de outra forma geométrica que não seja o círculo? E além disso, seria possível aplicar variações nas dimensões destas formas geométricas?

A partir destes questionamentos, pretende-se explorar o problema da distribuição de viagens, em especial os modelos baseados em oportunidades intervenientes, apoiando-se na proposta de uma nova forma para definir essas oportunidades, bem como também na proposta de duas variações do modelo gravitacional de oportunidades intervenientes.

Espera-se que as variações propostas do modelo, associadas a novas formas de definição das oportunidades intervenientes, sejam capazes de melhor representar a previsão das viagens que aquelas realizadas pelos modelos tradicionais que serão

abordados por esta tese, contribuindo desta forma para a evolução destes modelos, que buscam tratar o problema da distribuição das viagens.

Este trabalho aborda o problema de distribuição de viagens de passageiros na cidade do Rio de Janeiro, com o enfoque na influência que o uso do solo, representado por diferentes formas de definição das oportunidades intervenientes, pode ter sobre os modelos nelas baseados.

No entanto, considerando a importância do modelo gravitacional, este também será incluído nesta tese, com a principal função de ter seus resultados comparados aos modelos baseados em oportunidades intervenientes.

Nesta tese, será realizada a avaliação de cinco modelos de distribuição de viagens:

- (a) Modelo Gravitacional, considerando a proposta de Wilson (1967);
- (b) Modelo de Oportunidades Intervenientes, reformulado por Schneider (1959);
- (c) Modelo Gravitacional de Oportunidades, conforme apresentado por Gonçalves (1992);
- (d) Uma primeira proposta, baseada na variação do modelo gravitacional de oportunidades, conforme o modelo apresentado por Gonçalves (1992);
- (e) Uma segunda proposta, baseada na variação do modelo gravitacional de oportunidades, conforme o modelo apresentado por Gonçalves (1992), em que se aplica o método de fricção, baseado em intervalos de tempos de viagem (PAPACOSTAS, 1987).

#### **1.4. Objetivos e hipóteses**

Considerando a problemática e relevância das questões relacionadas à distribuição das viagens, este trabalho tem como objetivo geral analisar a influência do uso do solo, representado pela distribuição espacial das oportunidades intervenientes e suas formas de definição, em modelos agregados de distribuição de viagens.

Os objetivos específicos são:

a) Avaliar a influência das maneiras de definição das oportunidades intervenientes, analisando o efeito que a variação das dimensões das formas geométricas utilizadas possui sobre alguns modelos de distribuição de viagens.

b) Avaliar a influência de dois diferentes níveis de agregação, na qualidade do ajuste dos modelos de distribuição de viagens analisados neste trabalho, a saber: Modelo Gravitacional (MG), Modelo Original de Oportunidades Intervenientes (MOO), Modelo

Gravitacional de Oportunidades (MGO), Modelo Modificado de Oportunidades Intervenientes (MMO) e Modelo Modificado de Oportunidades Intervenientes com base nos tempos de viagem (MMOT).

c) Avaliar a qualidade do ajuste das duas propostas de variações do MGO sob a influência das oportunidades intervenientes.

d) Testar e comparar, empiricamente, diferentes modelos de distribuição de viagens em diferentes cenários.

A hipótese primária deste trabalho pauta-se na verificação de se a variação das dimensões das formas geométricas utilizadas para definição das oportunidades intervenientes pode influenciar positivamente na qualidade do ajuste dos modelos de distribuição de viagens baseados nestas oportunidades.

As hipóteses secundárias são:

i. As oportunidades intervenientes utilizadas para explicar o número de viagens entre uma origem e um destino não são necessariamente encontradas apenas nos limites da forma geométrica que as delimita originalmente, podendo haver oportunidades intervenientes que excedam tais limites e que influenciem positivamente a qualidade do ajuste dos modelos de distribuição que utilizam essas oportunidades;

ii. É possível obter resultados satisfatórios a partir dos modelos de distribuição de viagens analisados, utilizando a elipse como figura geométrica para se determinar as oportunidades intervenientes;

iii. As duas propostas de variação do MGO (MMO e MMOT), quando comparadas ao modelo básico, são capazes de melhorar a capacidade de previsão das viagens.

### **1.5. Delimitação da pesquisa**

O modelo de quatro etapas, pressupõe que o viajante toma sua decisão de viagem em vários estágios (BEN-AKIVA *et al.*, 1974) e, é classicamente representado por quatro submodelos, a saber: geração de viagens, distribuição de viagens, escolha modal e alocação das viagens (BRUTON, 1979; HUTCHINSON, 1979; KANAFANI, 1983; KÜHLKAMP, 2003; ORTÚZAR; WILLUMSEN, 2011).

Conforme destaca o título, esta tese possui como objeto central de análise, os modelos baseados em oportunidades intervenientes. Portanto, esta pesquisa investigou a segunda etapa desse método, denominada distribuição de viagens.



Como o modelo de quatro etapas é amplamente difundido na literatura especializada sobre planejamento de transportes, não se considerou necessário realizar revisão de literatura sobre os demais submodelos.

Neste trabalho, a utilização de tais modelos, aplica-se exclusivamente à distribuição das viagens na cidade do Rio de Janeiro, não tendo sido realizado nesta pesquisa testes com dados de outras cidades.

Serão avaliados empiricamente os resultados encontrados decorrentes do uso dos modelos agregados de distribuição de viagens, a saber: MG, MOO, MGO, além de duas variações do MGO (MMO e MMOT).

Apesar da comparação que será realizada com o MG, o foco deste trabalho está especificamente no desenvolvimento dos modelos baseados em oportunidades intervenientes, na sua forma de definição, e na influência da distribuição espacial destas oportunidades nestes modelos.

Restringiu-se a utilização da matriz O-D observada a dados do Plano Diretor de Transporte Urbano (PDTU) 2003, em detrimento aos dados do PDTU realizado no ano de 2012, em função do tamanho da amostra utilizada neste último ser menor que a pesquisa realizada no ano de 2003.

## **1.6. Ineditismo e contribuições**

As principais contribuições deste trabalho estão fundamentadas em:

- Uma análise da influência da distribuição espacial das oportunidades intervenientes nos modelos de distribuição de viagens abordados neste trabalho;
- A primeira proposta de variação do MGO, denominada Modelo Modificado de Oportunidades (MMO), baseado na inserção de parâmetros nas variáveis de atração e produção;
- A segunda proposta de variação do MGO, denominada Modelo Modificado de Oportunidades com base nos tempos de viagem (MMOT), baseado no agrupamento dos tempos de viagem, denominado método de fricção;

A contribuição científica inédita deste trabalho está pautada em uma nova maneira para se determinar as oportunidades intervenientes, que repousa sobre quatro pilares:

- A utilização da figura geométrica elipse para se determinar as oportunidades intervenientes;

- A variação das formas de determinação das oportunidades intervenientes, baseada no acréscimo das dimensões da figura geométrica utilizada, círculo ou elipse, com o intuito de corroborar a hipótese primária desta tese;

- A verificação das hipóteses secundárias i) e ii), ao analisar se as oportunidades intervenientes que explicam o número de viagens estimadas, não se encontram necessariamente na área que compreende os limites originais das figuras geométricas avaliadas no experimento realizado.

- A verificação da hipótese secundária iii), no sentido de validar empiricamente as propostas de variações do MGO, realizadas por esta tese.

### **1.7. Estrutura da pesquisa**

O presente trabalho está organizado em capítulos, sendo o primeiro deles esta introdução e os demais conforme apresentados a seguir:

O Capítulo 2 discorre sobre modelos de distribuição de viagens baseados em OI, sendo inclusive apresentada uma tabela com vinte e seis modelos de distribuição de viagens encontrados na literatura.

O Capítulo 3, denominado Definição das oportunidades intervenientes, apresenta uma revisão de literatura sobre diferentes formas e procedimentos para se determinar estas oportunidades.

O Capítulo 4, denominado Materiais e Método, mostra como a matriz de viagens observada e as OI foram obtidas. Apresenta o procedimento realizado para se determinar as OI, como foi realizada a calibração dos modelos e o cálculo das matrizes estimadas. Nesse capítulo também se encontram as duas variações do MGO, propostas por esta tese.

O Capítulo 5, denominado Aplicação do método e análise dos resultados, apresenta uma análise dos resultados encontrados para cada modelo de distribuição de viagens, analisando-os em diferentes cenários, e a seguir, realiza uma comparação entre os modelos.

O Capítulo 6, por meio da análise dos resultados encontrados por este trabalho, apresenta as considerações finais, verifica o alcance de objetivos propostos e a validação das hipóteses apresentadas. Nesse capítulo também serão apresentadas as possibilidades de trabalhos futuros.

## 2. MODELOS BASEADOS EM OPORTUNIDADES INTERVENIENTES

### 2.1. Considerações iniciais

Podem ser considerados os primeiros estudos relacionados à distribuição de viagens, os trabalhos realizados por Carey em 1858, Ravenstein em 1885 e Lill em 1889 e Pallin em 1920 (KANAFANI, 1983; GONÇALVES, 1992).

Os modelos de distribuição de viagens destinam-se a produzir as melhores previsões possíveis das opções de destino dos viajantes, com base nas informações de geração e atração de viagens para cada zona, incluindo o nível de impedância ou custo generalizado de deslocamento entre cada par de zonas (EVANS, 1973; DE GRANGE *et al.*, 2010).

Esses modelos são, portanto, cruciais para a previsão de movimentos das populações, mas também para fins explicativos, a fim de melhorar os mecanismos de entendimento da mobilidade (LENORMAND *et al.*, 2016).

De acordo com Kanafani (1983), a estrutura geral de uma modelo de distribuição de viagens apresenta-se conforme Equação 1.

$$T_{ij} = f(A_i B_j C_{ij}) \quad (1)$$

Em que  $T_{ij}$  representa o fluxo estimado entre as localizações  $i$  e  $j$ ;  $A_i$  e  $B_j$  são funções das características socioeconômicas dessas localizações, representando respectivamente, seus potenciais de geração e atração de viagens; e  $C_{ij}$  representa a função geral da impedância da viagem entre  $i$  e  $j$ .

Os fatores que estimulam a realização de viagens também podem ser conhecidos como propósito da viagem, e entre eles, pode-se citar, por exemplo, os deslocamentos para o trabalho, para a escola, para o lazer e para compras.

Como fatores de impedância, isto é, fatores que dificultam a realização dos deslocamentos, surgem, por exemplo, o custo das viagens, a distância percorrida e o tempo necessário para realizá-las (ORTÚZAR; WILLUMSEN, 2011).

Durante as últimas décadas, procedimentos matemáticos foram desenvolvidos para explicar como as viagens de uma origem podem se distribuir nos diferentes possíveis destinos, podendo ser divididos em dois grupos, a saber:

- Métodos de fator de crescimento e;
- Métodos sintéticos.

Os métodos de fator de crescimento são: Fator uniforme, Fator médio, Fratar e Detroit. Dentre os métodos sintéticos estão o gravitacional, de oportunidades intervenientes, o gravitacional de oportunidades e radiação (BRUTON, 1979; KANAFANI, 1983; GONÇALVES, 1992; ORTÚZAR; WILLUMSEN, 2011).

Os modelos que tratam da distribuição das viagens, podem usar duas diferentes abordagens, a saber: modelos agregados, que representam um agrupamento de observações, e modelos desagregados, que representam a observação de uma simples ocorrência (RUITER; BEN-AKIVA, 1978; KANAFANI, 1983; BEN-AKIVA; LERMAN, 1985; CASCETTA *et al.*, 2007).

A base teórica dos modelos agregados foi amplamente difundida, principalmente nos anos 60 e 70, simultaneamente aos métodos sequenciais de modelagem, e continuam sendo usados atualmente (GONÇALVES; ULYSSÉA NETO, 1993).

Um modelo agregado é baseado em médias de observações de dados socioeconômicos e localização geográfica, e não representa necessariamente o comportamento de um indivíduo (BEN-AKIVA *et al.*, 1974).

Algumas críticas são encontradas na literatura quanto à modelagem agregada, tais como:

- As distribuições agregadas mudam de forma, sendo essas mudanças claramente manifestadas na estrutura dos modelos ajustados a esses dados. Desta maneira, os modelos de distribuição de viagens, podem variar conforme à agregação espacial e, portanto, podem-se realizar diferentes conclusões referentes aos mesmos dados em diferentes níveis de agregação espacial (BATTY; SIKDAR, 1982<sub>d</sub>);
- Os modelos agregados de distribuição de viagens ignoram o fato de que as escolhas de destino são feitas individualmente (PITOMBO *et al.*, 2017);
- Modelos agregados podem causar significativa perda de informação (BEN-AKIVA *et al.*, 1974).

Apesar das limitações inerentes aos modelos agregados, estes continuam a ser amplamente utilizados em várias aplicações, especialmente em países em desenvolvimento (WIRASINGHE; KUMARAGE, 1998).

Os modelos agregados típicos pretendem fornecer as melhores previsões possíveis para as escolhas de destino com base nas informações de produção e atração e no nível de impedância entre os pares de O-D (PITOMBO *et al.*, 2017).

Dentre os modelos agregados de distribuição de viagens, estão os já conhecidos: Fator de crescimento, Gravitacional, de Oportunidades Intervenientes, Gravitacional de Oportunidades Intervenientes (ORTÚZAR; WILLUMSEN, 2011) e de Radiação (SIMINI *et al.*, 2012; YANG *et al.*, 2014).

A partir da década de 1950, um grande número de modelos de distribuição de viagens tem sido desenvolvido e testado. Entre eles, o modelo gravitacional ocupa uma importante posição e é amplamente utilizado na modelagem de transporte (GONÇALVES; CURSI, 2001; DELGADO; BONNEL, 2016).

O modelo de distribuição de viagens gravitacional recebe esse nome em analogia metafórica à lei universal da gravitação de Isaac Newton. Neste modelo, as viagens são proporcionais à quantidade de viagens produzidas nas origens e atraídas nos destinos e inversamente proporcionais à impedância entre eles (WILSON, 1967).

Considera-se que provavelmente o primeiro uso de um modelo gravitacional foi feito por Casey em meados dos anos de 1955, que sugeriu tal abordagem para sintetizar viagens de compras em áreas de captação entre cidades (ORTÚZAR; WILLUMSEN, 2011). Entretanto, a dedução do modelo gravitacional duplamente restrito é devida a Wilson (1967, 1970<sub>b</sub>).

Na literatura, é possível encontrar críticas ao modelo gravitacional, dentre elas estão:

- Ser improvável que os fatores de impedância permaneçam constantes no futuro em toda a área urbana (RASOULI, 2014);
- Geralmente, se concentra na impedância entre zonas, que não possui uma base comportamental, não explicando as escolhas dos destinos feitas pelos indivíduos (PAPACOSTAS, 1987; RASOULI, 2014);
- Tende a superestimar viagens curtas e subestimar viagens longas (PAPACOSTAS, 1987; FOTHERINGHAM, 1983<sub>b</sub>);
- Falta uma demonstração rigorosa de sua equação (SIMINI *et al.*, 2012);
- Como requer dados de tráfego anteriores para calibração dos parâmetros, é incapaz de prever a mobilidade em regiões onde não se tem dados de tráfego sistemáticos,

que por sua vez podem ser de interesse na modelagem de doenças infectocontagiosas (SIMINI *et al.*, 2012);

- O fato de o número de fluxos aumentar sem limite à medida que se aumenta a população de destino, mas o número de pessoas se deslocando não pode exceder a população de origem, destacando a inconsistência analítica do modelo (SIMINI *et al.*, 2012);

- O fato que os parâmetros calibrados dos dados da matriz observada de viagem não serem transferíveis para outras regiões (YANG *et al.*, 2014).

Apesar das críticas, o modelo gravitacional é amplamente utilizado. Dentre as vantagens do modelo gravitacional, estão o fato de ser fácil de se entender, aplicar e que as mudanças na impedância entre as zonas, tal como o tempo de viagem, podem ser facilmente levadas em consideração (WILSON, 1970<sub>a</sub>; BRUTON, 1979, RASOULI, 2014).

Por meio da revisão de literatura, percebeu-se que, nas últimas décadas, diversas aplicações do modelo gravitacional foram desenvolvidas, utilizadas e testadas em diferentes cenários.

Dentre eles, estão os trabalhos realizados por Wilson (1967, 1970<sub>a</sub>, 1970<sub>b</sub>), Kirby (1970), Evans (1970, 1971); Evans (1973), Evans e Kirby (1974), Batty e Sikdar (1982<sub>a</sub>, 1982<sub>b</sub>, 1982<sub>c</sub>, 1982<sub>d</sub>), Fotheringham (1983<sub>a</sub>, 1983<sub>b</sub>, 1986), Wills (1986), Ferguson (1992), Wirasingue e Kumarage (1998), Jung, *et al.* (2008); De Vries, *et al.* (2009); De Grange *et al.* (2010), De Grange *et al.* (2011), De Grange *et al.* (2019), Gargiulo *et al.* (2012), Masucci *et al.* (2013), Silva e D'Agosto (2013), Chen (2015), Delgado e Bonnel (2016) e Chalumuri *et al.* (2018).

Alguns modelos agregados de distribuição de viagens buscam superar parte das limitações do modelo gravitacional, tais como o modelo de oportunidades intervenientes e o modelo de radiação (SIMINI *et al.*, 2012).

O modelo de oportunidades de intervenientes foi introduzido por Stouffer (1940), sendo sua estrutura matemática reformulada por Schneider (1959), e serão apresentados na próxima seção.

Os modelos de oportunidades intervenientes (MOI) basicamente afirmam que o fluxo entre zonas é determinado pela potencialidade de existir oportunidades em dado destino, em comparação às oportunidades mais acessíveis (STOUFFER, 1960).

Por outro lado, no modelo gravitacional, o fluxo entre zonas origem e destino é uma função explícita da impedância, que é caracterizada pela separação espacial entre as zonas (WILSON, 1967).

## 2.2. Modelos agregados baseados em oportunidades intervenientes

O objetivo desta seção é apresentar uma revisão de literatura em que serão destacados alguns modelos de distribuição de viagens baseados em oportunidades intervenientes.

Na década de 1940, Stouffer desenvolveu um modelo de oportunidades intervenientes, considerando que o número de pessoas indo em uma dada distância é diretamente proporcional ao aumento percentual de oportunidades nesta distância (STOUFFER, 1940).

Os MOI são baseados na premissa de que uma viagem permanece tão curta quanto possível, alongando apenas quando ela falhar em encontrar um destino aceitável em uma menor distância (SCHNEIDER, 1959; HEANUE; PYERS, 1966).

A formulação matemática realizada por Stouffer (1940) pode ser observada na Equação 2.

$$\frac{\Delta y}{\Delta s} = \frac{a}{x} \cdot \frac{\Delta x}{\Delta s}, \quad (2)$$

Em que:

$\Delta y$  é o número de pessoas para uma faixa circular  $\Delta s$ ;

$\Delta s$  é a faixa circular obtida por dois círculos concêntricos de raios:  $s - \frac{1}{2\Delta s}$  e  $s + \frac{1}{2\Delta s}$ ;

$\Delta x$  é o número de oportunidades contadas na faixa circular  $\Delta s$ ;

$x$  é o número total de oportunidades entre a origem e a faixa circular  $\Delta s$ ;

$a$  é uma constante de proporcionalidade.

Anos depois, Stouffer reformulou sua teoria de migração competitiva e oportunidades intervenientes, testando o modelo revisado com dados do censo realizado

em 1940, utilizando para isso 116 fluxos de migração em grandes cidades dos EUA. O Modelo matemático estabelecido por Stouffer (1960) é exibido na Equação 3.

$$Y = \frac{a X_M}{X_B^b} , \quad (3)$$

Em que:

$Y$  é o número de migrantes;

$a$  é a constante de proporcionalidade;

$X_M$  é o produto de todos os migrantes de St. Louis pelos migrantes de uma outra dada cidade;

$X_B$  é o número de oportunidades intervenientes considerado;

$b$  é determinado por:  $\log Y - \log X_M = \log a - b \log X_B$ .

De acordo com Stouffer (1960), o conceito de oportunidades intervenientes pode ser entendido como “O número de pessoas indo numa distância  $s$  de determinado ponto é diretamente proporcional ao número de oportunidades no perímetro de um círculo com raio  $s$  e inversamente proporcional ao número de oportunidades nesse círculo.”

Ao final da década de 1950, Schneider (1959) fez uma revisão teórica sobre distribuição de viagens, contemplando o modelo gravitacional e a teoria de Stouffer. Anos depois, Galle e Taeuber (1966) realizaram uma replicação da pesquisa de Stouffer utilizando dados de migração intermetropolitana entre os anos de 1955 e 1960.

O modelo reformulado por Schneider (1959) é apresentado na Equação 4 e será denominado neste trabalho como Modelo original de oportunidades intervenientes (MOO).

$$P[i/j] = k_i e^{-\lambda w_{ij}} (1 - e^{-\lambda s_j}) , \quad (4)$$

Em que:

$P[i/j]$  é a probabilidade de uma viagem que se origina em  $i$ , terminar na zona  $j$ ;

$k_i$  é o fator de balanceamento;

$\lambda$  é a constante de probabilidade de uma oportunidade ser aceita em um destino;

$w_{ij}$  é o número de oportunidades que se interpõem entre as zonas  $i$  e  $j$ ;

$S_j$  é o número de oportunidades na zona  $j$ .



De acordo com Schneider *apud* Okabe (1977), o modelo de oportunidades intervenientes é baseado em duas premissas, a saber:

a) O tempo total de viagem de um ponto é minimizado, sujeito à condição que todo ponto de destino tem uma probabilidade declarada de ser aceito, se ele for considerado;

b) A probabilidade de um destino ser aceito, se ele for considerado, é uma constante independente da ordem que foram considerados.

Para melhor ilustrar as premissas acima apresentadas, Schneider *apud* Okabe (1977) fornece um exemplo concreto. O comportamento de um indivíduo, ou ator espacial, considera a oportunidade mais próxima de sua origem. Se esta oportunidade for satisfatória, ele a escolherá, mas se não, ele considerará a segunda oportunidade mais próxima de sua origem. Se essa oportunidade não for satisfatória, ele considerará a oportunidade subsequente mais próxima de sua origem, e assim por diante.

Na década de 1970, Wadycki (1975) verificou a precisão do modelo proposto por Stouffer (1960), aplicando a equação e metodologia definida por este último autor, em 2.256 fluxos de migração interestadual nos Estados Unidos, *versus* 116 fluxos utilizados por Stouffer. Os resultados obtidos por Wadycki (1975), confirmam a teoria das oportunidades intervenientes desenvolvida por Stouffer (1940; 1960) e corroborada por Galle e Taeuber (1966).

Por meio de uma nota de revisão teórica sobre o modelo de oportunidades intervenientes, Rogerson (1986) apresenta resultados com foco específico nos métodos de estimativas de parâmetros, baseados em medidas de tendência central, comparando-os com o estimador de Máxima verossimilhança.

Jayet (1990<sub>a</sub>), apresenta uma definição mais rigorosa para a teoria proposta por Stouffer (1940, 1960), baseado nos conceitos de busca sequencial espacial e busca concorrente. No primeiro deles, busca sequencial espacial, os viajantes se movem no espaço, e esse movimento tem alguma forma de regularidade. No segundo, conceito de busca concorrente, se vários viajantes estão procurando oportunidades ao mesmo tempo, eles competem pelas mesmas oportunidades. Portanto, a probabilidade de um viajante encontrar uma oportunidade é condicionada pela atividade de busca dos concorrentes.

Em um segundo trabalho Jayet (1990<sub>b</sub>), baseado nos conceitos apresentados em Jayet (1990<sub>a</sub>), busca examinar a relação entre processos de busca e modelos de interação espacial. Nesse trabalho, Jayet (1990<sub>b</sub>) mostra que distância não é diretamente um fator de interação espacial e que sua influência sobre o modelo, vem do crescente acúmulo de população e emprego. Concluindo, portanto, que essa é exatamente a suposição de Stouffer (1940), sobre as oportunidades intervenientes, aplicadas a um processo de busca sequencial espacial.

Akwawua e Pooler (2001) desenvolveram um modelo baseado não apenas no tamanho do destino ou sua distância, mas pela combinação destes dois fatores, que chamam de dominância espacial (POOLER, 1992). Para validar o modelo desenvolvido, os autores realizaram um teste empírico com os dados de migração de quarenta e oito estados dos Estados Unidos.

Dentre as vantagens dos modelos de oportunidades intervenientes está o fato de seu conceito parecer lógico, ou seja, as viagens aumentam de comprimento somente porque elas não encontram um destino aceitável mais perto da sua origem (BRUTON, 1979).

Uma crítica aos modelos de oportunidades intervenientes está no fato de que o parâmetro reflete a necessidade do viajante se deslocar e a capacidade do destino de satisfazer suas necessidades (SALENIUS, 1972). Neste sentido, uma das fragilidades deste modelo é o fato de um parâmetro básico mudar com o tempo (HEANUE; PYERS, 1966).

De acordo com Cascetta *et al.* (2007), uma das principais críticas ao modelo de oportunidades intervenientes é o fato de eles não levarem em consideração os atributos de custos, como ocorre no modelo gravitacional.

Embora o modelo de oportunidades intervenientes, quando comparado ao modelo gravitacional, ter uma base teórica mais consolidada, ele também possui limitações em relação ao comportamento dos viajantes. Essa limitação está pautada no fato de que, nos modelos baseados em oportunidades intervenientes, há a presunção que os viajantes estão plenamente conscientes de todas as oportunidades disponíveis na área de suas viagens para todos os destinos possíveis (AFANDIZADEH; HAMEDANI, 2012).

De acordo com Bruton (1979), outras limitações desses modelos são que as pesquisas necessárias para se calibrá-los são dispendiosas em termos de tempo e recursos,

e como não levam em consideração a impedância entre as zonas, acabam por se restringir às áreas onde não se espera grandes modificações no uso do solo e na rede de transportes.

Simini *et al.* (2012), buscando apresentar uma alternativa às limitações do modelo gravitacional e de oportunidades intervenientes, propõem o modelo de radiação aplicado à previsão de fluxo de deslocamentos.

No modelo de radiação, formulado em termos de processos de radiação e absorção, não é necessária a utilização de parâmetros para ajuste. Nesse modelo, além das populações na origem e no destino, considera-se também a população total da área de estudo (SIMINI *et al.*, 2012).

Masucci *et al.* (2013), utilizando dados de deslocamentos do transporte público na Inglaterra e Gales, comparam o desempenho do modelo de radiação com o modelo gravitacional. Os autores concluem que, para grandes distâncias e escalas de população de destino pequenas, o modelo de radiação é confiável. No entanto, também destacam que o modelo gravitacional apresentou resultados satisfatórios, superando o desempenho do modelo de radiação em alguns cenários.

O modelo de radiação rastreia sua origem a partir de um simples modelo de difusão de partículas, onde as mesmas são emitidas em um determinado local e têm uma certa probabilidade  $\rho$  de serem absorvidas por locais circundantes. Entretanto, a probabilidade de uma partícula ser absorvida é independente de  $\rho$ , mas depende da população de origem, da população de destino e da população em um círculo cujo centro é a origem e o raio é distância entre a origem e o destino (MASUCCI *et al.*, 2013).

Lenormand *et al.* (2016), em sua pesquisa utilizaram dados dos países: Inglaterra e Gales, França, Itália, México, Espanha e EUA. Nesse trabalho, os autores testam os modelos gravitacional e de oportunidades intervenientes. Além disso, os autores avaliam duas versões do modelo de distribuição de viagens de radiação.

A primeira versão avaliada por Lenormand *et al.* (2016) é denominada modelo original de radiação, e foi proposto por Simini *et al.* (2012) a partir das oportunidades intervenientes de Stouffer em termos de processos de radiação e absorção. Neste modelo (Equação 5), tem-se  $m_i$  como população da origem  $i$ ,  $m_j$  como população do destino  $j$ , e  $s_{ij}$  como as oportunidades totais em um círculo de raio  $r_{ij}$  com centro em  $i$ .

$$P(1, m_i, n_j, s_{ij}) = \frac{m_i m_j}{(m_i + s_{ij})(m_i + m_j + s_{ij})} \quad (5)$$

A segunda versão avaliada por Lenormand *et al.* (2016) é denominada modelo estendido de radiação, e foi formulado por Yang *et al.* (2014). Este modelo (Equação 6) baseia-se na proposta de Simini *et al.* (2012) com a inserção de parâmetros que irão controlar o grau de decaimento da função e efeito do número de oportunidades de empregos entre a origem e o destino (LENORMAND *et al.*, 2016).

$$P(1, m_i, n_j, s_{ij}) = \frac{[(m_i + m_j + s_{ij})^\alpha - (m_i + s_{ij})^\alpha](m_i^\alpha + 1)}{[(m_i + s_{ij})^\alpha + 1][(m_i + m_j + s_{ij})^\alpha + 1]} \quad (6)$$

Os modelos de distribuição de viagens de radiação apresentados (Equações 5 e 6) não são propriamente modelos de oportunidades intervenientes, mas, conforme relata Lenormand *et al.* (2016) são inspirados na teoria das oportunidades intervenientes de Stouffer (1940; 1960) e por essa razão foram incluídos nesta tese.

Durante as décadas de 1980 e 1990, pesquisadores como Wills (1986) e Gonçalves (1992), desenvolveram um modelo híbrido que reúne características dos modelos gravitacional e de oportunidades intervenientes, incorporando a separação espacial entre as zonas de origem e destino, bem como as oportunidades entre elas.

Wills (1986), desenvolveu um modelo de distribuição de viagens denominado gravitacional-oportunidades flexível. Nesse modelo, as formas padrão do modelo gravitacional e de oportunidades são obtidas como casos especiais de uma oportunidade.

Enquanto o modelo gravitacional de Wilson (1967) é deficiente em efeitos intervenientes, o modelo proposto por Wills (1986) é igualmente deficiente em omitir as impedâncias relacionadas com o transporte. Assim, parece lógico que um modelo ideal deve conter ambos efeitos distintos.

Com o intuito de considerar tanto o custo da viagem quanto as oportunidades intervenientes, Gonçalves (1992) desenvolveu e testou, por meio de uma pesquisa com passageiros de ônibus realizada em oitenta e dois municípios de Santa Catarina-Brasil, um modelo integrado denominado gravitacional de oportunidades (MGO).

O modelo desenvolvido por Gonçalves (1992) é apresentado na Equação 7.

$$T_{ij} = A_i O_i B_j D_j e^{-\beta c_{ij} - \lambda w_{ij}} \quad (7)$$

Em que:

$A_i$  e  $B_j$  são denominados fatores de balanceamento e dados pelas Equações 8 e 9.

$$A_i = \left[ \sum_j B_j D_j (e^{-\beta c_{ij} - \lambda w_{ij}}) \right]^{-1} \quad (8) \quad B_j = \left[ \sum_i A_i O_i (e^{-\beta c_{ij} - \lambda w_{ij}}) \right]^{-1} \quad (9)$$

$T_{ij}$  é o total de viagens entre a zona de origem  $i$  e a zona de destino  $j$ ;

$O_i$  é o total de viagens produzidas na origem;

$D_j$  é o total de viagens atraídas no destino;

$\beta$  e  $\lambda$  são parâmetros de impedância;

$c_{ij}$  é o custo entre  $i$  e  $j$ , denotado pelo tempo de viagem;

$w_{ij}$  são as oportunidades intervenientes entre a zona de origem  $i$  e de destino  $j$ .

Ainda seguindo a proposta de unir os modelos gravitacional ao de oportunidades intervenientes, Gonçalves e Uiysséa Neto (1993) utilizaram o modelo gravitacional de oportunidades (Equação 7) e para validá-lo realizaram uma aplicação para estimar o fluxo intermunicipal de passageiros em quarenta e quatro municípios no sul de Santa Catarina-Brasil.

No trabalho desenvolvido por Almeida e Gonçalves (2001), é possível encontrar um método para definir oportunidades intervenientes em um dado modelo de interação espacial. Nesse método, baseado na teoria econômica de consumo, utiliza-se a modelagem de comportamento para definir as oportunidades intervenientes. Com intuito de demonstrar a viabilidade e eficácia do método, é realizada uma aplicação para estimar o fluxo de alunos de ensino médio para a rede de escolas públicas no centro de Londrina, no Estado do Paraná-Brasil.

Considerando as oportunidades de emprego, Gargiulo *et al.* (2012) desenvolveram um modelo que realiza uma simulação de deslocamentos da população rural de regiões da França, Alemanha e Reino Unido. O modelo de distribuição de viagens, baseado na lei gravitacional de Wilson (1967), considera que a escolha individual de um local de trabalho é probabilística e concluem que um indivíduo tende a escolher um local de trabalho, dependendo das ofertas de emprego e da distância do local desta oferta. Para esses autores o efeito da distância diminui à medida que a mesma aumenta.

A pesquisa de Gargiulo *et al.* (2012) é corroborada pelo trabalho Thomas e Tutert (2013) ao afirmarem que do ponto de vista econômico, trabalhadores provavelmente escolherão empregos com custos mínimos de deslocamento que devem ter efeitos favoráveis sobre a quantidade de tráfego.

Outra derivação do MOI é apresentada por Nazem *et al.* (2013), que abordam um modelo integrado de oportunidades intervenientes, analisando viagens que utilizaram Transporte Público, para fins de trabalho e estudo. A pesquisa considera dados demográficos, socioeconômicos, características do Transporte Público e foi realizada no ano de 2008 na grande Montreal-Canadá.

A Tabela 1 apresenta alguns trabalhos de aplicações que foram desenvolvidas sobre modelos de distribuição de viagens baseados em oportunidades intervenientes.

Tabela 1- Modelos baseados em Oportunidades Intervenientes

Autor/Local	Objetivo	Equação/Modelo	Variáveis	Como determina as oportunidades
(Schmitt e Greene, 1978)  Local: EUA	Apresenta uma derivação completa do modelo de oportunidades intervenientes	$T_{ij} = O_i[e^{-LD} - e^{-L(D+D_j)}]$	$T_{ij}$ = Número de viagens iniciando na zona $i$ e terminando na zona $j$ ;  $O_i$ = Número de origens na zona $i$ ;	Não especificado nos trabalhos.
(Salenius, 1972)  Local: EUA	Apresenta uma revisão e desenvolve um modelo de oportunidades intervenientes com o pressuposto que um número discreto finito de viagens termina em cada zona.	$T_{ij} = O_i[e^{-LD} - e^{-L(D+D_j)}]$	$D$ = A soma dos potenciais destinos entre a origem $i$ e a zona $j$ ;  $D_j$ = Número de potenciais destinos na zona $j$ ;  $L$ = Probabilidade de um destino selecionado aleatoriamente preencher o propósito da viagem.	Não especificado nos trabalhos.
(Wadycki, 1975)  Local: EUA	Compara o fluxo de migração interestadual nos Estados Unidos, com os estudos de fluxo de migração metropolitana de	$Y = K' \frac{X_M^{A'}}{X_D^D}$	$Y$ = Migração interestadual bruta entre origem e destino;  $K', A', D$ = Parâmetros desconhecidos;  $X_M$ = Produto do número total de imigrantes para o destino pelo número total de emigrante da origem;	Utiliza um círculo com a origem como centro e tendo como raio a distância entre a origem e o destino.

	Stouffer e Galle & Taeuber.		$X_D$ = Distância entre o centro na origem e o destino, do raio do círculo.	
				Ranking fator: $R_{ij}$ $= t_{ij} + \gamma \alpha_j$
(Afandizadeh e Hamedani, 2012)	Propõe um modelo de oportunidades intervenientes baseado na abordagem fuzzy	$P_{ij} = \left[ \frac{e^{-LW_{j-1}}(1 - e^{-LU_j})}{1 - e^{-LW_j}} \right]$	$L$ = A probabilidade de selecionar um destino com base nas oportunidades disponíveis nele;  $W_j$ = O número de oportunidades ativadas conhecidas nas áreas de destino através da área $j$ (incluindo $j$ );  $W_j$ = O número de oportunidades conhecidas em todos os destinos a partir da origem $i$ .	$t_{ij}$ = Tempo de viagem entre a zona $i$ e a zona $j$ ;  $\alpha_j$ = A medida de acessibilidade da zona $j$ , calculada por meio da lógica fuzzy;  $\gamma$ = A eficácia (peso) da medida de acessibilidade na impedância de viagem entre os pares origem-destino.
Local: Canadá				
(Blainey e Preston, 2010)	Propõe um modelo de previsão de fluxos entre estações ferroviárias no sul de Gales (Reino Unido).	$T_{ij} = \alpha \left( \sum_a P_a W_a \right)^\beta PK_i^\rho \prod_j^n \gamma_j^{D_j} Di_{ij}^\omega$ $RS_{ij}^\delta CS_{ij}^k F_{ij}^\eta Rfkm_{ij}^\lambda$	$T_{ij}$ = O número previsto de viagens feitas da estação $i$ para $j$ ;  $P_a$ = A população da área de saída $a$ , para qual a estação $i$ é a mais próxima;	Considera a distância entre as estações e as facilidades
Local: Reino Unido				



		$W_a = (d + 1)^{-3.25}$ $d =$ O tempo de viagem por estrada da área de saída para a estação $i$ ; $PK_i =$ O número de vagas de estacionamento na estação $i$ ; $F_{ij} =$ O número de trens diretos da estação $i$ para $j$ em um dia de semana normal; $Di_{ij} =$ A distância em linha reta (em km) da estação $i$ para $j$ ; $RS_{ij} =$ O tempo de viagem ferroviária da estação $i$ a $j$ dividido por $Di_{ij}$ ; $CS_{ij} =$ O tempo de viagem de carro da estação $i$ a $j$ dividido por $Di_{ij}$ ; $Rfkm_{ij} =$ A tarifa por km ferroviário da estação $i$ para $j$ ; $\alpha, \beta, \rho, \gamma, \omega, \delta, k, \eta$ e $\lambda =$ Parâmetros determinados pela calibração.	existentes nas mesmas.	
(Gitlesen <i>et al.</i> , 2010)  Local: Noruega	Fornece uma avaliação empírica de uma abordagem hierárquica de fluxos de viagem. Para isto, testa modelos de distribuição de viagens, dentre eles um baseado em expressão padrão	$T_{ij} = T_{A_0A_1} \cdot \frac{W_{ij} e^{-\beta_2 c_{ij}}}{\sum_{k \in A_1} W_{ik} e^{-\beta_2 c_{ik}}}$	$T_{ij} =$ O fluxo previsto no mesmo nível hierárquico; $\beta_2 =$ O parâmetro <i>logit</i> ; $T_{A_0A_1} =$ O número de trabalhadores restantes que se deslocam do nível $A_0$ para os níveis vizinhos de primeira ordem $A_1$ ;	Utiliza níveis hierárquicos.

	<p><i>multinomial logit</i>, estando todos no mesmo nível hierárquico.</p>		<p><math>W_{ij}</math> = O peso que as pessoas que vivem na origem <math>i</math> colocam no destino <math>j</math>;</p> <p><math>W_{ik}</math> = O peso que as pessoas que vivem na origem <math>i</math> colocam no <math>k</math>-ésimo destino;</p> <p><math>c_{ij}</math> = Custo generalizado de deslocamento da origem <math>i</math> para o destino <math>j</math>;</p> <p><math>c_{ik}</math> = Custo generalizado de deslocamento da origem <math>i</math> para o <math>k</math>-ésimo destino.</p>	
<p>(Akwawua e Pooler, 2000)</p> <p>Local: Canadá</p>	<p>Apresenta os resultados do exame empírico do modelo de oportunidades intervinientes convencional, do fluxo de migração de dados de 48 conterminais do Estados Unidos, incluindo do Distrito de Columbia.</p>	$M_{ij} = k_i O_i [exp(-LV_{j-1}) - exp(-LV_j)]$	<p><math>M_{ij}</math> = O número previsto de deslocamentos da origem <math>i</math> para <math>j</math>-ésimo destino de distância de <math>i</math>;</p> <p><math>O_i</math> = A saída total conhecida oriunda da origem <math>i</math>;</p> <p><math>V_{j-1}</math> = O número acumulado de oportunidades até a zona <math>j-1</math>;</p> <p><math>L</math> = A constante de probabilidade;</p> <p><math>k_i</math> = A constante ou fator de balanceamento;</p> <p>e portanto:</p> $k_i = \frac{1}{1 - exp(-LV_n)}$	<p>Não especificado no trabalho.</p>
			<p>Onde <math>n</math> é o número total de zonas no sistema.</p>	

(Salenius, 1972)	Apresenta uma revisão e desenvolve um modelo de oportunidades intervenientes com o pressuposto que um número discreto finito de viagens termina em cada zona.	$\bar{t}_{ij} = m_i p_{ij} n_j$	<p><math>\bar{t}_{ij}</math> = O número médio de viagens que terminam na zona <math>j</math>;</p> <p><math>n_j</math> = O número de viagens para os destinos;</p> <p><math>m_i</math> = O número de viagens das origens;</p> <p><math>p_{ij}</math> = Probabilidade de um determinado viajante na zona <math>i</math> terminar sua viagem em dada zona <math>j</math>.</p>	Não especificado no trabalho.
(Long e Uris, 1971)	Examina a influência da estrutura espacial da localização das cidades nas viagens aéreas, considerando os fatores de oportunidades intervenientes e o sistema hierárquico das cidades.	$T_{ij} = \frac{a^3 (P_i P_j)^{b^3}}{I_{ij}^{d^3}}$	<p><math>T_{ij}</math> = O número de passageiros das companhias aéreas que viajam da cidade <math>i</math> para a cidade <math>j</math> em 1960;</p> <p><math>P_i</math> e <math>P_j</math> = As populações em 1960 das duas cidades;</p> <p><math>I_{ij}</math> = A soma das populações em 1960 das cidades intervenientes entre a cidade <math>i</math> e a cidade <math>j</math>;</p> <p><math>a^3</math>, <math>b^3</math> e <math>d^3</math> = Parâmetros desconhecidos.</p>	Utiliza dois círculos que possuem como raio a distância entre a origem e o destino.
(Dison e Hale, 1977)	Testa a hipótese de que o argumento do modelo gravitacional explica melhor os fluxos mercadorias do que o modelo de oportunidades intervenientes. Para isso modifica um	$E_{ik} = \frac{(P_i - C_i) (P_k - C_k)}{d_{ik}^n}$	<p><math>E_{ik}</math> = A quantidade das exportações de produtos de papel originários da área de produção <math>i</math> e sendo enviados para a área de produção <math>k</math>;</p> <p><math>P_s</math> = Refere-se às vendas de produtos de papel originários da atividade de uma área de produção;</p> <p><math>C_s</math> = Refere-se à estimativa de produtos da indústria na área de produção;</p>	Considera uma área circular com raio $d_{ik}$ .

	argumento do modelo gravitacional.		$d_{ik}$ = A medida da distância aérea entre as áreas de produção; $n$ = Expoente estimado por métodos de regressão de mínimos quadrados.	
(Dickey e Hunter, 1970)  Local: EUA	Estabelece um procedimento para a formação sistemática de classes ou grupos de itens, na tentativa de obter uma estimativa de distribuição de viagem mais precisa.	$p_{jk} = \frac{p_{gk}Q_g + p_{hk}Q_h}{Q_g + Q_h}$	$P_{jk}$ = Probabilidade das viagens recém-formadas em $j$ estejam no intervalo de tempo de viagem $k$ ; $Q_g$ = Número de observações associadas ao grupo $g$ ; $Q_h$ = Número de observações associadas ao grupo $h$ ; $p_{gk}$ = Probabilidade de que as viagens no grupo $g$ estejam no intervalo de tempo de viagem $k$ ; $p_{hk}$ = Probabilidade de que as viagens no grupo $h$ estejam no intervalo de tempo de viagem $k$ .	Não especificado no trabalho.
(Rogerson, 1986)  Local: EUA	Obtém resultados relativos ao modelo de oportunidades intervenientes, com foco específico nos métodos de estimativas de parâmetros medidas de tendência central.	$p(k) = c [e^{-\lambda D} - e^{-\lambda(D+D_k)}]$	$p(k)$ = A probabilidade de parar na zona $k$ ; $c$ = A soma das probabilidades de uma sobre todas as alternativas; $\lambda$ = Um parâmetro a ser estimado; $D$ = A quantidade de oportunidades examinadas antes da zona $k$ ; $D_k$ = A quantidade de oportunidades na zona $k$ .	Não especificado no trabalho.
(Smith, 1976)  Local: EUA	Estabelece um modelo para prever o	$M_{ij} = k \frac{X_m}{(X_b X_c)^b}$	$M_{ij}$ = O número total de detenções em $i$ para infrações em $j$ ; $k$ = Constante de proporcionalidade;	Utiliza dois círculos que possuem como raio a distância

	fluxo de crimes entre localidades urbanas.		<p><math>X_m</math> = O fluxo migratório de <math>i</math> para todo <math>j</math> e o fluxo migratório de <math>j</math> para todo <math>i</math>;</p> <p><math>X_b</math> = Oportunidades intervenientes: O número de prisões em <math>i</math>;</p> <p><math>X_c</math> = Criminosos concorrentes: Aqueles indivíduos que foram detidos por crime cometidos <math>j</math>.</p>	entre a localidade de origem e de destino.
(Nazem <i>et al.</i> , 2013; 2015)	Com base em dados de Transporte Público, em Montreal (Canadá), aplica dois modelos de distribuição de viagens, a saber: Basic intervening Opportunities Model (BIOM) e Enhanced Intervening Opportunities Model (EIOM)	$T_{ij} = k \cdot E_i \cdot \frac{e_j^{-P \cdot O_j - 1} - e^{-P \cdot O_j}}{1 - e^{-P \cdot O_j}}$ $E_i = (a_1 \cdot P_{1i} + a_2 \cdot P_{2i} + a_3 \cdot P_{3i} + b \cdot LOS_i)$	<p><math>T_{ij}</math> = Número de viagens de <math>i</math> para <math>j</math>;</p> <p><math>P</math> = Probabilidade de escolher uma oportunidade potencial;</p> <p><math>O_j</math> = Número de oportunidades de trabalho espacialmente cumulativas entre <math>i</math> e <math>j</math>, incluindo <math>j</math>.</p> <p><math>O_{j-1}</math> = Número de oportunidades trabalho espacialmente cumulativas entre <math>i</math> e <math>j</math>, excluindo <math>j</math>;</p> <p><math>k</math> = Coeficiente de ajuste;</p> <p><math>P_{1i}</math> = População entre 0 e 19 anos em <math>i</math>;</p> <p><math>P_{2i}</math> = População entre 20 e 64 anos em <math>i</math>;</p> <p><math>P_{3i}</math> = População com mais de 65 anos em <math>i</math>;</p> <p><math>LOS_i</math> = Número total de paradas de transporte público por 24h em <math>i</math>;</p> <p><math>a_1, a_2</math> e <math>a_3</math> = Parâmetros do modelo.</p>	Usa destinos ranqueados
(Raphael, 1998)	Analisa os determinantes dos	$T_{ij} = k L_i^\alpha E_j^\beta IC_{ij}^\delta IO_{ij}^\eta$	<p><math>T_{ij}</math> = O fluxo agregado de trabalho entre as zonas <math>i</math> e <math>j</math>;</p>	

Local: EUA	padrões de deslocamento para casa de trabalhadores adolescentes do sexo masculino.	<p><math>k =</math> Constante;</p> <p><math>L_i =</math> A oferta de mão-de-obra na zona de origem <math>i</math>;</p> <p><math>E_j =</math> A demanda por mão-de-obra na zona de destino <math>j</math>;</p> <p><math>IC_{ij} =</math> A quantidade de mão-de-obra concorrente;</p> <p>Denotada por: <math>\sum_k L_k \forall k \mid d_{ik} &lt; d_{ij}</math>.</p> <p><math>IO_{ij} =</math> A quantidade de oportunidades intervenientes;</p> <p>Denotada por: <math>\sum_k E_k \forall k \mid d_{ik} &lt; d_{ij}</math>;</p> <p><math>d_{ij} =</math> Distância entre as zonas <math>i</math> e <math>j</math>;</p> <p><math>\alpha</math> e <math>\beta =</math> Parâmetros positivos;</p> <p><math>\delta</math> e <math>\eta =</math> Parâmetros negativos.</p>	Utiliza dois círculos que possuem como raio a distância entre a origem e o destino.	
(Kanafani, 1983)	Apresenta dentre outros, um modelo de distribuição de viagens baseado em oportunidades intervenientes.	$T_{ij} = O_i \left[ \frac{e^{-LV(j-1)} - e^{-LV(j)}}{1 - e^{-LV(j)}} \right]$	<p><math>T_{ij} =</math> O número de viagens previstas da zona <math>i</math> para a zona <math>j</math>;</p> <p><math>O_i =</math> O número total de viagens produzidas a partir da zona <math>i</math>;</p> <p><math>L =</math> A probabilidade de selecionar um destino baseado nas oportunidades disponíveis nele;</p> <p><math>V_j =</math> A soma das oportunidades em todos os destinos (relativo à origem <math>i</math>);</p> <p><math>V_j =</math> A soma acumulada de oportunidades para a zona de destino de ordem <math>j</math>;</p>	Utiliza como referência o método proposto por Stouffer (1940).

			<p><math>V_{j-1}</math> = A soma acumulada das oportunidades do ponto <math>i</math> para o destino de ordem <math>j-1</math>.</p>
			<p><math>A_{ij}</math> = Percepção de indivíduos de origem <math>i</math> da acessibilidade do destino <math>j</math> a todos os outros destinos <math>k</math>;</p> <p><math>d_{ij}</math> = O custo generalizado de viagem entre as zonas <math>i</math> e <math>j</math>;</p> <p><math>O_i</math> = Fluxo de viagens produzidas a partir da origem <math>i</math>;</p> <p><math>D_j</math> = Fluxo de viagens atraídas pelo destino <math>j</math>;</p> <p><math>\delta</math> e <math>\beta</math> = Parâmetros negativos</p> <p><math>Z_i</math> e <math>B_j</math> = Fatores de balanceamento definidos por:</p>
(Fotheringham, 1983a; 1986)	Desenvolve um modelo de distribuição baseado em destinos concorrentes.	$I_{ij} = Z_i O_i B_j D_j A_{ij}^{\delta_i} d_{ij}^{\beta_i}$	<p>Utiliza círculos concêntricos na origem e com diferentes possibilidades de destinos. O raio de cada círculo é representado pela distância entre cada origem e seu destino.</p> $Z_i = \left[ \sum_j B_j D_j A_{ij}^{\delta_i} d_{ij}^{\beta_i} \right]^{-1}$ $B_j = \left[ \sum_i Z_i O_i A_{ij}^{\delta_i} d_{ij}^{\beta_i} \right]^{-1}$
(Thorsen e Gitlesen, 1998)	Desenvolvem um estudo empírico, considerando como a estrutura espacial influencia nos fluxos de viagens.	$T_{ij} = A_i O_i B_j D_j (S_{ij})^p (O_i^{\alpha_1} D_j^{\alpha_2})^{\delta_{ij}} e^{-\beta d_{ij} + \mu \delta_{ij}}$	<p><math>S_{ij}</math> = Acessibilidade do destino <math>j</math> em relação a todos os outros destinos;</p> <p><math>O_i</math> = Número de viagens originadas na zona <math>i</math>;</p> <p><math>D_j</math> = Número de viagens destinadas para a zona <math>j</math>;</p> <p>Não especificado no trabalho.</p>

---

$d_{ij}$  = Tempo de viagem;

$\rho, \alpha_1$  e  $\alpha_2$  = Parâmetros estimados;

$\beta$  = Parâmetro de dissuasão da distância;

$\mu$  = Parâmetro que representa algum tipo de benefício de trabalhar e residir na mesma zona;

$\delta_{ij}$  = Kronecker delta  $\rightarrow \delta_{ij} = \begin{cases} 0 & \text{se } i \neq j \\ 1 & \text{se } i = j \end{cases}$

$A_i$  e  $B_j$  = Fatores de balanceamento definidos por:

$$A_i = \left[ \sum_j B_j D_j (D_j)^\eta (S_{ij})^\rho (e^{-\beta c_{ij}}) \right]^{-1}$$

$$B_j = \left[ \sum_i A_i O_i (O_i)^\alpha (S_{ij})^\rho (e^{-\beta c_{ij}}) \right]^{-1}$$

---

(Daly, 1982 <i>apud</i> Tamblay <i>et al.</i> , 2016)	Apresenta uma metodologia que permite inferir as zonas de origem e de destino para uma viagem entre duas paradas de transporte público utilizando informações socioeconômicas, de uso do solo e de rede.	$T_{ij}^{kl} = A_i B_j f_{ij}^{kl}$	$T_{ij}^{kl}$ = Número de viagens feitas da zona $i$ para a zona $j$ que usam pontos de parada $k$ e $l$ para embarque inicial e desembarque final, respectivamente. $A_i$ = Produção das viagens $B_j$ = Atração das viagens $f_{ij}^{kl}$ = medida inversa do custo de escolha das paradas quando se viaja da zona $i$ para a zona $j$ .	Não especificado no trabalho.
--	--	-------------------------------------	---	-------------------------------

---



(Kühlkamp, 2003)

Local: Brasil

Concebe um novo modelo de oportunidades intervenientes, baseado na ponderação diferenciada das oportunidades em função de sua posição espacial em relação à origem e ao destino da viagem.

$$T_{ij} = \frac{A_i O_i B_j D_j}{W_{ij} + V_j} \cdot \left[ (W_{ij}^r + V_j) \cdot e^{-\lambda W_{ij}^r} + (W_{ij} - W_{ij}^r) \cdot e^{-\lambda(W_{ij} - W_{ij}^r)} \right]$$

$T_{ij}$  = Número de viagens com origem na zona  $i$  e destino na zona  $j$ ;

$A_i$  e  $B_j$  = Fatores de balanceamento definidos por:

$$A_i = \left\{ \frac{\sum_{j=1}^n \frac{B_j D_j}{W_{ij} + V_j}}{\left[ (W_{ij}^r + V_j) \cdot e^{-\lambda W_{ij}^r} + (W_{ij} - W_{ij}^r) \cdot e^{-\lambda(W_{ij} - W_{ij}^r)} \right]} \right\}^{-1}$$

$$B_j = \left\{ \frac{\sum_{i=1}^n \frac{A_i O_i}{W_{ij} + V_j}}{\left[ (W_{ij}^r + V_j) \cdot e^{-\lambda W_{ij}^r} + (W_{ij} - W_{ij}^r) \cdot e^{-\lambda(W_{ij} - W_{ij}^r)} \right]} \right\}^{-1}$$

$O_i$  = Número de viagens originadas na zona  $i$ ;

$D_j$  = Número de viagens destinadas à zona  $j$ ;

$W_{ij}$  = Número de oportunidades intervenientes entre as zonas  $i$  e  $j$ ;

$W_{ij}^r$  = Número de oportunidades oferecidas pelas zonas pertencentes ao conjunto  $L$ ;

$V_j$  = Número de oportunidades oferecidas pela zona  $j$ ;

$\lambda$  = Probabilidade de uma oportunidade ser aceita se for considerada.

Considera as oportunidades intervenientes por meio de uma partição em dois subconjuntos, de acordo com a posição espacial que ocupam em relação à origem e destino da viagem.

<p>(Stouffer, 1940)</p> <p>Local: EUA</p>	<p>Propõe a primeira versão da teoria das oportunidades intervenientes.</p>	$\frac{\Delta y}{\Delta s} = \frac{a}{x} \cdot \frac{\Delta x}{\Delta s}$	<p><math>\Delta y</math> = Número de pessoas para uma faixa circular <math>\Delta s</math>;</p> <p><math>\Delta s</math> = Faixa circular obtida por dois círculos concêntricos de raios: <math>s - \frac{1}{2\Delta s}</math> e <math>s + \frac{1}{2\Delta s}</math>;</p> <p><math>\Delta x</math> = Número de oportunidades contadas na faixa circular <math>\Delta s</math>;</p> <p><math>x</math> = Número total de oportunidades entre a origem e a faixa circular <math>\Delta s</math>;</p> <p><math>a</math> = Constante de proporcionalidade.</p>	<p>Utiliza círculos concêntricos que estabelecem setores onde se contam as oportunidades intervenientes.</p>
<p>(Stouffer, 1960)</p> <p>Local: EUA</p>	<p>Estabelece um novo modelo de oportunidades intervenientes que prevê o fluxo migratório de St. Louis para as cidades de Los Angeles, Denver e New York.</p>		<p><math>Y</math> = Número de migrantes;</p> <p><math>a</math> = Constante de proporcionalidade;</p> <p><math>X_M</math> = Produto de todos os migrantes de St. Louis pelos migrantes de uma outra dada cidade;</p> <p><math>X_B</math> = Número de oportunidades intervenientes considerado;</p> <p><math>b</math> é dado por: <math>\log Y - \log X_M = \log a - b \log X_B</math>.</p>	<p>Utiliza um círculo tendo como diâmetro a distância entre as cidades.</p>
<p>(Galle e Taeuber, 1966)</p> <p>Local: EUA</p>	<p>Realizam uma replicação da pesquisa de Stouffer utilizando dados de migração Inter</p>	$Y = \frac{a X_M}{X_B^b}$		

	metropolitana entre os anos de 1955 e 1960.				
(Gonçalves, 1992)  Local: Brasil	Desenvolve e testa, utilizando dados de passageiros de ônibus em Santa Catarina-Brasil, um modelo híbrido denominado gravitacional-de oportunidades.			$T_{ij}$ = Total de viagens entre a zona de origem $i$ e a zona de destino $j$ ; $O_i$ = Total de viagens produzidas na origem; $D_j$ = Total de viagens atraídas no destino; $\beta$ e $\lambda$ = Parâmetros de impedância; $c_{ij}$ = Custo entre $i$ e $j$ , denotado pelo tempo de viagem; $w_{ij}$ = Oportunidades intervenientes entre a zona de origem $i$ e de destino $j$ . $A_i$ e $B_j$ = Fatores de balanceamento definidos por:	Utiliza um círculo com a origem como centro e tendo como raio a distância entre a origem e o destino.
(Gonçalves e Ulysséa Neto, 1993)	Apresentam modelo gravitacional-oportunidades desenvolvido por Gonçalves (1992) e o utilizam para estimar o fluxo intermunicipal de passageiros em quarenta e quatro municípios no sul de Santa Catarina-Brasil.	$T_{ij} = A_i O_i B_j D_j e^{-\beta c_{ij} - \lambda w_{ij}}$		$A_i = \left[ \sum_j B_j D_j (e^{-\beta c_{ij} - \lambda w_{ij}}) \right]^{-1}$ $B_j = \left[ \sum_i A_i O_i (e^{-\beta c_{ij} - \lambda w_{ij}}) \right]^{-1}$	
(Almeida e Gonçalves, 2001)	Desenvolvem um método para definir as oportunidades por meio de um modelo comportamental	$T_{ij} = K_i K_j O_i D_j \exp(-\mu W_{ij}) [1 - \exp(-\mu V_j)]$	$T_{ij}$ = Número estimado de viagens indo da zona $i$ para a zona $j$ ; $O_i$ = Número de viagens que são originadas na zona $i$ ;	Utiliza uma metodologia que equivale a utilizar um círculo tendo como raio a separação	

Local: Brasil	baseado na teoria econômica de consumo. Utilizam dados de deslocamentos de alunos de Ensino Médio, para escolas localizadas no centro de Londrina (Paraná).	<p><math>D_j</math> = Número de viagens destinadas para a zona <math>j</math>;</p> <p><math>W_{ij}</math> = Número de oportunidades entre as zonas <math>i</math> e <math>j</math>;</p> <p><math>V_j</math> = Número de oportunidades na zona <math>j</math>;</p> <p><math>\mu</math> = Parâmetro relacionado às oportunidades intervenientes;</p> <p><math>K_i</math> e <math>K_j</math> = Fatores de balanceamento definidos por:</p>	especial entre a origem e o destino.	
(Simini <i>et al.</i> , 2012)	Enumera seis limitações do modelo gravitacional e propõe um modelo baseado em processos de radiação e absorção que supera tais limitações, e compara seu desempenho ao modelo gravitacional.	$T_{ij} = T_i \frac{m_i n_j}{(m_i + s_{ij})(m_i + n_j + s_{ij})}$	<p><math>T_{ij}</math> = Fluxo médio de <math>i</math> para <math>j</math>;</p> <p><math>m_i</math> = população da origem <math>i</math>;</p> <p><math>n_j</math> = população do destino <math>j</math>;</p> <p><math>s_{ij}</math> = população total em um círculo de raio <math>r_{ij}</math> com centro em <math>i</math>, excluindo a população da origem e do destino;</p> <p><math>T_i</math> = Número total de viajantes dado por: <math>T_i = \sum_{j \neq i} T_{ij}</math></p>	Utiliza um círculo com a origem como centro e tendo como raio a distância entre a origem e o destino.
(Yang <i>et al.</i> , 2014)	Propõe uma extensão ao modelo de radiação que pode ser	$P(1 , n_i, n_j, a_{ij}) =$	$P(1 , n_i, n_j, a_{ij}) =$ Probabilidade de um indivíduo se deslocar da zona $i$ para a zona $j$ ;	Não especificado no trabalho.

Local: EUA	calibrado com um parâmetro de escala para prever fluxos de deslocamento em diferentes escalas espaciais.	$\frac{[(a_{ij} + n_j)^\alpha - a_{ij}^\alpha] (n_i^\alpha + 1)}{(a_{ij}^\alpha + 1) [(a_{ij} + n_j)^\alpha + 1]}$	<p><math>a_{ij}</math> = Oportunidades entre a zona de origem <math>i</math> e de destino <math>j</math>;</p> <p><math>n_i</math> = Oportunidades na zona <math>i</math>;</p> <p><math>n_j</math> = Oportunidades na zona <math>j</math>.</p> <p><math>\alpha</math> = Parâmetro calibrado com dados de telefonia.</p>
(Okabe, 1977) Local: Japão	A partir do modelo de Schneider, baseado na premissa que seu modelo é insuficiente para lidar com o comportamento de indivíduos em escolher suas moradias, formula um modelo que considera a probabilidade de um indivíduo empregado na zona $j$ escolha seu local de moradia na zona $i$ .	$T_{ij}^\omega = O_j^\omega P_{ij}^\omega$ $P_{ij}^\omega = P_{ij}$ $= \frac{(1-p)^{v_{ij-1}} - (1-p)^{v_{ij}}}{1 - (1-p)^v}$	<p><math>T_{ij}^\omega</math> = O número esperado de atores espaciais que vivem na zona <math>i</math> e viajam para a zona <math>j</math>;</p> <p><math>O_j^\omega</math> = Número de atores empregados na zona <math>j</math>;</p> <p><math>v_{ij}</math> = Número acumulado de oportunidades incluindo da zona <math>j</math> até a zona <math>i</math>.</p> <p><math>P_{ij}</math> = Probabilidade de um ator espacial na zona <math>i</math> escolher oportunidades na zona <math>j</math>.</p> <p>Utiliza duas áreas circulares, de raios com centros nas áreas <math>i</math> e <math>j</math>.</p>

### 2.3. Considerações finais do capítulo

Conforme foi possível verificar na revisão de literatura apresentada, modelos de distribuição de viagens baseados em oportunidades intervenientes vêm sendo propostos desde a década de 1940, sendo seguidos de diferentes variações nos anos subsequentes, apresentados por diversos autores. Portanto, é fato que, nos últimos 80 anos, esforços ainda vêm sendo enveredados na evolução de modelos baseados em oportunidades intervenientes, tanto no sentido dos modelos matemáticos em si, na forma de definição destas oportunidades, e até mesmo nas variáveis utilizadas para definição das oportunidades intervenientes.

A partir desta revisão de literatura, é possível constatar que dentre os trabalhos que utilizaram a variável empregos para definição das oportunidades intervenientes estão: Jayet (1990<sub>b</sub>); Raphael (1998); Rouwendal e Nijkamp (2004); Gargiulo *et al.* (2012); Simini *et al.* (2012); Thomas e Tutert (2013); Nazem *et al.* (2013, 2015) e Lenormand *et al.* (2014).

Em função da variável explicativa empregos ter sido encontrada em nove dos trabalhos pesquisados, esta tese adotou esta variável para composição das oportunidades intervenientes.

No próximo capítulo, será apresentada uma revisão de literatura, que terá como foco abordar autores que apresentam propostas nas formas de definição das oportunidades intervenientes.

### **3. DEFINIÇÃO DAS OPORTUNIDADES INTERVENIENTES**

#### **3.1. Considerações iniciais**

A teoria de oportunidades intervenientes foi proposta por Stouffer, em um estudo dos padrões de migração das famílias em Cleveland, Estado de Ohio, realizado na década de 1930. De acordo com esta teoria, o número de pessoas que se desloca a uma certa distância é diretamente proporcional ao número de oportunidades ofertadas naquele destino e inversamente proporcional ao número de oportunidades intervenientes (STOUFFER, 1960).

A ideia básica associada ao modelo de oportunidades intervenientes é que a realização de viagens não está explicitamente relacionada à distância, mas à acessibilidade relativa de oportunidades que podem satisfazer o objetivo de quem viaja (ORTÚZAR; WILLUMSEN, 2011).

Schneider (1959) explorou o conceito proposto por Stouffer e desenvolveu um modelo de oportunidades intervenientes para o estudo de transporte na região de Chicago (EUA), denominado *The Chicago Area Transport Study* (BLUNDEN; BLACK, 1984).

Durante a revisão de literatura que será apresentada a seguir, poderão ser verificadas diferentes maneiras para se definir as oportunidades intervenientes que serão utilizadas pelos modelos de distribuição de viagens, como, por exemplo, nos trabalhos de: Stouffer (1940, 1960), Galle e Taeuber (1966), Long e Uris (1971), Wadycki (1975), Smith (1976), Dison e Hale (1977), Gonçalves (1992), Raphael (1998) e Kühlkamp (2003).

Definir oportunidades intervenientes é provavelmente a parte mais difícil no desenvolvimento de aplicações práticas para os modelos baseados em oportunidades ou modelos híbridos. Essas oportunidades além de estarem relacionadas à separação espacial, também são influenciadas por aspectos de comportamento dos indivíduos. Uma maneira de incorporar esses aspectos nos modelos de oportunidades intervenientes e gravitacional de oportunidades é através de uma definição adequada dessas oportunidades (ALMEIDA; GONÇALVES, 2001).

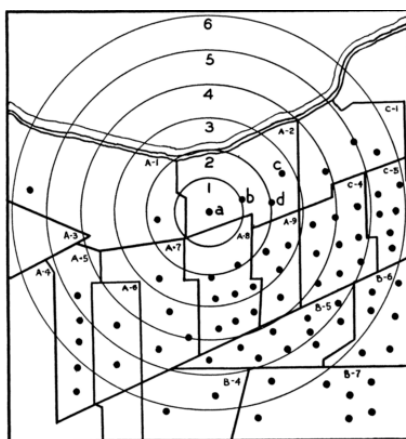
Nesta revisão, será possível verificar que comumente utiliza-se um círculo como figura geométrica para definir o alcance das oportunidades intervenientes. De acordo Stouffer (1960), o círculo foi escolhido em função de sua simplicidade de utilização.

Entretanto, o mesmo autor faz uma ressalva, informando que poderia ter sido utilizada uma elipse ou outra forma geométrica qualquer que fosse mais conveniente.

Em razão da dificuldade aqui mencionada, das indicações encontradas nos trabalhos de Stouffer (Stouffer, 1940; 1960) e da coerência do texto com relação aos objetivos enunciados neste trabalho, optou-se por desenvolver um capítulo destinado às maneiras de definir as oportunidades intervenientes.

### 3.2. Revisão de literatura

De acordo com a teoria proposta por Stouffer (1940), as oportunidades são consideradas por meio da região formada entre os círculos concêntricos, contando-se o número de pontos dentro de uma região circular, e a seguir, totalizando as oportunidades, somando-as até a região em que se encontrar o viajante. A Figura 1 mostra um exemplo apresentado no trabalho original de Stouffer.

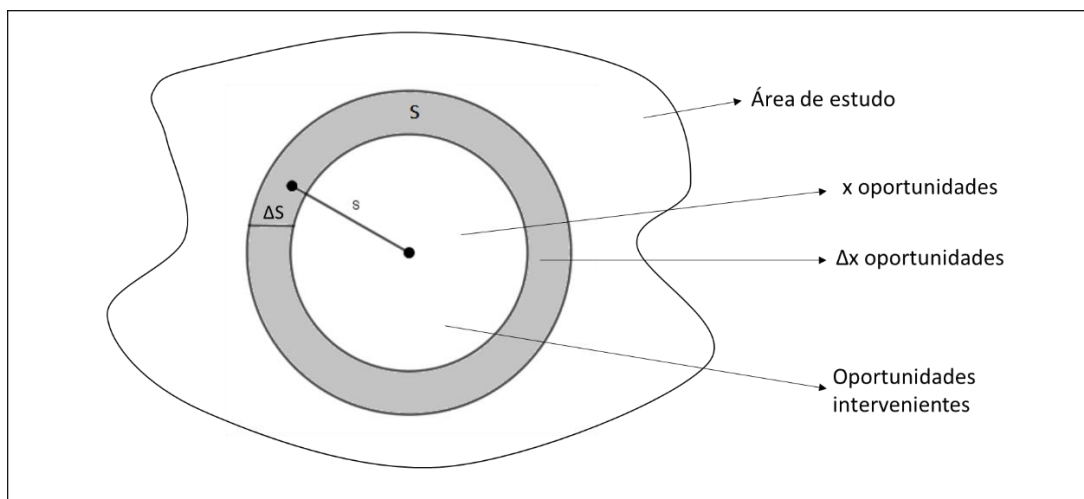


Fonte: Stouffer (1940)

Figura 1 - Definição das oportunidades intervenientes elaborado por Stouffer (1940)

Com o intuito de realizar uma explicitação de como Stouffer (1940) determina as oportunidades intervenientes consideradas em seu modelo, apresenta-se uma ilustração adaptada de Gonçalves (1992), conforme pode ser observado na Figura 2.





Fonte: Adaptado de Gonçalves (1992)

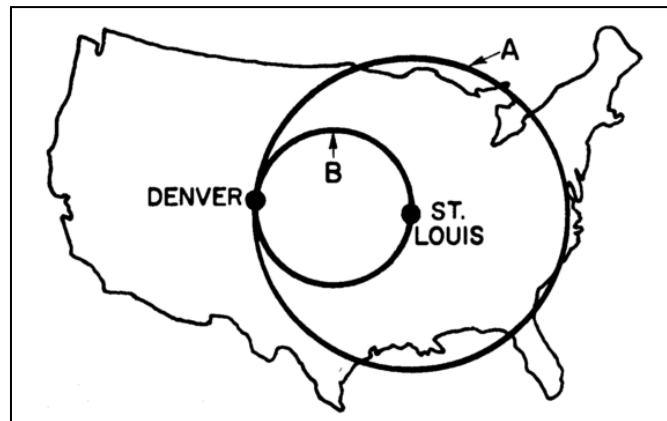
Figura 2 - Estrutura do modelo de oportunidades intervenientes segundo Gonçalves (1992)

Dentre os autores encontrados durante esta revisão de literatura que utilizaram o círculo para determinar as oportunidades intervenientes, conforme definida por Stouffer (1940), estão: Galle e Taeuber (1966), Wadycki (1975), Smith (1976), Dison e Hale (1977), Gonçalves (1992), Raphael (1998) e Kühlkamp (2003).

Em 1960, Stouffer reformula sua própria teoria (Stouffer, 1940), com o objetivo de determinar as oportunidades intervenientes entre uma cidade de origem *i* e seu destino *j*. Esse trabalho prevê os fluxos migratórios da cidade de St. Louis para Denver, New York e Los Angeles. Neste trabalho, o procedimento é proposto conforme segue:

- 1) Conectam-se as duas cidades por uma linha reta;
- 2) Desenha-se um círculo com esta linha como diâmetro;
- 3) Contam-se as oportunidades dentro deste círculo.

Conforme pode ser observado na Figura 3, o círculo ao qual o procedimento supracitado se refere (Círculo B), pode ser contrastado com o Círculo A, que tem St. Louis como seu centro e a distância St. Louis-Denver como seu raio. O círculo maior (Círculo A) é usado para a quantificação do que Stouffer denominou como migrantes concorrentes (STOUFFER, 1960). Pode-se encontrar um detalhamento deste procedimento em Galle e Taeuber (1966).



Fonte: Stouffer (1960)

Figura 3 - Círculo utilizado por Stouffer (1960) para definição das oportunidades intervenientes

Long e Uris (1971), utilizando dados de viagens aéreas, realizaram um exame empírico dos modelos gravitacional e de oportunidades intervenientes, verificando a influência da estrutura espacial da localização das cidades nestas viagens, bem como seu agrupamento hierárquico.

Nesse trabalho, os autores apresentam uma abordagem para sua teoria, afirmando que a quantidade de interação que origina em um local e que termina em outro é proporcional à população desses locais, e inversamente proporcional à distância entre eles e a população dos locais que se encontram em menor distância da origem do que o destino (LONG; URIS, 1971).

Para o entendimento de sua abordagem, Long e Uris (1971) afirmam, em seu trabalho, que a população de uma cidade é de alguma forma um índice das funções que as cidades realizam.

De forma resumida, sua teoria pode ser entendida pelo seguinte exemplo:

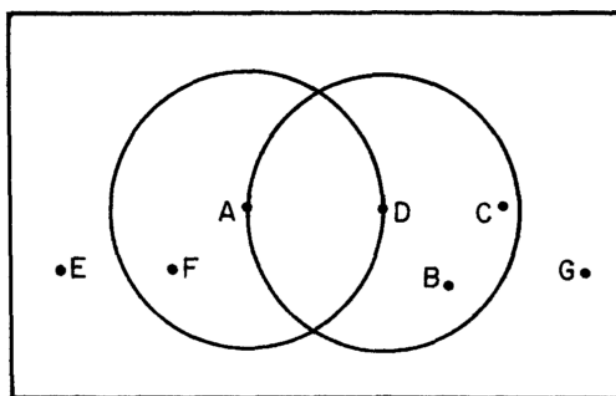
- Considere quatro cidades (Figura 4): A, B, C, D e considere que possuem as seguintes funções:  $A = \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10\}$ ,  $B = \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8\}$ ,  $C = \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$  e  $D = \{1, 2, 3, 4\}$ .

- Suponha que uma pessoa residente em D tenha à sua disposição apenas as atividades de 1 a 4. Se ele deseja utilizar a atividade 5 ou 6, ele pode viajar para A, B ou C. Considerando que maiores despesas de viagem diminuiriam seu poder de compras e observando o princípio do menor custo de viagem, ele provavelmente voará para B.

- Uma viagem originária de D e indo para A deve ser feita somente se as atividades 9 ou 10 são desejadas, pois neste caso não há alternativas. Em tal viagem, a

cidade B é uma alternativa para A para as atividades 7 e 8; para atividades 5 e 6 cidades B e C são alternativas. Assim, para as atividades 5 e 6, a soma das populações das cidades B e C são definidas como a medida de oportunidades intervenientes para viagens originárias de D e indo para A.

Faz-se imperativo ressaltar que o método proposto por Long e Uris (1971), foi validado empiricamente e exclusivamente para viagens pelo modo aeroviário, em que se pressupõe que a distância entre as cidades é longa e se descarta a estimativa das viagens realizadas por outros modos de transporte. Para um maior detalhamento sobre este método de definição de oportunidades intervenientes para a estimativa de viagens, recomenda-se a leitura de seu trabalho.



Fonte: Long e Uris (1971)

Figura 4 - Hierarquização das cidades utilizando dois círculos

Smith (1976), utilizando dados do departamento de polícia de Rochester (Nova Iorque), estabelece um modelo para prever o fluxo de crimes entre localidades urbanas.

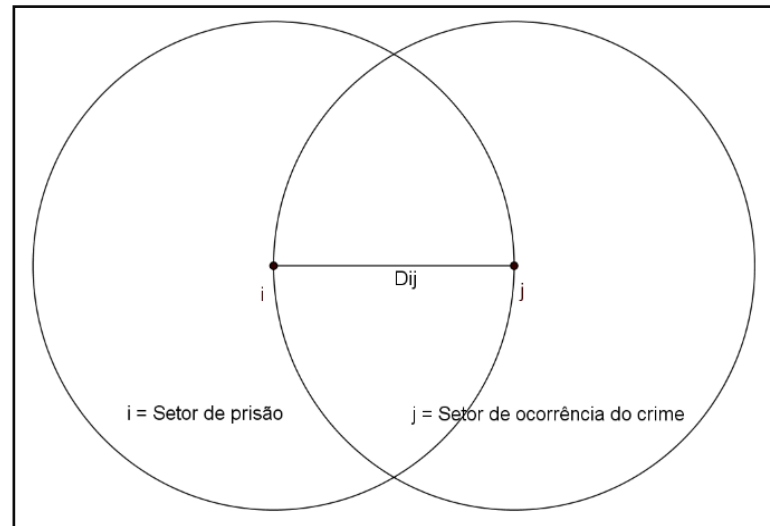
O crime geralmente envolve mais de dois (geralmente três) locais, duas origens (os locais de residência dos infratores e suas vítimas) e um único destino (considerado a extensão do crime). Assim, o crime geralmente tem uma localização que é o resultado da atração comum de duas origens e um único destino (SMITH, 1976).

Nesse trabalho, Smith, realizando uma adaptação do método de Stouffer, utiliza dois círculos para definir os fluxos de crimes, conforme descrito a seguir:

- Considerou-se que os setores com distâncias entre  $i$  e inferiores ou iguais a  $d_{ij}$  estavam dentro do círculo centrado em  $i$ .
- Um segundo círculo foi definido com o raio  $D_{ij}$ , mas, nesse caso, com centro em  $j$ . Os criminosos concorrentes foram então definidos como os indivíduos que foram

presos por crimes cometidos em  $j$ , mas cujos endereços estavam dentro de qualquer faixa abrangida por círculo centrado em  $j$ .

A Figura 5 ilustra como Smith (1976) adaptou o método de definição de oportunidades intervenientes de Stouffer.



Fonte: A autoria própria

Figura 5 - Adaptação da definição das oportunidades realizadas por Smith (1976)

Outro autor a usar dois círculos para determinar as oportunidades intervenientes é Raphael (1998), ao utilizar a metodologia proposta por Jayet (1990a, 1990b) para determinar as viagens em horário de pico de trabalhadores adolescentes do sexo masculino nas cidades de São Francisco, Oakland e São José, localizadas no Estado da Califórnia-EUA. No método utilizado por Raphael (1998), as oportunidades intervenientes podem ser calculadas conforme Equação 10:

$$IO_{ij} = \sum_k E_k \forall k | d_{ik} < d_{ij} , \quad (10)$$

Em que:

$IO_{ij}$  é o total de oportunidades intervenientes entre a origem  $i$  e o destino  $j$ ;

$E_k$  é a demanda por mão-de-obra na zona de destino  $k$ ;

$d_{ik}$  é a distância da origem  $i$  até o destino onde encontra-se a oportunidade  $k$ ;

$d_{ij}$  é a distância entre a origem  $i$  e o destino  $j$ .

Okabe (1977), baseado de forma inversa na premissa de Schneider, propõe que seu modelo é insuficiente para lidar com o comportamento de indivíduos em escolher suas moradias, e assim formula um modelo que considera a probabilidade de um indivíduo empregado em dada zona  $j$  escolher seu local de moradia em outra zona  $i$ .

Para isso, Okabe (1977) parte do pressuposto que um indivíduo tenha encontrado um emprego na região  $S$  e que ele esteja prestes a procurar sua residência. Embora, no momento desta busca, algumas casas possam estar vagas, em outro momento, elas podem estar ocupadas. Por consequência, seria apropriado considerar a oferta das casas vagas como probabilística. Especificamente, primeiro assume-se que, durante um determinado período de tempo, as casas vagas aparecem aleatoriamente sobre a região de acordo com a distribuição das oportunidades de habitação.

Como critério para determinar a melhor casa para o indivíduo, presume-se que ele minimize sua distância de deslocamento. Ou seja, o indivíduo determina a escolha da casa vaga mais próxima do local de trabalho das  $n$  casas alternativas pesquisadas na região  $S$  e para isso utiliza a Equação 11. Esse método será ilustrado na Figura 6 (OKABE, 1977).

$$hP_{ij} = \frac{h u_j}{hV} \left( 1 - \frac{h V_{ij}}{hV} \right)^{n-1}, \quad (11)$$

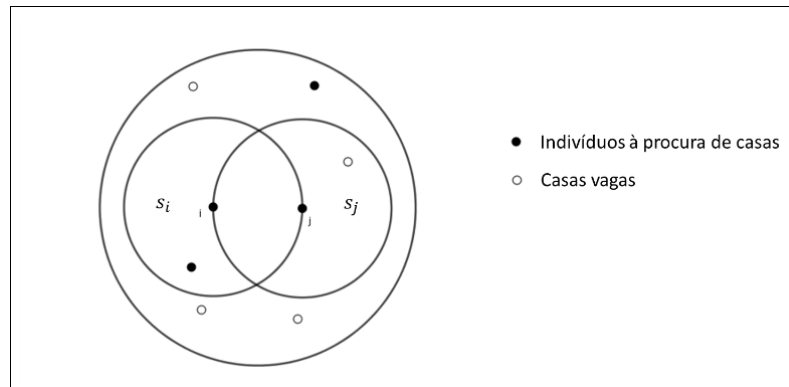
Em que:

$hP_{ij}$  é a probabilidade de um indivíduo empregado na zona  $j$  encontrar uma alternativa de moradia na zona  $i$ ;

$h u_j$  é o número de oportunidades de moradia na zona  $j$ ;

$h V_{ij}$  é o número de oportunidades de moradia localizadas na área circular  $S_i$ , centralizada na zona  $i$  de raio igual a distância da zona  $i$  para a extremidade mais distante da zona  $j$ ;

$hV$  é o número total de oportunidades de moradia na região  $S$ .



Fonte: Adaptado de Okabe (1977)

Figura 6 - Situação de escolha proposta por Okabe (1977)

Almeida e Gonçalves (2001) definem um método para estabelecer as oportunidades intervenientes, que equivale a usar um círculo para determinar as oportunidades. Estes autores definem tais oportunidades conforme será resumido nos passos a seguir:

- Define-se um vetor de oportunidades:  $[Q] = [Q_1, Q_2, \dots, Q_m]$ , onde  $m$  é o número de unidades na área de estudo e  $Q_l$  é uma medida de capacidade da unidade  $l$  ( $l = 1, 2, \dots, m$ ). Se uma zona de destino  $j$  contém mais de uma unidade, então o número de oportunidades na zona  $j$  é dado por:  $V_j = \sum_{l \in S_j} Q_l$ , onde  $S_j$  é o conjunto de unidades da zona  $j$ ;

- Realiza-se a caracterização da busca: Definem o número, atributos e distribuição espacial das unidades a serem consideradas. Por exemplo, se estiver avaliando um estudo de deslocamento para escolas, considerar: (a) O segmento escolar (nível fundamental, médio, graduação); (b) o grupo social a ser entrevistado (pais, professores, estudantes); (c) a classificação da escola dos entrevistados (pública municipal, pública estadual, privada); (d) Os aspectos socioeconômicos (idade, renda, nível de educação dos pais, modo de transporte utilizado para deslocamento);

- Identifica-se os atributos relevantes: Este passo consiste em identificar quais características são efetivamente relevantes;

- Quantificam-se as preferências: Nesta etapa determina-se a função para quantificar a utilidade de cada unidade. Considere  $n$  zonas de tráfego  $i$  na área de estudo ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) e considere  $m$  unidades de serviço nela ( $l = 1, 2, \dots, m$ ). Define-se  $U_{il}$ , como a utilidade da unidade  $l$  para os usuários da zona  $i$ , dado por:  $U_{il} = \sum_{k=1}^p \alpha_k X_{kil}$ ,

onde:  $X_{1il}, X_{2il}, \dots, X_{pil}$  são as variáveis relacionadas aos  $p$  atributos das  $l$  unidades e  $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_p$ , são o  $p$  parâmetros a serem ajustados;

- Define-se um critério para as unidades intervenientes: Adotou-se o seguinte critério – Dado um par de zonas origem-destino  $(i, j)$ , uma unidade  $l$  será considerada interveniente entre  $i$  e  $j$  se:

i.  $U_{il} > \max\{U_{ik}, k \in S_j, S_j = \text{conjunto de unidades na zona } j\}$

ii.  $(C_{iq}) \leq (C_{ij})$ , onde  $q$  é a zona contendo a unidade  $l$  e  $(C_{ij})$  é a separação espacial entre as zonas  $i$  e  $j$ ;

iii.  $(E)_{ij} = \{\text{unidades } l \text{ que atendem as condições i) e ii)}\}$ ;

- Define-se a matriz de oportunidades intervenientes: Tendo realizado os passos anteriores, define-se a matriz  $W_{ij}$  de oportunidades entre as zonas  $i$  e  $j$  realizando:  $W_{ij} = \sum_{l \in (E)_{ij}} Q_l$ .

Uma derivação do método para definição das oportunidades intervenientes também foi realizado por Blainey e Preston (2010), e usado em um modelo de previsão de fluxos entre estações ferroviárias no sul de Gales (Reino Unido). Nesse trabalho, os autores apresentam possibilidades para a definição das oportunidades intervenientes utilizando variáveis independentes relacionadas às estações ferroviárias, a saber:

- Definir uma oportunidade interveniente como sendo uma estação em uma categoria de rede mais alta [...] ou que está mais próxima da origem em termos de tempo de viagem ferroviária do que a estação de destino em questão.
- Classificar todas as estações de destino por demanda observada e definir uma oportunidade interveniente como sendo uma estação de maior classificação que está mais próxima da origem em termos de tempo de viagem do que a estação de destino em questão.
- Classificar todas as estações de destino por demanda observada, calcular a diferença de classificação entre o destino em questão e a oportunidade interveniente mais alta, incluindo essa figura no modelo como uma variável contínua.
- Posicionar todas as estações de destino por demanda observada, calcular a diferença nas saídas de estação total entre o destino em questão e a oportunidade interveniente mais alta e incluir essa figura no modelo como uma variável contínua. (BLAINEY; PRESTON, 2010, p. 67).

Gonçalves (1992), para definir as oportunidades intervenientes, considera como área de estudo oitenta e dois municípios de Santa Catarina-Brasil, sendo oito deles reagrupados em três diferentes zonas, totalizando assim setenta e sete zonas de estudo.

A autora utiliza para a contagem das oportunidades intervenientes, a metodologia definida por Stouffer (1960) no que tange à área de abrangência das oportunidades intervenientes, incluindo também como critério de seleção destas oportunidades a hierarquização das zonas de acordo com a Teoria do lugar central de Christaller (CORRÊA, 1989).

Essa hierarquização é feita com base na premissa que, para os fluxos intermunicipais de passageiros, as viagens são motivadas pela necessidade dos habitantes que moram em centros menores buscarem bens ou serviços em centros maiores (GONÇALVES, 1992).

Dessa forma, baseada na teoria de Stouffer (1960) e Christaller (CORRÊA, 1989), Gonçalves (1992) define as oportunidades considerando que dado um par de zonas de origem-destino ( $i, j$ ), uma zona  $l$  se interpõe entre  $i$  e  $j$  se são satisfeitas as duas condições seguintes:

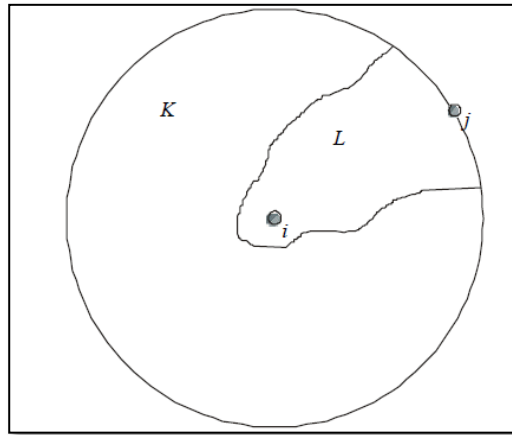
- i. O tempo de viagem de  $i$  para  $l$  é menor que o tempo de viagem de  $i$  para  $j$ , ou seja:  $c_{il} < c_{ij}$  ;
- ii. O nível hierárquico de  $l$  é maior ou igual ao nível hierárquico de  $i$ , ou seja:  $NH(l) \geq NH(i)$ .

Dentre os trabalhos encontrados durante esta revisão, no que tange à maneira de se determinar as oportunidades intervenientes, merece uma especial atenção a pesquisa de Kühlkamp (2003), que realiza a concepção e dedução, por meio do desenvolvimento de um modelo de distribuição de viagens baseado em oportunidades intervenientes, ponderando-as de forma diferenciada dependendo de sua posição espacial em relação à origem e ao destino da viagem considerada.

Para fazer uma ponderação das oportunidades de acordo com sua localização em relação às zonas  $i$  e  $j$ , faz-se uma partição do conjunto das oportunidades intervenientes entre  $i$  e  $j$ , dividindo-as em dois grupos. Esta partição se faz comparando, para cada zona  $l$  que oferece a oportunidade interveniente que está sendo considerada, o custo (ou o custo generalizado) de viagem entre as zonas  $i$  e  $j$ ,  $c_{ij}$ , com a soma  $c_{il} + c_{lj}$ . Isto é, soma-se o custo da viagem da zona  $i$  para esta zona  $l$  com o custo de uma viagem desta zona  $l$  para a zona  $j$ ,  $c_{il} + c_{lj}$ , para compará-la com o custo de uma viagem direta da zona  $i$  para a zona  $j$ . Um grupo será constituído das zonas  $L$  para as quais a soma  $c_{il} + c_{lj}$  representam um acréscimo ao custo  $c_{ij}$  menor ou igual a uma fração  $r$  de  $c_{ij}$  [...] e outro grupo será composto das zonas  $K$  para as quais a soma  $c_{ik} + c_{kj}$  constituir um acréscimo ao custo  $c_{ij}$  maior que uma fração  $r$  de  $c_{ij}$ . (KÜHLKAMP, 2003, p.68)



Desta forma, Kühlkamp (2003) separa as oportunidades intervenientes em dois grupos de zonas de tráfego, denominados L e K, ponderando-os conforme o acréscimo da constante  $r$ , sendo  $0 < r < \frac{1}{2}$ . A Figura 7 ilustra como o autor definiu essas oportunidades.



Fonte: Kühlkamp (2003)

Figura 7 - Ilustração dos grupos de zonas de tráfego

Utilizando uma notação matemática, Kühlkamp (2003) define os grupos de zonas de tráfego da seguinte maneira:

$$L = \{ \text{zonas de tráfego } l \mid c_{il} + c_{lj} \leq (1 + r) \cdot c_{ij} \}$$

$$K = \{ \text{zonas de tráfego } k \mid c_{ik} + c_{kj} > (1 + r) \cdot c_{ij} \}$$

A equação que define o modelo de distribuição de viagens concebido por Kühlkamp (2003), bem como seu maior detalhamento, podem ser encontrados na Tabela 1 desta tese.

### 3.3. Considerações finais do capítulo

Este capítulo apresentou, por meio de revisão de literatura, autores que realizaram trabalhos utilizando modelos de distribuição de viagens, baseados em oportunidades intervenientes. A revisão apresentada mostra que estes modelos são fundamentados na proposta de Stouffer (1940, 1960), e podem ter aplicações que vão além da simples distribuição das viagens, como, por exemplo, o fluxo de crimes entre localidades

(SMITH, 1976), a escolha de moradia (OKABE, 1977), ou mesmo o fluxo entre cidades baseado em um índice de funções que as mesmas realizam (LONG; URIS, 1971).

Ainda se verifica o uso de diferentes maneiras para definição de oportunidades intervenientes em trabalhos publicados nas últimas três décadas, tais como: Jayet (1990<sub>a</sub>, 1990<sub>b</sub>), Gonçalves (1992), Almeida e Gonçalves (2001), Raphael (1998) e Kühlkamp (2003).

Os trabalhos supracitados têm, como objetivo central, a previsão de fluxos de viagens entre uma origem e um destino, e é importante observar que, apesar das diferentes formas de composição das OI, todos possuem a definição das oportunidades baseados na figura geométrica círculo.

A pesquisa realizada mostra que, apesar da indicação verificada em Stouffer (1960) sobre a utilização da elipse, não foram encontrados trabalhos que a utilizem para a definição de tais oportunidades, corroborando assim a contribuição deste trabalho em se utilizar a elipse como figura geométrica para a definição das oportunidades intervenientes.

No próximo capítulo, será apresentada, como parte do método adotado, uma nova proposta para definição das oportunidades intervenientes, baseada, além da composição por meio da figura do círculo, também pela utilização da figura geométrica elipse, bem como as variações das dimensões de ambas.

## **4. MATERIAIS E MÉTODO**

Este capítulo, dividido em seis seções, tem como principal objetivo mostrar como foram obtidas as informações e quais procedimentos foram adotados para a realização desta pesquisa.

A seção 4.1 apresenta uma descrição de como foram obtidos e organizados os dados de deslocamento para composição da matriz O-D observada, como foi realizada a definição das oportunidades intervenientes e a maneira como foi realizado o zoneamento destes dados.

A seção 4.2 detalha o procedimento proposto por este trabalho para a definição das oportunidades intervenientes por meio das figuras geométricas círculo e elipse, incluindo a variação de suas dimensões.

As seções 4.3 e 4.4, apresentam, respectivamente, a primeira e a segunda variação do MGO, propostas por esta tese.

A seção 4.5 apresenta uma descrição detalhada dos procedimentos adotados, bem como os cálculos utilizados em cada modelo de distribuição de viagens analisado neste trabalho, e por fim, a seção 4.6 apresenta as considerações finais do capítulo.

### **4.1. Materiais**

Esta pesquisa, baseada em informações de deslocamentos de pessoas no município do Rio de Janeiro-Brasil, utilizou dados obtidos a partir do Plano Diretor de Transporte Urbano da Região Metropolitana do Rio de Janeiro (PDTU, 2003).

A escolha da cidade deu-se em razão não apenas da disponibilidade dos dados, mas também em função de sua extensão territorial, dimensão populacional, frota de veículos e grau de complexidade, considerando a interação entre tais elementos.

Para se ter uma dimensão quantitativa das informações supracitadas, observa-se que de acordo com o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), a cidade do Rio de Janeiro conta uma frota de 2.730.992 veículos, dos quais 1.979.632 são automóveis. Possui um Produto Interno Bruto (PIB) per capita de R\$ 49.527.98, uma área territorial de 1.200,179 km<sup>2</sup> e conforme último censo realizado, uma população de 6.320.446 habitantes, sendo considerada a 2<sup>a</sup> cidade brasileira mais populosa (IBGE, 2010).

O PDTU, é um estudo criterioso e detalhado sobre o sistema de transporte urbano em 20 municípios da Região Metropolitana do Rio de Janeiro (RMRJ), obtido a partir de pesquisa O-D domiciliar e elaborado pela Secretaria de Estado de Transportes (SETRANS) e pela Companhia Estadual de Engenharia de Transportes e Logística (CENTRAL).

A pesquisa ocorreu no período de outubro de 2002 a dezembro de 2003, quando foram visitados cerca de 40.000 domicílios, com uma amostra útil de 34.000 domicílios, em que foram entrevistadas 99.310 pessoas, distribuídas em toda região metropolitana. Para sua execução, a RMRJ foi dividida em 485 zonas de tráfego, as quais constituem o menor nível geográfico de representação das informações obtidas (CENTRAL, 2003).

Esta pesquisa obteve acesso aos dados do PDTU, que foram divididos em variáveis numéricas e categóricas, a saber:

- Variáveis numéricas: idade, renda mensal em reais, horário de início da viagem, horário de chegada da viagem, tempo de viagem no veículo e tempo de deslocamento a pé.
- Variáveis categóricas: município, código da zona de tráfego do domicílio, gênero, grau de instrução, setor de atividade do trabalho, código da zona de tráfego da atividade, modo principal, macrozona de origem da viagem, bairro de origem da viagem, zona de origem da viagem, motivo na origem da viagem, macrozona de destino da viagem, bairro de destino da viagem, zona de destino da viagem e motivo no destino da viagem.

As variáveis numéricas recebem um valor pertencente ao conjunto dos números Reais e as variáveis categóricas, exceto por aquelas que se referem ao zoneamento que serão detalhadas nesta seção, possuem seus valores apresentados nas tabelas do APÊNDICE I.

Como existem viagens que são realizadas com mais de um modo, foi considerado no PDTU o conceito de modo principal, que expressa o modo no qual o usuário consumiu maior tempo no percurso. Os tempos de viagem considerados no PDTU correspondem a média dos tempos declarados pelas entrevistas durante a pesquisa O-D (CENTRAL, 2003).

Conforme resultados da pesquisa O-D, são realizadas na RMRJ o total de 19,9 milhões de viagens diárias, das quais 58,8% originam-se no município do Rio de Janeiro,

resultando em 11,7 milhões de viagens. Para se ter um parâmetro comparativo da influência das viagens produzidas pelo município do Rio de Janeiro, na RMRJ, os municípios que o seguem com maior percentual de produção de viagens são São Gonçalo e Duque de Caxias, respectivamente com 7,5% e 7,1% das viagens (CENTRAL, 2003).

Com relação ao motivo das viagens, verificou-se que 45% do total de viagens no município do Rio de Janeiro possuem como destino o motivo trabalho, seguido de estudo, com 29% das viagens. Quando se consideram apenas as viagens que iniciaram na residência dos pesquisados, constata-se que 95% possuem como destino o motivo trabalho (CENTRAL, 2003).

Considerando o modo principal, foi feita a opção pelo transporte motorizado, pois conforme pode ser verificado na Tabela 33 do APÊNDICE I, este corresponde a mais de 62% das viagens da RMRJ.

Wilson (1970<sub>a</sub>) recomenda que se considere as viagens com origem na residência e destino no trabalho em horário de pico. Além deste autor, é possível encontrar outros pesquisadores que realizaram seus trabalhos baseados em viagens com este mesmo propósito ou em horário de pico, conforme pode ser verificado nos trabalhos de: Dickey e Hunter (1970); Okabe (1977); Rouwendal e Nijkamp (2004); Griffith (2009); De Vries *et al.* (2009); Celik (2010); De Grange *et al.* (2011); Nazem *et al.* (2011; 2013; 2015); Gargiulo *et al.* (2012); Simini *et al.* (2012); Kompil e Celik (2013); Masucci *et al.* (2013); Lenormand *et al.* (2014); Lenormand *et al.* (2016) e Chepuri *et al.* (2017).

Portanto, para esta pesquisa, foram consideradas as viagens motorizadas que tiveram como origem a residência do viajante e como propósito no destino o trabalho, no horário de 6h às 10h da manhã, totalizando 697.914 viagens.

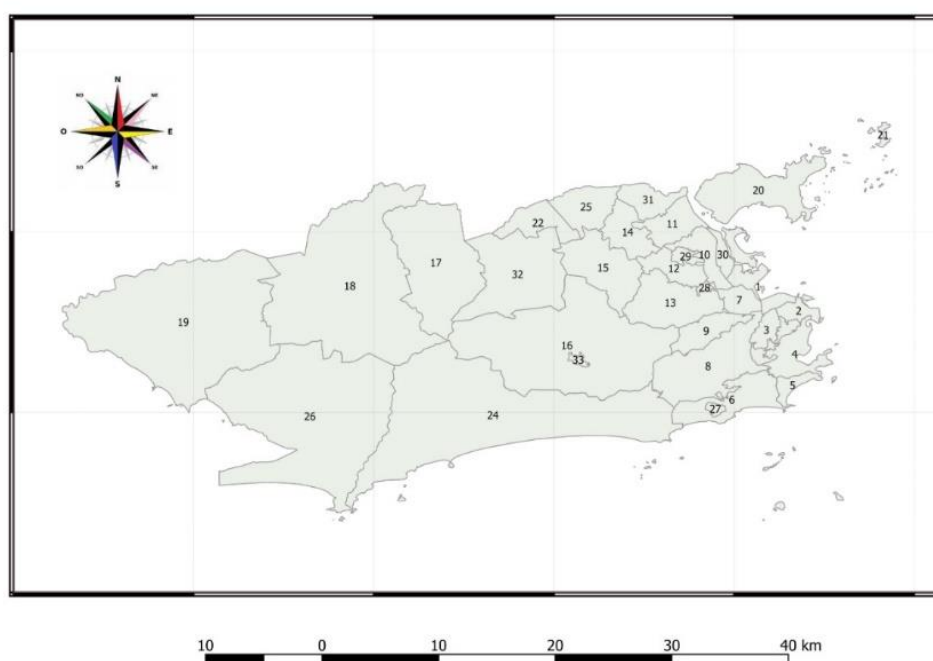
Apesar da disponibilidade da informação, esta pesquisa não utilizou o zoneamento por macrozona, pois seriam apenas nove zonas no município do Rio de Janeiro, tendo como consequência uma unidade territorial que corresponderia um alto nível de agregação.

Conforme mencionado anteriormente, a menor unidade de representação geográfica obtida pelo PDTU foi a zona de tráfego. No entanto, esse zoneamento também não foi adotado como unidade territorial por esta pesquisa, pois, como será detalhado adiante nesta seção, os dados referentes aos empregos foram obtidos por bairros, sendo estes por sua vez informações fundamentais para o desenvolvimento desta pesquisa.

O zoneamento realizado justifica-se, pois de acordo com Ortúzar e Willumsen (2011), deve-se procurar dividir a área de estudo em zonas homogêneas, e também agrupar as viagens por propósitos, tanto quanto possível. Além disso, o zoneamento deve ser suficientemente agregado para atingir um nível aceitável de confiabilidade estatística com os dados disponíveis e, é claro, deve ser coerente com os objetivos da modelagem (DELGADO; BONNEL, 2016).

Portanto, considerando a disponibilidade de dados e visando atingir um dos objetivos deste trabalho, o zoneamento foi feito em duas formas distintas, a saber: 33 subdistritos<sup>5</sup> (Figura 8) e 162 bairros (Figura 9).

O zoneamento da cidade do Rio de Janeiro por subdistritos é apresentado na Figura 8.



Fonte: Adaptado de Lemos *et al.* (2019).

Figura 8 - Cidade do Rio de Janeiro em subdistritos

A descrição do zoneamento por subdistritos realizado para a matriz O-D, será apresentado conforme Tabela 2.

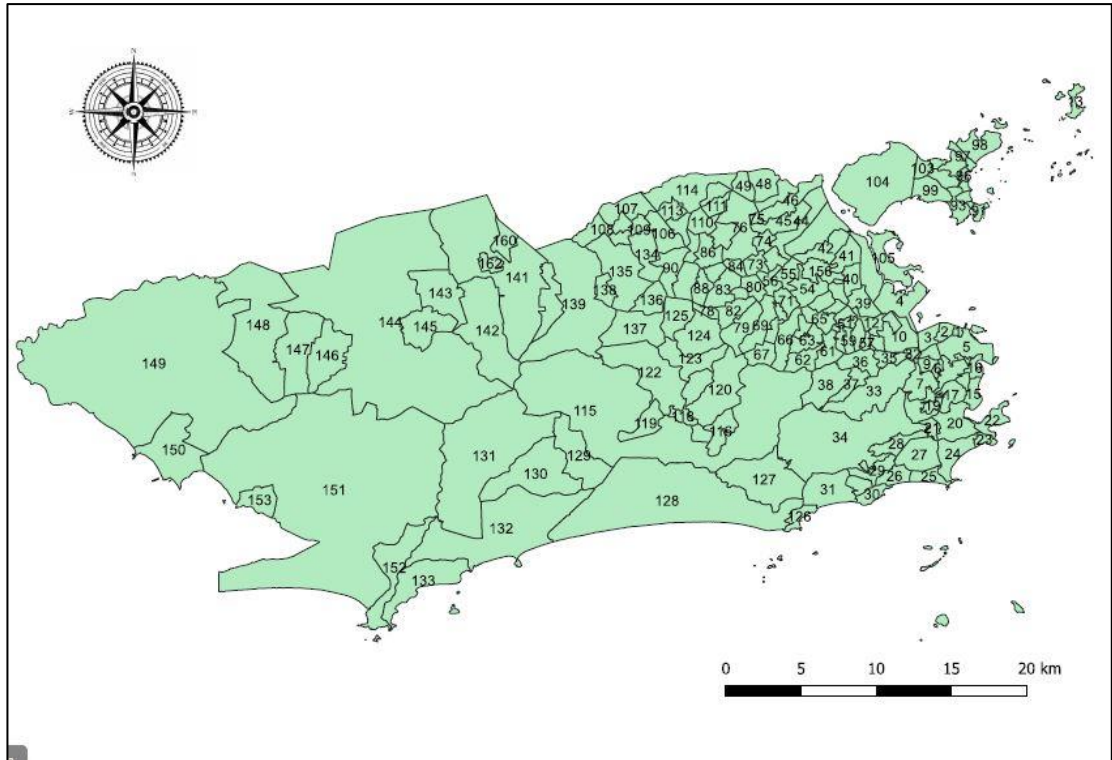
---

<sup>5</sup> De acordo com IBGE (2017), subdistritos são unidades administrativas municipais, normalmente estabelecidas nas grandes cidades, criadas por meio de leis ordinárias das Câmaras Municipais e sancionadas pelo prefeito.

Tabela 2 – Zoneamento por subdistritos

<b>Código</b>	<b>Subdistrito</b>
01	Portuária
02	Centro
03	Rio Comprido
04	Botafogo
05	Copacabana
06	Lagoa
07	São Cristóvão
08	Tijuca
09	Vila Isabel
10	Ramos
11	Penha
12	Inhaúma
13	Méier
14	Irajá
15	Madureira
16	Jacarepaguá
17	Bangu
18	Campo Grande
19	Santa Cruz
20	Ilha do Governador
21	Ilha de Paquetá
22	Anchieta
23	Santa Teresa
24	Barra da Tijuca
25	Pavuna
26	Guaratiba
27	Rocinha
28	Jacarezinho
29	Complexo do Alemão
30	Complexo da Maré
31	Vigário Geral
32	Realengo
33	Cidade de Deus

O zoneamento da cidade do Rio de Janeiro por bairros é apresentado na Figura 9.



Fonte: Autoria própria

Figura 9 - Cidade do Rio de Janeiro em bairros

A descrição do zoneamento por bairros realizado para a matriz O-D, será apresentado conforme Tabela 3.



Tabela 3 – Zoneamento por bairros

<b>Código</b>	<b>Bairro</b>	<b>Código</b>	<b>Bairro</b>	<b>Código</b>	<b>Bairro</b>	<b>Código</b>	<b>Bairro</b>
001	Saúde	026	Leblon	051	Jacaré	076	Irajá
002	Gamboa	027	Lagoa	052	Maria da Graça	077	Colégio
003	Santo Cristo	028	Jardim Botânico	053	Del Castilho	078	Campinho
004	Cajú	029	Gávea	054	Inhaúma	079	Quintino Bocaiuva
005	Centro	030	Vidigal	055	Engenho da Rainha	080	Cavalcanti
006	Catumbi	031	São Conrado	056	Tomás Coelho	081	Engenheiro Leal
007	Rio Comprido	032	Praça da Bandeira	057	São Francisco Xavier	082	Cascadura
008	Cidade Nova	033	Tijuca	058	Rocha	083	Madureira
009	Estácio	034	Alto da Boa Vista	059	Riachuelo	084	Vaz Lobo
010	Imperial de São Cristóvão	035	Maracanã	060	Sampaio	085	Turiaçu
011	Mangueira	036	Vila Isabel	061	Engenho Novo	086	Rocha Miranda
012	Benfica	037	Andaraí	062	Lins de Vasconcelos	087	Honório Gurgel
013	Paqueta	038	Grajaú	063	Méier	088	Oswaldo Cruz
014	Santa Teresa	039	Manguinhos	064	Todos os Santos	089	Bento Ribeiro
015	Flamengo	040	Bonsucesso	065	Cachambi	090	Marechal Hermes
016	Glória	041	Ramos	066	Engenho de Dentro	091	Ribeira
017	Laranjeiras	042	Olaria	067	Água Santa	092	Zumbi
018	Catete	043	Penha	068	Encantado	093	Cacuaia
019	Cosme Velho	044	Penha Circular	069	Piedade	094	Pitangueiras
020	Botafogo	045	Brás de Pina	070	Abolição	095	Praia da Bandeira
021	Humaitá	046	Cordovil	071	Pilares	096	Cocotá
022	Urca	047	Parada de Lucas	072	Vila Cosmos	097	Bancários
023	Leme	048	Vigário Geral	073	Vicente de Carvalho	098	Freguesia (Ilha)
024	Copacabana	049	Jardim América	074	Vila da Penha	099	Jardim Guanabara
025	Ipanema	050	Higienópolis	075	Vista Alegre	100	Jardim Carioca

Tabela 3 – Zoneamento por bairros (Continuação...)

<b>Código</b>	<b>Bairro</b>	<b>Código</b>	<b>Bairro</b>	<b>Código</b>	<b>Bairro</b>	<b>Código</b>	<b>Bairro</b>
101	Tauá	125	Vila Valqueire	149	Santa Cruz	-	-
102	Moneró	126	Joá	150	Sepetiba	-	-
103	Portuguesa	127	Itanhagá	151	Guaratiba	-	-
104	Galeão	128	Barra da Tijuca	152	Barra de Guaratiba	-	-
105	Cidade Universitária	129	Camorim	153	Pedra de Guaratiba	-	-
106	Guadalupe	130	Vargem Pequena	154	Rocinha	-	-
107	Anchieta	131	Vargem Grande	155	Jacarezinho	-	-
108	Parque Anchieta	132	Recreio dos Bandeirantes	156	Complexo do Alemão	-	-
109	Ricardo de Albuquerque	133	Grumari	157	Maré	-	-
110	Coelho Neto	134	Deodoro	158	Vasco da Gama	-	-
111	Acari	135	Vila Militar	159	Parque Colúmbia	-	-
112	Barros Filho	136	Campo dos Afonsos	160	Gericinó	-	-
113	Costa Barros	137	Jardim Sulacap	161	Lapa	-	-
114	Pavuna	138	Magalhães Bastos	162	Vila Kennedy	-	-
115	Jacarepaguá	139	Realengo	-	-	-	-
116	Anil	140	Padre Miguel	-	-	-	-
117	Gardênia Azul	141	Bangu	-	-	-	-
118	Cidade de Deus	142	Senador Camará	-	-	-	-
119	Curicica	143	Santíssimo	-	-	-	-
120	Freguesia (Jacarepaguá)	144	Campo Grande	-	-	-	-
121	Pechincha	145	Senador Vasconcelos	-	-	-	-
122	Taquara	146	Inhoaíba	-	-	-	-
123	Tanque	147	Cosmos	-	-	-	-
124	Praça Seca	148	Paciência	-	-	-	-

Os dados da matriz O-D observada de viagens  $[T_{ij}^*]_{m \times n}$  são apresentados de acordo com cada forma de zoneamento no APÊNDICE VIII – Subdistritos e no APÊNDICE IX – Bairros.

As informações referentes aos empregos, utilizados para composição das oportunidades intervenientes, foram obtidas a partir de dados disponibilizados pelo Instituto Pereira Passos (BDA RIO, 2010), em pesquisa realizada no ano de 2010, e foram consideradas como oportunidades o número total de empregos definidos pelo centroide dos bairros.

A Tabela 4 apresenta os valores iniciais da variável empregos, utilizada para composição das oportunidades intervenientes, consideradas nesta tese para o zoneamento por subdistritos.

Tabela 4 - Empregos por subdistritos

<b>Código</b>	<b>Empregos</b>	<b>Código</b>	<b>Empregos</b>	<b>Código</b>	<b>Empregos</b>
01	19.802	12	10.903	23	253
02	105.157	13	53.529	24	19.624
03	25.218	14	11.477	25	10.164
04	26.263	15	26.775	26	1.351
05	3.677	16	36.826	27	0
06	28.961	17	3.331	28	0
07	34.348	18	7.108	29	0
08	10.917	19	2.924	30	0
09	18.124	20	50.403	31	18.008
10	18.978	21	172	32	5.925
11	11.835	22	2.924	33	562

Foi utilizado o *software* Matlab versão R2018a (MATHWORKS, 2018), para o desenvolvimento dos algoritmos para definição das oportunidades intervenientes (APÊNDICES II e III), bem como para a obtenção da máxima verossimilhança (APÊNDICE IV), estimativa da matriz O-D pelo MMOT (APÊNDICES V e VI), e por fim, balanceamento das matrizes (APÊNDICE VII).

Para os modelos que utilizaram o método dos mínimos quadrados para obtenção dos valores dos parâmetros, fez-se uso do *software* IBM SPSS *Statistics* versão 22 (IBM, 2018) para estes cálculos.

A Tabela 5 apresenta os valores iniciais variável empregos, utilizada para composição das oportunidades intervenientes, consideradas nesta tese para o zoneamento por bairros.

Tabela 5 - Empregos por bairros

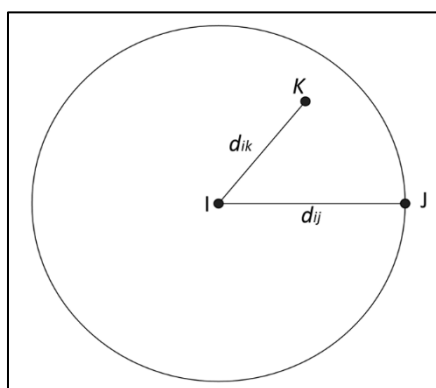
<b>Código</b>	<b>Empregos</b>	<b>Código</b>	<b>Empregos</b>	<b>Código</b>	<b>Empregos</b>	<b>Código</b>	<b>Empregos</b>
001	11.436	042	12.694	083	21.294	124	3.494
002	2.730	043	20.319	084	1.753	125	6.669
003	10.759	044	18.887	085	1.062	126	1.030
004	5.151	045	2.433	086	3.372	127	1.502
005	333.206	046	4.706	087	339	128	137.215
006	1.417	047	3.879	088	2.994	129	101
007	28.772	048	19.114	089	2.784	130	662
008	16.989	049	3.007	090	3.235	131	4.105
009	6.108	050	3.737	091	1.748	132	12.101
010	50.859	051	11.330	092	212	133	8
011	477	052	1.789	093	2.410	134	771
012	13.274	053	6.520	094	147	135	1.112
013	184	054	8.542	095	564	136	673
014	2.052	055	1.669	096	666	137	3.210
015	14.241	056	864	097	259	138	518
016	13.591	057	22.395	098	609	139	13.148
017	9.903	058	2.888	099	4.011	140	3.080
018	5.699	059	2.771	100	2.040	141	30.385
019	2.218	060	931	101	5.161	142	2.130
020	77.649	061	8.660	102	547	143	3.139
021	4.689	062	1.287	103	2.252	144	47.059
022	1.116	063	14.829	104	12.127	145	1.620
023	1.589	064	2.666	105	5.504	146	4.679
024	47.440	065	3.942	106	3.713	147	2.180
025	25.909	066	8.567	107	3.246	148	3.445
026	22.611	067	660	108	571	149	26.911
027	4.278	068	2.180	109	1.174	150	1.310
028	10.570	069	5.728	110	9.567	151	3.457
029	8.544	070	2.612	111	1.250	152	906
030	1.638	071	11.709	112	2.223	153	556
031	4.136	072	1.147	113	313	154	1
032	11.546	073	3.904	114	18.294	155	0
033	69.540	074	4.915	115	17.053	156	0
034	1.343	075	1.542	116	8.262	157	1.802
035	10.941	076	9.287	117	1.831	158	0
036	13.333	077	2.593	118	750	159	0
037	9.207	078	2.379	119	10.772	160	13.591
038	3.818	079	2.341	120	17.326	161	0
039	10.030	080	1.222	121	7.081	162	0
040	55.946	081	590	122	27.472	-	-
041	23.232	082	6.149	123	4.706	-	-

## 4.2. Procedimento proposto para definição das oportunidades intervenientes

Nesta seção será detalhado o procedimento a ser usado para definir as OI, alinhado com um dos objetivos e hipóteses desta tese, com relação à variação das dimensões da forma geométrica utilizada para sua definição, e por consequência, possível influência na qualidade no ajuste dos modelos de distribuição de viagens<sup>6</sup> avaliados neste trabalho. Além disso, o procedimento descrito nesta seção permitirá validar, do ponto de vista metodológico, as hipóteses *i.* e *ii.*, descritas na introdução desta tese.

Conforme as observações de Gauller e Taeuber (1966) e Wadycki (1975), as oportunidades definidas por Stouffer (1960) não levam em conta a direção do descolamento (ver procedimento proposto por Stouffer na seção 3.2) e por essa razão, neste trabalho, assim como em Lemos *et al.* (2019), optou-se em não utilizar o diâmetro, mas o raio do círculo como distância entre o centroide da origem e o centroide do destino.

Ao utilizar o diâmetro não se consideram as oportunidades que estão próximas da origem, porém fora do círculo. Entretanto, ao utilizar o raio do círculo como distância entre origem e destino, consideram-se as oportunidades intervenientes que estão a uma distância  $d_{ik}$  menor que  $d_{ij}$  em qualquer sentido a partir da origem *i*, conforme pode ser observado na Figura 10.



Fonte: Lemos *et al.* (2019)

Figura 10 - Figura geométrica círculo para definição das oportunidades

Ainda sobre a decisão de se utilizar o raio do círculo (Figura 10) em vez de seu diâmetro, como por exemplo, o apresentado na Figura 3, destaca Kühlkamp (2003) que de acordo com esta maneira de se definir tal conjunto, as oportunidades oferecidas por zonas não contidas no círculo cujo diâmetro compreende a distância entre origem e

---

<sup>6</sup> Neste caso, apenas os modelos de distribuição de viagens baseados em oportunidades intervenientes.

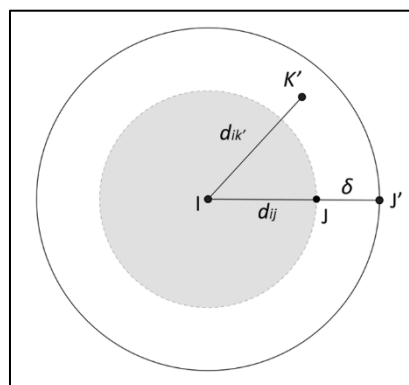
destino não são consideradas por mais próximas da origem que estejam. Portanto, aceitar tal hipótese não seria razoável, e por essa razão, assim como em Kühlkamp (2003), essa maneira de definir as oportunidades intervenientes não será considerada.

De acordo com Schneider (1959), a impedância não é necessariamente a distância geográfica entre origem e destino. Metz (2004), utilizando dados coletados pelo Escritório Nacional de Estatísticas e Departamento de Transportes do Reino Unido em mais de 15.000 domicílios, mostra que, apesar de o número de viagens por pessoa e média dos tempos de viagem permanecerem constantes nos últimos 30 anos, a distância percorrida aumentou mais de 50%. Considerando as descobertas de Schneider (1959) e Metz (2004), nesta pesquisa foi utilizado o tempo de viagem como impedância.

Os tempos de viagem, número de viagens observadas para cada forma de zoneamento utilizada, são apresentados no APÊNDICE VIII e no APÊNDICE IX.

Ainda no que tange à definição das oportunidades intervenientes, com o intuito de atingir o objetivo desta pesquisa e corroborar uma de suas hipóteses, foi realizado para o círculo um aumento baseado em um percentual  $\delta$  na distância  $d_{ij}$ <sup>7</sup>, considerando as oportunidades uma distância  $d_{ik}$  menor que  $d_{ij} + \delta$ , denotado pela Equação 12 e ilustrado na Figura 11.

$$d_{ik} < d_{ij} + \delta, \forall \delta \mid \delta \in \mathbb{R}_+ \quad (12)$$



Fonte: Lemos *et al.* (2019)

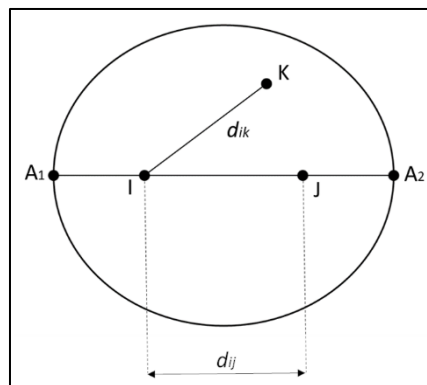
Figura 11 - Figura geométrica círculo com acréscimo em  $\delta$

Para se realizar tais cálculos para a definição das OI pelo círculo, foi desenvolvido um algoritmo, que pode ser encontrado no APÊNDICE II.

<sup>7</sup> Mantem-se o ponto *I* no centroide da origem e encontra-se um novo ponto *J'*.

Em seu trabalho, Stouffer (1960) *apud* Gonçalves (1992), informa que a escolha do círculo foi realizada de forma arbitrária, em função da simplicidade de sua utilização e que, em vez do círculo poderia ser usada uma elipse ou outra região qualquer que fosse mais conveniente.

Torna-se oportuno explicitar a adaptação realizada por este trabalho do método proposto por Stouffer (1960). Conforme indicado pelo autor, utilizou-se, nesta pesquisa, também a figura geométrica elipse para delimitar as oportunidades intervenientes. Neste caso, para a origem  $i$  e destino  $j$ , foram considerados os focos da elipse, ambos estabelecidos no centroide da origem e do destino, e  $k$  um ponto qualquer dentro da área delimitada pela referida figura geométrica. A Figura 12 faz a ilustração desta relação.



Fonte: Lemos *et al.* (2019)

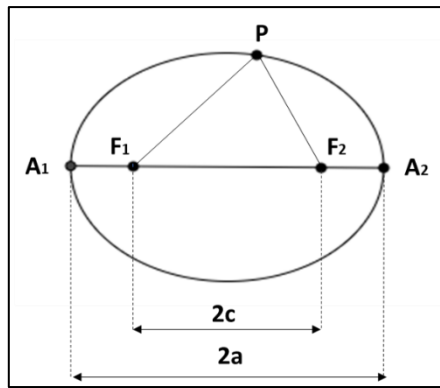
Figura 12 - Figura geométrica elipse para definição das oportunidades

Para realizar a definição das oportunidades intervenientes utilizando a elipse, utilizou-se a relação fundamental da elipse (Equação 13):

$$\text{Elipse} = \{P \in \alpha \mid PF_1 + PF_2 = 2a\} \quad (13)$$

De acordo com Iezzi (2005, p. 168), “Elipse é o conjunto dos pontos de  $\alpha$ , cuja soma das distâncias a  $F_1$  e  $F_2$  é a constante  $2a$  (sendo  $2a > 2c$ ).”

A relação fundamental da elipse pode ser observada na Figura 13.

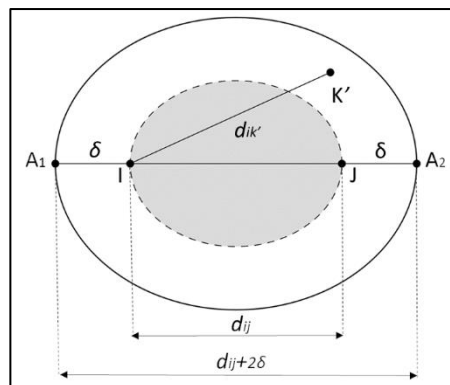


Fonte: Autoria própria

Figura 13 – Figura geométrica elipse e suas relações

Analogamente ao círculo, foi realizado para a elipse um aumento baseado em um percentual  $\delta$  na distância  $d_{ij}$ <sup>8</sup>, conforme pode ser verificado na Equação 14 e ilustrado na Figura 14.

$$d_{ik} + d_{kj} < d_{ij} + 2\delta, \forall \delta \mid \delta \in \mathbb{R}_+ \quad (14)$$



Fonte: Lemos *et al.* (2019)

Figura 14 - Figura geométrica elipse com acréscimo em  $\delta$

A exemplo do círculo, foi desenvolvido um algoritmo para a definição das OI pela elipse, que pode ser encontrado no APÊNDICE III.

Outras formas de se definir as oportunidades intervenientes encontradas na revisão bibliográfica, realizada por este trabalho, foram apresentadas na Tabela 1. No entanto, durante a revisão bibliográfica, não foram encontrados trabalhos que utilizem a elipse para definição das oportunidades.

<sup>8</sup> Neste caso, expande-se a distância entre os pontos  $I$  e  $J$  originais, encontrando novos pontos  $I'$  e  $J'$ , que estarão além do centroide da origem e destino.



### 4.3. Primeira proposta de variação do MGO

O modelo gravitacional proposto por Casey (1955) foi apresentado com a seguinte formulação (Equação 15):

$$T_{ij} = \alpha \cdot \frac{P_i P_j}{d_{ij}^2} \quad (15)$$

Em que:

$P_i$  e  $P_j$  são populações das cidades de origem e destino;

$d_{ij}$  é a distância entre as cidades  $i$  e  $j$ ;

$\alpha$  é um fator de proporcionalidade.

Silva e D'Agosto (2013) formulam um modelo de distribuição de viagens (Equação 16), baseado no modelo gravitacional restrito, para estimar a matriz O-D do fluxo de exportação de soja no Brasil e nele inserem parâmetros nas variáveis de atração e produção. O modelo proposto pelos autores mostra-se promissor, apresentando como resultado de sua predição um coeficiente de determinação ( $R^2$ ) acima de 90%.

Nesse modelo (Equação 16), os autores utilizam uma extensão do modelo gravitacional restrito, inserindo expoentes nas variáveis de atração e produção. Com esta proposta espera-se que, ao se linearizar a equação, se obtenha uma melhor performance dos fluxos estimados.

Para verificar a qualidade do ajuste do modelo proposto, Silva e D'Agosto (2013), utilizaram como medida o coeficiente de determinação ( $R^2$ ) e, ao compararem os valores estimados com os valores observados, verificaram uma melhor performance para os dados quando se apresentam em escala logarítmica e, como os fluxos maiores são mais importantes para o planejamento estratégico, optaram por utilizar esta equação em seu estudo.

$$T_{ij} = \alpha \cdot \frac{P_i^\beta A_j^\gamma}{d_{ij}^\delta} \quad (16)$$

Em que:

$P_i$  é a produção da mesorregião  $i$  (toneladas/ano);

$A_j$  é a atração do porto  $j$  (toneladas/ano);

$d_{ij}$  é a distância entre a centroide da mesorregião  $i$  e do porto  $j$  (km);

$\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  e  $\delta$  são parâmetros a serem determinados pelo método dos mínimos quadrados.

De acordo com Silva e D'Agosto (2013), o uso da Equação 16 permite maior flexibilidade e capacidade de explicar a variabilidade dos dados, pois considera dois novos parâmetros nos expoentes de produção e atração.

Yang *et al.* (2014) propõem uma extensão ao modelo de radiação que pode ser calibrado com um parâmetro de escala para prever fluxos de deslocamento em diferentes escalas espaciais. O modelo proposto Yang *et al.* (2014) (Equação 6) combina a forma analítica modelo de radiação original, proposto por Simini *et al.* (2012) (Equação 5) e a flexibilidade de modelos semelhantes aos gravitacionais.

O modelo proposto por Yang *et al.* (2014) é validado nos EUA pelos dados do censo e por meio de registros de telefones celulares em outros três países, a saber: Portugal, República Dominicana e Ruanda.

Embora possa ser calibrado quando dados empíricos estiverem disponíveis, ele também fornece uma estimativa de parâmetros analíticos quando não há dados para calibração. O parâmetro  $\alpha$  (Equação 6) pode ser interpretado como a influência da escala da região e o grau de heterogeneidade da distribuição.

Esta tese propõe uma alteração no modelo gravitacional de oportunidades (MGO) apresentado por Gonçalves (1992) (Equação 7), baseado na proposta de Silva e D'Agosto (2013) e Yang *et al.* (2014), e o denomina como Modelo modificado de oportunidades intervenientes (MMO). Esta alteração é feita por meio da inserção de parâmetros nas variáveis de produção ( $O_i$ ) e atração ( $D_j$ ). A modificação proposta pode ser verificada na Equação 17.

$$T_{ij} = A_i O_i^\alpha B_j D_j^\theta e^{-\beta c_{ij} - \lambda w_{ij}} \quad (17)$$

Em que:

$\alpha$  e  $\theta$  são parâmetros inseridos no modelo proposto, calibrados pelo método dos mínimos quadrados;

$A_i$  e  $B_j$  são denominados fatores de balanceamento e dados pelas Equações 18 e 19.

$$A_i = \left[ \sum_j B_j D_j^\theta (e^{-\beta c_{ij} - \lambda w_{ij}}) \right]^{-1} \quad (18) \quad B_j = \left[ \sum_i A_i O_i^\alpha (e^{-\beta c_{ij} - \lambda w_{ij}}) \right]^{-1} \quad (19)$$

As demais variáveis foram explicadas no Capítulo 2, ao se abordar a Equação 7.

Apesar da técnica de inserção de parâmetros ser encontrada nos trabalhos de Silva e D'Agosto (2013) e Yang *et al.* (2014), verifica-se sua utilização inédita, quando aplicada ao modelo gravitacional de oportunidades.

Esta tese denominou esta proposta de variação do MGO, como Modelo Modificado de Oportunidades (MMO).

#### 4.4. Segunda proposta de variação do MGO, baseada no MMO

Com base no modelo gravitacional simplesmente restrito, Papacostas (1987), apresenta um método de calibração do parâmetro  $\beta$ , baseado no fator de fricção da impedância, conforme Equação 20.

$$T_{ij} = O_i \frac{D_j F_{ij} K_{ij}}{\sum_j D_j F_{ij} K_{ij}} \quad (20)$$

Em que:

$T_{ij}$  é o total de viagens estimadas entre a zona de origem  $i$  e a zona de destino  $j$ ;

$O_i$  é total de viagens produzidas na zona de origem  $i$ ;

$D_j$  é o total de viagens atraídas na zona de destino  $j$ ;

$F_{ij} = [W_{ij}^\beta]^{-1}$ , é o fator de fricção

$W_{ij}$  é a impedância da viagem entre a zona de origem  $i$  e a zona de destino  $j$ ;

$K_{ij}$  é o fator de ajuste socioeconômico. Sendo considerado nesse caso:  $K_{ij} = 1,00 \forall i, j$ ;

$\beta$  é o parâmetro de impedância;

Considerando o modelo gravitacional duplamente restrito (WILSON, 1967), pode-se adaptar o modelo proposto por Papacostas (1987), conforme Equações 21, 22 e 23.

$$T_{ij} = A_i O_i B_j D_j F_{ij} K_{ij} \quad (21)$$

Em que:

$$A_i = \left[ \sum_j B_j D_j F_{ij} K_{ij} \right]^{-1} \quad (22)$$

$$B_j = \left[ \sum_i A_i O_i F_{ij} K_{ij} \right]^{-1} \quad (23)$$

Para definição do fator de fricção ( $F_{ij}$ ), adotou-se o procedimento, conforme encontrado em Campos (2013):

Dada uma matriz de viagens atuais e uma matriz respectiva de tempos de viagem, agrupam-se as zonas de tráfego segundo um conjunto de intervalos de tempo a partir das duas matrizes de dados atuais (número de viagens entre zonas de tráfego e tempo de viagem entre zonas).

Onde  $T_k$  corresponde ao total de viagens realizadas dentro do intervalo de  $k$  minutos;

Arbitra-se um valor inicial para o fator de fricção  $F_k^0 = 1,00$ ;

Calcula-se a distribuição com base nestes valores, utilizando a Equação 24.

$$F_k^n = F_k^{n-1} \frac{T_k^0}{T_k^n} \quad (24)$$

Em que:

$k$  é número de intervalos de tempos considerados, tomando-se como base o valor zero e o maior tempo de viagem observado;

$T_k^0$  é o total de viagens observadas por intervalo  $k$ ;

$T_k^n$  é o total de viagens calculadas por intervalo  $k$  na iteração  $n-1$ ;

Prosseguem-se as iterações até que os valores calculados  $T_k^n$  sejam aproximadamente iguais aos valores observados.

A proposta de modelo de distribuição de viagens apresentado nesta seção trata-se de uma adaptação do MMO<sup>9</sup> (Equação 17), com as implicações das Equações 18 e 19, e é baseada nos tempos de viagem entre zonas de tráfego para se definir o fator de fricção referente a estes tempos (PAPACOSTAS, 1987). Portanto, trata-se de uma variação do MMO e será denominada neste trabalho como Modelo Modificado de Oportunidades com base nos tempos de viagem (MMOT).

Ao se aplicar no MMO (Equação 17) o método de fricção proposto por Papacostas (1987), adaptado ao procedimento descrito por Campos (2013), é possível encontrar o MMOT, conforme demonstrado nas Equações 25, 26 e 27.

$$T_{ij} = F_n^k A_i O_i^\alpha B_j D_j^\theta e^{-\beta c_{ij} - \lambda w_{ij}} \quad (25)$$

Em que:

$$A_i = \left[ \sum_j F_n^k B_j D_j^\theta (e^{-\beta c_{ij} - \lambda w_{ij}}) \right]^{-1} \quad (26)$$

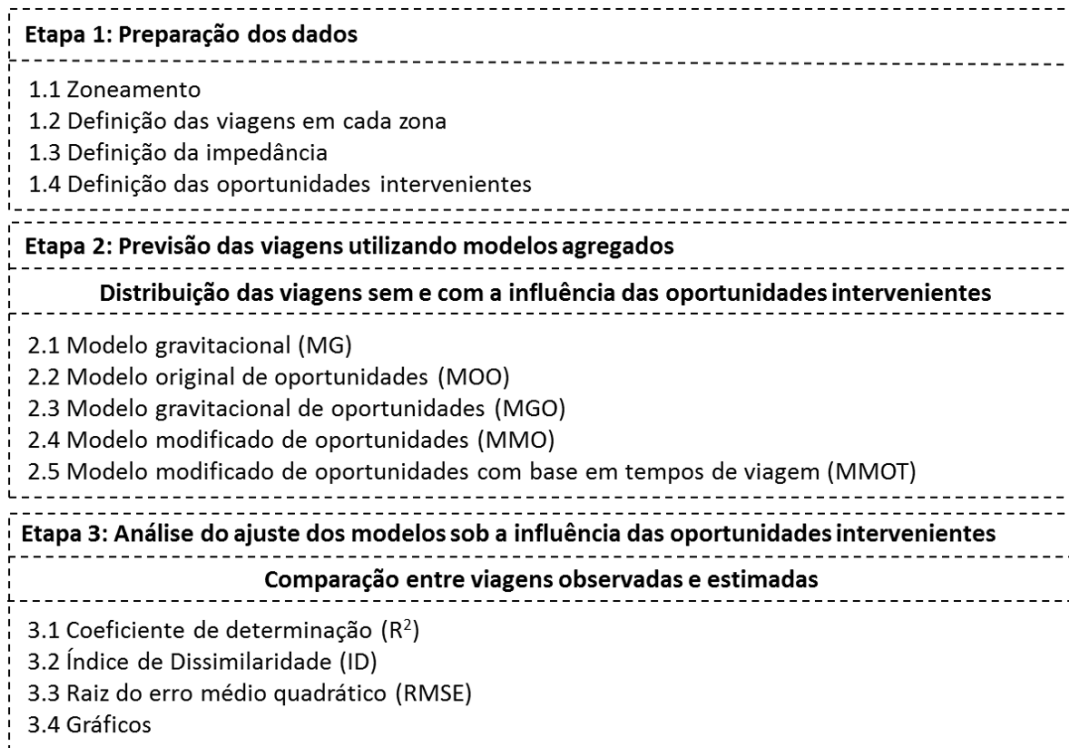
$$B_j = \left[ \sum_i F_n^k A_i O_i^\alpha (e^{-\beta c_{ij} - \lambda w_{ij}}) \right]^{-1} \quad (27)$$

---

<sup>9</sup> Observe que o MMO é uma proposta de variação do MGO

## 4.5. Descrição do experimento

O experimento foi dividido em três etapas, que estão ilustradas na Figura 15.



Fonte: Autoria própria

Figura 15 - Procedimento adotado para o experimento

A primeira etapa foi dividida em quatro procedimentos, conforme apresentados na Figura 15.

No primeiro procedimento do experimento (1.1), foi realizado o zoneamento da área de estudo, resultando em dois níveis de agregação diferentes, a saber: subdistritos e bairros.

Conforme o zoneamento adotado, subdistritos ou bairros, foi realizado o procedimento 1.2, que definiu o número de viagens observadas da zona de origem  $i$  para a zona de destino  $j$  ( $T_{ij}^*$ ).

A definição da impedância, procedimento 1.3, foi feita utilizando a média dos tempos de viagem entre cada par O-D, definido no zoneamento (procedimento 1.1).

Após o cumprimento dos procedimentos anteriores, para cada zoneamento adotado, realizou-se a definição das oportunidades intervenientes (procedimento 1.4), que conforme proposta apresentada na seção 4.2, utilizou para defini-las duas formas geométricas, a saber: círculo e elipse.

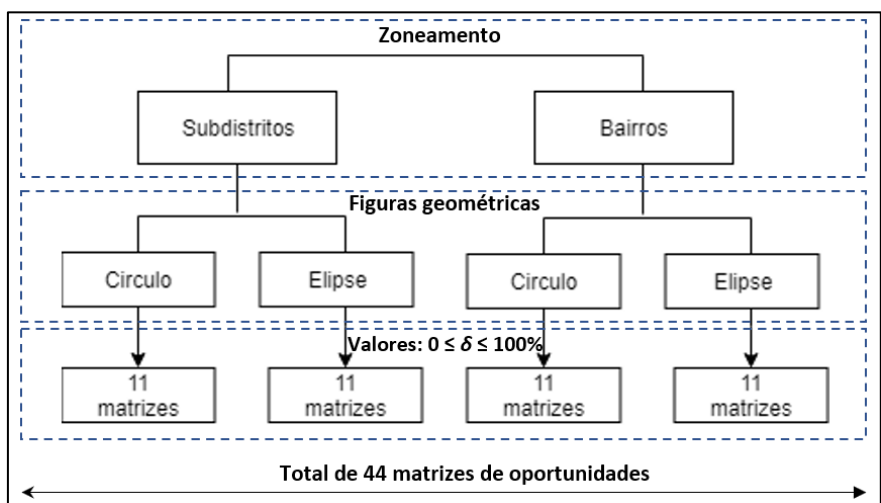
Esta definição das oportunidades intervenientes foi fundamentada no procedimento proposto em Stouffer (1960) para o caso do círculo, e conforme descrito na seção 4.2, realizada a devida adaptação para o caso da elipse.

Portanto, para cada zoneamento adotado, subdistritos ou bairros, utilizaram-se duas figuras para definição das oportunidades intervenientes, círculo e elipse, constituindo até este momento quatro diferentes cenários.

No entanto, objetivando avaliar o procedimento proposto por este trabalho, para cada combinação zoneamento/figura geométrica, definiram-se as oportunidades intervenientes, considerando o que será denominado neste trabalho como valores de  $\delta$ , tal que  $0 \leq \delta \leq 100\%$ , conforme será detalhado no próximo parágrafo.

Ainda durante o procedimento 1.4, quando  $\delta=0$ , verifica-se a forma tradicional para determinar as oportunidades intervenientes, ou seja, sem realizar qualquer alteração nas dimensões de cada figura geométrica. Por outro lado, quando  $\delta > 0$ , realiza-se o procedimento de aumentar a distância  $d_{ij}$  em um percentual  $\delta$ , incrementando esta distância em intervalos de 10%, respeitando uma faixa valores entre 10% e 100%.

A cada incremento, foram recalculadas as oportunidades intervenientes ( $U_{ij\delta}$ ), portanto, considerando também para o valor  $\delta=0$ , registram-se onze novas matrizes de oportunidades para cada figura geométrica e cada zoneamento, totalizando, desta forma, quarenta e quatro matrizes que serão utilizadas por cada modelo de distribuição de viagens avaliado. A Figura 16 mostra as possibilidades de matrizes de oportunidades, resultantes Etapa 1 do experimento.

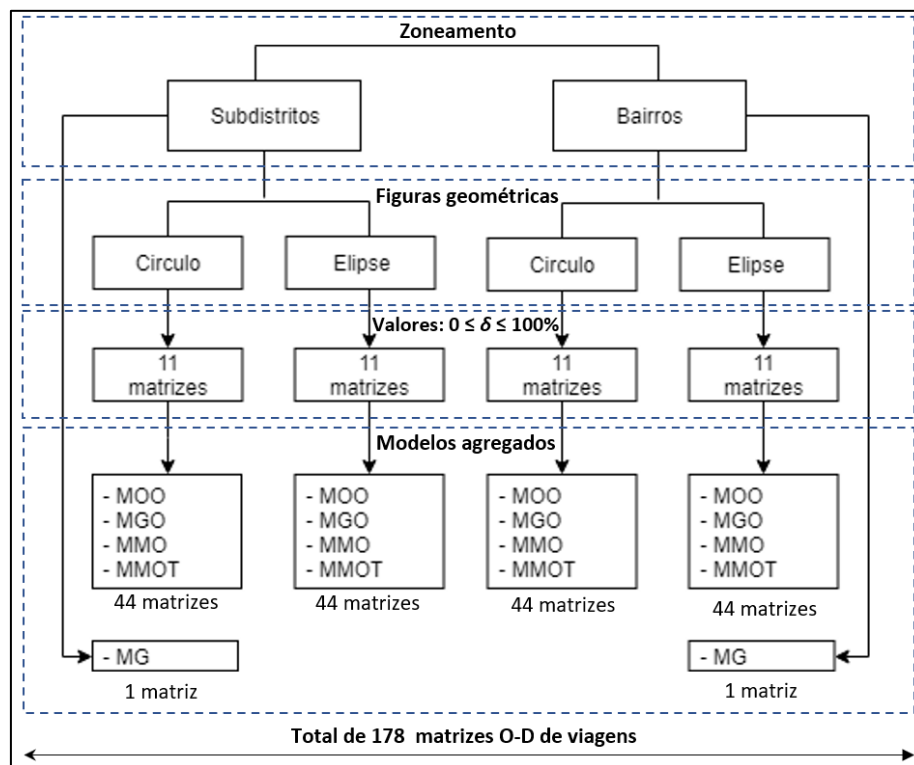


Fonte: Autoria própria.

Figura 16 – Cálculo das oportunidades intervenientes ( $0 \leq \delta \leq 100\%$ )

A Etapa 2 realizou a estimativa da matriz O-D por meio dos cinco modelos agregados de distribuição de viagens, a saber: Modelo gravitacional (MG) (Equação 28), Modelo original de oportunidades intervenientes (MOO) (Equação 4), Modelo gravitacional de oportunidades intervenientes (MGO) (Equação 7), Modelo modificado de oportunidades intervenientes (MMO) (Equação 17) e Modelo modificado de oportunidades com base nos tempos de viagem (MMOT) (Equação 25).

Ressalta-se que foi calculada uma matriz O-D para cada modelo de distribuição de viagens, zoneamento, figura geométrica e valores de  $\delta$  ( $0 \leq \delta \leq 100\%$ ), exceto pelo MG, que não leva em consideração as oportunidades intervenientes. Portanto, durante a Etapa 2, foram estimadas cento e setenta e seis ( $176 = 44 \times 4$ ), acrescidas de uma matriz O-D para cada zoneamento quando utilizado o MG, totalizando cento e setenta e oito matrizes. O total de matrizes O-D estimadas pela Etapa 2 do experimento, será apresentada na Figura 17.



Fonte: Autoria própria

Figura 17 – Total de matrizes estimadas pelos modelos agregados

Ainda com relação à Etapa 2, detalham-se na sequência, os modelos de distribuição de viagens agregados utilizados e as formas de calibração dos parâmetros.



Conforme explicado na introdução deste trabalho, apesar do MG não ser um modelo baseado em OI, este foi escolhido para efeitos avaliação da influência das OI nos modelos agregados de distribuição de viagens avaliados nesta tese. Como será mostrado adiante, o MG foi modelado utilizando os tempos de viagem como fator de impedância, tornando possível compará-lo com os demais modelos de distribuição de viagens baseados em oportunidades intervenientes.

Foi utilizado, nesta tese, o Modelo Gravitacional proposto por Wilson (1967), conforme Equação 28.

$$T_{ij} = A_i O_i B_j D_j e^{-\beta c_{ij}} \quad (28)$$

Em que:

$A_i$  e  $B_j$  são denominados fatores de balanceamento e dados pelas Equações 29 e 30.

$$A_i = \left[ \sum_j B_j D_j (e^{-\beta c_{ij}}) \right]^{-1} \quad (29) \quad B_j = \left[ \sum_i A_i O_i (e^{-\beta c_{ij}}) \right]^{-1} \quad (30)$$

$T_{ij}$  é o total de viagens entre a zona de origem  $i$  e a zona de destino  $j$ ;

$O_i$  é o total de viagens produzidas na origem;

$D_j$  é o total de viagens atraídas no destino;

$\beta$  é o parâmetro de impedância, estimado pelo método dos mínimos quadrados;

$c_{ij}$  é a impedância entre  $i$  e  $j$ , representada pelos tempos de viagem.

A utilização do método dos mínimos quadrados, aplicado em pesquisas relacionadas a transportes e com aplicação semelhante à realizada nesta tese, pode ser encontrada nos trabalhos de Dison e Hale (1977); De Vries *et al.* (2009), Chun *et al.* (2012), Thomas e Tutert (2013) e Chen (2015).

Com o intuito de detalhar o entendimento do procedimento adotado para a distribuição da nova matriz O-D utilizando o MOO, reescreve-se a Equação 4 como Equação 31, conforme pode ser observada a seguir.

$$P[i/j] = k_i e^{-\lambda w_{ij}} (1 - e^{-\lambda s_j}) \quad (31)$$

Os valores de  $\lambda$ , utilizados no MOO são calculados neste trabalho pelo método da máxima verossimilhança, por exemplo, a partir das observações das viagens atuais e a correspondência aos custos de viagem. Este processo é denominado calibração do modelo (EVANS, 1971; 1973).

A máxima verossimilhança trata-se de um método estatístico frequentemente utilizado e discutido por pesquisadores (KÜHLKAMP, 2003; RAPHAEL, 1998; THORSEN; GITLESEN, 1998; ROGERSON, 1986, 1993; SEN, 1986; DE GRANGE *et al.*, 2011; EVANS, 1971; WILLIAMS, 1976).

A função de verossimilhança L para uma variável aleatória discreta é definida por:

$$L(\lambda, x_1, \dots, x_n) = p(x_1, \lambda) x \dots x p(x_n, \lambda) = \prod_{i=1}^n p(x_i, \lambda). \quad (32)$$

Em que  $x$  é uma variável aleatória discreta de tamanho  $n$  com valores  $x_1, x_2, \dots, x_n$ , e a função  $p(x, q)$  representa a distribuição probabilística em função de um parâmetro  $q$ .

Basicamente, para se obter o parâmetro  $\lambda$ , é preciso:

1. Encontrar a função de verossimilhança;
2. Aplicar Ln;
3. Derivar em relação ao parâmetro  $q$ ;
4. Igualar o valor a zero;
5. Verificar se este estimador é um ponto de máximo.

Kühlkamp (2003), apresenta um desenvolvimento matemático referente à técnica da máxima verossimilhança, mostrando que o estimador para a probabilidade  $\lambda$  obtido por meio dela é o inverso do número médio de oportunidades por viagem.

Em razão da máxima verossimilhança de ser uma técnica difundida na literatura, este trabalho optou por em lugar de detalhar o método, aplicá-lo diretamente, e para isso foi desenvolvido um algoritmo para a referida estimativa (APÊNDICE IV).

Conforme apresentado na Etapa 2 (Figura 15), dentre os modelos de distribuição de viagens testados está o MGO, que é apresentado na Equação 7 e será reescrito como Equação 33, para facilitar o entendimento da proposta deste trabalho.

$$T_{ij} = A_i O_i B_j D_j e^{-\beta C_{ij} - \lambda w_{ij}} \quad (33)$$

Com o propósito de evitar redundâncias, o detalhamento do cálculo relacionado ao MGO (Equação 33) será apresentado no parágrafo seguinte, ao se detalhar o MMO.

Para facilitar o entendimento do procedimento utilizado para a distribuição da nova matriz O-D, utilizando o MMO, a Equação 17 será reescrita abaixo como Equação 34, seguida de seu desenvolvimento.

$$T_{ij} = A_i O_i^\alpha B_j D_j^\theta e^{-\beta C_{ij} - \lambda w_{ij}} \quad (34)$$

O cálculo da matriz estimada  $[T_{ij}]_{m \times n}$  é obtido por meio da linearização da Equação 34, donde obtém-se:

$$M_{ij} = \alpha \ln O_i + \theta \ln D_j - \beta C_{ij} - \lambda w_{ij} \quad (35)$$

A seguir, transforma-se a equação linearizada novamente em exponencial fazendo:

$$T_{ij} = e^{M_{ij}} \quad (36)$$

Os parâmetros  $\alpha$ ,  $\theta$ ,  $\beta$  e  $\lambda$ , utilizados pelo MMO (Equação 34) foram estimados por meio do método dos mínimos quadrados e seus valores serão apresentados nas Tabelas 17, 18, 19 e 20 (Capítulo 5).

Conforme apresentado na seção 4.4 deste trabalho, o MMOT trata-se de uma adaptação do MMO (Equação 34) baseada nos tempos de viagem entre zonas de tráfego

para se definir o fator de fricção referente a estes tempos (PAPACOSTAS, 1987), e é apresentado na Equação 25, que será reescrita abaixo como Equação 37.

$$T_{ij} = F_n^k A_i O_i^\alpha B_j D_j^\theta e^{-\beta c_{ij} - \lambda w_{ij}} \quad (37)$$

Os algoritmos implementados para o cálculo das viagens utilizando o MMOT são apresentados nos APÊNDICES V e VI.

Para finalizar a Etapa 2, é realizado o balanceamento das matrizes para os modelos de distribuição de viagens agregados, que, ao resolver os coeficientes de balanceamento  $A_i$  e  $B_j$ , obtêm dessa forma as novas matrizes estimadas  $[T_{ij}]_{m \times n}$ . Este método de solução foi implementado conforme algoritmo apresentado no APÊNDICE VII.

Na Etapa 3, avaliou-se a eficácia do experimento, realizando a análise do ajuste dos modelos distribuição de viagens por meio das estatísticas: Índice de dissimilaridade (ID), Coeficiente de determinação ( $R^2$ ), Raiz do erro médio quadrático (RMSE) e análise gráfica, comparando a matriz de viagens observadas  $[T_{ij}^*]_{m \times n}$  com a matriz de viagens estimadas  $[T_{ij}]_{m \times n}$ .

O ID é uma estatística que mede a porcentagem de viagens que necessitam ser realocadas entre os pares de O-D, no intuito de que a matriz de viagem estimada coincida com a observada (GONÇALVES, 1992). Esta estatística vai de 0, que significa o perfeito ajuste ao modelo, até 100, que denota o completo desajuste.

É possível encontrar sua utilização nos trabalhos de Lemos *et al.* (2019), Almeida e Gonçalves (2001); Gonçalves e Uiysséa Neto (1993); Gonçalves (1992), Nazem *et al.* (2013), e é definido pela Equação 38:

$$ID = \frac{50}{T^*} \sum_{ij} |T_{ij} - T_{ij}^*| \quad (38)$$

Em que:

$T^*$  é o número total de viagem da matriz observada;

$T_{ij}^*$  é o número observado de viagens na célula (i, j);

$T_{ij}$  é o número estimado de viagens na célula (i, j).

O RMSE é uma estatística que representa uma medida baseada na distância euclidiana, sendo sensível a grandes erros absolutos (WILSON, 1976). É possível

encontrar sua utilização nos trabalhos de Black (1991), Gonçalves (1992), Kim *et al.* (2009), Almeida e Gonçalves (2001), Yaldi *et al.* (2011), Calderón *et al.* (2012), Nazem *et al.* (2013, 2015), Pitombo *et al.* (2017), Chepuri *et al.* (2017), Sbai e Ghadi (2018), e é definido pela Equação 39.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{ij} (T_{ij}^* - T_{ij})^2}{N}} \quad (39)$$

Em que:

$N$  é o número de pares O-D estimados;

$T_{ij}^*$  é o número observado de viagens na célula (i, j);

$T_{ij}$  é o número estimado de viagens na célula (i, j).

#### 4.6. Considerações finais do capítulo

Este capítulo apresentou como foram obtidos os dados para realização do experimento, que deram origem a cento e setenta e oito matrizes O-D e, portanto, um igual número de cenários distintos.

Incluem-se no capítulo, um detalhamento sobre as variáveis utilizadas, o zoneamento (bairros e subdistritos), os métodos de calibração dos parâmetros utilizados e as medidas de ajuste utilizadas para avaliar a qualidade das matrizes previstas.

Também foram apresentados os modelos de distribuição de viagens utilizados, incluindo duas propostas de variação do MGO, bem como o método proposto para definição das oportunidades intervenientes, baseado nas figuras geométricas círculo e elipse, incluindo a variação de suas dimensões.

O próximo capítulo irá apresentar os resultados decorrentes da aplicação do método proposto no atual capítulo, assim como irá promover uma discussão sobre os mesmos.

## 5. APLICAÇÃO DO MÉTODO E ANÁLISE DOS RESULTADOS

A análise dos resultados obtidos, baseados no experimento descrito no Capítulo 4, serão apresentadas neste capítulo conforme o modelo de distribuição de viagens utilizado para a estimativa da matriz O-D.

A seção 5.1 irá apresentar os resultados do MG, conforme zoneamento adotado.

As seções 5.2 a 5.5, irão apresentar os resultados dos modelos baseados em oportunidades intervenientes, respectivamente: MOO, MGO, MMO e MMOT, conforme o zoneamento e figura geométrica utilizada para se definir o alcance destas oportunidades.

A seção 5.6 irá comparar a qualidade do ajuste entre os modelos de distribuição de viagens baseados em oportunidades intervenientes, realizando uma análise conforme figura geométrica utilizada para determinar estas oportunidades.

A seção 5.7 irá comparar a qualidade do ajuste dos resultados encontrados decorrentes dos modelos utilizados, considerando o zoneamento, e realizando a análise da influência das oportunidades intervenientes, representada pela variável empregos.

Neste capítulo, as tabelas que apresentam as medidas de ajuste dos modelos de distribuição de viagens analisados terão os melhores resultados sublinhados. As medidas de ajuste adotadas –  $R^2$ , ID e RMSE – serão decorrentes da comparação entre as viagens observadas  $[T_{ij}^*]_{m \times n}$  e as viagens estimadas  $[T_{ij}]_{m \times n}$ .

Ao final das seções 5.1 a 5.5, serão apresentadas tabelas com os resultados dos testes não paramétricos de *Kolmogorov-Smirnov* e *Mann-Whitney*. Esses testes foram realizados utilizando o *software* IBM SPSS *Statistics* versão 22 (IBM, 2018) e, em todos os casos, a hipótese nula foi que as duas amostras, viagens observadas e viagens estimadas, possuem distribuição das frequências similares.

Os gráficos que ilustram a precisão dos modelos avaliados irão representar o melhor resultado encontrado em cada cenário e serão apresentados em pares divididos em dois grupos, a saber:

- No primeiro grupo, serão apresentados dois gráficos de linha que mostram o percentual de distribuição das viagens estimadas em relação aos tempos de viagem, agrupados em intervalos de 10 minutos, comparando-as com as viagens observadas;

- No segundo grupo, serão apresentados dois gráficos de dispersão que mostram a distribuição das viagens estimadas *versus* as viagens observadas. Para uma melhor visualização dos dados, os eixos destes gráficos foram colocados em escala logarítmica.

De acordo com Afandizadeh e Hamedani (2012), um alto  $R^2$  e baixo RMSE em matrizes de viagens, indica a alta qualidade de previsão do modelo de distribuição de viagem. Observa-se também que valores menores para o ID indicam um maior ajuste entre as matrizes observada e estimada (GONÇALVES, 1992; LEMOS *et al.*, 2019).

Desta forma, nas comparações realizadas entre os modelos de distribuição de viagens, incluindo os diferentes cenários, serão considerados, como melhores resultados, os modelos ou cenários, a depender da análise, que apresentarem o maior  $R^2$  e menores ID e RMSE.

Em caso de divergência entre os valores das medidas de ajuste ( $R^2$ , ID e RMSE), será considerado o modelo ou cenário com melhor resultado, aquele que apresentar o maior número de medidas de ajuste que apontem à melhor performance do modelo. Caso ainda permaneça alguma dúvida quanto à melhor performance, essa será dirimida pela análise gráfica.

A seção 5.8 irá apresentar as considerações finais deste capítulo, discutindo os resultados encontrados e confrontando as vantagens e fragilidades dos modelos avaliados nesta tese, com os apontados por outros autores. Nesta seção, será apresentada uma conclusão, considerando, dentre todos os modelos avaliados nesta tese, aqueles que apresentaram melhores resultados. Esta análise será realizada observando as medidas de ajuste  $R^2$ , ID, RMSE e a análise entre os gráficos que representam a distribuição das viagens observadas e estimadas.

### **5.1. Modelo Gravitacional (MG)**

Esta pesquisa avaliou a qualidade do ajuste do MG, para posteriormente compará-lo aos demais modelos que compõem o experimento desta tese. Portanto, conforme relatado na seção 4.5 deste trabalho, ao cumprir a Etapa 2.1, utilizou-se o MG (Equação 28) para o cálculo da matriz O-D estimada  $[T_{ij}]_{m \times n}$ .

Faz-se importante ressaltar que o MG não leva em consideração as oportunidades intervenientes e, portanto, as análises referentes às figuras geométricas círculo e elipse

não se aplicam neste modelo, mantendo-se, entretanto, a comparação entre as duas formas de zoneamento.

O parâmetro  $\beta$ , obtido por meio do método dos mínimos quadrados, apresentou os valores e níveis de significância estatística, conforme Tabela 6.

Tabela 6 – Parâmetros encontrados - MG

Subdistritos		Bairros	
$\beta$	Sig.	$\beta$	Sig.
- 0,132548	0,000	- 0,771800	0,000

Na Etapa 3, avaliou-se as medidas de ajuste da matriz O-D estimada, sendo encontrados os resultados conforme Tabela 7.

Tabela 7 - Resultados das matrizes estimadas pelo MG

Zoneamento	ID	R <sup>2</sup>	RMSE
Subdistritos	35,35	0,5320	1.686,86
Bairros	<u>33,62</u>	<u>0,6806</u>	<u>255,24</u>

A Figura 18 apresenta o gráfico que mostra a distribuição das viagens em relação ao tempo de viagem para o zoneamento por subdistritos.

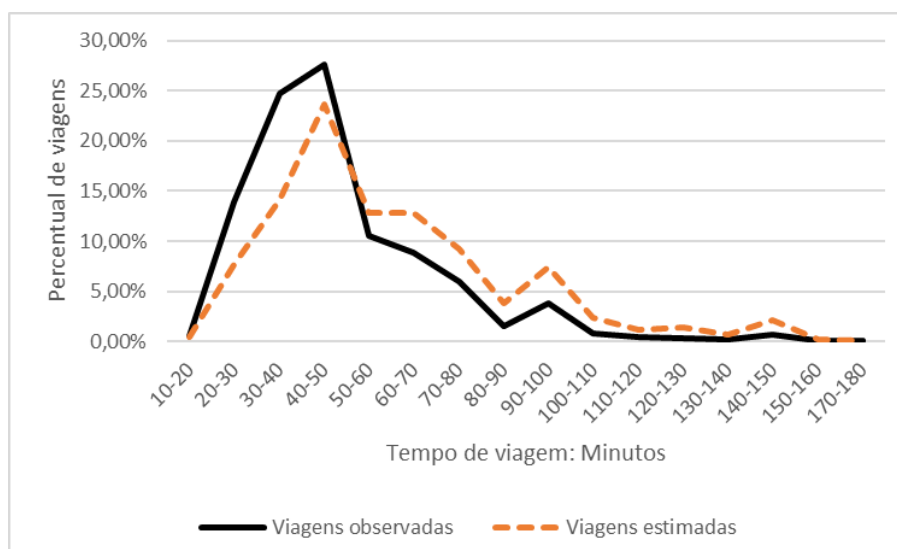


Figura 18 - Comparação entre viagens observadas e estimadas pelo MG (Subdistritos)

A Figura 19 apresenta o gráfico que mostra a distribuição das viagens em relação ao tempo de viagem para o zoneamento por bairros.



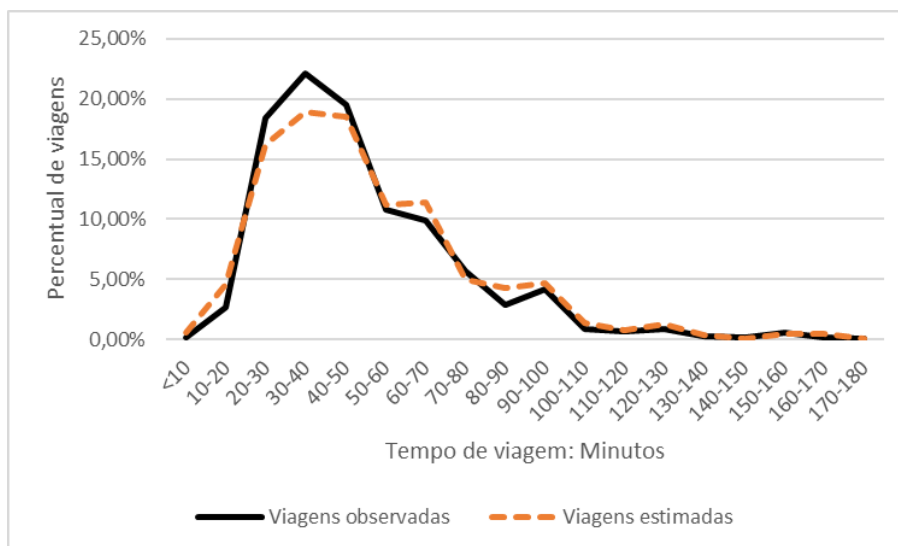


Figura 19 - Comparação entre viagens observadas e estimadas pelo MG (Bairros)

A Figura 20 apresenta os gráficos de dispersão que mostram a correlação das viagens estimadas com as viagens observadas para os zoneamentos por subdistritos e bairros.

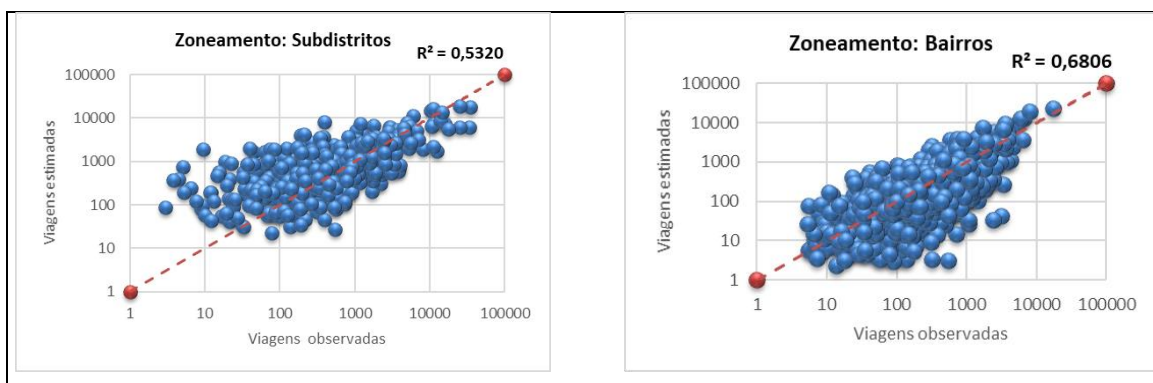


Figura 20 - Viagens observadas e estimadas pelo MG (Subdistritos e Bairros)

A Tabela 8 apresenta o resultado dos testes de *Kolmogorov-Smirnov* e *Mann-Whitney*.

Tabela 8 - Resultados dos testes não paramétricos - MG

Zoneamento	Kolmogorov-Smirnov		Mann-Whitney	
	Sig.	Hipótese nula	Sig.	Hipótese nula
Subdistritos	0,699	Retida	0,491	Retida
Bairros	0,964	Retida	0,791	Retida

## 5.2. Modelo original de oportunidades intervenientes (MOO)

Conforme relatado na seção 4.5 deste trabalho, utilizou-se o MOO (Equação 31) para o cálculo da matriz O-D estimada (Etapa 2.2) e, para isso, foram considerados os zoneamentos adotados e as oportunidades intervenientes definidas pelas figuras geométricas estabelecidas em cada valor de  $\delta$  (Etapa 1).

Na Etapa 2.2, realizou-se o cálculo da matriz O-D estimada  $[T_{ij}]_{m \times n}$ , considerando as oportunidades intervenientes ( $U_{ij}$ ) existentes definidas em cada valor de  $\delta$ , sendo usada a Equação 12 para o círculo e a Equação 14 para a elipse.

Os valores dos parâmetros (expoentes)  $\lambda$  foram obtidos por meio do método da máxima verossimilhança, e os resultados são apresentados por zoneamento, para cada figura geométrica e valor de  $\delta$ , conforme Tabelas 9 e 10.

Tabela 9 - Parâmetros encontrados – MOO (Subdistritos)

$\delta$	Círculo		Elipse	
	$\lambda$	Sig.	$\lambda$	Sig.
0	4,625578 x 10 <sup>-6</sup>	0,000	8,075937 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
10%	4,453644 x 10 <sup>-6</sup>	0,000	7,851818 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
20%	4,565933 x 10 <sup>-6</sup>	0,000	6,821733 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
30%	4,484663 x 10 <sup>-6</sup>	0,000	6,100629 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
40%	4,372874 x 10 <sup>-6</sup>	0,000	5,826260 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
50%	4,383375 x 10 <sup>-6</sup>	0,000	5,802743 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
60%	4,491190 x 10 <sup>-6</sup>	0,000	6,150715 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
70%	4,293449 x 10 <sup>-6</sup>	0,000	6,176481 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
80%	4,076321 x 10 <sup>-6</sup>	0,000	5,806661 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
90%	3,171193 x 10 <sup>-6</sup>	0,000	5,781887 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
100%	2,892614 x 10 <sup>-6</sup>	0,000	5,604489 x 10 <sup>-6</sup>	0,000

Tabela 10 - Parâmetros encontrados – MOO (Bairros)

$\delta$	Círculo		Elipse	
	$\lambda$	Sig.	$\lambda$	Sig.
0	2,228478 x 10 <sup>-6</sup>	0,000	3,715284 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
10%	2,102261 x 10 <sup>-6</sup>	0,000	3,459161 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
20%	2,104591 x 10 <sup>-6</sup>	0,000	2,851391 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
30%	2,100029 x 10 <sup>-6</sup>	0,000	2,563254 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
40%	1,986510 x 10 <sup>-6</sup>	0,000	2,461477 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
50%	1,934912 x 10 <sup>-6</sup>	0,000	2,349476 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
60%	1,869232 x 10 <sup>-6</sup>	0,000	2,322966 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
70%	1,820490 x 10 <sup>-6</sup>	0,000	2,125449 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
80%	1,759450 x 10 <sup>-6</sup>	0,000	2,000385 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
90%	1,717451 x 10 <sup>-6</sup>	0,000	1,909964 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
100%	1,648884 x 10 <sup>-6</sup>	0,000	1,800101 x 10 <sup>-6</sup>	0,000

Na Etapa 3, avaliaram-se os resultados decorrentes do novo procedimento para a distribuição de viagens por meio do Índice de dissimilaridade (ID), Coeficiente de determinação ( $R^2$ ) e Raiz do erro médio quadrático (RMSE), que comparam a matriz de viagens observadas  $[T_{ij}^*]_{m \times n}$  com a matriz de viagens estimada  $[T_{ij}]_{m \times n}$ . Os resultados são exibidos na Tabela 11.

Tabela 11 - Resultados das matrizes estimadas pelo MOO

$\delta$	Subdistritos						Bairros					
	Círculo			Elipse			Círculo			Elipse		
	ID	R <sup>2</sup>	RMSE	ID	R <sup>2</sup>	RMSE	ID	R <sup>2</sup>	RMSE	ID	R <sup>2</sup>	RMSE
0	27,93	0,7755	1.223,51	29,85	0,6705	1.417,77	<u>35,30</u>	<u>0,6183</u>	<u>273,87</u>	<u>33,90</u>	<u>0,6779</u>	<u>255,88</u>
10%	27,23	0,7807	1.206,37	29,97	0,6686	1.417,44	50,39	0,4222	342,91	54,76	0,4080	342,36
20%	<u>27,00</u>	<u>0,7987</u>	<u>1.162,33</u>	30,72	0,6607	1.426,87	50,32	0,4363	338,00	49,79	0,4783	324,93
30%	27,13	0,7831	1.217,52	28,48	0,7120	1.314,33	50,05	0,4449	334,73	48,79	0,5019	322,00
40%	27,50	0,7732	1.243,62	30,25	0,6927	1.358,53	49,92	0,4518	332,06	50,17	0,4629	337,54
50%	27,36	0,7562	1.293,14	29,71	0,7359	1.257,80	50,05	0,4430	334,53	51,01	0,4090	348,89
60%	27,27	0,7679	1.276,66	28,98	0,7516	1.221,44	50,08	0,4377	335,93	50,88	0,4096	348,46
70%	28,64	0,7389	1.355,64	<u>28,41</u>	<u>0,7726</u>	<u>1.167,55</u>	50,06	0,4185	342,25	50,83	0,4000	349,66
80%	29,76	0,7040	1.437,09	28,91	0,7535	1.215,15	50,15	0,4112	344,24	50,82	0,3903	350,98
90%	31,88	0,6239	1.598,23	28,77	0,7656	1.186,02	50,07	0,4136	342,98	50,59	0,3982	347,91
100%	32,74	0,6042	1.635,03	30,59	0,6963	1352,43	49,92	0,4139	342,40	50,10	0,4033	345,77

Cumprindo ainda a Etapa 3, realiza-se a análise gráfica que mostra o percentual de distribuição das viagens em relação ao tempo de viagem, para os melhores resultados encontrados em cada figura geométrica utilizada para definição das oportunidades.

A Figura 21 apresenta o gráfico de linhas da distribuição das viagens estimadas, considerando as oportunidades intervenientes determinadas pelas figuras geométricas círculo ( $\delta=20\%$ ) e elipse ( $\delta=70\%$ ), o zoneamento por subdistritos e comparando-as com a distribuição das viagens observadas.

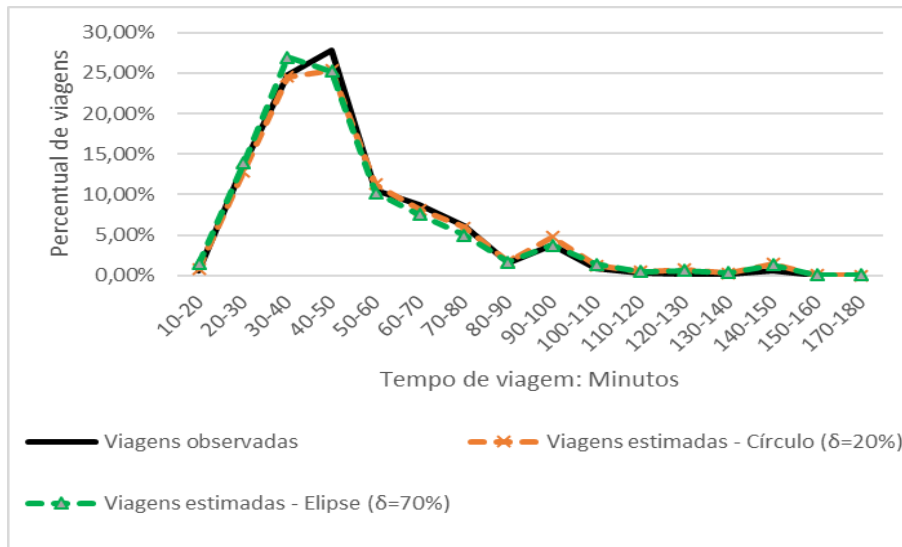


Figura 21 - Comparação entre viagens observadas e estimadas pelo MOO (Subdistritos)

A Figura 22 apresenta os gráficos de dispersão da distribuição das viagens, considerando os mesmos critérios do gráfico anterior.

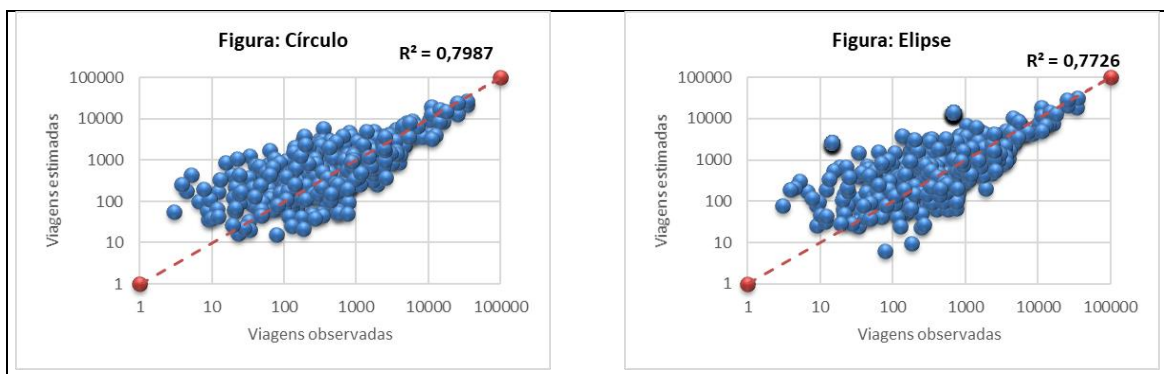


Figura 22 - Viagens observadas e estimadas pelo MOO (Subdistritos)

A Figura 23 apresenta o gráfico de linhas da distribuição das viagens, considerando as oportunidades intervenientes determinadas pelas figuras geométricas

círculo ( $\delta=0$ ) e elipse ( $\delta=0$ ), o zoneamento por bairros e comparando-as à distribuição observada.

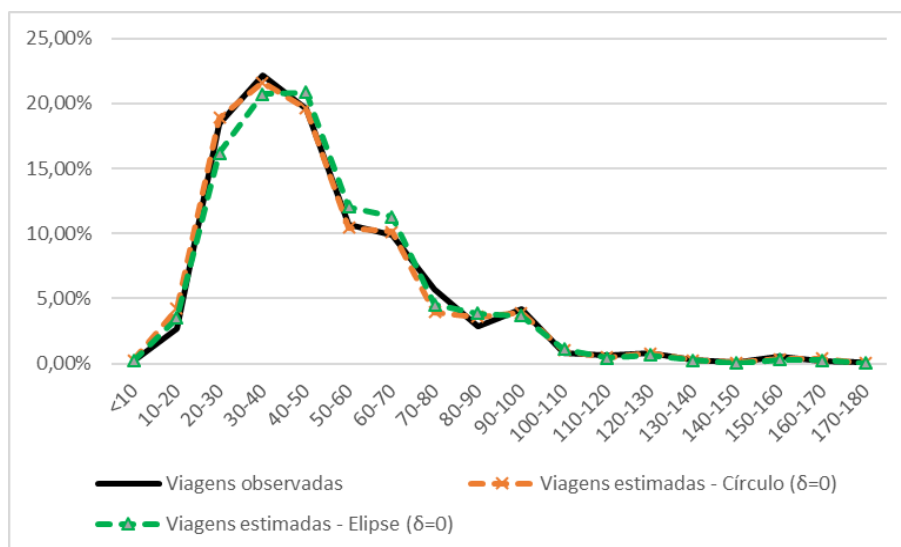


Figura 23 - Comparação entre viagens observadas e estimadas pelo MOO (Bairros)

A Figura 24 apresenta os gráficos de dispersão da distribuição das viagens, considerando os mesmos critérios do gráfico anterior.

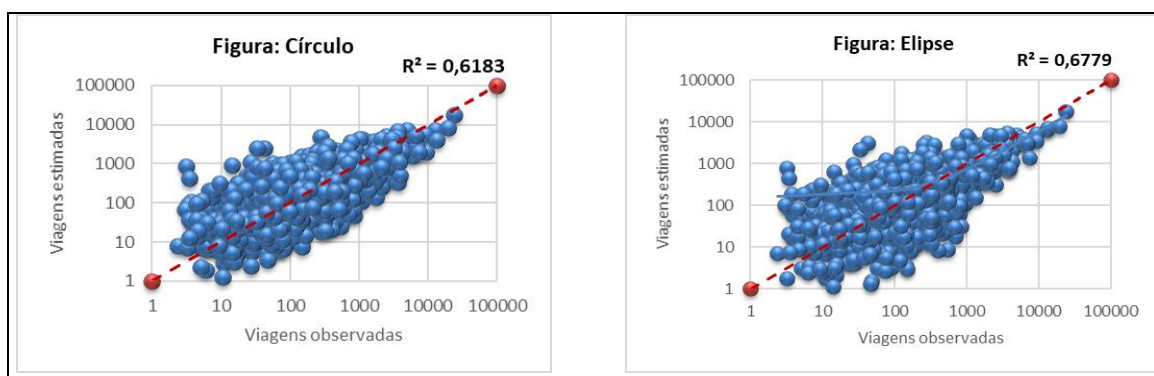


Figura 24 - Viagens observadas e estimadas pelo MOO (Bairros)

A Tabela 12 apresenta o resultado dos testes de *Kolmogorov-Smirnov* e *Mann-Whitney*.

Tabela 12 - Resultados dos testes não paramétricos - MOO

Figura	Subdistritos				Bairros			
	Kolmogorov-Smirnov		Mann-Whitney		Kolmogorov-Smirnov		Mann-Whitney	
	Sig.	Hipótese nula	Sig.	Hipótese nula	Sig.	Hipótese nula	Sig.	Hipótese nula
Círculo	0,941	Retida	0,752	Retida	1,000	Retida	0,963	Retida
Elipse	0,069	Retida	0,175	Retida	1,000	Retida	1,000	Retida

### 5.3. Modelo gravitacional de oportunidades intervenientes (MGO)

Conforme relatado na seção 4.5 deste trabalho, utilizou-se o MGO (Equação 33) para o cálculo da matriz O-D estimada (Etapa 2.3) e de maneira análoga ao relatado na seção anterior, foram considerados os zoneamentos e as oportunidades intervenientes em cada valor de  $\delta$ , definidas pelas figuras geométricas, ambos estabelecidos na Etapa 1 deste experimento.

Os valores encontrados para parâmetros  $\beta$  e  $\lambda$ , obtidos por meio do método dos mínimos quadrados, são apresentados para o zoneamento por subdistritos na Tabela 13.

Tabela 13 - Parâmetros encontrados - MGO (Subdistritos)

$\delta$	Círculo				Elipse			
	Tempo		Oportunidades		Tempo		Oportunidades	
	$\beta$	Sig.	$\lambda$	Sig.	$\beta$	Sig.	$\lambda$	Sig.
0	-0,011779	0,000	-	0,466	-0,006449	0,027	$-2,763075 \times 10^{-6}$	0,001
10%	-0,011779	0,000	-	0,246	-	0,191	$-3,486416 \times 10^{-6}$	0,000
20%	-0,011779	0,000	-	0,299	-	0,178	$-2,702415 \times 10^{-6}$	0,000
30%	-0,011779	0,000	-	0,311	-	0,079	$-2,262959 \times 10^{-6}$	0,000
40%	-0,011779	0,000	-	0,332	-0,007129	0,028	$-1,242020 \times 10^{-6}$	0,025
50%	-0,011779	0,000	-	0,308	-0,011779	0,000	-	0,064
60%	-0,011779	0,000	-	0,517	-0,011779	0,000	-	0,082
70%	-0,011779	0,000	-	0,297	-0,011779	0,000	-	0,062
80%	-0,011779	0,000	-	0,257	-0,011779	0,000	-	0,157
90%	-0,011779	0,000	-	0,155	-0,011779	0,000	-	0,433
100%	-0,011779	0,000	-	0,119	-0,011779	0,000	-	0,806

Os parâmetros encontrados para o zoneamento por bairros são apresentados na Tabela 14.

Tabela 14 - Parâmetros encontrados - MGO (Bairros)

$\delta$	Círculo				Elipse			
	Tempo		Oportunidades		Tempo		Oportunidades	
	$\beta$	Sig.	$\lambda$	Sig.	$\beta$	Sig.	$\lambda$	Sig.
0	-	0,387	$-7,699731 \times 10^{-7}$	0,000	-	0,805	$-1,324550 \times 10^{-6}$	0,000
10%	-0,006637	0,000	-	0,066	-	0,057	$-1,315460 \times 10^{-6}$	0,000
20%	-0,004234	0,007	$-3,055529 \times 10^{-7}$	0,014	-	0,071	$-1,314137 \times 10^{-6}$	0,000
30%	-0,003881	0,010	$-3,610202 \times 10^{-7}$	0,002	-	0,235	$-9,594701 \times 10^{-7}$	0,000
40%	-0,004000	0,007	$-3,682709 \times 10^{-7}$	0,001	-	0,485	$-9,324962 \times 10^{-7}$	0,000
50%	-0,003957	0,006	$-3,851573 \times 10^{-7}$	0,001	-	0,740	$-8,666886 \times 10^{-7}$	0,000
60%	-0,004150	0,003	$-3,890447 \times 10^{-7}$	0,001	-	0,557	$-9,175204 \times 10^{-7}$	0,000
70%	-0,004424	0,001	$-3,737591 \times 10^{-7}$	0,001	-	0,227	$-9,087866 \times 10^{-7}$	0,000
80%	-0,004363	0,001	$-4,140922 \times 10^{-7}$	0,000	-	0,071	$-8,869039 \times 10^{-7}$	0,000
90%	-0,004600	0,001	$-4,030654 \times 10^{-7}$	0,000	-0,003169	0,017	$-7,298481 \times 10^{-7}$	0,000
100%	-0,004804	0,000	$-3,943334 \times 10^{-7}$	0,001	-0,003790	0,004	$-6,854143 \times 10^{-7}$	0,000

Observando as Tabelas 13 e 14, é possível verificar que, em algumas situações, os expoentes  $\beta$  e  $\lambda$  não apresentam valores. Fato ocorrido, pois, nestes casos, os parâmetros associados às variáveis tempo ou oportunidades não foram estatisticamente significativos para o modelo e, portanto, foram nestes casos consideradas como zero.

Destaca-se o fato de que os valores dos parâmetros  $\beta$  e  $\lambda$ , apresentados nas Tabelas 13 e 14, serem negativos, corroborando a premissa de que o tempo ( $c_{ij}$ ) e oportunidades ( $w_{ij}$ ) intervenientes entre a origem e destino são fatores de impedância inversamente proporcionais à atração e produção de viagens.

Cumprindo a Etapa 3 do experimento, apresentam-se na Tabela 15, os resultados obtidos.



Tabela 15 - Resultados das matrizes estimadas pelo MGO

$\delta$	Subdistritos						Bairros					
	Círculo			Elipse			Círculo			Elipse		
	ID	R <sup>2</sup>	RMSE	ID	R <sup>2</sup>	RMSE	ID	R <sup>2</sup>	RMSE	ID	R <sup>2</sup>	RMSE
0	31,43	0,6428	1.496,85	30,88	0,6582	1.468,19	34,48	0,6185	277,46	34,16	0,6378	271,56
10%	31,43	0,6428	1.496,85	31,54	0,6340	1.510,67	34,21	0,6368	272,40	33,82	0,6461	268,48
20%	31,43	0,6428	1.496,85	31,37	0,6343	1.508,51	34,25	0,6370	272,24	32,99	0,6784	255,41
30%	31,43	0,6428	1.496,85	30,17	0,6655	1.448,19	34,15	0,6413	270,91	<u>32,97</u>	<u>0,6787</u>	<u>255,51</u>
40%	31,43	0,6428	1.496,85	<u>29,94</u>	<u>0,6755</u>	<u>1.431,81</u>	34,17	0,6431	270,27	33,35	0,6706	257,96
50%	31,43	0,6428	1.496,85	31,43	0,6428	1.496,85	34,20	0,6426	270,46	34,06	0,6479	268,03
60%	31,43	0,6428	1.496,85	31,43	0,6428	1.496,85	34,21	0,6434	270,15	34,04	0,6533	266,40
70%	31,43	0,6428	1.496,85	31,43	0,6428	1.496,85	34,18	0,6448	269,77	34,50	0,6423	270,06
80%	31,43	0,6428	1.496,85	31,43	0,6428	1.496,85	34,16	0,6444	269,86	34,76	0,6315	273,88
90%	31,43	0,6428	1.496,85	31,43	0,6428	1.496,85	34,14	0,6470	268,98	34,35	0,6377	271,61
100%	31,43	0,6428	1.496,85	31,43	0,6428	1.496,85	<u>34,13</u>	<u>0,6479</u>	<u>268,70</u>	34,24	0,6420	270,36

Observa-se que os resultados apresentados para os subdistritos (Tabela 15), são idênticos para os valores do círculo ( $0 \leq \delta \leq 100\%$ ) e elipse ( $50\% \leq \delta \leq 100\%$ ). Justificam-se tais resultados idênticos pelo fato de, nestes casos, o parâmetro associado à variável oportunidades não ser estatisticamente significativo para o modelo utilizado (Tabela 13).

No entanto, como a variação proposta aplica-se apenas aos empregos utilizados para composição das OI, o mesmo não ocorre para os casos em que o parâmetro associado à variável tempo não se apresenta estatisticamente significativo para o modelo utilizado: zoneamento por subdistritos, utilizando a figura elipse ( $10\% \leq \delta \leq 30\%$ ) e zoneamento por bairros, figura círculo ( $\delta=0$ ) e elipse ( $0 \leq \delta \leq 80\%$ ), conforme pode ser verificado nas Tabelas 13 e 14.

Novamente, como parte da terceira etapa do experimento, realiza-se a análise gráfica que mostra o percentual de distribuição das viagens em relação ao tempo de viagem.

A Figura 25 apresenta o gráfico de linhas da distribuição das viagens estimadas pelo MGO, considerando as oportunidades intervenientes determinadas pelas figuras geométricas círculo ( $0 \leq \delta \leq 100\%$ ) e elipse ( $\delta=40\%$ ), o zoneamento por subdistritos e comparando-as com a distribuição das viagens observadas.

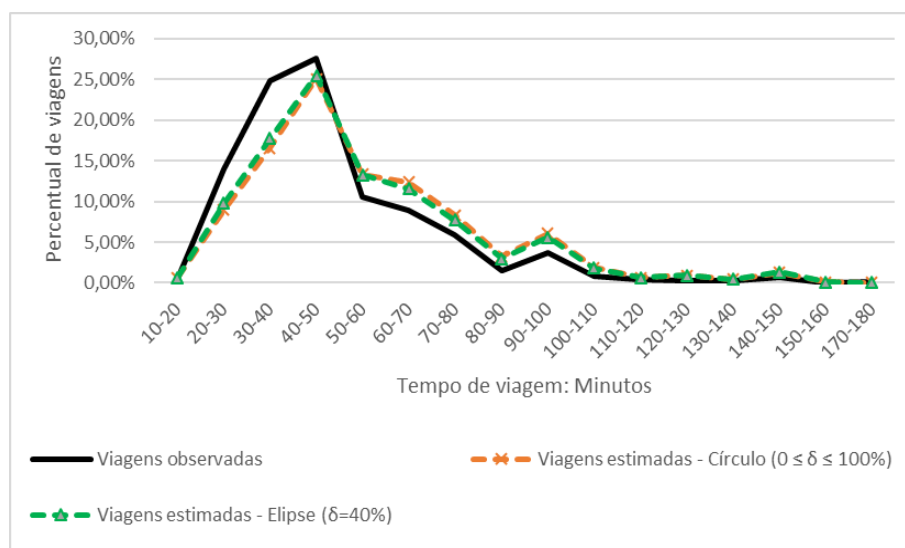


Figura 25 - Comparação entre viagens observadas e estimadas pelo MGO (Subdistritos)

A Figura 26 apresenta os gráficos de dispersão da distribuição das viagens, considerando os mesmos critérios do gráfico anterior.

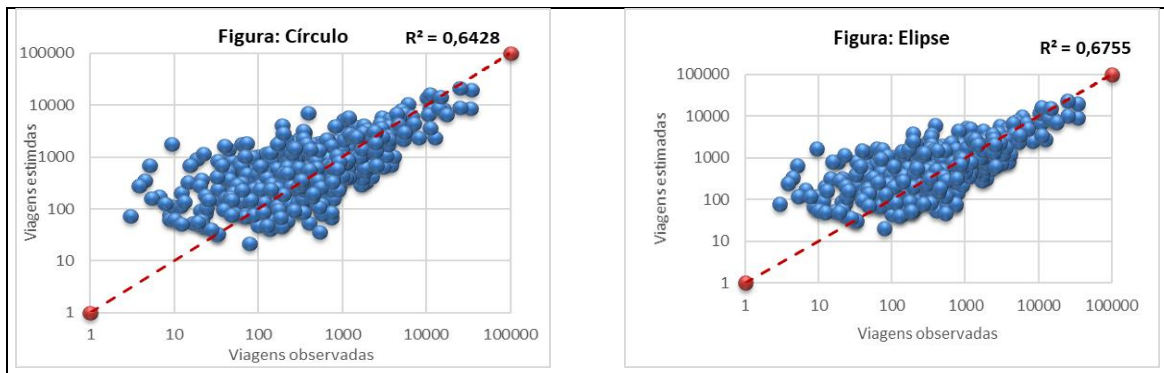


Figura 26 - Viagens observadas e estimadas pelo MGO (Subdistritos)

A Figura 27 apresenta o gráfico de linhas da distribuição das viagens estimadas pelo MGO, considerando as oportunidades intervenientes determinadas pelas figuras geométricas círculo ( $\delta=100\%$ ) e elipse ( $\delta=30\%$ ), o zoneamento por bairros e comparando-as com a distribuição das viagens observadas.

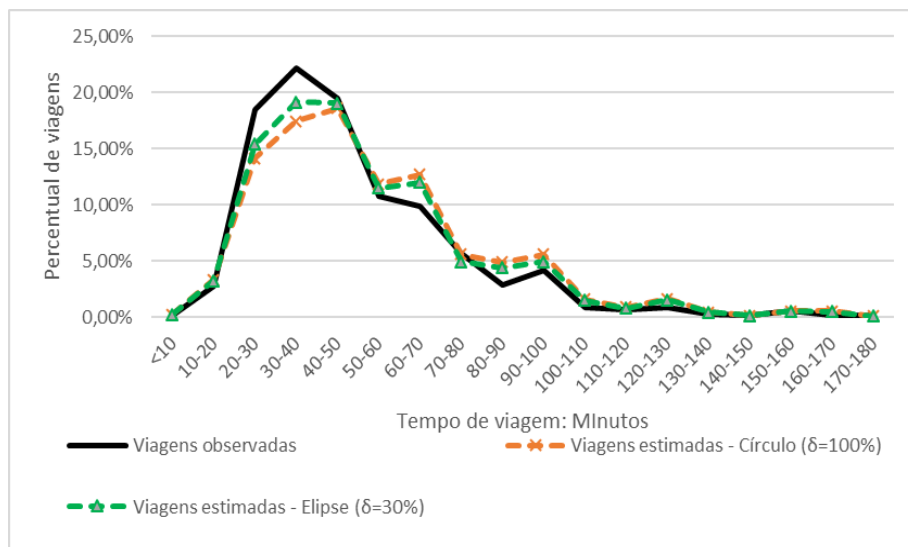


Figura 27 - Comparação entre viagens observadas e estimadas pelo MGO (Bairros)

A Figura 28 apresenta os gráficos de dispersão da distribuição das viagens, considerando os mesmos critérios do gráfico anterior.

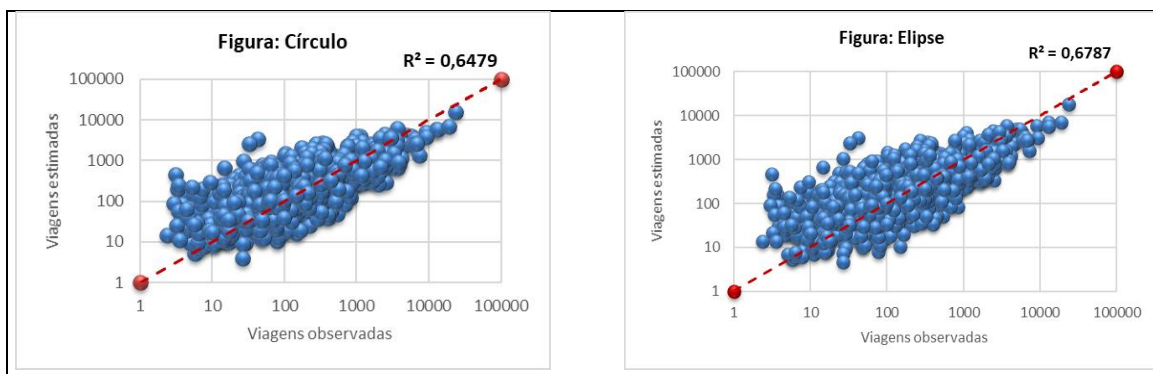


Figura 28 - Viagens observadas e estimadas pelo MGO (Bairros)

A Tabela 16 apresenta o resultado dos testes de *Kolmogorov-Smirnov* e *Mann-Whitney*.

Tabela 16 - Resultados dos testes não paramétricos - MGO

Figura	Subdistritos				Bairros			
	Kolmogorov-Smirnov		Mann-Whitney		Kolmogorov-Smirnov		Mann-Whitney	
	Sig.	Hipótese nula	Sig.	Hipótese nula	Sig.	Hipótese nula	Sig.	Hipótese nula
Círculo	0,699	Retida	0,539	Retida	0,964	Retida	0,815	Retida
Elipse	0,699	Retida	0,564	Retida	1,000	Retida	0,815	Retida

#### 5.4. Modelo modificado de oportunidades intervenientes (MMO)

Conforme relatado na seção 4.5 deste trabalho, utilizou-se o MMO (Equação 34) para o cálculo da matriz O-D estimada (Etapa 2.4) e, de maneira análoga ao relatado na seção 5.3, foram consideradas as oportunidades intervenientes para cada valor de  $\delta$ , definidas pelas figuras geométricas utilizadas para determinar estas oportunidades, bem como as formas de zoneamento (Etapa 1).

Os parâmetros  $\alpha$ ,  $\theta$ ,  $\beta$  e  $\lambda$ , obtidos por meio do método dos mínimos quadrados, para cada valor de  $\delta$ , zoneamento e figura geométrica, são apresentados nas Tabelas 17, 18, 19 e 20.

Tabela 17 - Parâmetros encontrados – MMO (Subdistritos - Círculo)

$\delta$	Produção		Atração		Tempo		Oportunidades	
	$\alpha$	Sig.	$\theta$	Sig.	$\beta$	Sig.	$\lambda$	Sig.
0	0,766094	0,000	0,696733	0,000	-0,011451	0,000	-1,583283 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
10%	0,772021	0,000	0,724329	0,000	-0,011922	0,000	-1,510390 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
20%	0,781242	0,000	0,728747	0,000	-0,011639	0,000	-1,696913 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
30%	0,792501	0,000	0,736869	0,000	-0,011465	0,000	-1,916467 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
40%	0,796794	0,000	0,734477	0,000	-0,011913	0,000	-1,987599 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
50%	0,805478	0,000	0,742339	0,000	-0,012311	0,000	-2,143043 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
60%	0,814051	0,000	0,742922	0,000	-0,012414	0,000	-2,402491 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
70%	0,813490	0,000	0,737614	0,000	-0,013226	0,000	-2,297334 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
80%	0,811937	0,000	0,734350	0,000	-0,013858	0,000	-2,262841 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
90%	0,810614	0,000	0,733055	0,000	-0,014453	0,000	-2,229503 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
100%	0,809058	0,000	0,727794	0,000	-0,014814	0,000	-2,172009 x 10 <sup>-6</sup>	0,000

Tabela 18 - Parâmetros encontrados – MMO (Subdistritos - Elipse)

$\delta$	Produção		Atração		Tempo		Oportunidades	
	$\alpha$	Sig.	$\theta$	Sig.	$\beta$	Sig.	$\lambda$	Sig.
0	0,760414	0,000	0,633411	0,000	-0,012629	0,000	-2,067481 x 10 <sup>-6</sup>	0,002
10%	0,767102	0,000	0,613450	0,000	-0,010674	0,000	-2,177255 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
20%	0,764641	0,000	0,630233	0,000	-0,010627	0,000	-1,735278 x 10 <sup>-6</sup>	0,001
30%	0,779789	0,000	0,642572	0,000	-0,008879	0,000	-2,063641 x 10 <sup>-6</sup>	0,001
40%	0,775092	0,000	0,653314	0,000	-0,010024	0,000	-1,804037 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
50%	0,779647	0,000	0,660321	0,000	-0,010457	0,000	-1,851979 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
60%	0,787303	0,000	0,666494	0,000	-0,010559	0,000	-2,066951 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
70%	0,789172	0,000	0,668990	0,000	-0,011009	0,000	-2,204144 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
80%	0,793920	0,000	0,676051	0,000	-0,011841	0,000	-2,243921 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
90%	0,791082	0,000	0,681742	0,000	-0,013039	0,000	-2,070092 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
100%	0,796581	0,000	0,687488	0,000	-0,013724	0,000	-2,149517 x 10 <sup>-6</sup>	0,000

Tabela 19 - Parâmetros encontrados – MMO (Bairros - Círculo)

$\delta$	Produção		Atração		Tempo		Oportunidades	
	$\alpha$	Sig.	$\theta$	Sig.	$\beta$	Sig.	$\lambda$	Sig.
0	0,686831	0,000	0,359672	0,000	-	0,588	-1,247878 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
10%	0,689841	0,000	0,395737	0,000	-	0,988	-1,172879 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
20%	0,694642	0,000	0,397061	0,000	-	0,756	-1,218895 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
30%	0,706109	0,000	0,393566	0,000	-	0,760	-1,252010 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
40%	0,716443	0,000	0,391491	0,000	-	0,986	-1,281490 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
50%	0,725382	0,000	0,390332	0,000	-	0,966	-1,333011 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
60%	0,738053	0,000	0,387751	0,000	-	0,625	-1,394117 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
70%	0,746896	0,000	0,384926	0,000	-	0,337	-1,437923 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
80%	0,752567	0,000	0,383457	0,000	-	0,186	-1,494028 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
90%	0,764789	0,000	0,379885	0,000	-	0,084	-1,550807 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
100%	0,767147	0,000	0,379153	0,000	-	0,330	-1,509706 x 10 <sup>-6</sup>	0,000

Tabela 20 - Parâmetros encontrados – MMO (Bairros - Elipse)

$\delta$	Produção		Atração		Tempo		Oportunidades	
	$\alpha$	Sig.	$\theta$	Sig.	$\beta$	Sig.	$\lambda$	Sig.
0	0,653489	0,000	0,312957	0,000	-0,003268	0,011	-1,057586 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
10%	0,670905	0,000	0,278313	0,000	-	0,870	-1,315822 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
20%	0,682528	0,000	0,291608	0,000	-	0,089	-1,230000 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
30%	0,697314	0,000	0,304351	0,000	-	0,095	-1,216401 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
40%	0,705088	0,000	0,309442	0,000	-	0,135	-1,244914 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
50%	0,718276	0,000	0,313874	0,000	-	0,455	-1,272579 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
60%	0,728959	0,000	0,314201	0,000	-	0,636	-1,378736 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
70%	0,735003	0,000	0,315568	0,000	-	0,691	-1,424807 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
80%	0,745748	0,000	0,316353	0,000	-	0,271	-1,484656 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
90%	0,756243	0,000	0,320107	0,000	-	0,079	-1,552581 x 10 <sup>-6</sup>	0,000
100%	0,761098	0,000	0,329150	0,000	-0,002447	0,016	-1,539116 x 10 <sup>-6</sup>	0,000

Observe que, nas Tabelas 19 e 20, o parâmetro  $\beta$  associado à variável tempo não possui valor para todos os valores de  $\delta$ , quando utilizado o círculo e para os valores  $10\% \leq \delta \leq 90\%$ , quando utilizada a elipse. Esse fato ocorre em função de não possuírem grau de significância estatística suficiente para o modelo matemático utilizado e, portanto, nestes casos, atribuiu-se zero ao valor do parâmetro.

Como é possível observar nas Tabelas 17, 18, 19 e 20, os valores de  $\alpha$  e  $\theta$  são positivos e, portanto, indicam que as variáveis relacionadas a produção ( $O_i$ ) e atração ( $D_j$ ), são adequadas para o modelo proposto (Equação 34). Em contraposição, mas ainda adequados ao modelo, os valores dos parâmetros  $\beta$  e  $\lambda$  são negativos, corroborando a premissa de que o tempo ( $c_{ij}$ ) e oportunidades ( $w_{ij}$ ) intervenientes entre a origem e destino, são fatores de impedância inversamente proporcionais à atração e produção de viagens.

Na sequência, cumpriu-se a Etapa 3 do experimento, apresentando-se, na Tabela 21, os resultados obtidos.

Tabela 21 - Resultados das matrizes estimadas pelo MMO

$\delta$	Subdistritos						Bairros					
	Círculo			Elipse			Círculo			Elipse		
	ID	R <sup>2</sup>	RMSE	ID	R <sup>2</sup>	RMSE	ID	R <sup>2</sup>	RMSE	ID	R <sup>2</sup>	RMSE
0	30,88	0,6582	1.468,19	30,88	0,6582	1.468,19	34,29	0,6268	274,89	33,76	0,6533	266,48
10%	27,55	0,7520	1.265,38	29,31	0,6990	1.385,41	34,37	0,6375	270,35	33,82	0,6461	268,48
20%	27,55	0,7644	1.238,76	29,23	0,6964	1.387,19	34,41	0,6465	267,08	33,07	0,6751	257,00
30%	27,29	0,7636	1.241,11	27,89	0,7275	1.314,92	34,08	0,6599	262,61	<u>32,57</u>	<u>0,6933</u>	<u>248,54</u>
40%	27,29	0,7674	1.229,86	28,18	0,7242	1.322,90	34,21	0,6636	261,14	33,01	0,6859	250,22
50%	27,20	0,7611	1.240,55	27,99	0,7457	1.279,92	34,39	0,6608	261,97	33,92	0,6679	259,64
60%	<u>26,86</u>	<u>0,7722</u>	<u>1.215,69</u>	27,44	0,7632	1.236,97	34,41	0,6606	261,85	33,81	0,6764	256,64
70%	27,30	0,7639	1.239,36	27,05	0,7805	1.196,91	34,41	0,6624	261,27	34,43	0,6623	261,23
80%	27,60	0,7556	1.259,74	27,29	0,7805	1.195,02	34,39	0,6572	262,98	34,78	0,6501	265,66
90%	28,12	0,7296	1.314,70	<u>26,95</u>	<u>0,7849</u>	<u>1.188,43</u>	34,28	0,6659	259,75	35,04	0,6267	272,93
100%	28,35	0,7256	1.323,04	27,71	0,7621	1.242,06	<u>33,92</u>	<u>0,6794</u>	<u>254,87</u>	34,52	0,6442	266,82

Ainda como parte componente da terceira etapa do experimento realizado, será apresentada uma análise gráfica para as distribuições de viagens estimadas encontradas, comparando as viagens observadas *versus* estimadas, considerando as alterações da figura geométrica utilizada para determinar as oportunidades intervenientes.

A Figura 29 apresenta o gráfico de linhas que representa a distribuição para as viagens estimadas pelo MMO, considerando as oportunidades intervenientes determinadas pelas figuras geométricas círculo ( $\delta=60\%$ ) e elipse ( $\delta=90\%$ ), o zoneamento por subdistritos e comparando-as com a distribuição das viagens observadas.

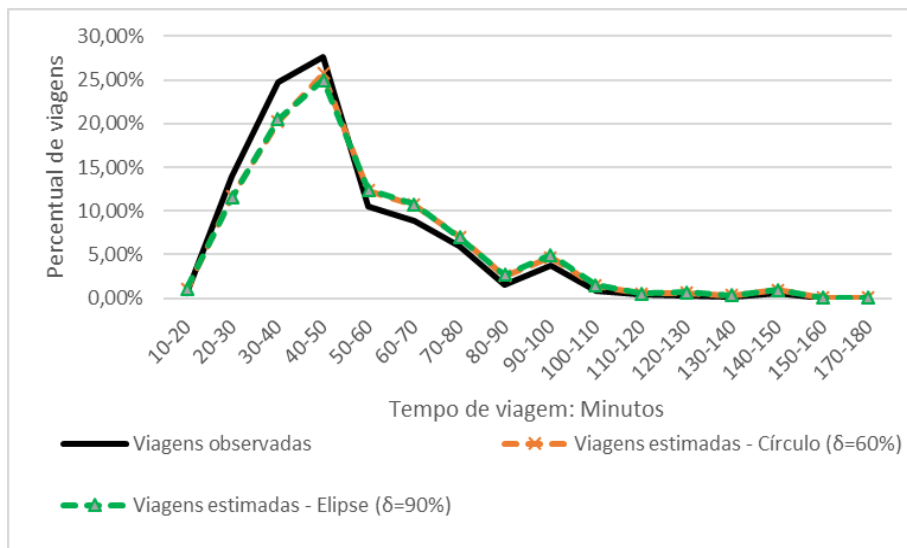


Figura 29 - Comparação entre viagens observadas e estimadas pelo MMO (Subdistritos)

A Figura 30 apresenta os gráficos de dispersão da distribuição das viagens, considerando os mesmos critérios do gráfico anterior.

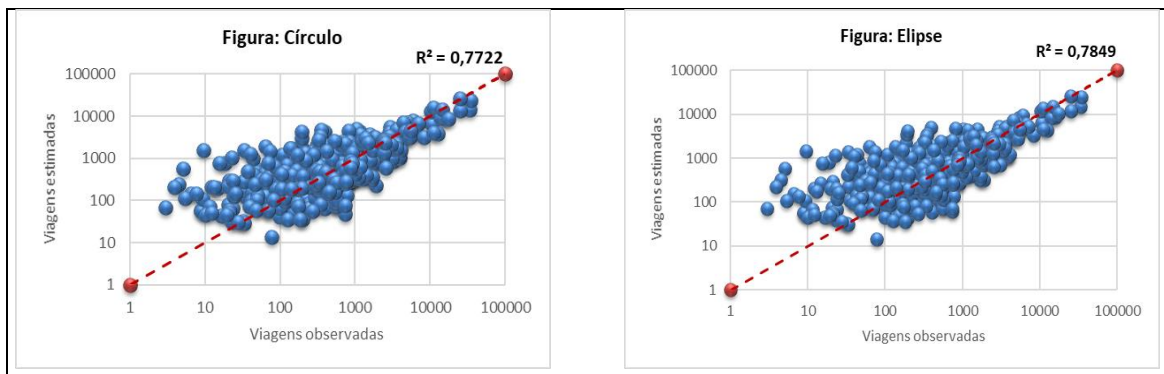


Figura 30 - Viagens observadas e estimadas pelo MMO (Subdistritos)



A Figura 31 apresenta o gráfico de linhas da distribuição das viagens estimadas pelo MMO, considerando as oportunidades intervenientes determinadas pelas figuras geométricas círculo ( $\delta=100\%$ ) e elipse ( $\delta=30\%$ ), o zoneamento por bairros e comparando-as com a distribuição das viagens observadas.

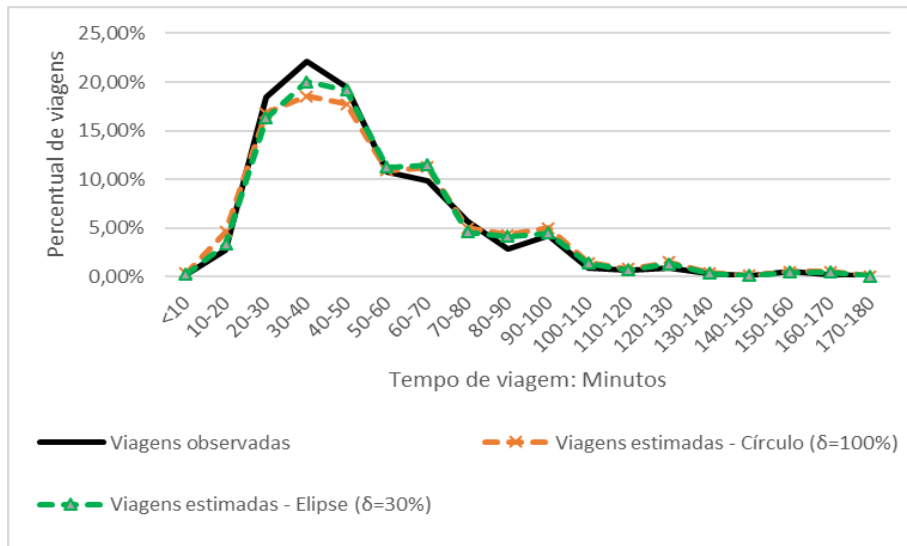


Figura 31 - Comparação entre viagens observadas e estimadas pelo MMO (Bairros)

A Figura 32 apresenta os gráficos de dispersão da distribuição das viagens, considerando os mesmos critérios do gráfico anterior.

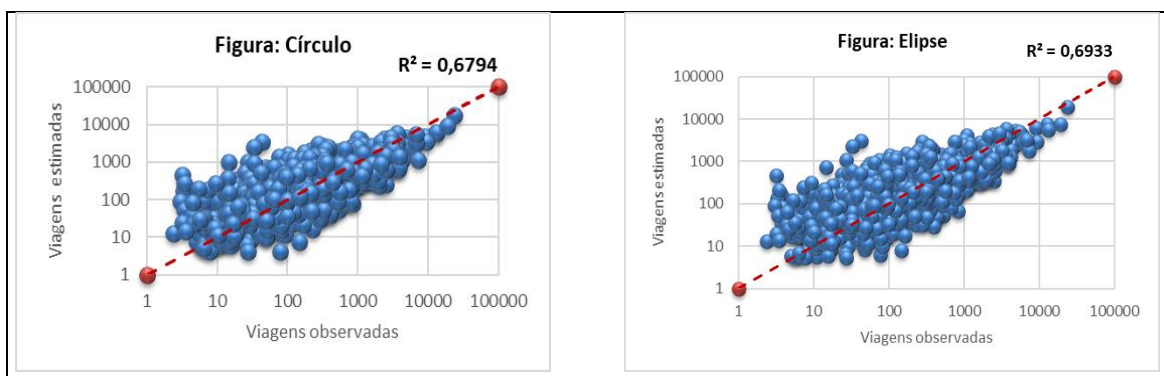


Figura 32 - Viagens observadas e estimadas pelo MMO (Bairros)

A Tabela 22 apresenta o resultado dos testes de *Kolmogorov-Smirnov* e *Mann-Whitney*.

Tabela 22 - Resultados dos testes não paramétricos - MMO

Figura	Subdistritos				Bairros			
	Kolmogorov-Smirnov		Mann-Whitney		Kolmogorov-Smirnov		Mann-Whitney	
	Sig.	Hipótese nula	Sig.	Hipótese nula	Sig.	Hipótese nula	Sig.	Hipótese nula
Círculo	0,941	Retida	0,696	Retida	0,964	Retida	0,815	Retida
Elipse	0,941	Retida	0,696	Retida	1,000	Retida	0,839	Retida

### 5.5. Modelo modificado de oportunidades com base nos tempos de viagem (MMOT)

Esta seção descreve os resultados baseados na adaptação do método de fricção (Equação 37), baseada no MMO (Equação 34), denominada neste trabalho como Modelo modificado de oportunidades com base nos tempos de viagem (MMOT).

Como nos demais modelos de distribuição de viagens analisados neste capítulo, foram consideradas as oportunidades intervenientes definidas pelas figuras geométricas para cada valor de  $\delta$ , bem como as formas de zoneamento definidas na primeira etapa deste experimento.

De forma idêntica ao MMO, os parâmetros  $\alpha$ ,  $\theta$ ,  $\beta$  e  $\lambda$  foram obtidos por meio do método dos mínimos quadrados, e são os mesmos apresentados nas Tabelas 17, 18, 19 e 20, da seção anterior.

Cumprindo a terceira etapa do experimento, apresentam-se, na Tabela 23, os resultados obtidos.

Tabela 23 - Resultados das matrizes estimadas pelo MMOT

$\delta$	Subdistritos						Bairros					
	Círculo			Elipse			Círculo			Elipse		
	ID	R <sup>2</sup>	RMSE	ID	R <sup>2</sup>	RMSE	ID	R <sup>2</sup>	RMSE	ID	R <sup>2</sup>	RMSE
0	25,90	0,8205	1.062,13	25,30	0,8251	1.054,79	32,63	0,6999	246,05	31,90	0,7345	233,56
10%	25,61	0,8277	1.041,76	26,84	0,7912	1.135,05	32,56	0,7071	243,97	32,00	0,7316	234,97
20%	25,51	0,8313	1.032,69	25,91	0,8105	1.091,23	32,47	0,7139	241,41	31,75	0,7328	233,02
30%	25,36	0,8326	1.031,63	25,80	0,8137	1.079,09	31,96	0,7292	235,99	<u>31,29</u>	<u>0,7364</u>	<u>229,90</u>
40%	<u>25,18</u>	<u>0,8385</u>	<u>1.013,49</u>	26,10	0,8094	1.091,70	32,01	0,7297	235,70	31,53	0,7315	231,46
50%	24,95	0,8330	1.027,88	25,75	0,8226	1.059,10	32,12	0,7295	235,86	32,19	0,7256	236,88
60%	24,70	0,8362	1.018,87	25,40	0,8290	1.038,10	32,00	0,7332	234,04	31,83	0,7364	233,06
70%	24,90	0,8350	1.023,03	27,55	0,7881	1.140,81	31,85	0,7402	231,39	32,09	0,7297	235,43
80%	25,07	0,8331	1.029,92	24,98	0,8411	1.003,55	31,72	0,7379	231,87	32,30	0,7254	237,43
90%	25,24	0,8209	1.063,81	<u>24,54</u>	<u>0,8510</u>	<u>975,73</u>	31,58	0,7475	227,61	32,18	0,7227	238,28
100%	25,43	0,8192	1.067,40	25,17	0,8384	1.014,00	<u>31,39</u>	<u>0,7511</u>	<u>226,07</u>	31,66	0,7315	234,92

Como nas seções anteriores a esta e conforme a terceira etapa do experimento realizado, será apresentada uma análise gráfica para as distribuições de viagens, comparando as viagens observadas *versus* estimadas, considerando as alterações da figura geométrica utilizada para determinar as oportunidades intervenientes.

A Figura 33 apresenta o gráfico de linhas da distribuição das viagens estimadas pelo MMOT, considerando as oportunidades intervenientes determinadas pelas figuras geométricas círculo ( $\delta=40\%$ ) e elipse ( $\delta=90\%$ ), o zoneamento por subdistritos e comparando-as com a distribuição das viagens observadas.

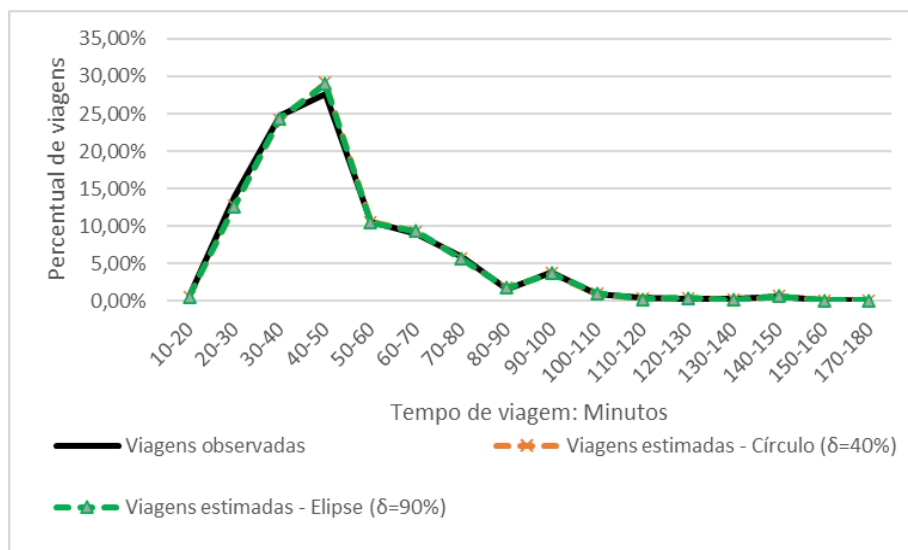


Figura 33 - Comparação entre viagens observadas e estimadas pelo MMOT (Subdistritos)

A Figura 34 apresenta os gráficos de dispersão da distribuição das viagens, considerando os mesmos critérios do gráfico anterior.

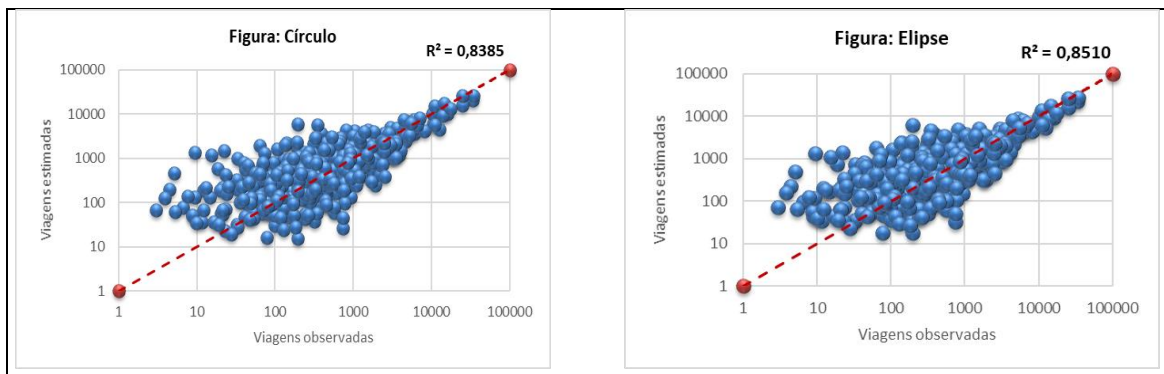


Figura 34 - Viagens observadas e estimadas pelo MMOT (Subdistritos)

A Figura 35 apresenta o gráfico de linhas da distribuição das viagens estimadas pelo MMOT, considerando as oportunidades intervenientes determinadas pelas figuras geométricas círculo ( $\delta=100\%$ ) e elipse ( $\delta=30\%$ ), o zoneamento por bairros e comparando-as à distribuição das viagens observadas.

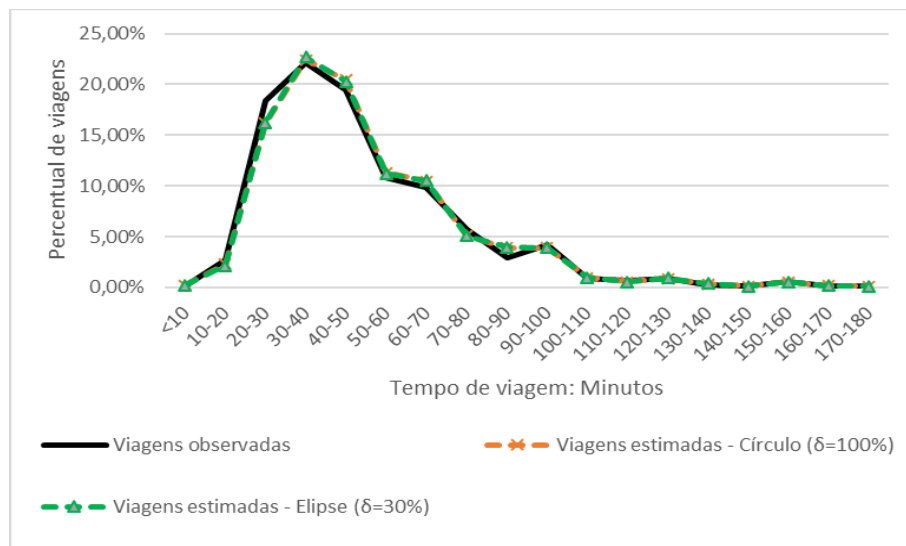


Figura 35 - Comparação entre viagens observadas e estimadas pelo MMOT (Bairros)

A Figura 36 apresenta os gráficos de dispersão da distribuição das viagens, considerando os mesmos critérios do gráfico anterior.

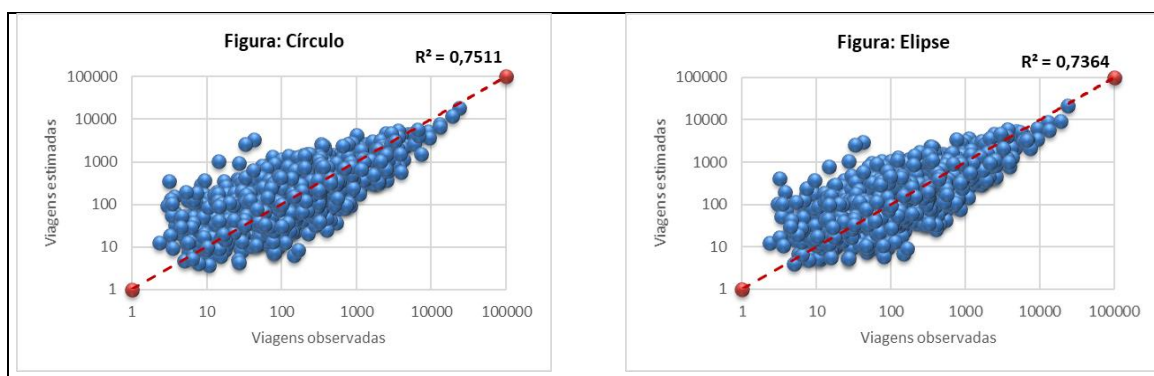


Figura 36 - Viagens observadas e estimadas pelo MMOT (Bairros)

A Tabela 24 apresenta o resultado dos testes de *Kolmogorov-Smirnov* e *Mann-Whitney*.

Tabela 24 - Resultados dos testes não paramétricos - MMOT

Figura	Subdistritos				Bairros			
	Kolmogorov-Smirnov		Mann-Whitney		Kolmogorov-Smirnov		Mann-Whitney	
	Sig.	Hipótese nula	Sig.	Hipótese nula	Sig.	Hipótese nula	Sig.	Hipótese nula
Círculo	1,000	Retida	1,000	Retida	1,000	Retida	0,938	Retida
Elipse	1,000	Retida	1,000	Retida	1,000	Retida	0,988	Retida

## **5.6. Comparação entre os modelos baseados em oportunidades intervenientes**

Uma vez que as seções anteriores deste capítulo avaliaram isoladamente cada modelo de distribuição de viagens, o objetivo desta seção é apresentar a comparação dos resultados das estimativas destas distribuições realizadas pelos MOO, MGO, MMO e MMOT, descritos nas seções 5.2 a 5.5 desta tese.

Nesta seção, a comparação será realizada exclusivamente entre os modelos agregados, baseados em oportunidades intervenientes, e será apresentada conforme cada zoneamento, figura geométrica e valor de  $\delta$  equivalente, levando em consideração o  $R^2$ , o ID e o RMSE.

As Tabelas 25 e 26 apresentam os resultados dos modelos de distribuição de viagens agregados baseados em oportunidades intervenientes. Nas subseções 5.6.1 e 5.6.2, também será analisado se houve uma melhora no ajuste dos modelos referentes à estimativa das viagens, quando se realizou o aumento (valores de  $\delta$ ) das dimensões de cada figura geométrica (círculo e elipse), conforme procedimento proposto na seção 4.2 desta tese.

Os melhores resultados obtidos em cada modelo e forma de zoneamento, encontram-se sublinhados nas Tabelas 25 e 26.

Tabela 25 – Comparação entre os modelos baseados em oportunidades intervenientes – Círculo

$\delta$	MOO			MGO			MMO			MMOT		
	ID	R <sup>2</sup>	RMSE	ID	R <sup>2</sup>	RMSE	ID	R <sup>2</sup>	RMSE	ID	R <sup>2</sup>	RMSE
<b>Zoneamento: Subdistritos</b>												
<b>0</b>	27,93	0,7755	1.223,51	31,43	0,6428	1.496,85	30,88	0,6582	1.468,19	25,90	0,8205	1.062,13
<b>10%</b>	27,23	0,7807	1.206,37	31,43	0,6428	1.496,85	27,55	0,7520	1.265,38	25,61	0,8277	1.041,76
<b>20%</b>	<u>27,00</u>	<u>0,7987</u>	<u>1.162,33</u>	31,43	0,6428	1.496,85	27,55	0,7644	1.238,76	25,51	0,8313	1.032,69
<b>30%</b>	27,13	0,7831	1.217,52	31,43	0,6428	1.496,85	27,29	0,7636	1.241,11	25,36	0,8326	1.031,63
<b>40%</b>	27,50	0,7732	1.243,62	31,43	0,6428	1.496,85	27,29	0,7674	1.229,86	<u>25,18</u>	<u>0,8385</u>	<u>1.013,49</u>
<b>50%</b>	27,36	0,7562	1.293,14	31,43	0,6428	1.496,85	27,20	0,7611	1.240,55	24,95	0,8330	1.027,88
<b>60%</b>	27,27	0,7679	1.276,66	31,43	0,6428	1.496,85	<u>26,86</u>	<u>0,7722</u>	<u>1.215,69</u>	24,70	0,8362	1.018,87
<b>70%</b>	28,64	0,7389	1.355,64	31,43	0,6428	1.496,85	27,30	0,7639	1.239,36	24,90	0,8350	1.023,03
<b>80%</b>	29,76	0,7040	1.437,09	31,43	0,6428	1.496,85	27,60	0,7556	1.259,74	25,07	0,8331	1.029,92
<b>90%</b>	31,88	0,6239	1.598,23	31,43	0,6428	1.496,85	28,12	0,7296	1.314,70	25,24	0,8209	1.063,81
<b>100%</b>	32,74	0,6042	1.635,03	31,43	0,6428	1.496,85	28,35	0,7256	1.323,04	25,43	0,8192	1.067,40
<b>Zoneamento: Bairros</b>												
<b>0</b>	<u>35,30</u>	<u>0,6183</u>	<u>273,87</u>	34,48	0,6185	277,46	34,29	0,6268	274,89	32,63	0,6999	246,05
<b>10%</b>	50,39	0,4222	342,91	34,21	0,6368	272,40	34,37	0,6375	270,35	32,56	0,7071	243,97
<b>20%</b>	50,32	0,4363	338,00	34,25	0,6370	272,24	34,41	0,6465	267,08	32,47	0,7139	241,41
<b>30%</b>	50,05	0,4449	334,73	34,15	0,6413	270,91	34,08	0,6599	262,61	31,96	0,7292	235,99
<b>40%</b>	49,92	0,4518	332,06	34,17	0,6431	270,27	34,21	0,6636	261,14	32,01	0,7297	235,70
<b>50%</b>	50,05	0,4430	334,53	34,20	0,6426	270,46	34,39	0,6608	261,97	32,12	0,7295	235,86
<b>60%</b>	50,08	0,4377	335,93	34,21	0,6434	270,15	34,41	0,6606	261,85	32,00	0,7332	234,04
<b>70%</b>	50,06	0,4185	342,25	34,18	0,6448	269,77	34,41	0,6624	261,27	31,85	0,7402	231,39
<b>80%</b>	50,15	0,4112	344,24	34,16	0,6444	269,86	34,39	0,6572	262,98	31,72	0,7379	231,87
<b>90%</b>	50,07	0,4136	342,98	34,14	0,6470	268,98	34,28	0,6659	259,75	31,58	0,7475	227,61
<b>100%</b>	49,92	0,4139	342,40	<u>34,13</u>	<u>0,6479</u>	<u>268,70</u>	<u>33,92</u>	<u>0,6794</u>	<u>254,87</u>	<u>31,39</u>	<u>0,7511</u>	<u>226,07</u>

Tabela 26 – Comparação entre os modelos baseados em oportunidades intervenientes – Elipse

$\delta$	MOO			MGO			MMO			MMOT		
	ID	R <sup>2</sup>	RMSE	ID	R <sup>2</sup>	RMSE	ID	R <sup>2</sup>	RMSE	ID	R <sup>2</sup>	RMSE
<b>Zoneamento: Subdistritos</b>												
<b>0</b>	29,85	0,6705	1.417,77	30,88	0,6582	1.468,19	30,88	0,6582	1.468,19	25,30	0,8251	1.054,79
<b>10%</b>	29,97	0,6686	1.417,44	31,54	0,6340	1.510,67	29,31	0,6990	1.385,41	26,84	0,7912	1.135,05
<b>20%</b>	30,72	0,6607	1.426,87	31,37	0,6343	1.508,51	29,23	0,6964	1.387,19	25,91	0,8105	1.091,23
<b>30%</b>	28,48	0,7120	1.314,33	30,17	0,6655	1.448,19	27,89	0,7275	1.314,92	25,80	0,8137	1.079,09
<b>40%</b>	30,25	0,6928	1.358,53	<u>29,94</u>	<u>0,6755</u>	<u>1.431,81</u>	28,18	0,7242	1.322,90	26,10	0,8094	1.091,70
<b>50%</b>	29,71	0,7359	1.257,80	31,43	0,6428	1.496,85	27,99	0,7457	1.279,92	25,75	0,8226	1.059,10
<b>60%</b>	28,98	0,7516	1.221,44	31,43	0,6428	1.496,85	27,44	0,7632	1.236,97	25,40	0,8290	1.038,10
<b>70%</b>	<u>28,41</u>	<u>0,7726</u>	<u>1.167,55</u>	31,43	0,6428	1.496,85	27,05	0,7805	1.196,91	27,55	0,7881	1.140,81
<b>80%</b>	28,91	0,7535	1.215,15	31,43	0,6428	1.496,85	27,29	0,7805	1.195,02	24,98	0,8411	1.003,55
<b>90%</b>	28,77	0,7656	1.186,02	31,43	0,6428	1.496,85	<u>26,95</u>	<u>0,7849</u>	<u>1.188,43</u>	<u>24,54</u>	<u>0,8510</u>	<u>975,73</u>
<b>100%</b>	30,59	0,6963	1.352,43	31,43	0,6428	1.496,85	27,71	0,7621	1.242,06	25,17	0,8384	1.014,00
<b>Zoneamento: Bairros</b>												
<b>0</b>	<u>33,90</u>	<u>0,6778</u>	<u>255,88</u>	34,16	0,6378	271,56	33,76	0,6533	266,48	31,90	0,7345	233,56
<b>10%</b>	54,76	0,4080	342,36	33,82	0,6461	268,48	33,82	0,6461	268,48	32,00	0,7316	234,97
<b>20%</b>	49,79	0,4783	324,93	32,99	0,6784	255,41	33,07	0,6751	257,00	31,75	0,7328	233,02
<b>30%</b>	48,79	0,5019	322,00	<u>32,97</u>	<u>0,6787</u>	<u>255,51</u>	<u>32,57</u>	<u>0,6933</u>	<u>248,54</u>	<u>31,29</u>	<u>0,7364</u>	<u>229,90</u>
<b>40%</b>	50,17	0,4629	337,54	33,35	0,6706	257,96	33,01	0,6859	250,22	31,53	0,7315	231,46
<b>50%</b>	51,01	0,4090	348,89	34,06	0,6479	268,03	33,92	0,6679	259,64	32,19	0,7256	236,88
<b>60%</b>	50,88	0,4096	348,46	34,04	0,6533	266,40	33,81	0,6764	256,64	31,83	0,7364	233,06
<b>70%</b>	50,83	0,4000	349,66	34,50	0,6423	270,06	34,43	0,6623	261,23	32,09	0,7297	235,43
<b>80%</b>	50,82	0,3903	350,98	34,76	0,6315	273,88	34,78	0,6501	265,66	32,30	0,7254	237,43
<b>90%</b>	50,59	0,3982	347,91	34,35	0,6377	271,61	35,04	0,6267	272,93	32,18	0,7227	238,28
<b>100%</b>	50,10	0,4033	345,77	34,24	0,6420	270,36	34,52	0,6442	266,82	31,66	0,7315	234,92



Ao observar os resultados obtidos quando utilizada a figura geométrica círculo (Tabela 25), é possível constatar que foram estimadas oitenta e oito matrizes, que serão avaliadas nesta seção, quanto aos modelos de distribuição de viagens em cada forma de zoneamento e cada valor de  $\delta$ .

Analisando os modelos de distribuição de viagens apresentados na Tabela 25, torna-se possível observar que o MMOT apresentou melhores medidas de ajuste em todos os cenários estimados, considerando o zoneamento por subdistritos ou bairros.

Quando comparados apenas o MOO, MGO e MMO, considerando o zoneamento por subdistritos, observa-se que o MOO obteve melhores medidas de ajuste em cinco ( $0 \leq \delta \leq 40\%$ ) dos onze valores de  $\delta$  avaliados. Por outro lado, o MMO, foi melhor nos outros seis valores de  $\delta$  restantes ( $50\% \leq \delta \leq 100\%$ ). Considerando o zoneamento por bairros, e ainda os mesmos modelos de distribuição de viagens, constata-se que o MMO obteve melhores medidas de ajuste em todos os onze valores de  $\delta$  avaliados.

Como o MMO se trata de uma variação do MGO, considera-se fundamental a comparação entre esses dois modelos. Neste sentido, observa-se que, quando as matrizes são estimadas utilizando a figura círculo para definição das oportunidades intervenientes (Tabela 25), o MMO apresentou medidas de ajuste superiores ao MGO em todas as vinte e duas matrizes estimadas.

Ainda analisando os resultados apresentados na Tabela 25, observa-se que o melhor resultado -  $ID = 25,18$ ,  $R^2 = 0,8385$  e  $RMSE = 1.013,49$  - foi encontrado, quando as viagens foram estimadas pelo MMOT, para o zoneamento por subdistritos e quando utilizado o círculo para definição das OI, com o valor de  $\delta=40\%$ .

Registra-se que, considerando o zoneamento por subdistritos (Tabela 25), o MGO apresentou melhores resultados com relação ao MOO apenas para os valores de  $\delta=90\%$  e  $\delta=100\%$ . Por outro lado, considerando o zoneamento por bairros, o MGO apresenta melhores resultados que o MOO para todos os valores de  $\delta$  avaliados.

Ao observar os resultados obtidos quando utilizada a figura geométrica elipse (Tabela 26), novamente é possível constatar que foram estimadas outras oitenta e oito matrizes, que, de maneira análoga ao círculo, terão seus resultados comparados nesta seção, quanto aos modelos de distribuição de viagens em cada forma de zoneamento e cada valor de  $\delta$ .

Analisando os modelos de distribuição de viagens apresentados na Tabela 26, analogamente ao que fora apresentado para o círculo, torna-se possível observar que o MMOT apresentou melhores medidas de ajuste em todos os cenários estimados, considerando cada forma de zoneamento: subdistritos ou bairros.

Quando comparados apenas o MOO, MGO e MMO, considerando o zoneamento por subdistritos, observa-se que o MOO obteve melhor resultado em apenas um ( $\delta=0$ ) dos onze valores de  $\delta$  avaliados. Por outro lado, quando se compara apenas os resultados do MGO e MMO, observa-se que estes modelos apresentaram resultados idênticos para o valor de  $\delta=0$ , e nos dez valores de  $\delta$  restantes ( $10\% \leq \delta \leq 100\%$ ), o MMO obteve melhores resultados.

Considerando o zoneamento por bairros, e ainda os MOO, MGO e MMO (Tabela 26), constata-se um comportamento semelhante aos resultados encontrados quando utilizado o zoneamento por subdistritos. Neste caso, novamente o MOO obteve melhor resultado apenas para quando o valor de  $\delta=0$ . Observa-se também que há a ocorrência de um caso de resultados idênticos entre o MGO e o MMO, quando o valor de  $\delta=10\%$ , em dois casos em que o MGO apresentou melhor resultado ( $\delta=20\%$  e  $\delta=90\%$ ), e constata-se melhor resultado do MMO em sete casos restantes ( $30\% \leq \delta \leq 80\%$  e  $\delta=100\%$ ).

Ainda analisando os resultados apresentados na Tabela 26, observa-se que o melhor resultado -  $ID = 24,54$ ,  $R^2 = 0,8510$  e  $RMSE = 975,73$  - foi encontrado quando as viagens foram estimadas pelo MMOT para o zoneamento por subdistritos e para a utilização da elipse para definição das OI, com valor de  $\delta=90\%$ .

Para finalizar esta seção, ao observar a Tabela 26 registra-se que, considerando o zoneamento por subdistritos, o MOO apresentou melhores resultados com relação ao MGO para todos os onze valores de  $\delta$ . Por outro lado, considerando o zoneamento por bairros, o MOO apresentou melhor resultado com relação ao MGO, apenas para o valor de  $\delta=0$ , tendo o MGO apresentado melhores resultados nas demais situações ( $10\% \leq \delta \leq 100\%$ ).

### **5.6.1. Comparação entre modelos quando utilizado o círculo**

O objetivo desta subseção é avaliar os resultados dos modelos que utilizaram o círculo para definição das oportunidades intervenientes, considerando cada forma de zoneamento e avaliando se a variação das suas dimensões – valores de  $\delta$  – influenciaram positivamente nas medidas de ajuste destes modelos.

Ao observar os resultados apresentados na Tabela 25, pode-se afirmar quanto ao método de se aumentar as dimensões da figura círculo para definição das oportunidades intervenientes:

- Quando utilizado o zoneamento por subdistrito, não é possível fazer essa avaliação para o MGO, pois todos os resultados são idênticos<sup>10</sup>;
- Constata-se que o fato de se aumentar as dimensões da figura círculo para definição das oportunidades gerou melhores resultados quando utilizado o MOO, o MMO e o MMOT, para o zoneamento por subdistritos, e melhores resultados quando utilizado o MGO, o MMO e o MMOT, para o zoneamento por bairros;
- Podem existir casos em que o aumento das dimensões da figura geométrica não gera melhoria nos resultados das matrizes estimadas, como, por exemplo, quando utilizado o MOO para o zoneamento por bairros;
- Para os casos em que o aumento das dimensões do círculo gerou melhores resultados, verificam-se diferentes valores percentuais para a variável  $\delta$ ;
- O procedimento de se aumentar as dimensões da figura círculo apresentou uma melhoria considerada significativa quando utilizado o MMO para o zoneamento por subdistritos, passando de  $R^2 = 0,6582$  e  $ID = 30,88$  ( $\delta=0$ ) para um  $R^2 = 0,7722$  e  $ID = 26,86$  ( $\delta=60\%$ ).

Considerando os MOI e as formas de zoneamento, os melhores resultados, apresentados na Tabela 25, são resumidos na Tabela 27.

Tabela 27 – Melhores resultados encontrados quando utilizado o círculo

Modelos	Subdistritos				Bairros			
	ID	R <sup>2</sup>	RMSE	$\delta$	ID	R <sup>2</sup>	RMSE	$\delta$
<b>MOO</b>	27,00	0,7987	1.162,33	20%	35,30	0,6183	273,87	0
<b>MGO</b>	31,43	0,6428	1.496,85	---- <sup>11</sup>	34,13	0,6479	268,70	100%
<b>MMO</b>	26,86	0,7722	1.215,69	60%	33,92	0,6794	254,87	100%
<b>MMOT</b>	25,18	0,8385	1.013,49	40%	31,39	0,7511	226,07	100%

O gráfico representado na Figura 37 compara as viagens observadas com o melhor resultado da distribuição das viagens realizada pelos quatro modelos de distribuição de

<sup>10</sup> Motivo justificado na seção 5.3 desta tese.

<sup>11</sup> Não há valor para  $\delta$ , pois não houve significância estatística para os parâmetros.

viagens avaliados nesta subseção, quando utilizada a figura geométrica círculo para definição das oportunidades intervenientes e considerando o zoneamento por subdistritos.

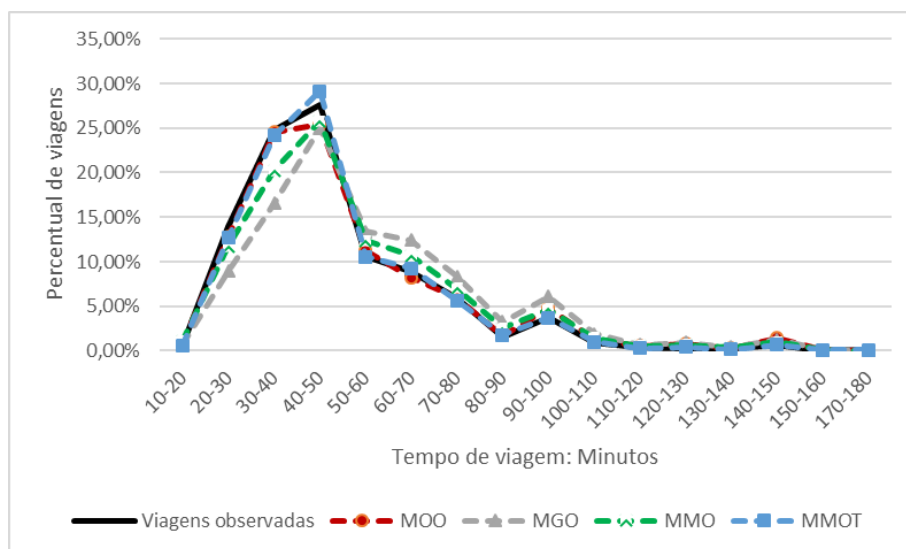


Figura 37 - Comparação entre viagens observadas e estimadas (Fig. Círculo – Subdistritos)

De forma similar ao anterior, o gráfico representado na Figura 38, compara as viagens observadas com o melhor resultado da distribuição das viagens realizada pelos quatro modelos de distribuição de viagens avaliados nesta subseção, quando utilizada a figura geométrica círculo para definição das oportunidades intervenientes e considerando o zoneamento por bairros.

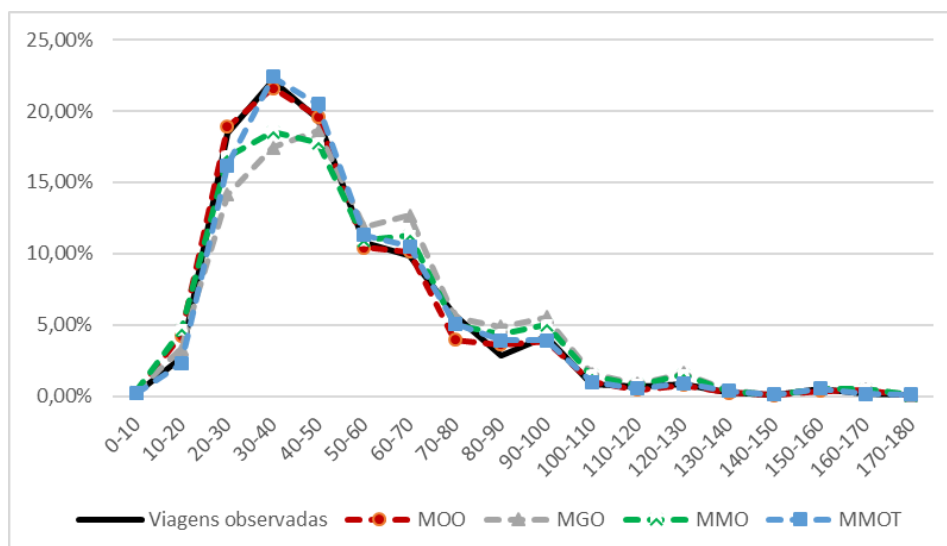


Figura 38 - Comparação entre viagens observadas e estimadas (Fig. Círculo – Bairros)

Ao se analisar os resultados apresentados na Tabelas 25, destaca-se o fato de terem sido utilizados quatro modelos de distribuição de viagens para cada zoneamento, totalizando oitenta e oito diferentes cenários<sup>12</sup>.

Considerando os melhores resultados do MGO, MMO e MMOT (Tabela 27), destaca-se ainda, que apesar de não haver um valor constante a ser atribuído a variável  $\delta$ , seus melhores resultados foram encontrados no mesmo percentual de aumento do círculo ( $\delta=100\%$ ), quando considerado o zoneamento por bairros.

Para finalizar esta subseção, ao analisar a Tabela 27, o procedimento de se aumentar as dimensões da figura círculo gerou melhores resultados nas matrizes estimadas pelos modelos de distribuição de viagens avaliados nesta subseção, conforme os seguintes zoneamentos:

- Subdistritos: MOO, MMO e MMOT;
- Bairros: MGO, MMO e MMOT.

### **5.6.2. Comparação entre modelos quando utilizada a elipse**

Analogamente à comparação anterior, o objetivo desta subseção é avaliar os resultados dos modelos que utilizaram a elipse para definição das oportunidades intervenientes, considerando cada forma de zoneamento e avaliando se a variação das suas dimensões – valores de  $\delta$  – influenciaram positivamente nas medidas de ajuste destes modelos.

Ao observar os resultados apresentados na Tabela 26, pode-se afirmar quanto aos resultados encontrados em função do método de se aumentar as dimensões da figura elipse para definição das oportunidades intervenientes:

- Constata-se que o fato de se aumentar as dimensões da figura elipse para definição das oportunidades gerou melhores resultados quando utilizado o MOO, o MGO, o MMO e o MMOT, para o zoneamento por subdistritos, e melhores resultados quando utilizado o MGO, o MMO e o MMOT, para o zoneamento por bairros;

---

<sup>12</sup> Quatro modelos para o zoneamento por subdistritos e outros quatro para o zoneamento por bairros, cada qual com onze valores para a variável  $\delta$ .

- Podem existir casos em que o aumento das dimensões da figura geométrica não gera melhoria nos resultados das matrizes estimadas, como, por exemplo, quando utilizado o MOO para o zoneamento por bairros;
- Para os casos em que o aumento das dimensões da elipse gerou melhores resultados, verificam-se diferentes valores percentuais para a variável  $\delta$ ;
- O procedimento de se aumentar as dimensões da figura elipse apresentou uma melhoria considerada significativa quando utilizado o MMO para o zoneamento por subdistritos, passando de  $R^2 = 0,6582$  e  $ID = 30,88$  ( $\delta=0$ ) para um  $R^2 = 0,7849$  e  $ID = 26,95$  ( $\delta=90\%$ ).

Considerando os MOI e as formas de zoneamento, os melhores resultados apresentados na Tabela 26, são resumidos na Tabela 28.

Tabela 28 – Melhores resultados encontrados quando utilizada a elipse

Modelos	Subdistritos				Bairros			
	ID	R <sup>2</sup>	RMSE	$\delta$	ID	R <sup>2</sup>	RMSE	$\delta$
<b>MOO</b>	28,41	0,7726	1.167,55	70%	33,90	0,6778	255,88	0
<b>MGO</b>	29,94	0,6755	1.431,81	40%	32,97	0,6787	255,51	30%
<b>MMO</b>	26,95	0,7849	1.188,43	90%	32,57	0,6933	248,54	30%
<b>MMOT</b>	24,54	0,8510	975,73	90%	31,29	0,7364	229,90	30%

O gráfico representado na Figura 39 compara as viagens observadas com o melhor resultado da distribuição das viagens realizada pelos quatro modelos de distribuição de viagens avaliados nesta subseção, quando utilizada a figura geométrica elipse para definição das oportunidades intervenientes e considerando o zoneamento por subdistritos.

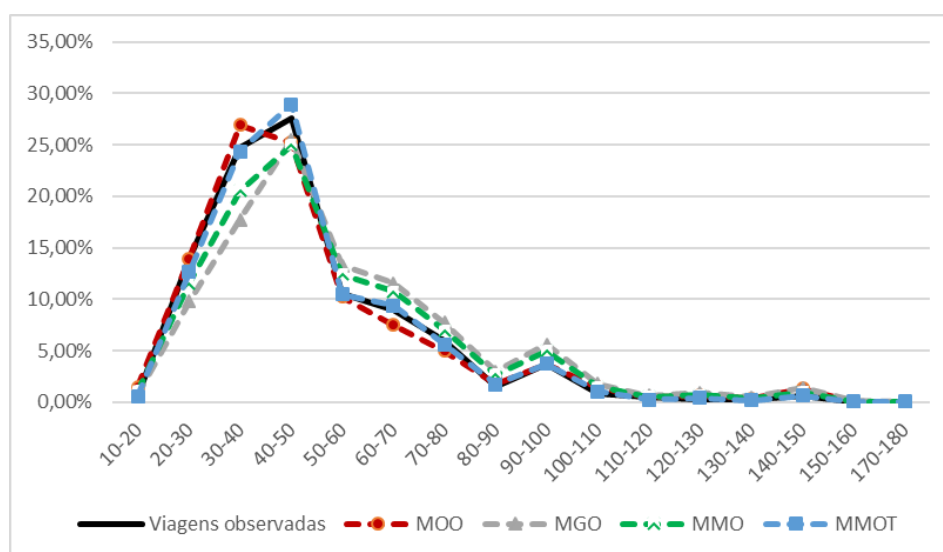


Figura 39 - Comparação entre viagens observadas e estimadas (Fig. Elipse – Subdistritos)

De forma similar ao anterior, o gráfico representado na Figura 40 compara as viagens observadas com o melhor resultado da distribuição das viagens realizada pelos quatro modelos de distribuição de viagens avaliados nesta subseção, quando utilizada a figura geométrica elipse para definição das oportunidades intervenientes e considerando o zoneamento por bairros.

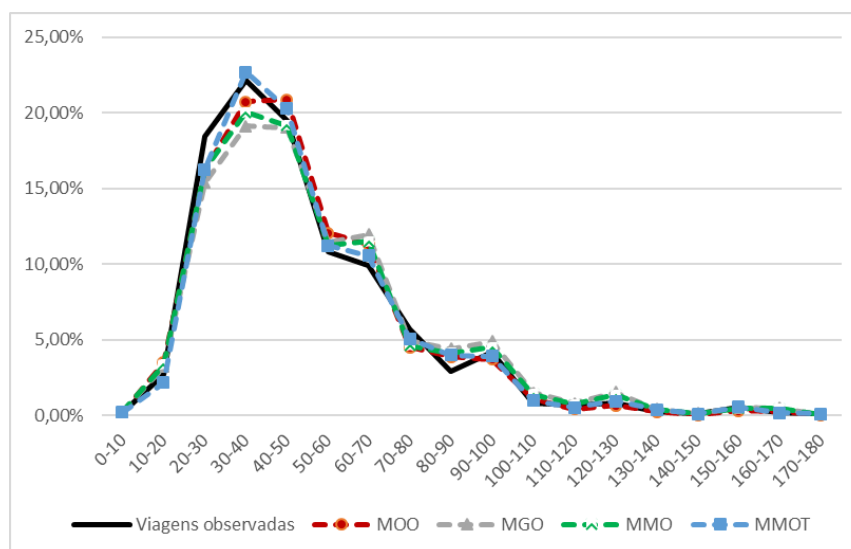


Figura 40 - Comparação entre viagens observadas e estimadas (Fig. Elipse – Bairros)

Ao se observar a Tabela 26, também se destaca que, apesar de não haver um valor constante a ser atribuído a variável  $\delta$ , o MMO e o MMOT apresentaram seus melhores resultados no mesmo percentual de aumento da elipse ( $\delta=90\%$ ), quando considerado o zoneamento por subdistritos, e o MGO, o MMO e o MMOT também apresentaram melhores resultados no mesmo percentual de aumento ( $\delta=30\%$ ), este último, quando considerado o zoneamento por bairros.

Para finalizar esta seção, ao analisar a Tabela 28, o procedimento de se aumentar as dimensões da figura elipse gerou melhores resultados nas matrizes estimadas pelos modelos de distribuição de viagens avaliados nesta subseção, conforme os seguintes zoneamentos:

- Subdistritos: MOO, MGO, MMO e MMOT;
- Bairros: MGO, MMO e MMOT.

### 5.7. Comparação entre modelos baseados em oportunidades considerando o zoneamento

Nesta seção serão apresentados os melhores resultados de cada modelo de distribuição de viagens, em cada valor de  $\delta$ , destacando o zoneamento e figura geométrica utilizada para definição das oportunidades intervenientes.

Após a análise de cada modelo, será apresentado, na Tabela 29, um resumo sobre as formas de zoneamento e figuras geométricas utilizadas e, na Tabela 30, um resumo com os melhores resultados de cada modelo de distribuição de viagens.

Ao observar as medidas de ajuste das matrizes estimadas pelo MOO (Tabela 11), é possível constatar que os melhores resultados ocorreram quando utilizado o zoneamento por subdistritos para todos os valores de  $\delta$ . Destes, sete apresentaram melhores resultados quando utilizado o círculo ( $0 \leq \delta \leq 60\%$ ), e outros quatro quando utilizada a elipse ( $70\% \leq \delta \leq 100\%$ ), para definição das oportunidades, conforme pode ser verificado no gráfico apresentado na Figura 41.

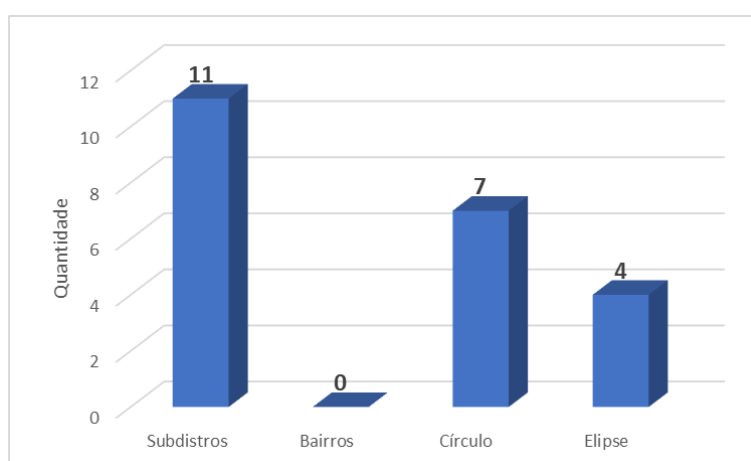


Figura 41 – Melhores resultados do MOO por zoneamento e figura geométrica

Quanto as matrizes estimadas pelo MGO (Tabela 15), verifica-se que dois dos melhores resultados ( $\delta=0$  e  $\delta=40\%$ ), ocorreram quando utilizado o zoneamento por subdistritos, e os nove demais, para o zoneamento por bairros. Destes, quatro apresentaram melhores resultados quando utilizado o círculo e outros sete quando utilizada a elipse para definição das oportunidades, conforme pode ser verificado no gráfico da Figura 42.



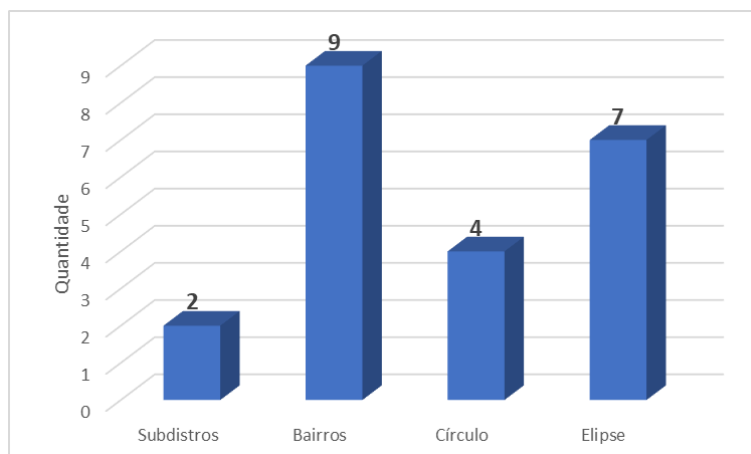


Figura 42 – Melhores resultados do MGO por zoneamento e figura geométrica

Para as matrizes estimadas pelo MMO (Tabela 21), verifica-se que os melhores resultados ocorreram quando utilizado o zoneamento por subdistritos para todos os valores de  $\delta$ . Destes, seis apresentaram melhores resultados quando utilizado o círculo ( $10\% \leq \delta \leq 60\%$ ) e outros quatro quando utilizada a elipse ( $70\% \leq \delta \leq 100\%$ ), para definição das oportunidades. Registra-se, ainda, para o caso de  $\delta=0$  e zoneamento por subdistritos, quando utilizadas as figuras círculo e elipse, que os modelos apresentaram resultados idênticos. Os quantitativos dos resultados podem ser verificados no gráfico da Figura 43.

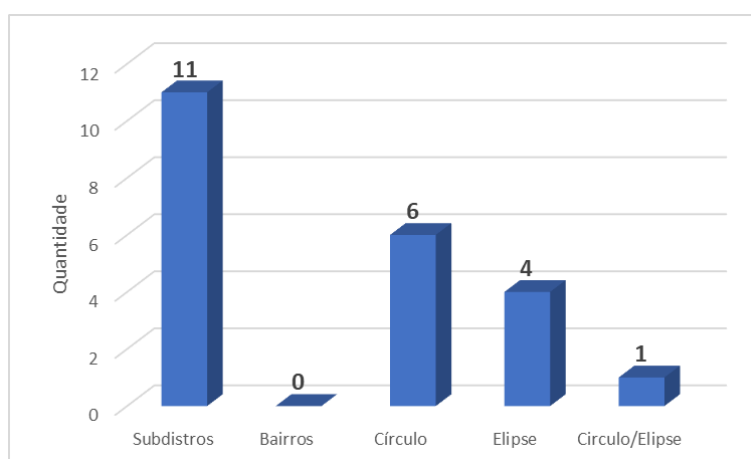


Figura 43 – Melhores resultados do MMO por zoneamento e figura geométrica

Nas matrizes estimadas pelo MMOT (Tabela 23), observa-se novamente que os melhores resultados ocorreram quando utilizado o zoneamento por subdistritos para todos os valores de  $\delta$ . Destes, sete apresentaram melhores resultados quando utilizado o círculo ( $10\% \leq \delta \leq 70\%$ ) e outros quatro quando utilizada a elipse ( $\delta=0$  e  $80\% \leq \delta \leq 100\%$ ), para definição das oportunidades, conforme pode ser verificado no gráfico da Figura 44.

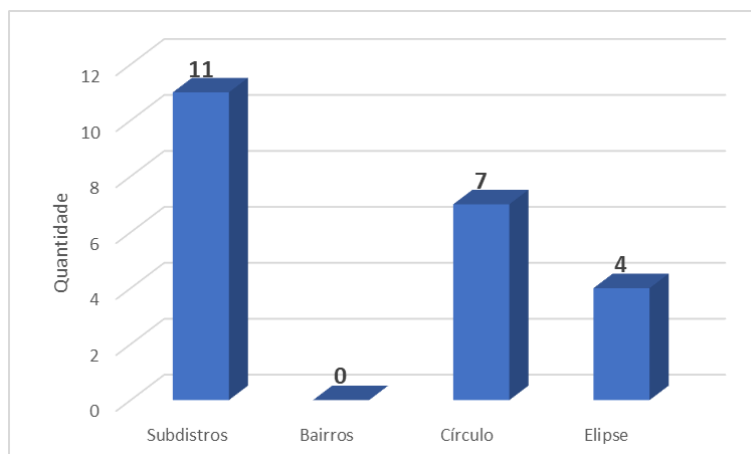


Figura 44 – Melhores resultados do MMOT por zoneamento e figura geométrica

Considerando os valores de  $\delta$ , e conforme mencionado nesta subseção, a Tabela 29 apresenta o quantitativo das matrizes que apresentaram melhores resultados, conforme a forma de zoneamento e figura geométrica utilizada.

Tabela 29 – Quantitativo de matrizes por zoneamento e figura geométrica

	Zoneamento		Figura geométrica		
	Subdistritos	Bairros	Círculo	Elipse	Ambas
Quantidade	35	9	24	19	1
Percentual	79,55%	20,45%	54,55 %	43,18 %	2,27 %

Ao observar a Tabela 29, verifica-se uma tendência de melhores resultados dos modelos de distribuição de viagens que utilizaram empregos como oportunidades intervenientes, para o zoneamento por subdistritos (79,55 %).

A Tabela 30 mostra que três dos quatro modelos de distribuição de viagens baseados em OI avaliados (MOO, MMO e MMOT), apresentaram melhores resultados quando utilizado o zoneamento por subdistritos. Por consequência, apenas o modelo MGO apresentou seu melhor resultado, quando utilizado o zoneamento por bairros.

Tabela 30 – Melhores resultados encontrados por zoneamento

Modelos	Subdistritos					Bairros					Zoneamento melhor resultado
	ID	R <sup>2</sup>	RMSE	$\delta$	Figura	ID	R <sup>2</sup>	RMSE	$\delta$	Figura	
<b>MOO</b>	27,00	0,7987	1.162,33	20%	Círculo	33,90	0,6779	255,88	0	Elipse	Subdistritos
<b>MGO</b>	29,94	0,6755	1.431,81	40%	Elipse	32,97	0,6787	255,51	30%	Elipse	Bairros
<b>MMO</b>	26,95	0,7849	1.188,43	90%	Elipse	32,57	0,6933	248,54	30%	Elipse	Subdistritos
<b>MMOT</b>	24,54	0,8510	975,73	90%	Elipse	31,39	0,7511	226,07	100%	Círculo	Subdistritos

## 5.8. Considerações finais do capítulo

De acordo Ortúzar e Willumsen (2011), diferentes formas de zoneamento podem refletir em diferentes níveis de agregação e, como é possível verificar nesta pesquisa, os zoneamentos utilizados (bairros e subdistritos) deram origem a diferentes valores de impedância entre as zonas, representada pelos tempos de viagem (APÊNDICES VIII e IX) quando utilizado o MG, pelas OI quando considerado o MOO, ou até mesmo por ambos, como é o caso dos modelos híbridos: MGO, MMO e MMOT.

Portanto, torna-se evidente que os resultados do MG (Tabela 7) foram influenciados pela mudança destes tempos de viagem e, evidentemente também, pela mudança dos valores de atração e produção entre as zonas (Ver Equação 28).

A sensibilidade do MG quanto à impedância entre as zonas (WILSON, 1967) é corroborada por essa pesquisa e, mesmo considerando que seja improvável que a impedância permaneça constate no futuro (RASOULI, 2014), foi possível constatar que tais mudanças podem ser facilmente levadas em consideração, conforme afirma Wilson (1970<sub>a</sub>), Bruton (1979) e Rasouli (2014).

Ao observar os resultados do MG (Tabela 7), fica evidente a melhor qualidade do ajuste, quando considerado o zoneamento por bairros. Este resultado se contrapõe às descobertas realizadas por Batty e Sikdar (1982<sub>c</sub>), Daly e Ortúzar (1990), De Grange *et al.* (2011) e Sbai e Ghadi (2018) no sentido de que melhores medidas de ajuste são encontradas em dados com níveis de agregação maiores. Entretanto, este resultado corrobora as descobertas de Delgado e Bonnel (2016), ao afirmarem que em situações específicas é possível encontrar melhores medidas de ajuste para menores níveis de agregação.

Para os demais cenários e modelos de distribuição de viagens utilizados nesta tese (MOO, MGO, MMO e MMOT), as melhores medidas de ajuste foram encontradas para o maior nível de agregação, subdistritos, no caso desta tese e, portanto, confirmando as descobertas de Batty e Sikdar (1982<sub>c</sub>), Daly e Ortúzar (1990), De Grange *et al.* (2011) e Sbai e Ghadi (2018).

A tendência do MG a superestimar viagens curtas e subestimar viagens longas (PAPACOSTAS, 1987; FOTHERINGHAM, 1983<sub>b</sub>) não se confirmou na distribuição das viagens, quando observado o zoneamento por subdistritos. Observa-se, na Figura 18, que os percentuais de distribuição das viagens até o intervalo 40-50 minutos estão

subestimados e que a partir do intervalo 50-60 minutos estão superestimados, ou seja, especificamente neste caso, o efeito ocorrido foi exatamente contrário a esta tendência.

A mesma avaliação quanto às tendências de superestimação e subestimação das viagens não são tão evidentes na distribuição das viagens realizadas pelo MG, considerando o zoneamento por bairros (Figura 19). No entanto, é possível verificar claramente que as viagens entre 20-30 a 40-50 minutos estão subestimadas, contrariando novamente as tendências apontadas por Papacostas (1987) e Fotheringham (1983<sub>b</sub>).

Os modelos de oportunidades intervenientes não levam em consideração a impedância<sup>13</sup> entre as zonas (CASCETTA *et al.*, 2007), mas, por outro lado, o uso das oportunidades intervenientes torna possível capturar o uso do solo (SIMINI *et al.*, 2012), representado nesta pesquisa pela distribuição espacial dos empregos.

Como o MG não utilizou a variável oportunidades intervenientes, não será apresentada uma avaliação classificada pelas figuras círculo e elipse, tampouco as variações de suas dimensões (valores de  $\delta$ ).

Portanto, compara-se o resultado do MG com o MOO apenas para o valor de  $\delta=0$  (círculo e elipse) e, desta forma, considerando o zoneamento por subdistritos, é possível afirmar que o MOO apresentou melhores medidas de ajuste que o MG, mostrando que a impedância representada pelas OI (MOO) foi mais eficiente em explicar as viagens que a impedância representada pelos tempos de viagem (MG).

Por outro lado, o oposto ocorre quando considerado o zoneamento por bairros, sendo, neste caso, a impedância representada pelos tempos de viagem (MG) mais eficiente que as OI (MOO), para a finalidade de explicar as viagens.

Ao comparar os gráficos que representam a distribuição das viagens observadas e estimadas pelo MG (Figura 18 e Figura 19) com os gráficos que representam a distribuição das matrizes estimadas pelo MOO (Figura 21 e Figura 23), percebe-se que este último apresentou um melhor alinhamento entre as viagens observadas e estimadas, mitigando o efeito de superestimação e subestimação verificados no modelo gravitacional.

Torna-se fundamental destacar que o único caso em que a variação das formas geométricas círculo e elipse não contribuíram para melhorar os resultados das matrizes

---

<sup>13</sup> Considera-se neste caso impedância em seu sentido clássico: custo, tempo ou distância.

estimadas foi quando utilizado o MOO para zoneamento por bairros. Observa-se ainda que o mesmo não ocorre quando utilizado o zoneamento por subdistritos, que representa um maior nível de agregação.

Como os modelos de oportunidades intervenientes são capazes de capturar o comportamento dos viajantes no que se refere as OI que lhes são consideradas aceitáveis (STOUFFER, 1960; SALENIUS, 1972; AFANDIZADEH; HAMEDANI, 2012), uma explicação provável para a constatação apresentada no parágrafo anterior está no fato do zoneamento por subdistritos representar um maior nível de agregação, pois, como modelos agregados podem causar significativa perda de informação (BEN-AKIVA *et al.*, 1974) e diferentes níveis de agregação espacial podem causar diferentes conclusões referentes aos mesmos dados (BATTY; SIKDAR, 1982<sub>d</sub>), infere-se ser possível que os efeitos da agregação tenha possibilitado que o aumento das dimensões das figuras círculo e elipse (valores de  $\delta$ ) tenham contribuído para a melhoria nos resultados das matrizes estimadas para o zoneamento por subdistritos, e não tenham contribuído da mesma forma para o zoneamento por bairros.

Conforme descrito no Capítulo 4 desta tese, os valores do parâmetro utilizado pelo MOO foram estimados considerando o algoritmo desenvolvido com base no princípio da Máxima verossimilhança, e os valores dos parâmetros, quando utilizados MG, MGO, MMO e MMOT, foram estimados pelo método dos mínimos quadrados. Como pode ser verificado nas Tabelas 6, 9, 10, 13, 14, 17, 18, 19 e 20, os parâmetros para a estimativa dos modelos mudaram conforme cenário (modelo de distribuição de viagens, zoneamento, figura geométrica e valores de  $\delta$ ).

No entanto, baseado no experimento realizado e divergindo das críticas apresentadas no segundo capítulo desta tese (HEANUE; PYERS, 1966; BRUTON, 1979), não se considera que a calibração destes parâmetros tenha sido uma tarefa dispendiosa em termos de tempo ou recursos, e apesar dos valores dos parâmetros não poderem ser transferidos para outras regiões (YANG *et al.*, 2014), ou cenários, no caso do experimento realizado neste trabalho, não foi um problema a obtenção de novos valores para os parâmetros utilizados.

Modelos híbridos, tal como o MGO e suas variações (MMO e MMOT), propostas por esta teste, reúnem características dos modelos gravitacional e de oportunidades

intervenientes (WILLS, 1986; GONÇALVES, 1992) e parece ser natural que possam herdar vantagens e limitações destes modelos.

Quanto ao MGO, observa-se seu superior resultado apenas com relação ao MG (zoneamento por subdistritos) e ao MOO (zoneamento por bairros). É possível observar, nas Figuras 25 e 27, que ainda ocorre a superestimação e subestimação das viagens (PAPACOSTAS, 1987; FOTHERINGHAM, 1983b), mas novamente de maneira inversa ao afirmado por esses autores.

Destaca-se ainda, que o mesmo efeito de superestimação e subestimação (Figuras 29 e 31) também foi encontrado nas viagens estimadas pelo MMO, porém, neste último caso, aparentemente atenuados.

Conforme pode ser verificado nas Tabelas 25 e 26, observa-se que o MMO, exceto por dois cenários que foram idênticos<sup>14</sup> e outros dois onde o MGO obteve melhores resultados<sup>15</sup>, apresentou melhores medidas de ajuste que o próprio MGO. Para os demais valores de  $\delta$  avaliados, o MMO apresentou resultados superiores, mesmo que em alguns deles seja uma sensível melhoria, como é o caso do cenário definido pelo zoneamento por bairros, para as OI definidas pela figura círculo e  $\delta = 0$  (Tabela 25).

Quanto à segunda variação do MGO proposta (MMOT), é possível verificar que obteve melhores resultados em todos os cenários avaliados.

Observa-se, nos gráficos apresentados nas Figuras 33 e 35, um alinhamento quase perfeito entre as viagens observadas e estimadas, mostrando que, mesmo se tratando de um modelo híbrido e que herda características dos modelos gravitacional e de oportunidades intervenientes (WILLS, 1986; GONÇALVES, 1992), os efeitos superestimação e subestimação das viagens (PAPACOSTAS, 1987; FOTHERINGHAM, 1983b) foram quase totalmente eliminados.

Portanto, a adaptação do método proposto por Papacostas (1987), além de melhorar o ajuste do modelo, também foi capaz de reduzir tais efeitos.

Ao observar o cenário composto pelo zoneamento por subdistritos com a definição das OI pela figura círculo (ver Tabela 27), é possível afirmar que o MMOT apresenta melhores medidas de  $R^2=0,8385$ ,  $ID=25,18$  e  $RMSE=1.013,49$ , o que pode indicar o

---

<sup>14</sup> Cenários definidos pelas OI determinadas pela figura elipse, zoneamento por subdistritos para  $\delta=0$  e zoneamento por bairros para  $\delta=10\%$ .

<sup>15</sup> Zoneamento por bairros para os valores de  $\delta=20\%$  e  $\delta=90\%$ .

melhor ajuste deste modelo. A superioridade do MMOT neste cenário, confirma-se, ao analisar o gráfico que mostra o alinhamento entre as viagens observadas e estimadas (Ver Figura 37).

Ao realizar uma análise semelhante à encontrada no parágrafo anterior, pode ser observado que ao se comparar o cenário definido pelo zoneamento por subdistritos com a definição das OI pela figura elipse (ver Tabela 28), novamente observa-se que o melhor ajuste do MMOT pode ser demonstrado pelo  $R^2=0,8510$ ,  $ID=24,54$  e  $RMSE=975,73$ , além do melhor alinhamento entre as viagens observadas e estimadas (Ver Figura 39).

Ao observar o cenário composto pelo zoneamento por bairros com a definição das OI pela figura círculo (ver Tabela 27), mais uma vez pode-se considerar o melhor resultado do MMOT, com  $R^2=0,7511$ ,  $ID=31,39$  e  $RMSE=226,07$ . A superioridade do MMOT, neste cenário, é confirmada ao analisar o gráfico que mostra o alinhamento entre as viagens observadas e estimadas (Ver Figura 38).

Por fim, ao se comparar o cenário definido pelo zoneamento por bairros com a definição das OI pela figura elipse (ver Tabela 28), é possível observar a superioridade do MMOT pode ser confirmada pelo  $R^2=0,7364$ ,  $ID=31,29$  e  $RMSE=229,90$ , somada à observação do melhor alinhamento entre as viagens observadas e estimadas (Ver Figura 40).

Considerando a comparação realizada entre as melhores medidas de ajuste dos modelos de distribuição de viagens, é possível afirmar que há elementos suficientes no experimento realizado, que indicam, nos cenários avaliados, a superioridade do MMOT *versus* os demais modelos considerados nesta tese.



## 6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

A partir dos resultados advindos do experimento, foi possível atingir o objetivo principal desta tese, no sentido de analisar a influência da distribuição espacial das oportunidades intervenientes e suas formas de definição, nos modelos de distribuição de viagens avaliados neste trabalho.

Ao se avaliar a influência das oportunidades intervenientes nestes modelos, levando em consideração os resultados do MG (Tabela 7) comparados aos resultados do MOO (Tabela 11), fica evidente o melhor ajuste do MOO quando observado o zoneamento por subdistritos. No entanto, o mesmo não se confirma para o zoneamento por bairros, pois, neste último caso, o melhor resultado é atribuído ao MG.

Portanto, no espectro do objetivo geral, considerando a comparação entre o MG e o MOO, é possível concluir que as oportunidades intervenientes influenciaram positivamente a capacidade de previsão do MOO, quando utilizado o zoneamento por subdistritos.

Com relação aos objetivos específicos, observa-se, a partir dos resultados obtidos neste trabalho, que foram plenamente alcançados.

Quanto ao primeiro objetivo específico (a), observa-se que, exceto para os cenários compostos pelo MG, nos quais não se utilizou as OI, todas as demais matrizes estimadas consideraram as figuras geométricas círculo e elipse para definição das OI, bem como a variação de suas dimensões ( $0 \leq \delta \leq 100\%$ ).

Como não haveria de ser diferente, as tabelas apresentadas no Capítulo 5 foram organizadas separando os resultados por cada figura geométrica. Na seção 5.6, é possível encontrar uma comparação entre os resultados dos modelos baseados em OI, considerando as figuras círculo e elipse. Adiciona-se, ainda, uma análise nas considerações finais do Capítulo 5, sobre as variações das formas geométricas utilizadas para definição das oportunidades.

Quanto ao segundo objetivo específico (b), destaca-se o fato de que todos os modelos de distribuição de viagens utilizados neste experimento foram executados considerando o zoneamento por subdistritos e por bairros. Esses zoneamentos dão origem a dois diferentes níveis de agregação, portanto, todos os resultados apresentados podem

ser analisados considerando o maior nível de agregação (subdistritos) e o menor nível de agregação (bairros).

A seção 5.7, que trata da comparação entre modelos considerando o zoneamento, faz inclusive, uma comparação entre esses modelos, sendo complementada por parte das considerações finais apresentadas no Capítulo 5, que fazem uma análise dos resultados encontrados no experimento realizado, sob a ótica do nível de agregação (zoneamento), confrontando-os com as descobertas apresentadas por outros autores pesquisados durante a revisão de literatura realizada neste trabalho.

Fica evidente o alcance do terceiro objetivo específico proposto nesta tese (c), pois as duas variações propostas do MGO (MMO e MMOT), tratam-se de modelos híbridos de distribuição de viagens e, portanto, baseados no modelo gravitacional e de oportunidades intervenientes. Seus resultados foram analisados nas seções 5.4 e 5.5, e suas medidas de ajuste comparadas com as os demais modelos avaliados nesta tese, tendo inclusive ambos, apresentado resultados satisfatórios em todas as oitenta e oito matrizes O-D por eles estimadas.

Não obstante e igualmente evidente, está o alcance do quarto e último objetivo específico apresentado nesta tese (d), uma vez que diferentes cenários foram compostos por cinco modelos de distribuição de viagens, que realizam a estimativa de matrizes O-D, considerando duas formas de zoneamento, duas figuras geométricas para definição das OI e diferentes variações das dimensões dessas figuras<sup>16</sup>, resultando em 178 (cento e setenta e oito) diferentes cenários que tiveram seus resultados comparados no decorrer desta tese.

Foi possível testar, validar empiricamente e de forma parcial, a hipótese primária enunciada por esta tese, pois o experimento mostrou que a variação das dimensões das formas geométricas utilizadas para definição das OI foi, na maioria dos cenários, capaz influenciar positivamente a qualidade do ajuste dos modelos de distribuição de viagens que utilizaram as figuras círculo e elipse para definição das oportunidades.

Neste sentido, foi possível comparar os resultados de quatro modelos de distribuição de viagens (MOO, MGO, MMO e MMOT), que utilizaram as figuras círculo

---

<sup>16</sup> Exceto para o MG.

e elipse para definição das OI e duas formas de zoneamento, resultando, portanto, em dezesseis cenários comparativos<sup>17</sup>.

Ao analisar os resultados obtidos, observa-se que há, dentre os cenários avaliados, dois casos em que a variação das formas geométricas não contribuiu para melhorar o ajuste das matrizes estimadas.

Estes casos ocorreram quando utilizado o MOO para o zoneamento por bairros, para ambas figuras (círculo e elipse) e, considerando que este modelo, dentre os utilizados nesta tese, é o único exclusivamente baseado no comportamento dos viajantes no que se refere as OI que lhes são consideradas aceitáveis (STOUFFER, 1960; SALENIUS, 1972; AFANDIZADEH; HAMEDANI, 2012), torna-se impossível confirmar totalmente a hipótese primária desta tese.

Há ainda, um cenário, quando utilizado o MGO para o zoneamento por subdistritos, em que não foi possível fazer essa análise, conforme explicado no Capítulo 5. No entanto, nos demais treze cenários em que os modelos utilizaram as OI (MOO – subdistritos com círculo e elipse, MGO – bairros com círculo e elipse com ambos os zoneamentos, MMO e MMOT, os dois últimos com ambas figuras e zoneamentos), com base nos resultados encontrados, foi possível, nestas situações, confirmar a hipótese primária apresentada nesta tese.

Portanto, apesar da investigação realizada não esclarecer suficientemente o quanto os níveis de agregação e a utilização de modelos híbridos (MGO, MMO e MMOT) possam ter influenciado nestes resultados no que tange à confirmação da hipótese primária, ainda é possível verificar empiricamente que, na maior parte das situações em que ela se confirma, ocorre independentemente do nível de agregação, ou mesmo do modelo utilizado. Esta última análise, nos leva a concluir que a hipótese primária enunciada por esta tese, confirmou-se parcialmente.

A partir da confirmação parcial da hipótese primária, é possível confirmar a primeira hipótese secundária (i), no sentido que os resultados encontrados nos fornecem elementos suficientes para afirmar que podem haver oportunidades intervenientes que estejam além do alcance dos limites das figuras geométricas utilizadas para sua definição,

---

<sup>17</sup> Dezesseis cenários, pois são quatro modelos, vezes duas figuras, vezes dois zoneamentos (4 x 2 x 2 = 16), conforme pode ser constatado nas Tabelas 27 e 28.

e que influenciem positivamente a qualidade do ajuste de modelos de distribuição que as utilizaram.

Com base nos resultados do experimento realizado, exceto para os casos em que as variações das dimensões da elipse ( $10\% \leq \delta \leq 100\%$ ) não geraram melhores resultados<sup>18</sup>, foi possível verificar que, em todos os demais, a figura geométrica elipse pode ser utilizada para se determinar as oportunidades intervenientes.

Ao observar os dados apresentados na Tabela 29, verifica-se que, em um cenário específico, foram idênticos os resultados das matrizes estimadas pelos modelos de distribuição de viagens quando utilizado o círculo e a elipse e, para os demais resultados, em 54,55% das vezes os melhores resultados foram obtidos pelos cenários compostos pela figura círculo e em 43,18% das vezes pela figura elipse.

Há, portanto, elementos suficientes decorrentes do experimento realizado que permitem afirmar que a figura geométrica elipse pode ser usada para se determinar as oportunidades intervenientes, confirmando, desta forma, a hipótese secundária ii.

Quanto às duas variações do MGO propostas (MMO e MMOT), a exemplo dos demais modelos baseados em oportunidades intervenientes, foram para cada um deles, estimadas quarenta e quatro matrizes.

Com relação à hipótese secundária iii, conforme destacado nas considerações finais do Capítulo 5 desta tese, observa-se que MMO e MGO apresentaram resultados idênticos em dois cenários, em outros dois o MGO apresentou melhores resultados e, nos demais cenários, o MMO foi melhor.

O resultado supracitado, a princípio nos permite confirmar apenas parcialmente a hipótese iii, pois o MMO apresenta-se com melhores medidas de ajuste que o MGO em 40 dos 44 cenários, mas não em todos. Por outro lado, a hipótese secundária iii, é completamente confirmada ao se verificar que o MMOT apresentou melhores medidas de ajuste que o MGO em todos os cenários avaliados, portanto, melhorando a capacidade de previsão das viagens.

Durante o desenvolvimento desta pesquisa, incluindo os resultados encontrados nas 178 (cento e setenta e oito) matrizes O-D estimadas pelo experimento realizado, foi

---

<sup>18</sup> Casos já discutidos nestas Considerações finais, ao se abordar o MOO.

possível verificar que as formas tradicionais de definição das oportunidades intervenientes ainda são passíveis de melhorias.

Neste sentido, ao se considerar os objetivos atingidos e hipóteses confirmadas, é possível destacar a contribuição central deste trabalho, ao se apresentar e validar empiricamente, a influência das oportunidades intervenientes em alguns modelos de distribuição de viagens, a possibilidade de utilização dos modelos propostos, e a proposta de um novo procedimento para definição das oportunidades intervenientes.

De acordo com Fotheringham (1983<sub>a</sub>), nas questões relacionadas ao uso do solo, as alterações na estrutura espacial fora da área em que as interações são medidas podem afetar os padrões de interação nessa mesma área.

Conclui-se, com os achados desta tese, que esses efeitos externos não são contabilizados de forma direta no modelo gravitacional e nas formas tradicionais de definição das oportunidades intervenientes, mas poderão ser considerados com a proposta apresentada, baseada na variação das formas geométricas utilizadas para definição das oportunidades intervenientes.

Após analisar os resultados alcançados pelos modelos de distribuição de viagens utilizados, e confrontá-los com os resultados encontrados por outros autores, conforme revisão de literatura realizada por este trabalho, é possível concluir que estes modelos, sejam baseados em oportunidades intervenientes ou no modelo gravitacional, possuem potencialidades e fragilidades, que podem ou não se confirmar, conforme a disponibilidade e forma de organização das informações por eles utilizados.

O experimento realizado mostrou, especificamente para os cenários avaliados nesta tese, que a segunda proposta de variação apresentada (MMOT), apresentou medidas de ajuste superiores com relação a todos os demais modelos.

Uma dificuldade encontrada foi a indisponibilidade parcial dos dados, conforme destaca Yang *et al.* (2014), e Daly e Ortúzar (1990). Essa dificuldade foi evidenciada quando abordada a impossibilidade de se obter as oportunidades intervenientes, representadas pelos empregos, distribuídos pela unidade territorial zona de tráfego, conforme explicado no Capítulo 4 desta tese.

Por fim, em decorrência dos resultados alcançados por esta tese, que mostram: a influência das oportunidades intervenientes em modelos de distribuição de viagens; a possibilidade de utilização da figura geométrica elipse para definição das oportunidades

intervenientes; a possibilidade de variação das formas geométricas que definem as oportunidades intervenientes para melhor explicar as viagens; a análise proporcionada sobre a modelagem (modelo de distribuição de viagem; forma de definição das OI; nível de agregação) e a comprovação empírica da possibilidade de melhor capacidade preditiva das variações propostas do MGO, especialmente do Modelo Modificado de Oportunidades Intervenientes com base nos tempos de viagem (MMOT), pode-se concluir que esta tese contribuiu para o estado da arte relacionado aos modelos de distribuição de viagens agregados baseados em oportunidades intervenientes, incluindo a forma de definição destas oportunidades.

Uma vez que não se considera o assunto esgotado, como trabalhos futuros, espera-se aplicar as variações propostas de modelo de distribuição de viagens (MMO e MMOT) e o método de aumento das dimensões das figuras (círculo e elipse), em dados de outras regiões com características demográficas e socioeconômicas diferentes da cidade do Rio Janeiro, confrontando seus resultados com os de modelos tradicionais, como o gravitacional e de oportunidades intervenientes.

Também se pretende avaliar modelos desagregados de distribuição de viagens e melhor explorar os efeitos da agregação e do zoneamento sobre os modelos de distribuição de viagens.

Ainda pretende-se aplicar os métodos discutidos nesta tese ao deslocamentos de passageiros, em maiores níveis de agregação, tais como estados ou países, cujo resultados podem ser interessantes para companhias de transporte aéreo, com o objetivo de realizar previsão de demanda, ou mesmo para organizações públicas preverem o fluxo de pessoas entre estados ou países, podendo essas previsões serem utilizadas com diversas finalidades, por exemplo, como instrumento de apoio na tomada de decisões, para implementar ações que visam mitigar os efeitos do avanço de uma pandemia.

Especialmente, pretende-se aprofundar as pesquisas sobre os efeitos das formas de definição das oportunidades intervenientes sobre modelos de distribuição de viagens, buscando novas variações para as dimensões das figuras geométricas utilizadas para sua definição (valores de  $\delta$ , neste caso), que poderão, inclusive, culminar na busca por novas formas geométricas para definição destas oportunidades.

Por fim, também pretende-se explorar um aspecto não avaliado neste trabalho, no sentido de verificar se as oportunidades que estão mais próximas da origem da viagem

poderiam possuir um maior peso na definição das oportunidades intervenientes, do que aquelas que estão mais distantes, ou mesmo, se seria possível aplicar algum tipo de penalização para as oportunidades mais distantes, uma vez que se considera que o viajante possui maior probabilidade de escolher a oportunidade mais próxima de seu local de origem, desde que, na opinião do viajante, tal oportunidade atenda suas expectativas.

## REFERÊNCIAS

- AFANDIZADEH, S., HAMEDANI, S. M. Y., 2012, A fuzzy intervening opportunity model to predict home-based shopping trips. **Canadian Journal of Civil Engineering**, v. 39, n. 2, pp. 203-222. <https://doi.org/10.1139/L11-097>.
- AKWAWUA, S., POOLER, J., 2001, The Development of an Intervening Opportunities Model with Spatial Dominance Effects. **Journal of Geographical Systems**, v. 3, pp. 69-86. <https://doi.org/10.1007/PL00011468>.
- AKWAWUA, S., POOLER, J. A., 2000, An intervening opportunities model of U.S. interstate migration flows. **Geography Research Forum**, pp. 33-51
- ALMEIDA, L. M. W., GONÇALVES, M. B., 2001, A Methodology to Incorporate Behavioral Aspects in Trip Distribution Models with an Application to Estimate Student Flow. **Environment and Planning A: Economy and Space**, v. 33, pp. 1125-1138. DOI:10.1068/a33122
- BATTY, M., SIKDAR, P. K., 1982<sub>a</sub>, Spatial aggregation in gravity models. 1. An information- theoreticl framework. **Environment and Planning A: Economy and Space**, v. 14, n. 3, pp. 377–405. <https://doi.org/10.1068/a140377>.
- BATTY, M., SIKDAR, P. K., 1982<sub>b</sub>, Spatial aggregation in gravity models: 2. One-dimensional population density models. **Environment and Planning A: Economy and Space**, v. 14, n. 4, pp. 525–553. <https://doi.org/10.1068/a140525>.
- BATTY, M., SIKDAR, P. K., 1982<sub>c</sub>, Spatial aggregation in gravity models: 3. Two-dimensional trip distribution and location models. **Environment and Planning A: Economy and Space**, v. 14, n. 5, pp. 629–658. <https://doi.org/10.1068/a140629>.
- BATTY, M., SIKDAR, P. K., 1982<sub>d</sub>, Spatial aggregation in gravity models: 4, Generalisations and large-scale applications. **Environment and Planning A: Economy and Space**, v. 14, n. 6, pp. 795–822. <https://doi.org/10.1068/a140795>.
- BEN-AKIVA, M. E., LIOU, P. S., TALVITIE, A. P., 1974. Alternative travel behavior structures. **Transportation Research Record**, v. 526) pp. 26-42.
- BEN-AKIVA, M. E., LERMAN, S. R., 1985, *Discrete Choice Analysis: Theory and Application to Travel Demand*. The MIT Press, Cambridge, MA.
- BDA RIO, 2010, Banco de dados agregado. Instituto Pereira Passos. Disponível em



<<http://portalgeo.rio.rj.gov.br/bdario/>>. Acesso em 08 fev 2017.

- BLACK, W. R., 1991, A Note on the Use of Correlation Coefficients for Assessing Goodness-of-fit in Spatial Interaction Models. **Transportation**, v. 18, pp. 199-206. <https://doi.org/10.1007/BF00172935>.
- BLAINEY, S. P., PRESTON, J. M., 2010, Modelling local rail demand in South Wales. **Transportation Planning and Technology**, v. 33, n. 1, pp. 55-773. <https://doi.org/10.1080/03081060903429363>.
- BLUNDEN, W. R., BLACK, J.A, 1984, *The land-use/transport system*. 2<sup>th</sup> Edition. New York: Pergamon Press.
- BRUTON, M. J., 1979, *Introdução ao planejamento dos transportes*. Rio de Janeiro: Interciência. São Paulo: Editora da Universidade de São Paulo.
- CALDERÓN, C. A. G., DIAZ, I. S., VERAS, J. H., 2012, An empirical investigation on the impacts of spatial and temporal aggregation on empty trips models. **Revista Facultad de Ingeniería Universidad de Antioquia**, v. 64, pp. 150-162.
- CAMPOS, V.B.G., 2013, *Planejamento de transportes: conceitos e modelos*. 1 ed. Rio de Janeiro, Interciência.
- CASCETTA, E., PAGLIARA, F., PAPOLA, A., 2007, Alternative approaches to trip distribution modelling: A retrospective review and suggestions for combining different approaches. **Papers in Regional Science**, v. 86, n. 4, pp. 597-620. doi:10.1111/j.1435-5957.2007.00135.x.
- CASEY, H. J., 1955, Law of retail gravitation applied to traffic Engineering. **Traffic Quarterly IX**, pp. 23-55.
- CELIK, H. M., 2010, Sample size needed for calibrating trip distribution and behavior of the gravity model. **Journal of Transport Geography**, v. 18, pp. 183-190. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2009.05.013>.
- CENTRAL – Companhia Estadual de Engenharia de Transporte e Logística, 2003, Plano Diretor de Transporte Urbano da Região Metropolitana do Rio de Janeiro: Resultado da pesquisa Origem/Destino. Disponível em <[http://setrerj.org.br/wp-content/uploads/2017/07/175\\_pdtu.pdf](http://setrerj.org.br/wp-content/uploads/2017/07/175_pdtu.pdf)>. Acesso em 02 nov 2019.
- CHALUMURI R. S., NATH R., ERRAMPALLI M., 2018, Development and evaluation of an integrated transportation system: a case study of Delhi.

- Proceedings of the Institution of Civil Engineers - Transport**, v. 171, pp. 75-84. doi: <http://dx.doi.org/10.1680/jtran.16.00003>.
- CHEN, Y., 2015, The distance-decay function of geographical gravity model: power law or exponential law? **Chaos, Solitons and Fractals**, v. 77, pp. 174–189. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2015.05.022>.
- CHEPURI A., WAGH A., ARKATKAR S.S., JOSHI G., 2017, Study of travel time variability using two-wheeler probe data – an Indian experience. **Proceedings of the Institution of Civil Engineers - Transport**, v. 171, pp. 190-206. <http://dx.doi.org/10.1680/jtran.16.00101>.
- CHUN, Y., KIM, H., KIM, C., 2012, Modeling interregional commodity flows with incorporating network autocorrelation in spatial interaction models: An application of the US interstate commodity flows. **Computers, Environment and Urban Systems**, v. 36, n. 6, pp. 583-591. <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2012.04.002>.
- CORRÊA, R. L., 1989, *A Rede Urbana*. São Paulo, Ática.
- DALY, A.J., ORTÚZAR, J.D., 1990. Forecasting and data aggregation: theory and practice. **Traffic Engineering and Control**, v. 31, pp. 632-643.
- DE GRANGE, L., FERNÁNDEZ, E., DE CEA, J., 2010, A consolidated model of trip distribution. **Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review**, v. 46, n. 1, pp. 61–75. doi:10.1016/j.tre.2009.06.001.
- DE GRANGE, L., IBEAS, A., GONZÁLEZ, F., 2011, A Hierarchical Gravity Model with Spatial Correlation: Mathematical Formulation and Parameter Estimation. **Networks and Spatial Economics**, v. 11, pp. 439-463. doi:10.1007/s11067-008-9097-0.
- DE GRANGE, L., TRONCOSO, R., IBEAS, A., GONZÁLEZ, F., 2019, Gravity model estimation with proxy variables and the impact of endogeneity on transportation planning. **Transportation Research Part A: Policy and practice**, v. 43, pp. 105-116. <http://dx.doi.org/10.1016/j.tra.2008.07.002>.
- DE VRIES, J., NIJKAMP, P., RIETVELD, P., 2009, Exponential or power distance-decay for commuting? an alternative specification. **Environment and Planning A: Economy and Space**, v. 41, n. 2, pp. 461–480. <https://doi.org/10.1068/a39369>.

- DELGADO, J. C., BONNEL, P., 2016, Level of aggregation of zoning and temporal transferability of the gravity distribution model: The case of Lyon. **Journal of Transport Geography**, v. 51, pp. 17–26. doi:10.1016/j.jtrangeo.2015.10.016.
- DICKEY, J. W., HUNTER, S. P., 1970, Grouping of travel time distributions. **Transportation Research**, v. 4, n. 1, pp. 93–102. [https://doi.org/10.1016/0041-1647\(70\)90079-1](https://doi.org/10.1016/0041-1647(70)90079-1).
- DISON, D. W., HALE, C. W., 1977, Gravity versus Intervening Opportunity Models in Explanation of Spatial Trade Flows. **Growth and Change**, v. 8, n. 4, pp. 15-22. <https://doi.org/10.1111/j.1468-2257.1977.tb00345.x>.
- EVANS, A. W., 1970, Some properties of trip distribution methods. **Transportation Research**, v. 4, n. 1, pp. 19-36. [https://doi.org/10.1016/0041-1647\(70\)90072-9](https://doi.org/10.1016/0041-1647(70)90072-9).
- EVANS, A. W., 1971, The Calibration of Trip Distribution Models with Exponential or Similar Cost Functions. **Transportation Research**, v. 5, pp. 15-38. [https://doi.org/10.1016/0041-1647\(71\)90004-9](https://doi.org/10.1016/0041-1647(71)90004-9).
- EVANS, S. P., 1973, A Relationship between the Gravity model for Trip Distribution and the Transportation Problem in Linear Programming. **Transportation Research**, v. 7, pp. 39-61. doi: 10.1016/0041-1647(73)90005-1.
- EVANS, S. P., KIRBY, H. R., 1974, A three-dimensional furnace procedure for calibrating gravity models. **Transportation Research**, v. 8, pp. 105-122. [https://doi.org/10.1016/0041-1647\(74\)90037-9](https://doi.org/10.1016/0041-1647(74)90037-9).
- FERGUSON, E., 1992, Transit ridership, incident effects and public policy. **Transportation Research Part A: Policy and Practice**, v. 26A, n. 5, pp. 393-407. [doi.org/10.1016/0965-8564\(92\)90003-P](https://doi.org/10.1016/0965-8564(92)90003-P).
- FOTHERINGHAM, A. S., 1983<sub>a</sub>, A new set of spatial interaction models: the theory of competing destinations. **Environment and Planning A: Economy and Space**, v. 15, n. 1, pp. 15–36. <https://doi.org/10.1177/0308518X8301500103>.
- FOTHERINGHAM, A. S., 1983<sub>b</sub>, Some Theoretical Aspects of Destination Choice and Their Relevance to Production-Constrained Gravity Models. **Environment and Planning A: Economy and Space**, v. 15, n. 8, pp. 1121–1132. <https://doi.org/10.1068/a151121>.
- FOTHERINGHAM, A. S., 1986. Modelling hierarchical destination choice.

- Environment and Planning A: Economy and Space**, v. 18, n. 3, pp. 401–418.  
<https://doi.org/10.1068/a180401>.
- GALLE, O. R., TAEUBER, K. E., 1966, Metropolitan Migration and Intervening Opportunities. **American Sociological Review**, v. 31, n. 1, pp. 5-13.  
doi:10.2307/2091275.
- GARGIULO, F., LENORMAND, M., HUET, S., BAQUEIRO ESPINOSA, O., 2012. Commuting network model: getting to the essentials. **Journal of Artificial Societies and Social Simulation**, v. 15. doi:10.18564/jasss.1964.
- GITLESEN, J. P., KLEPPE, G., THORSEN, I., UBØE, J., 2010, An empirically based implementation and evaluation of a hierarchical model for commuting flows. **Geographical Analysis**, v. 42, n. 3, pp. 267-287. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.2010.00793.x>.
- GONÇALVES, M. B., DE CURSI, J. E. S., 2001, Parameter Estimation in a Trip Distribution Model by Random Perturbation of a Descent Method. **Transportation Research Part B**, v. 35, pp. 137-161. doi: 10.1016/S0191-2615(99)00043-0.
- GONÇALVES, M. B., UIYSSÉA NETO, I., 1993, The Development of a new Gravity - Opportunity Model for Trip Distribution. **Environment and Planning A: Economy and Space**, v. 25, pp. 817-826.
- GONÇALVES, M. B., 1992, *Desenvolvimento e teste de um novo modelo gravitacional – de oportunidades para distribuição de viagens*. Tese. Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis.
- GRIFFITH, D. A., 2009, Modeling spatial autocorrelation in spatial interaction data: empirical evidence from 2002 Germany journey-to-work flows. **Journal of Geographical Systems**, v. 11, pp. 117–140. doi:10.1007/s10109-009-0082-z.
- HEANUE, K., PYERS, C., 1966, A comparative evaluation of trip distribution procedures. **Highway Research Record**, pp. 20-50.
- HAN, J., KAMBER, M., 2006, *Data Mining: Concepts and Techniques*. 2 ed. [s.l.] Morgan Kaufmann.
- HITCHOCK, F. L., 1941, The distribution of a product from several sources to numerous localities. **Journal of Mathematics and Physics**, v. 20 , n. 1, 224-230.

<https://doi.org/10.1002/sapm1941201224>.

HUTCHINSON, B. G., 1979, *Princípios de planejamento dos sistemas de transporte urbano*. Rio de Janeiro, Guanabara Dois.

IBM – SPSS, 2018, Academic Products. Disponível em <<https://www-03.ibm.com/software/products/pt/spss-academic-products>>. Acesso em 23 mar 2018.

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, 2010, Disponível em <<http://cidades.ibge.gov.br/>>. Acesso em 08 fev 2017.

IBGE -. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, 2017, Notas metodológicas. Disponível em <[http://www.ibge.gov.br/apps/snig/v1/notas\\_metodologicas.html](http://www.ibge.gov.br/apps/snig/v1/notas_metodologicas.html)>. Acesso em 09 fev 2017.

IEZZI, G., 2005, *Fundamentos de matemática elementar 7: geometria analítica*. São Paulo, Atual.

JAYET, H., 1990a, Spatial Search Processes and Spatial Interaction: 1. Sequential Search, Intervening Opportunities, and Spatial Search Equilibrium. **Environment And Planning A: Economy and Space**, v. 22, pp. 583–599. <https://doi.org/10.1068/a220583>.

JAYET, H., 1990b, Spatial Search Processes and Spatial Interaction: 2. Polarization, Concentration, and Spatial Search Equilibrium. **Environment and Planning A: Economy and Space**, v. 22, pp. 719–732. <https://doi.org/10.1068/a220719>.

JUNG, W. S., WANG, F., STANLEY, H., 2008, Gravity model in the Korean highway. **Europhysics Letters**, v. 81, n. 4. <https://doi.org/10.1209/0295-5075/81/48005>.

KANAFANI, A., 1983, *Transsportation Demand Analysis*. McGraw-Hill.

KIM, C., CHOI, C. G., CHO, S., KIM, D., 2009, A comparative study of aggregate and disaggregate gravity models using Seoul metropolitan subway trip data. **Transportation Planning and Technology**, v. 32, n. 1, p.. 59–70. <https://doi.org/10.1080/03081060902750652>.

KIRBY, R. F., 1970, A Preferencing Model for Trip Distribution. **Transportation Science**, v. 4, n. 1, pp. 1-35. <http://dx.doi.org/10.1287/trsc.4.1.1>.

KNUDSEN, D. C, FOTHERINGHAM, A. S., 1986, Matrix Comparison, Goodness-of-

- Fit, and Spatial Interaction Modeling. **International Regional Science Review**, v. 10, n. 2, pp. 127-147.
- KOMPIL, M., CELIK, H. M., 2013, Modelling trip distribution with fuzzy and genetic fuzzy systems. **Transportation Planning and Technology**, v. 36, n. 2, pp. 170-200. <http://dx.doi.org/10.1080/03081060.2013.770946>.
- KÜHLKAMP, N., 2003, *Modelo de oportunidades intervenientes, de distribuição de viagens, com ponderação das posições espaciais relativas das oportunidades*. Tese. Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis.
- LEMOS, B.M., ORRICO FILHO, R.D.O., SILVA, M.A.V., 2019, Analysis of trip distribution based on intervening opportunities: City of Rio de Janeiro. In: \_\_\_\_\_. **Proceedings of the Institution of Civil Engineers - Municipal Engineer**, pp. 1-10. <https://doi.org/10.1680/jmuen.18.00035>.
- LENORMAND, M., HUET, S., GARGIULO, F., 2014, Generating French virtual commuting network at municipality level. **Journal of Transport and Land Use**, v. 7, n. 1, pp. 43–55. doi: <https://doi.org/10.5198/jtlu.v7i1.360>
- LENORMAND, M; BASSOLAS, A., RAMASCO, J. J., 2016, Systematic comparison of trip distribution laws and models. **Journal of Transport Geography**, v. 51, pp. 158-169.
- LONG, W. H., URIS, R. B., 1971, Distance, intervening opportunities, city hierarchy and air travel. In: **The Annals of Regional Science**, v. 5. <https://doi.org/10.1007/BF01288120>.
- MATHWORKS – Matlab, 2018. Disponível em <<https://la.mathworks.com/>>. Acesso em 20 jun 2018.
- MASUCCI, A., SERRAS, J., JOHANSSON, A., BATTY, M., 2013, Gravity versus radiation models: on the importance of scale and heterogeneity in commuting flows. **Physical Review E**, v. 88, pp. 1-8. doi: 10.1103/PhysRevE.88.022812.
- METZ, D., 2004, Travel time constraints in transport policy. **Proceedings of the Institution of Civil Engineers - Transport**, v. 157, n. 2, pp. 99-105. <http://dx.doi.org/10.1680/tran.2004.157.2.99>.
- NAZEM, M., TRÉPANIÉ, M., MORENCY, C., 2011, Demographic Analysis of Route Choice for Public Transit. **Transportation Research Record**, v. 2217, n.

- 1, pp. 71-78. <https://doi.org/10.3141/2217-09>.
- NAZEM, M., TRÉPANIÉ, M., MORENCY, C., 2013, Integrated Intervening Opportunities Model for Public Transit Trip Generation-Distribution: A Supply-dependent Approach. **Transportation Research Record**, v. 2350, n.1, pp. 47-57. <https://doi.org/10.3141/2350-06>.
- NAZEM, M., TRÉPANIÉ, M., MORENCY, C., 2015, Revisiting the destination ranking procedure in development of an Intervening Opportunities Model for public transit trip distribution. **Journal of Geographical Systems**, v. 17, pp. 61-81. <https://doi.org/10.1007/s10109-014-0203-1>.
- OKABE, A., 1977, Formulation of The Intervening Opportunities Model for housing location choice behavior. **Journal of Regional Science**, v. 17, n. 1. pp. 31-40. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9787.1977.tb00470.x>.
- OPENSHAW, S., 1977, Optimal Zoning Systems for Spatial Interaction Models. **Environment and Planning A: Economy and Space**, v. 9, n. 2, pp. 169–184. <https://doi.org/10.1068/a090169>.
- ORTÚZAR, J. D., WILLUMSEN, L. G., 2011, *Modelling Transport*. 4<sup>th</sup> Edition. Chichester, John Wiley & Sons.
- PAPACOSTAS, C. S., 1987, *Fundamental of Transportation Engineering*. 3<sup>th</sup> Edition. New Jersey, Pearson Prentice Hall.
- PITOMBO, C. S., SOUZA, A. D., LINDNER, A., 2017, Comparing decision tree algorithms to estimate intercity trip distribution. **Transportation Research Part C: Emerging Technologies**, v. 77, pp. 16-32. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2017.01.009>.
- PDTU – RMRJ, 2003, Plano Diretor de Transporte Urbano da Região Metropolitana do Rio de Janeiro. Disponível em <<http://www.pdtu.rj.gov.br/>>. Acesso em 08 fev. 2017.
- POOLER, J., 1992, Spacial uncertainty and spatial dominance in interaction modelling: a theoretical perspective on spatial competition. **Environment and Planning A: Economy and Space**, v. 24, n 7, pp. 995-1008. <https://doi.org/10.1068/a240995>.
- RAPHAEL, S., 1998, Intervening opportunities, competing searchers, and the intrametropolitan flow of male youth labor. **Journal of Regional Science**, v. 38, n. 1, pp. 43-59. doi:10.1111/0022-4146.00081.

- RASOULI, M., 2014, *Trip Distribution Modelling Using Neural Network*. Thesis. Curtin University. Austrália.
- doi:10.1038/ncomms6347.
- ROGERSON, P. A., 1986, Parameter Estimation in the Intervening Opportunities Model. **Geographical Analysis**, v. 18, n. 4, pp. 357-360.  
<https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1986.tb00107.x>.
- ROGERSON, P. A., 1993, A maximum likelihood estimator for the intervening opportunities model. **Transportation Research Part B**, v. 27, n. 4, pp. 275–280.  
[https://doi.org/10.1016/0191-2615\(93\)90037-B](https://doi.org/10.1016/0191-2615(93)90037-B).
- ROUWENDAL, J., NIJKAMP, P., 2004, Living in two worlds: a review of home-to-work decisions. **Growth and Change**, v. 35, n. 3, pp. 287–303.  
doi:10.1111/j.1468-2257.2004.00250.x.
- RUITER, E. R., 1967, Toward a better understanding of the intervening opportunities model. **Transportation Research**, v. 1, pp. 47–56. doi:10.1016/0041-1647(67)90094-9
- RUITER, E. R., BEN-AKIVA, M. E., 1978. Disaggregate Travel Demand Models for the San Francisco Bay Area. **Transportation Research H**, v. 119. Disponível em <<http://onlinepubs.trb.org/Onlinepubs/trr/1978/673/673-019.pdf>>. Acesso em 01 nov 2018.
- SALENIUS, A. G., 1972, An intervening opportunities trip distribution model with competing tripmakers. **Transportation Research**, v. 6, pp. 169–185.  
[https://doi.org/10.1016/0041-1647\(72\)90050-0](https://doi.org/10.1016/0041-1647(72)90050-0).
- SBAI, A., GHADI, F., 2018, Impact of Aggregation and Deterrence Function Choice on the Parameters of Gravity Model. *Lecture Notes in Networks and Systems*, v. 37, pp. 54-66. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-74500-8\\_5](https://doi.org/10.1007/978-3-319-74500-8_5).
- SCHMITT, R. R., GREENE, D. L., 1978, An Alternative Derivation of the Intervening Opportunities Model. **Geographical Analysis**, v. 10, n. 1, pp. 73-77.  
<https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1978.tb00646.x>.
- SCHNEIDER, M., 1959, Gravity Models and Trip Distribution Theory. **Papers in Regional Science**, v. 5, n. 1, pp. 1-56. <https://doi.org/10.1111/j.1435-5597.1959.tb01665.x>.



- SEN, A., 1986, Maximum Likelihood Estimation of Gravity Model Parameters. **Journal of Regional Science**, v. 26, n. 3, pp. 461-474. doi:10.1111/j.1467-9787.1986.tb01054.x.
- SILVA, M. A. V., D'AGOSTO, M. A., 2013, A model to estimate the origin–destination matrix for soybean exportation in Brazil. **Journal of Transport Geography**, v. 26, pp. 97-107. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2012.08.011>.
- SIMINI, F., GONZÁLEZ, M. C., MARITAN, A., BARABASI, A. L., 2012, A universal model for mobility and migration patterns. **Nature**, v. 484, pp. 96–100. doi:10.1038/nature10856.
- SMITH, T. S., 1976, Inverse distance variations for the flow of crime in urban areas. **Social Forces**, v. 54, n. 4, pp. 802-815. <https://doi.org/10.1093/sf/54.4.802>.
- STOUFFER, S. A., 1960, Intervening Opportunities and Competing Migrants. **Journal of Regional Science**, v. 2, n. 1, pp. 1-26. doi:10.1111/j.1467-9787.1960.tb00832.x
- STOUFFER, S. A., 1940, Intervening opportunities: a theory relating mobility and distance. **American Sociological Review**, v. 5, n. 6, pp. 845–867. doi:10.2307/2084520.
- TAMBLAY, S., GALILEA, P., IGLESIAS, P., RAVEAU, S., MUÑOZ, J. C., 2016, A zonal inference model based on observed smart-card transactions for Santiago de Chile. **Transportation Research Part A**, v. 84, pp. 44-54. doi.org/10.1016/j.tra.2015.10.007.
- THOMAS, T., TUTERT, S. I. A., 2013, An empirical model for trip distribution of commuters in The Netherlands: transferability in time and space reconsidered. **Journal of Transport Geography**, v. 26, pp. 158-165. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2012.09.005>.
- THORSEN, I., GITLESEN, J. P., 1998, Empirical evaluation of alternative model specifications to predict commuting flows. **Journal of Regional Science**, v. 38, n. 2, pp. 273– 292. doi:10.1111/1467-9787.00092.
- WADYCKI, W. J., 1975, Stouffer's Model Of Migration: A Comparison Of Interstate And Metropolitan Flows. **Demography**, v. 12, n. 1. Pp. 121-128. <https://doi.org/10.2307/2060737>.

- WIRASINGUE, S. C., KUMARAGE, A. S., 1998, An aggregate demand model for intercity passenger travel in Sri Lanka. **Transportation**, v. 25, pp. 77-98. <https://doi.org/10.1023/A:1004985506022>.
- WILLIAMS , T., 1976, A Comparison of some Calibration Techniques for Doubly Constrained Modes with an Exponential Cost Function . **Transportation Research**, v. 10, pp. 91–104. doi:10.1016/0041-1647(76)90045-9.
- WILLS, M. J., 1986, A flexible gravity-opportunities model for trip distribution. **Transportation Research Part B: Methodological**, v. 20, n. 2, pp. 89-111. doi:10.1016/0191-2615(86)90001-9.
- WILSON , A. G., 1967, A Statistical Theory of Spatial Distribution Models. **Transportation Research**, v. 1, pp .253-269. doi:10.1016/0041-1647(67)90035-4
- WILSON, A. G., 1970a, Advances and Problems in Distribution Modelling. **Transportation Research**, v. 4, pp. 1-18. doi:10.1016/0041-1647(70)90071-7
- WILSON, A. G., 1970b, *Entropy in urban and regional modeling*. Pion, London.
- WILSON, A.G., 1976, Statistical Notes on the Evaluation of Calibrated Gravity Models. **Transportation Research**, v.10, pp. 343-345. [https://doi.org/10.1016/0041-1647\(76\)90114-3](https://doi.org/10.1016/0041-1647(76)90114-3).
- YALDI, G., TAYLOR, M., YUE, W., 2011, Forecasting origin-destination matrices by using neural network approach: A comparison of testing performance between back propagation, variable learning rate and levenberg-marquardt algorithms. *Australasian Transport Research Forum 2011*.
- YANG, Y., HERRERA, C., EAGLE, N., GONZÁLEZ, M. C., 2014, Limits of predictability in commuting flows in the absence of data for calibration. **Nature - Scientific Reports**, v. 4. doi:10.1038/srep05662.

## APÊNDICE I – VALORES DAS VARIÁVEIS CATEGÓRICAS

Tabela 31 – Relação de municípios da RMRJ

<b>Código</b>	<b>Nome</b>
1.	Belford Roxo
2.	Duque de Caxias
3.	Guapimirim
4.	Itaboraí
5.	Itaguaí
6.	Japeri
7.	Magé
8.	Mangaratiba
9.	Maricá
10.	Mesquita
11.	Nilópolis
12.	Niterói
13.	Nova Iguaçu
14.	Paracambi
15.	Queimados
16.	Rio de Janeiro
17.	São Gonçalo
18.	São João de Meriti
19.	Seropédica
20.	Tanguá

Fonte: CENTRAL, 2003.

Tabela 32 – Relação de macrozonas da RMRJ

<b>Código</b>	<b>Nome</b>	<b>Município(s)</b>
1.	Centro	Rio de Janeiro
2.	Sul	Rio de Janeiro
3.	Praça Mauá – Caju	Rio de Janeiro
4.	Tijuca – Vila Izabel	Rio de Janeiro
5.	Zona da Central	Rio de Janeiro
6.	Jacarepaguá	Rio de Janeiro
7.	Norte	Rio de Janeiro
8.	Barra – Recreio	Rio de Janeiro
9.	Oeste – Rio	Rio de Janeiro
10.	Niterói	Niterói
11.	São Gonçalo	São Gonçalo
12.	Extremo – Leste	Itaboraí, Tanguá e Maricá
13.	Fundo – Baía	Magé e Guapimirim
14.	Duque de Caxias	Duque de Caxias
15.	Baixada – Leste	São João de Meriti e Belford Roxo
16.	Baixada – Oeste	Nova Iguaçu, Nilópolis, Mesquita, Japeri e Queimados
17.	Extremo – Oeste	Paracambi, Seropédica, Itaguaí e Mangaratiba

Fonte: CENTRAL, 2003.

Tabela 33 – Modo principal

<b>Modo principal</b>	<b>Percentual de viagens</b>
A pé	33,85 %
Ônibus municipal	26,39 %
Ônibus intermunicipal	6,68 %
Transporte alternativo	8,19 %
Condutor de auto	10,58 %
Passageiro de auto	4,33 %
Bicicleta / Ciclomotor	3,24 %
Metrô	1,78 %
Trem	1,52 %
Transporte escolar	0,96 %
Táxi	0,70 %
Motocicleta	0,51 %
Transporte fretado	0,46 %
Barco / Aerobarco / Catamarã	0,41 %
Ônibus executivo	0,24 %
Caminhão	0,15 %
Bonde	0,01 %
<b>Total</b>	<b>100,00 %</b>

Fonte: CENTRAL, 2003.

Tabela 34 – Relação do grau de instrução

<b>Código</b>	<b>Grau de escolaridade</b>
1.	Analfabeto
2.	Pré-escola
3.	1º grau incompleto (1ª a 4ª série)
4.	1º grau completo (1ª a 4ª série)
5.	1º grau incompleto (5ª a 8ª série)
6.	1º grau completo (5ª a 8ª série)
7.	2º grau incompleto
8.	2º grau completo
9.	Superior incompleto
10.	Superior completo
11.	Pós-graduação
12.	Menor de 7 anos não estudante
13.	Nenhum dos anteriores

Fonte: CENTRAL, 2003.

Tabela 35 – Motivo da viagem

<b>Código</b>	<b>Motivo</b>
1.	Residência
2.	Trabalho
3.	Estudo
4.	Assuntos pessoais e negócios
5.	Outros
6.	Compras
7.	Saúde
8.	Lazer
9.	Transportar passag. estudo/trabalho

Fonte: CENTRAL, 2003.

## APÊNDICE II – ALGORITMO PARA DEFINIÇÃO DAS OPORTUNIDADES INTERVENIENTES (CÍRCULO)

```
function [ Mop ] = OpCirculoMaiorPerc(Mtempo, Op, delta)

% Determina a matriz de oportunidades baseado na Mtempo e op
% o número de colunas de Mtempo tem que ser igual a de Op

[m,n]=size(Mtempo);
Mop=zeros(m,n);

for i=1:m
    for j=1:n
        for k=1:n
            if Mtempo(i,k) < (Mtempo(i,j)*(1+delta));
                if Mtempo(i,k)>0;
                    Mop(i,j)=Mop(i,j)+Op(k);
                end
            end
        end
    end
end

end

end

end
```

### APÊNDICE III – ALGORITMO PARA DEFINIÇÃO DAS OPORTUNIDADES INTERVENIENTES (ELIPSE)

```
function [ Mop ] = OpEllipsePerc(Mtempo, Op, delta)
%   Determina a matriz de oportunidades baseado na Mtempo e op
%   o número de colunas de Mtempo tem que ser igual a de Op
[m,n]=size(Mtempo);
Mop=zeros(m,n);
for i=1:m
    for j=1:n
        for k=1:n
            if (Mtempo(i,k)+Mtempo(j,k)) < (Mtempo(i,j)*(1+2*delta));
                if Mtempo(i,k)>0;
                    Mop(i,j)=Mop(i,j)+Op(k);
                end
            end
        end
    end
end
end
end
```

## APÊNDICE IV – ALGORITMO PARA OBTENÇÃO DO PARÂMETRO $\lambda$ UTILIZANDO A MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA

```

% Máxima verossimilhança entrar com a matriz (Matriz) antes de dados
% 1 col mi 2 col y 3 col x1 4 col x2
%criação da matriz de betas inicial (todos valores iguais a zero)
Betas=zeros(3,1);

% criação das variáveis utilizadas
syms y b0 b1 b2 x1 x2 mi

%definição da função de máxima verossimilhança
L(y,x1,x2,mi,b0,b1,b2) = y*(b0+b1*x1+b2*x2) -
mi*log(1+exp(b0+b1*x1+b2*x2));

%determinação das derivadas parciais de ordem 1
L1(y,x1,x2,mi,b0,b1,b2) = [diff(L, b0); diff(L, b1); diff(L, b2)];

%determinação das derivadas parciais de ordem 2
L2(y,x1,x2,mi,b0,b1,b2) = [-diff(L,b0,2) -diff(L,b0,b1) -
diff(L,b0,b2); -diff(L,b1,b0) -diff(L,b1,2) -diff(L,b1,b2); -
diff(L,b2,b0) -diff(L,b2,b1) -diff(L,b2,b2)]

%Determinação da dimensão da Matriz de entrada
[m,n]=size(Matriz);

%leitura das variáveis (a Matriz de entrada deve atender esta
seqüência)
mi=Matriz(:,1);
y=Matriz(:,2);
x1=Matriz(:,3);
x2=Matriz(:,4);

%definição dos valores iniciais de betas (bi)
b0=Betas(1,1);
b1=Betas(2,1);
b2=Betas(3,1);

% Definição da quantidade de iterações
it=1000;

%determinação dos betas para it definido
for t=1:it;
    format shortEng
    SL1=zeros(3,1);
    SL2=zeros(3,3);
    for i=1:m
        SL1=SL1+L1(y(i,1),x1(i,1),x2(i,1),mi(i,1),b0,b1,b2);
        SL2=SL2+L2(y(i,1),x1(i,1),x2(i,1),mi(i,1),b0,b1,b2);
    end
    %definição dos valores como números reais
    SL1=double(SL1);
    SL2=double(SL2);
    a1 =double(b2);

    %novos valores de betas
    SL2i=inv(SL2);
    Betas=Betas+SL2i*SL1;
    b0=Betas(1,1);
    b1=Betas(2,1);
    b2=Betas(3,1);

```

```

w = abs(b2)-abs(a1)
if w == 0.000000
    fprintf('Saindo em B1 = %f e iteração = %d', b1,t);
    break;
end
end
%Determinação do desvio padrão dos coeficientes
desv_p_coef(1,1)=sqrt(SL2i(1,1));
desv_p_coef(2,1)=sqrt(SL2i(2,2));
desv_p_coef(3,1)=sqrt(SL2i(3,3));

%Teste de significância dos coeficientes (Wald)
W=Betas./desv_p_coef;
%Determinação do P valor para os coeficientes
Pvalor=2*normcdf(-abs(W))

```



## APÊNDICE V – ALGORITMO ESTIMATIVA DA MATRIZ O-D UTILIZANDO O MMOT

```

function [ B_tempoexp] = Balanc_tempoexp( Mreal, Imped,Oport, alfa,
gama, beta,beta2, ni, ti )

% Criação de matriz com um determinado valor de betas com calibracao
por intervalo de tempo
%A matriz possui como impedância apenas o tempo
%Mreal é a matriz real ou observada
%Imped é a matriz de impedância
% alfa exp de A (atração), gama exp de P (produção) e
%beta exp imped(impedância)
%número de intervalos de tempo
%tamanho do intervalo. (exemplo: a cada 10 minutos)
%detalhe importante, considerando beta2 igual a zero, nós temos um
modelo
%apenas com a impedância

af=sum(Mreal);
pf=sum(Mreal. ');
pf=pf. ';
n=size(Mreal,1);
m=size(Mreal,2);
% 1. criar matriz de zero ou um de fluxo para par existente ou não
for i=1:n
    for j=1:m
        if Mreal(i,j)>0
            Mum(i,j)=1;
        else
            Mum(i,j)=0;
        end
    end
end

%2. Tij de acordo com a função alfa(exp de A), gama(exp de P) e beta
(exp imped)

%2.1 função de impedância para considerar o zero ou um

for i=1:n
    for j=1:m
        if Mum(i,j)>0
            FImped1(i,j)=exp(Imped(i,j)*beta);
            FImped2(i,j)=exp(Oport(i,j)*beta2);
        else
            FImped1(i,j)=0;
            FImped2(i,j)=0;
        end
    end
end
FImped=FImped1.*FImped2
%2.2 Tij estimado com base em alfa, beta e gama

afe=af.^alfa;
pfe=pf.^gama;
% inseri a partir daqui o balanceamento por intervalo de tempo
também
%Foi adotado 50 iterações
for it=1:50

```



## APÊNDICE VI – ALGORITMO PARA CONTAR AS VIAGENS COM BASE EM INTERVALOS DE TEMPO

```
function [ Verifica] = Ver( Torig, tempo, n1, n2, ni, ti )
% Contar Tij com base em intervalos

for k=1:ni
    A(k)=0;
for i=1:n1
    for j=1:n2
        if tempo(i,j) > ti*(k-1) & tempo(i,j) <=ti*k
            A(k)=Torig(i,j)+A(k)
        end
    end
end

end
Verifica=A
end
```

## APÊNDICE VII – ALGORITMO PARA BALANCEAMENTO DAS MATRIZES O-D

```
function [ Mest] = Balanc_MM( Mreal, Mest, n )
% Balanceamento com Mreal e Mest
af=sum(Mreal);
pf=sum(Mreal. ');
pf=pf. ';
for i=1:n
    A=sum(Mest);
    Fca=af./A;
    Mfca=diag(Fca);
    Mest=Mest*Mfca;
    P=sum(Mest. ');
    P=P. ';
    Fcp=pf./P;
    Mfp=diag(Fcp);
    Mest=Mest.*Mfp;
    Mest=Mest. ';
    A=sum(Mest);
    Fca=af./A;
    d=max(max(Fca));
end
fprintf(' Maior valor de coeficiente = %f',d);
Id=abs(Mest-Mreal);
total=sum(sum(Mreal));
Id=50*sum(sum(Id))/total;
fprintf(' ID = %f',Id);
end
```

**APÊNDICE VIII – TEMPOS E VIAGENS OBSERVADAS POR SUBDISTRITOS**

<b>(i,j)</b>	<b>ORIGEM</b>	<b>DESTINO</b>	<b><math>T_{ij}^*</math></b>	<b>Tempo</b>
(22,22)	Anchieta	Anchieta	1835	28,43
24,22)	Barra da Tijuca	Anchieta	228	107,50
(18,22)	Campo Grande	Anchieta	362	88,17
(29,22)	Complexo do Alemão	Anchieta	1906	60,00
(26,22)	Guaratiba	Anchieta	77	60,00
(20,22)	Ilha do Governador	Anchieta	47	60,00
(25,22)	Pavuna	Anchieta	644	54,39
(01,22)	Portuária	Anchieta	45	70,00
(32,22)	Realengo	Anchieta	68	19,09
(22,17)	Anchieta	Bangu	327	49,59
(24,17)	Barra da Tijuca	Bangu	192	44,15
(18,17)	Campo Grande	Bangu	3182	62,89
(26,17)	Guaratiba	Bangu	65	60,00
(06,17)	Lagoa	Bangu	18	50,00
(25,17)	Pavuna	Bangu	287	54,60
(11,17)	Penha	Bangu	485	90,00
(10,17)	Ramos	Bangu	7	80,00
(32,17)	Realengo	Bangu	136	42,09
(19,17)	Santa Cruz	Bangu	1082	79,25
(08,17)	Tijuca	Bangu	82	40,00
(09,17)	Vila Isabel	Bangu	108	90,00
(22,24)	Anchieta	Barra da Tijuca	527	116,81
(24,24)	Barra da Tijuca	Barra da Tijuca	33726	42,05
(04,24)	Botafogo	Barra da Tijuca	1174	71,88
(18,24)	Campo Grande	Barra da Tijuca	1257	105,98
(02,24)	Centro	Barra da Tijuca	155	112,75
(29,24)	Complexo do Alemão	Barra da Tijuca	127	74,92
(05,24)	Copacabana	Barra da Tijuca	2925	90,89
(26,24)	Guaratiba	Barra da Tijuca	2343	92,73
(20,24)	Ilha do Governador	Barra da Tijuca	2692	92,49
(12,24)	Inhaúma	Barra da Tijuca	254	87,50
(14,24)	Irajá	Barra da Tijuca	33	15,00
(16,24)	Jacarepaguá	Barra da Tijuca	180	120,00
(28,24)	Jacarezinho	Barra da Tijuca	50	60,00
(06,24)	Lagoa	Barra da Tijuca	5286	46,01
(30,24)	Complexo da Maré	Barra da Tijuca	309	50,48
(25,24)	Pavuna	Barra da Tijuca	375	87,66
(11,24)	Penha	Barra da Tijuca	1586	72,29
(01,24)	Portuária	Barra da Tijuca	348	84,52
(10,24)	Ramos	Barra da Tijuca	661	57,36
(32,24)	Realengo	Barra da Tijuca	35	99,57
(03,24)	Rio Comprido	Barra da Tijuca	266	106,43
(19,24)	Santa Cruz	Barra da Tijuca	2882	90,02

(23,24)	Santa Teresa	Barra da Tijuca	498	70,92
(07,24)	São Cristovão	Barra da Tijuca	475	53,70
(08,24)	Tijuca	Barra da Tijuca	1552	46,36
(09,24)	Vila Isabel	Barra da Tijuca	1036	59,35
(22,04)	Anchieta	Botafogo	239	75,10
(24,04)	Barra da Tijuca	Botafogo	2952	69,68
(04,04)	Botafogo	Botafogo	11144	26,19
(02,04)	Centro	Botafogo	1434	36,58
(05,04)	Copacabana	Botafogo	15961	29,03
(21,04)	Ilha de Paquetá	Botafogo	12	111,87
(20,04)	Ilha do Governador	Botafogo	1079	79,59
(12,04)	Inhaúma	Botafogo	493	52,01
(14,04)	Irajá	Botafogo	328	75,78
(28,04)	Jacarezinho	Botafogo	152	53,59
(06,04)	Lagoa	Botafogo	10541	43,28
(30,04)	Complexo da Maré	Botafogo	817	67,48
(25,04)	Pavuna	Botafogo	607	97,68
(11,04)	Penha	Botafogo	528	92,63
(01,04)	Portuária	Botafogo	565	51,44
(10,04)	Ramos	Botafogo	441	62,88
(32,04)	Realengo	Botafogo	67	113,63
(03,04)	Rio Comprido	Botafogo	372	50,26
(19,04)	Santa Cruz	Botafogo	259	140,00
(23,04)	Santa Teresa	Botafogo	1806	42,95
(07,04)	São Cristovão	Botafogo	437	57,87
(08,04)	Tijuca	Botafogo	3691	46,58
(31,04)	Vigário Geral	Botafogo	308	69,02
(09,04)	Vila Isabel	Botafogo	3707	53,57
(22,18)	Anchieta	Campo Grande	271	60,00
(24,18)	Barra da Tijuca	Campo Grande	1176	78,11
(04,18)	Botafogo	Campo Grande	390	49,73
(18,18)	Campo Grande	Campo Grande	24957	37,25
(26,18)	Guaratiba	Campo Grande	2755	48,24
(25,18)	Pavuna	Campo Grande	348	40,00
(10,18)	Ramos	Campo Grande	728	73,62
(32,18)	Realengo	Campo Grande	33	57,24
(19,18)	Santa Cruz	Campo Grande	6503	50,57
(07,18)	São Cristovão	Campo Grande	60	60,00
(08,18)	Tijuca	Campo Grande	381	119,26
(22,02)	Anchieta	Centro	3809	74,54
(24,02)	Barra da Tijuca	Centro	10255	76,28
(04,02)	Botafogo	Centro	34442	33,53
(18,02)	Campo Grande	Centro	6009	95,07
(02,02)	Centro	Centro	2425	25,59
(29,02)	Complexo do Alemão	Centro	914	90,59
(05,02)	Copacabana	Centro	24803	26,99

(26,02)	Guaratiba	Centro	1148	146,24
(21,02)	Ilha de Paquetá	Centro	835	108,14
(20,02)	Ilha do Governador	Centro	4997	63,60
(12,02)	Inhaúma	Centro	3067	62,97
(14,02)	Irajá	Centro	1125	69,22
(16,02)	Jacarepaguá	Centro	340	62,48
(28,02)	Jacarezinho	Centro	317	55,50
(06,02)	Lagoa	Centro	11102	46,68
(30,02)	Complexo da Maré	Centro	2834	67,12
(25,02)	Pavuna	Centro	6019	73,09
(11,02)	Penha	Centro	5394	61,42
(01,02)	Portuária	Centro	2873	38,81
(10,02)	Ramos	Centro	3764	54,79
(32,02)	Realengo	Centro	367	80,80
(03,02)	Rio Comprido	Centro	1818	38,99
(19,02)	Santa Cruz	Centro	1783	146,37
(23,02)	Santa Teresa	Centro	4619	54,75
(07,02)	São Cristovão	Centro	1706	48,58
(08,02)	Tijuca	Centro	13898	47,64
(31,02)	Vigário Geral	Centro	588	74,04
(09,02)	Vila Isabel	Centro	14644	47,46
(24,33)	Barra da Tijuca	Cidade de Deus	244	20,00
(24,29)	Barra da Tijuca	Complexo do Alemão	175	60,00
(29,29)	Complexo do Alemão	Complexo do Alemão	735	110,27
(12,29)	Inhaúma	Complexo do Alemão	91	30,00
(30,29)	Complexo da Maré	Complexo do Alemão	472	35,00
(01,29)	Portuária	Complexo do Alemão	99	60,00
(09,29)	Vila Isabel	Complexo do Alemão	78	60,00
(22,05)	Anchieta	Copacabana	251	116,15
(24,05)	Barra da Tijuca	Copacabana	2036	63,10
(04,05)	Botafogo	Copacabana	6212	28,89
(02,05)	Centro	Copacabana	162	52,91
(05,05)	Copacabana	Copacabana	3576	24,06
(26,05)	Guaratiba	Copacabana	79	105,00
(20,05)	Ilha do Governador	Copacabana	186	106,49
(12,05)	Inhaúma	Copacabana	210	103,36
(28,05)	Jacarezinho	Copacabana	54	58,11
(06,05)	Lagoa	Copacabana	4306	38,48
(30,05)	Complexo da Maré	Copacabana	67	80,00
(25,05)	Pavuna	Copacabana	339	97,10
(11,05)	Penha	Copacabana	521	89,08
(01,05)	Portuária	Copacabana	118	58,26
(10,05)	Ramos	Copacabana	204	62,62
(32,05)	Realengo	Copacabana	9	81,32
(03,05)	Rio Comprido	Copacabana	129	48,83
(19,05)	Santa Cruz	Copacabana	229	150,00

(23,05)	Santa Teresa	Copacabana	300	50,04
(07,05)	São Cristovão	Copacabana	288	75,97
(08,05)	Tijuca	Copacabana	2451	32,69
(31,05)	Vigário Geral	Copacabana	101	102,25
(09,05)	Vila Isabel	Copacabana	3258	65,09
(24,26)	Barra da Tijuca	Guaratiba	547	79,54
(18,26)	Campo Grande	Guaratiba	615	44,25
(26,26)	Guaratiba	Guaratiba	1677	35,44
(06,26)	Lagoa	Guaratiba	346	75,00
(10,26)	Ramos	Guaratiba	146	90,00
(19,26)	Santa Cruz	Guaratiba	329	15,00
(21,21)	Ilha de Paquetá	Ilha de Paquetá	32	20,00
(22,20)	Anchieta	Ilha do Governador	432	53,40
(24,20)	Barra da Tijuca	Ilha do Governador	2872	51,04
(04,20)	Botafogo	Ilha do Governador	809	30,76
(18,20)	Campo Grande	Ilha do Governador	181	120,00
(02,20)	Centro	Ilha do Governador	86	35,00
(29,20)	Complexo do Alemão	Ilha do Governador	156	63,11
(05,20)	Copacabana	Ilha do Governador	1934	44,30
(21,20)	Ilha de Paquetá	Ilha do Governador	9	150,00
(20,20)	Ilha do Governador	Ilha do Governador	12516	28,54
(12,20)	Inhaúma	Ilha do Governador	418	60,76
(14,20)	Irajá	Ilha do Governador	56	90,00
(16,20)	Jacarepaguá	Ilha do Governador	3897	33,19
(28,20)	Jacarezinho	Ilha do Governador	116	37,79
(06,20)	Lagoa	Ilha do Governador	1738	48,77
(30,20)	Complexo da Maré	Ilha do Governador	1083	41,24
(25,20)	Pavuna	Ilha do Governador	305	86,21
(11,20)	Penha	Ilha do Governador	1434	61,50
(01,20)	Portuária	Ilha do Governador	279	99,66
(10,20)	Ramos	Ilha do Governador	1129	34,07
(32,20)	Realengo	Ilha do Governador	9	55,99
(03,20)	Rio Comprido	Ilha do Governador	53	70,00
(23,20)	Santa Teresa	Ilha do Governador	48	60,00
(07,20)	São Cristovão	Ilha do Governador	21	53,70
(08,20)	Tijuca	Ilha do Governador	849	34,04
(31,20)	Vigário Geral	Ilha do Governador	129	60,00
(09,20)	Vila Isabel	Ilha do Governador	1503	60,27
(22,12)	Anchieta	Inhaúma	429	79,22
(24,12)	Barra da Tijuca	Inhaúma	154	140,00
(04,12)	Botafogo	Inhaúma	198	40,00
(18,12)	Campo Grande	Inhaúma	138	90,00
(02,12)	Centro	Inhaúma	43	30,00
(29,12)	Complexo do Alemão	Inhaúma	910	43,97
(20,12)	Ilha do Governador	Inhaúma	15	40,00
(12,12)	Inhaúma	Inhaúma	2204	19,49



(14,12)	Irajá	Inhaúma	111	40,00
(28,12)	Jacarezinho	Inhaúma	310	24,67
(06,12)	Lagoa	Inhaúma	98	49,22
(30,12)	Complexo da Maré	Inhaúma	68	45,00
(25,12)	Pavuna	Inhaúma	777	57,60
(11,12)	Penha	Inhaúma	870	43,99
(01,12)	Portuária	Inhaúma	265	41,14
(10,12)	Ramos	Inhaúma	780	47,38
(32,12)	Realengo	Inhaúma	33	67,41
(23,12)	Santa Teresa	Inhaúma	53	90,00
(07,12)	São Cristovão	Inhaúma	439	38,39
(31,12)	Vigário Geral	Inhaúma	53	100,00
(09,12)	Vila Isabel	Inhaúma	452	51,96
(22,14)	Anchieta	Irajá	465	63,94
(24,14)	Barra da Tijuca	Irajá	44	80,00
(18,14)	Campo Grande	Irajá	854	97,11
(05,14)	Copacabana	Irajá	174	69,83
(20,14)	Ilha do Governador	Irajá	22	40,00
(12,14)	Inhaúma	Irajá	2258	26,80
(14,14)	Irajá	Irajá	552	27,66
(28,14)	Jacarezinho	Irajá	196	110,00
(25,14)	Pavuna	Irajá	2214	41,16
(11,14)	Penha	Irajá	2604	36,53
(01,14)	Portuária	Irajá	107	62,54
(32,14)	Realengo	Irajá	89	38,67
(03,14)	Rio Comprido	Irajá	80	50,00
(19,14)	Santa Cruz	Irajá	935	131,52
(23,14)	Santa Teresa	Irajá	214	55,00
(07,14)	São Cristovão	Irajá	156	35,00
(31,14)	Vigário Geral	Irajá	312	32,34
(09,14)	Vila Isabel	Irajá	436	35,82
(22,16)	Anchieta	Jacarepaguá	719	50,58
(24,16)	Barra da Tijuca	Jacarepaguá	8177	45,09
(04,16)	Botafogo	Jacarepaguá	40	62,43
(18,16)	Campo Grande	Jacarepaguá	312	73,79
(02,16)	Centro	Jacarepaguá	12	96,42
(05,16)	Copacabana	Jacarepaguá	1233	46,77
(26,16)	Guaratiba	Jacarepaguá	292	79,74
(20,16)	Ilha do Governador	Jacarepaguá	1830	20,18
(12,16)	Inhaúma	Jacarepaguá	532	65,50
(06,16)	Lagoa	Jacarepaguá	1860	49,53
(15,16)	Madureira	Jacarepaguá	62	55,00
(25,16)	Pavuna	Jacarepaguá	256	104,02
(11,16)	Penha	Jacarepaguá	93	90,00
(01,16)	Portuária	Jacarepaguá	181	50,20
(10,16)	Ramos	Jacarepaguá	851	60,58

(32,16)	Realengo	Jacarepaguá	150	66,98
(03,16)	Rio Comprido	Jacarepaguá	147	60,00
(19,16)	Santa Cruz	Jacarepaguá	61	120,00
(07,16)	São Cristovão	Jacarepaguá	80	90,00
(08,16)	Tijuca	Jacarepaguá	229	66,18
(31,16)	Vigário Geral	Jacarepaguá	56	50,00
(09,16)	Vila Isabel	Jacarepaguá	977	50,31
(24,28)	Barra da Tijuca	Jacarezinho	14	105,00
(04,28)	Botafogo	Jacarezinho	149	24,81
(05,28)	Copacabana	Jacarezinho	1251	50,00
(12,28)	Inhaúma	Jacarezinho	148	30,81
(14,28)	Irajá	Jacarezinho	220	30,00
(28,28)	Jacarezinho	Jacarezinho	189	18,90
(30,28)	Complexo da Maré	Jacarezinho	243	20,00
(10,28)	Ramos	Jacarezinho	216	41,39
(07,28)	São Cristovão	Jacarezinho	69	38,56
(09,28)	Vila Isabel	Jacarezinho	171	90,00
(22,06)	Anchieta	Lagoa	155	129,40
(24,06)	Barra da Tijuca	Lagoa	6656	55,87
(04,06)	Botafogo	Lagoa	4606	49,63
(18,06)	Campo Grande	Lagoa	344	135,40
(02,06)	Centro	Lagoa	300	57,11
(29,06)	Complexo do Alemão	Lagoa	136	80,00
(05,06)	Copacabana	Lagoa	4459	31,74
(26,06)	Guaratiba	Lagoa	44	143,33
(20,06)	Ilha do Governador	Lagoa	1619	89,59
(12,06)	Inhaúma	Lagoa	115	88,90
(14,06)	Irajá	Lagoa	127	60,00
(28,06)	Jacarezinho	Lagoa	147	69,82
(06,06)	Lagoa	Lagoa	17541	32,35
(30,06)	Complexo da Maré	Lagoa	1473	63,51
(25,06)	Pavuna	Lagoa	188	85,00
(11,06)	Penha	Lagoa	392	105,51
(01,06)	Portuária	Lagoa	657	79,01
(10,06)	Ramos	Lagoa	1006	38,05
(32,06)	Realengo	Lagoa	21	120,26
(03,06)	Rio Comprido	Lagoa	174	47,43
(23,06)	Santa Teresa	Lagoa	614	61,36
(07,06)	São Cristovão	Lagoa	803	43,70
(08,06)	Tijuca	Lagoa	2660	60,39
(31,06)	Vigário Geral	Lagoa	403	104,97
(09,06)	Vila Isabel	Lagoa	4611	60,46
(22,15)	Anchieta	Madureira	1723	54,04
(24,15)	Barra da Tijuca	Madureira	928	57,50
(04,15)	Botafogo	Madureira	587	40,00
(18,15)	Campo Grande	Madureira	322	45,92

(20,15)	Ilha do Governador	Madureira	159	84,01
(12,15)	Inhaúma	Madureira	871	38,15
(14,15)	Irajá	Madureira	496	43,70
(28,15)	Jacarezinho	Madureira	24	45,00
(15,15)	Madureira	Madureira	296	40,00
(30,15)	Complexo da Maré	Madureira	384	76,77
(25,15)	Pavuna	Madureira	1388	46,69
(11,15)	Penha	Madureira	906	62,58
(01,15)	Portuária	Madureira	617	46,02
(10,15)	Ramos	Madureira	541	49,72
(32,15)	Realengo	Madureira	398	46,73
(19,15)	Santa Cruz	Madureira	106	50,00
(23,15)	Santa Teresa	Madureira	52	45,00
(07,15)	São Cristovão	Madureira	84	62,67
(08,15)	Tijuca	Madureira	5	50,00
(31,15)	Vigário Geral	Madureira	774	61,84
(09,15)	Vila Isabel	Madureira	635	64,39
(22,30)	Anchieta	Complexo da Maré	72	60,00
(24,30)	Barra da Tijuca	Complexo da Maré	683	45,71
(04,30)	Botafogo	Complexo da Maré	1567	32,71
(18,30)	Campo Grande	Complexo da Maré	358	84,76
(02,30)	Centro	Complexo da Maré	5	55,00
(21,30)	Ilha de Paquetá	Complexo da Maré	98	120,00
(20,30)	Ilha do Governador	Complexo da Maré	662	61,08
(12,30)	Inhaúma	Complexo da Maré	1424	42,31
(14,30)	Irajá	Complexo da Maré	552	61,48
(28,30)	Jacarezinho	Complexo da Maré	147	39,67
(06,30)	Lagoa	Complexo da Maré	9	40,00
(30,30)	Complexo da Maré	Complexo da Maré	3811	29,92
(25,30)	Pavuna	Complexo da Maré	284	57,24
(11,30)	Penha	Complexo da Maré	1175	43,94
(01,30)	Portuária	Complexo da Maré	228	34,15
(10,30)	Ramos	Complexo da Maré	1835	33,20
(32,30)	Realengo	Complexo da Maré	17	66,87
(23,30)	Santa Teresa	Complexo da Maré	42	35,00
(07,30)	São Cristovão	Complexo da Maré	211	21,24
(31,30)	Vigário Geral	Complexo da Maré	158	64,50
(09,30)	Vila Isabel	Complexo da Maré	1034	69,07
(22,13)	Anchieta	Méier	577	58,32
(24,13)	Barra da Tijuca	Méier	1396	52,03
(04,13)	Botafogo	Méier	867	40,31
(18,13)	Campo Grande	Méier	966	144,39
(02,13)	Centro	Méier	127	61,21
(05,13)	Copacabana	Méier	1501	31,30
(26,13)	Guaratiba	Méier	96	90,00
(12,13)	Inhaúma	Méier	1075	36,72

(14,13)	Irajá	Méier	234	21,02
(28,13)	Jacarezinho	Méier	325	32,67
(06,13)	Lagoa	Méier	1158	60,00
(30,13)	Complexo da Maré	Méier	812	69,68
(25,13)	Pavuna	Méier	817	82,84
(11,13)	Penha	Méier	931	70,81
(01,13)	Portuária	Méier	196	46,79
(10,13)	Ramos	Méier	717	33,41
(32,13)	Realengo	Méier	21	60,00
(03,13)	Rio Comprido	Méier	130	49,01
(23,13)	Santa Teresa	Méier	45	38,96
(07,13)	São Cristovão	Méier	255	41,14
(08,13)	Tijuca	Méier	297	59,47
(09,13)	Vila Isabel	Méier	3156	41,13
(22,25)	Anchieta	Pavuna	933	43,89
(24,25)	Barra da Tijuca	Pavuna	63	45,00
(12,25)	Inhaúma	Pavuna	32	45,00
(14,25)	Irajá	Pavuna	97	55,00
(25,25)	Pavuna	Pavuna	3066	40,95
(11,25)	Penha	Pavuna	377	48,13
(32,25)	Realengo	Pavuna	23	70,00
(07,25)	São Cristovão	Pavuna	316	75,18
(08,25)	Tijuca	Pavuna	37	60,00
(22,11)	Anchieta	Penha	688	50,80
(24,11)	Barra da Tijuca	Penha	664	46,35
(04,11)	Botafogo	Penha	123	88,01
(02,11)	Centro	Penha	241	68,76
(29,11)	Complexo do Alemão	Penha	1003	25,50
(20,11)	Ilha do Governador	Penha	1951	31,10
(12,11)	Inhaúma	Penha	189	39,38
(14,11)	Irajá	Penha	113	40,00
(06,11)	Lagoa	Penha	186	32,17
(30,11)	Complexo da Maré	Penha	393	42,61
(25,11)	Pavuna	Penha	1686	47,33
(11,11)	Penha	Penha	4044	34,52
(01,11)	Portuária	Penha	20	45,00
(10,11)	Ramos	Penha	909	42,96
(32,11)	Realengo	Penha	10	60,00
(03,11)	Rio Comprido	Penha	115	58,37
(19,11)	Santa Cruz	Penha	205	120,00
(23,11)	Santa Teresa	Penha	64	55,00
(07,11)	São Cristovão	Penha	41	75,00
(31,11)	Vigário Geral	Penha	876	28,42
(22,01)	Anchieta	Portuária	237	59,05
(24,01)	Barra da Tijuca	Portuária	1217	92,02
(04,01)	Botafogo	Portuária	2277	57,39

(18,01)	Campo Grande	Portuária	298	80,00
(02,01)	Centro	Portuária	341	38,69
(29,01)	Complexo do Alemão	Portuária	95	40,00
(05,01)	Copacabana	Portuária	2206	30,67
(21,01)	Ilha de Paquetá	Portuária	12	100,00
(20,01)	Ilha do Governador	Portuária	620	51,20
(12,01)	Inhaúma	Portuária	103	53,05
(14,01)	Irajá	Portuária	170	50,53
(28,01)	Jacarezinho	Portuária	565	52,33
(06,01)	Lagoa	Portuária	878	59,35
(25,01)	Pavuna	Portuária	368	74,86
(11,01)	Penha	Portuária	139	30,00
(01,01)	Portuária	Portuária	732	39,41
(10,01)	Ramos	Portuária	265	55,73
(32,01)	Realengo	Portuária	21	55,66
(03,01)	Rio Comprido	Portuária	13	30,00
(23,01)	Santa Teresa	Portuária	56	40,00
(07,01)	São Cristovão	Portuária	365	37,15
(08,01)	Tijuca	Portuária	436	51,55
(31,01)	Vigário Geral	Portuária	64	72,50
(09,01)	Vila Isabel	Portuária	1455	62,09
(22,10)	Anchieta	Ramos	1115	43,67
(24,10)	Barra da Tijuca	Ramos	577	68,13
(04,10)	Botafogo	Ramos	371	55,92
(18,10)	Campo Grande	Ramos	391	98,01
(02,10)	Centro	Ramos	50	47,15
(29,10)	Complexo do Alemão	Ramos	1160	28,86
(20,10)	Ilha do Governador	Ramos	955	39,59
(12,10)	Inhaúma	Ramos	872	23,03
(14,10)	Irajá	Ramos	241	74,45
(28,10)	Jacarezinho	Ramos	294	34,91
(06,10)	Lagoa	Ramos	643	34,80
(30,10)	Complexo da Maré	Ramos	1097	37,15
(25,10)	Pavuna	Ramos	98	90,00
(11,10)	Penha	Ramos	3273	37,40
(01,10)	Portuária	Ramos	308	25,13
(10,10)	Ramos	Ramos	1862	30,81
(32,10)	Realengo	Ramos	69	54,04
(23,10)	Santa Teresa	Ramos	340	54,68
(07,10)	São Cristovão	Ramos	462	22,76
(08,10)	Tijuca	Ramos	1731	45,01
(31,10)	Vigário Geral	Ramos	452	55,58
(09,10)	Vila Isabel	Ramos	971	64,76
(22,32)	Anchieta	Realengo	896	45,60
(24,32)	Barra da Tijuca	Realengo	270	40,00
(18,32)	Campo Grande	Realengo	444	90,00

(20,32)	Ilha do Governador	Realengo	4	60,00
(25,32)	Pavuna	Realengo	315	63,20
(01,32)	Portuária	Realengo	8	30,00
(32,32)	Realengo	Realengo	543	24,51
(08,32)	Tijuca	Realengo	347	45,00
(31,32)	Vigário Geral	Realengo	24	40,00
(22,03)	Anchieta	Rio Comprido	303	55,79
(24,03)	Barra da Tijuca	Rio Comprido	658	111,65
(04,03)	Botafogo	Rio Comprido	3447	33,87
(02,03)	Centro	Rio Comprido	203	32,75
(29,03)	Complexo do Alemão	Rio Comprido	396	55,00
(05,03)	Copacabana	Rio Comprido	73	42,00
(20,03)	Ilha do Governador	Rio Comprido	135	34,31
(12,03)	Inhaúma	Rio Comprido	192	57,82
(06,03)	Lagoa	Rio Comprido	2343	50,26
(25,03)	Pavuna	Rio Comprido	164	59,65
(11,03)	Penha	Rio Comprido	246	49,79
(01,03)	Portuária	Rio Comprido	105	41,57
(10,03)	Ramos	Rio Comprido	349	46,95
(32,03)	Realengo	Rio Comprido	27	90,00
(03,03)	Rio Comprido	Rio Comprido	337	38,64
(19,03)	Santa Cruz	Rio Comprido	555	180,00
(23,03)	Santa Teresa	Rio Comprido	246	37,12
(07,03)	São Cristovão	Rio Comprido	347	40,13
(08,03)	Tijuca	Rio Comprido	1562	42,04
(31,03)	Vigário Geral	Rio Comprido	185	50,00
(09,03)	Vila Isabel	Rio Comprido	3479	36,72
(22,19)	Anchieta	Santa Cruz	218	105,00
(24,19)	Barra da Tijuca	Santa Cruz	191	58,96
(18,19)	Campo Grande	Santa Cruz	7063	48,29
(05,19)	Copacabana	Santa Cruz	213	98,00
(26,19)	Guaratiba	Santa Cruz	741	16,23
(20,19)	Ilha do Governador	Santa Cruz	85	120,00
(11,19)	Penha	Santa Cruz	247	90,00
(10,19)	Ramos	Santa Cruz	70	48,68
(32,19)	Realengo	Santa Cruz	23	35,00
(19,19)	Santa Cruz	Santa Cruz	11043	35,80
(24,23)	Barra da Tijuca	Santa Teresa	115	53,20
(04,23)	Botafogo	Santa Teresa	389	28,32
(18,23)	Campo Grande	Santa Teresa	127	70,00
(02,23)	Centro	Santa Teresa	87	10,00
(05,23)	Copacabana	Santa Teresa	428	30,00
(20,23)	Ilha do Governador	Santa Teresa	88	60,00
(12,23)	Inhaúma	Santa Teresa	173	74,46
(06,23)	Lagoa	Santa Teresa	276	78,92
(30,23)	Complexo da Maré	Santa Teresa	566	70,00

(11,23)	Penha	Santa Teresa	253	45,00
(01,23)	Portuária	Santa Teresa	113	30,36
(10,23)	Ramos	Santa Teresa	739	78,76
(23,23)	Santa Teresa	Santa Teresa	341	52,02
(07,23)	São Cristovão	Santa Teresa	127	66,02
(08,23)	Tijuca	Santa Teresa	145	31,54
(09,23)	Vila Isabel	Santa Teresa	196	60,00
(22,07)	Anchieta	São Cristovão	721	73,30
(24,07)	Barra da Tijuca	São Cristovão	1038	72,42
(04,07)	Botafogo	São Cristovão	3525	43,37
(18,07)	Campo Grande	São Cristovão	262	95,90
(02,07)	Centro	São Cristovão	105	51,91
(29,07)	Complexo do Alemão	São Cristovão	333	48,23
(05,07)	Copacabana	São Cristovão	3530	56,88
(26,07)	Guaratiba	São Cristovão	168	135,00
(20,07)	Ilha do Governador	São Cristovão	1704	47,68
(12,07)	Inhaúma	São Cristovão	727	54,00
(14,07)	Irajá	São Cristovão	81	75,00
(16,07)	Jacarepaguá	São Cristovão	970	48,23
(28,07)	Jacarezinho	São Cristovão	46	33,00
(06,07)	Lagoa	São Cristovão	2801	47,17
(30,07)	Complexo da Maré	São Cristovão	481	43,38
(25,07)	Pavuna	São Cristovão	709	89,91
(11,07)	Penha	São Cristovão	526	35,22
(01,07)	Portuária	São Cristovão	974	29,92
(10,07)	Ramos	São Cristovão	677	40,70
(23,07)	Santa Teresa	São Cristovão	275	47,77
(07,07)	São Cristovão	São Cristovão	1170	23,65
(08,07)	Tijuca	São Cristovão	417	39,57
(31,07)	Vigário Geral	São Cristovão	397	54,36
(09,07)	Vila Isabel	São Cristovão	2302	43,39
(22,08)	Anchieta	Tijuca	1099	93,80
(24,08)	Barra da Tijuca	Tijuca	1242	53,38
(04,08)	Botafogo	Tijuca	2983	41,08
(18,08)	Campo Grande	Tijuca	272	90,00
(02,08)	Centro	Tijuca	325	38,92
(29,08)	Complexo do Alemão	Tijuca	315	70,00
(05,08)	Copacabana	Tijuca	1213	29,55
(26,08)	Guaratiba	Tijuca	4	120,00
(20,08)	Ilha do Governador	Tijuca	974	71,04
(12,08)	Inhaúma	Tijuca	200	66,74
(14,08)	Irajá	Tijuca	48	65,00
(28,08)	Jacarezinho	Tijuca	25	38,00
(06,08)	Lagoa	Tijuca	1375	33,03
(30,08)	Complexo da Maré	Tijuca	299	65,00
(25,08)	Pavuna	Tijuca	908	50,97

(11,08)	Penha	Tijuca	679	102,57
(01,08)	Portuária	Tijuca	246	64,54
(10,08)	Ramos	Tijuca	388	56,85
(32,08)	Realengo	Tijuca	19	83,91
(03,08)	Rio Comprido	Tijuca	195	42,93
(19,08)	Santa Cruz	Tijuca	775	123,15
(23,08)	Santa Teresa	Tijuca	988	45,02
(07,08)	São Cristovão	Tijuca	293	50,77
(08,08)	Tijuca	Tijuca	2451	40,57
(09,08)	Vila Isabel	Tijuca	5257	36,36
(24,31)	Barra da Tijuca	Vigário Geral	105	62,66
(04,31)	Botafogo	Vigário Geral	489	57,22
(02,31)	Centro	Vigário Geral	183	52,46
(20,31)	Ilha do Governador	Vigário Geral	749	52,10
(12,31)	Inhaúma	Vigário Geral	63	30,00
(25,31)	Pavuna	Vigário Geral	334	35,90
(11,31)	Penha	Vigário Geral	216	15,00
(01,31)	Portuária	Vigário Geral	265	54,64
(32,31)	Realengo	Vigário Geral	78	64,72
(07,31)	São Cristovão	Vigário Geral	39	35,24
(31,31)	Vigário Geral	Vigário Geral	529	32,23
(22,09)	Anchieta	Vila Isabel	401	89,20
(24,09)	Barra da Tijuca	Vila Isabel	2369	59,03
(04,09)	Botafogo	Vila Isabel	2452	47,63
(18,09)	Campo Grande	Vila Isabel	168	100,00
(02,09)	Centro	Vila Isabel	508	36,62
(29,09)	Complexo do Alemão	Vila Isabel	759	57,17
(05,09)	Copacabana	Vila Isabel	2395	43,14
(21,09)	Ilha de Paquetá	Vila Isabel	3	130,00
(20,09)	Ilha do Governador	Vila Isabel	863	87,43
(12,09)	Inhaúma	Vila Isabel	1039	54,72
(14,09)	Irajá	Vila Isabel	140	50,00
(28,09)	Jacarezinho	Vila Isabel	438	51,36
(06,09)	Lagoa	Vila Isabel	1474	58,85
(30,09)	Complexo da Maré	Vila Isabel	2546	77,31
(25,09)	Pavuna	Vila Isabel	928	85,05
(11,09)	Penha	Vila Isabel	1161	87,24
(01,09)	Portuária	Vila Isabel	327	64,48
(10,09)	Ramos	Vila Isabel	913	41,96
(32,09)	Realengo	Vila Isabel	47	82,42
(03,09)	Rio Comprido	Vila Isabel	554	40,09
(19,09)	Santa Cruz	Vila Isabel	195	30,00
(23,09)	Santa Teresa	Vila Isabel	856	41,57
(07,09)	São Cristovão	Vila Isabel	761	55,29
(08,09)	Tijuca	Vila Isabel	2494	34,93
(31,09)	Vigário Geral	Vila Isabel	450	108,49



---

(09,09)	Vila Isabel	Vila Isabel	5458	33,24
---------	-------------	-------------	------	-------

---

**APÊNDICE IX – TEMPOS E VIAGENS OBSERVADAS POR BAIRROS**

<b>(i,j)</b>	<b>ORIGEM</b>	<b>DESTINO</b>	<b><math>T_{ij}^*</math></b>	<b>Tempo</b>
(005,005)	Centro	Centro	2425	25,59
(002,005)	Gamboa	Centro	718	33,10
(003,005)	Santo Cristo	Centro	580	28,81
(004,005)	Cajú	Centro	1462	45,79
(007,005)	Rio Comprido	Centro	566	52,11
(008,005)	Cidade Nova	Centro	457	30,94
(009,005)	Estácio	Centro	794	34,28
(015,005)	Flamengo	Centro	5831	29,15
(016,005)	Glória	Centro	166	17,07
(017,005)	Laranjeiras	Centro	12951	30,38
(018,005)	Catete	Centro	4907	28,37
(020,005)	Botafogo	Centro	9081	42,15
(022,005)	Urca	Centro	525	34,51
(021,005)	Humaitá	Centro	983	49,33
(023,005)	Leme	Centro	1102	20,00
(024,005)	Copacabana	Centro	23701	27,31
(025,005)	Ipanema	Centro	5443	42,25
(026,005)	Leblon	Centro	1423	44,80
(027,005)	Lagoa	Centro	2206	48,10
(028,005)	Jardim Botânico	Centro	332	48,33
(029,005)	Gávea	Centro	994	59,62
(030,005)	Vidigal	Centro	27	30,00
(031,005)	São Conrado	Centro	677	62,43
(010,005)	São Cristóvão	Centro	1599	49,60
(011,005)	Mangueira	Centro	107	33,27
(032,005)	Praça da Bandeira	Centro	500	38,51
(033,005)	Tijuca	Centro	13059	48,01
(034,005)	Alto da Boa Vista	Centro	340	46,85
(035,005)	Maracanã	Centro	6379	44,64
(036,005)	Vila Isabel	Centro	3870	52,50
(037,005)	Andaraí	Centro	1942	46,31
(038,005)	Grajaú	Centro	2453	47,74
(039,005)	Manguinhos	Centro	427	45,97
(040,005)	Bonsucesso	Centro	674	53,19

(041,005)	Ramos	Centro	1830	56,20
(042,005)	Olaria	Centro	833	57,48
(043,005)	Penha	Centro	1380	28,20
(044,005)	Penha Circular	Centro	3634	75,67
(045,005)	Brás de Pina	Centro	381	45,87
(046,005)	Cordovil	Centro	588	74,04
(072,005)	Vila Cosmos	Centro	1125	69,22
(120,005)	Freguesia (Jacarepaguá)	Centro	340	62,48
(134,005)	Deodoro	Centro	341	80,11
(135,005)	Vila Militar	Centro	26	89,99
(143,005)	Santíssimo	Centro	155	96,14
(144,005)	Campo Grande	Centro	3651	94,22
(146,005)	Inhoaíba	Centro	642	114,16
(147,005)	Cosmos	Centro	1561	89,09
(148,005)	Paciência	Centro	407	92,50
(149,005)	Santa Cruz	Centro	1188	169,10
(150,005)	Sepetiba	Centro	188	119,43
(096,005)	Cocotá	Centro	1159	56,55
(099,005)	Jardim Guanabara	Centro	829	52,76
(101,005)	Tauá	Centro	2133	65,25
(103,005)	Portuguesa	Centro	359	80,14
(104,005)	Galeão	Centro	488	78,01
(105,005)	Cidade Universitária	Centro	29	87,13
(106,005)	Guadalupe	Centro	642	67,04
(107,005)	Anchieta	Centro	2118	79,09
(108,005)	Parque Anchieta	Centro	921	69,93
(109,005)	Ricardo de Albuquerque	Centro	128	70,14
(014,005)	Santa Teresa	Centro	4619	54,75
(127,005)	Itanhangá	Centro	42	60,00
(128,005)	Barra da Tijuca	Centro	9254	76,14
(130,005)	Vargem Pequena	Centro	50	104,17
(131,005)	Vargem Grande	Centro	33	80,00
(132,005)	Recreio dos Bandeirantes	Centro	877	76,83
(110,005)	Coelho Neto	Centro	1338	65,96

(112,005)	Barros Filho	Centro	107	71,85
(113,005)	Costa Barros	Centro	462	94,41
(114,005)	Pavuna	Centro	4113	73,05
(151,005)	Guaratiba	Centro	103	107,88
(153,005)	Pedra de Guaratiba	Centro	1045	150,00
(052,005)	Maria da Graça	Centro	416	57,14
(053,005)	Del Castilho	Centro	502	49,01
(055,005)	Engenho da Rainha	Centro	2150	67,35
(001,005)	Saúde	Centro	112	36,25
(013,005)	Paquetá	Centro	835	108,14
(155,005)	Jacarezinho	Centro	317	55,50
(156,005)	Complexo do Alemão	Centro	914	90,59
(157,005)	Maré	Centro	2834	67,12
(005,002)	Centro	Gamboa	4	30,00
(002,002)	Gamboa	Gamboa	87	96,35
(003,002)	Santo Cristo	Gamboa	25	30,00
(004,002)	Cajú	Gamboa	36	38,12
(021,002)	Humaitá	Gamboa	62	30,00
(024,002)	Copacabana	Gamboa	1674	15,00
(033,002)	Tijuca	Gamboa	368	50,00
(036,002)	Vila Isabel	Gamboa	1072	60,00
(039,002)	Manguinhos	Gamboa	14	30,00
(040,002)	Bonsucesso	Gamboa	47	60,00
(047,002)	Parada de Lucas	Gamboa	32	70,00
(134,002)	Deodoro	Gamboa	11	46,49
(053,002)	Del Castilho	Gamboa	42	25,00
(055,002)	Engenho da Rainha	Gamboa	38	80,00
(013,002)	Paquetá	Gamboa	12	100,00
(155,002)	Jacarezinho	Gamboa	236	30,00
(156,002)	Complexo do Alemão	Gamboa	95	40,00
(016,003)	Glória	Santo Cristo	10	20,00
(017,003)	Laranjeiras	Santo Cristo	54	45,00
(107,003)	Anchieta	Santo Cristo	45	55,00
(155,003)	Jacarezinho	Santo Cristo	7	27,00
(005,004)	Centro	Cajú	268	41,09

(002,004)	Gamboa	Cajú	35	30,00
(003,004)	Santo Cristo	Cajú	71	22,40
(004,004)	Cajú	Cajú	368	27,58
(017,004)	Laranjeiras	Cajú	618	120,00
(022,004)	Urca	Cajú	4	15,00
(025,004)	Ipanema	Cajú	138	50,00
(029,004)	Gávea	Cajú	32	85,00
(031,004)	São Conrado	Cajú	13	60,00
(010,004)	São Cristóvão	Cajú	159	38,90
(011,004)	Mangueira	Cajú	46	45,00
(034,004)	Alto da Boa Vista	Cajú	68	60,00
(036,004)	Vila Isabel	Cajú	162	90,00
(038,004)	Grajaú	Cajú	122	45,00
(041,004)	Ramos	Cajú	131	55,00
(044,004)	Penha Circular	Cajú	139	30,00
(072,004)	Vila Cosmos	Cajú	76	45,00
(101,004)	Tauá	Cajú	322	50,17
(104,004)	Galeão	Cajú	39	67,77
(106,004)	Guadalupe	Cajú	88	60,00
(107,004)	Anchieta	Cajú	103	60,00
(128,004)	Barra da Tijuca	Cajú	687	117,72
(110,004)	Coelho Neto	Cajú	97	50,00
(114,004)	Pavuna	Cajú	139	90,00
(005,007)	Centro	Rio Comprido	45	30,00
(004,007)	Cajú	Rio Comprido	61	30,00
(017,007)	Laranjeiras	Rio Comprido	144	45,00
(026,007)	Leblon	Rio Comprido	122	30,00
(011,007)	Mangueira	Rio Comprido	30	30,00
(033,007)	Tijuca	Rio Comprido	399	30,00
(034,007)	Alto da Boa Vista	Rio Comprido	144	22,79
(040,007)	Bonsucesso	Rio Comprido	28	60,00
(135,007)	Vila Militar	Rio Comprido	27	90,00
(096,007)	Cocotá	Rio Comprido	115	30,00
(014,007)	Santa Teresa	Rio Comprido	47	30,00
(132,007)	Recreio dos Bandeirantes	Rio Comprido	547	120,00

(005,008)	Centro	Cidade Nova	159	33,53
(004,008)	Cajú	Cidade Nova	8	60,00
(007,008)	Rio Comprido	Cidade Nova	98	60,00
(009,008)	Estácio	Cidade Nova	90	30,00
(015,008)	Flamengo	Cidade Nova	331	15,00
(017,008)	Laranjeiras	Cidade Nova	304	30,00
(020,008)	Botafogo	Cidade Nova	140	50,00
(022,008)	Urca	Cidade Nova	19	23,92
(021,008)	Humaitá	Cidade Nova	2509	35,37
(025,008)	Ipanema	Cidade Nova	725	66,88
(026,008)	Leblon	Cidade Nova	675	60,00
(028,008)	Jardim Botânico	Cidade Nova	47	40,00
(029,008)	Gávea	Cidade Nova	773	30,00
(010,008)	São Cristóvão	Cidade Nova	68	20,00
(011,008)	Mangueira	Cidade Nova	181	34,30
(032,008)	Praça da Bandeira	Cidade Nova	242	50,00
(033,008)	Tijuca	Cidade Nova	214	20,00
(034,008)	Alto da Boa Vista	Cidade Nova	20	80,00
(035,008)	Maracanã	Cidade Nova	833	17,52
(036,008)	Vila Isabel	Cidade Nova	1243	48,19
(037,008)	Andaraí	Cidade Nova	646	30,00
(038,008)	Grajaú	Cidade Nova	628	45,75
(039,008)	Manguinhos	Cidade Nova	7	35,00
(040,008)	Bonsucesso	Cidade Nova	88	60,00
(041,008)	Ramos	Cidade Nova	151	45,00
(044,008)	Penha Circular	Cidade Nova	162	60,00
(045,008)	Brás de Pina	Cidade Nova	84	30,00
(046,008)	Cordovil	Cidade Nova	185	50,00
(149,008)	Santa Cruz	Cidade Nova	555	180,00
(104,008)	Galeão	Cidade Nova	19	60,00
(106,008)	Guadalupe	Cidade Nova	157	56,53
(128,008)	Barra da Tijuca	Cidade Nova	40	78,29
(112,008)	Barros Filho	Cidade Nova	39	90,00
(114,008)	Pavuna	Cidade Nova	36	50,00
(055,008)	Engenho da Rainha	Cidade Nova	61	45,00

(156,008)	Complexo do Alemão	Cidade Nova	396	55,00
(002,009)	Gamboa	Estácio	18	45,00
(003,009)	Santo Cristo	Estácio	18	70,00
(009,009)	Estácio	Estácio	149	29,83
(024,009)	Copacabana	Estácio	73	42,00
(010,009)	São Cristóvão	Estácio	68	80,00
(032,009)	Praça da Bandeira	Estácio	536	60,00
(034,009)	Alto da Boa Vista	Estácio	7	39,15
(038,009)	Grajaú	Estácio	130	40,00
(039,009)	Manguinhos	Estácio	13	40,00
(040,009)	Bonsucesso	Estácio	62	30,00
(107,009)	Anchieta	Estácio	146	55,00
(014,009)	Santa Teresa	Estácio	199	38,82
(128,009)	Barra da Tijuca	Estácio	45	40,00
(130,009)	Vargem Pequena	Estácio	26	110,00
(114,009)	Pavuna	Estácio	88	50,00
(053,009)	Del Castilho	Estácio	40	55,00
(054,009)	Inhaúma	Estácio	21	60,00
(055,009)	Engenho da Rainha	Estácio	70	70,00
(005,015)	Centro	Flamengo	47	21,37
(007,015)	Rio Comprido	Flamengo	45	70,00
(008,015)	Cidade Nova	Flamengo	50	50,00
(015,015)	Flamengo	Flamengo	309	10,00
(018,015)	Catete	Flamengo	330	46,21
(020,015)	Botafogo	Flamengo	337	40,00
(022,015)	Urca	Flamengo	24	34,35
(024,015)	Copacabana	Flamengo	1928	26,75
(029,015)	Gávea	Flamengo	134	55,29
(030,015)	Vidigal	Flamengo	445	64,21
(033,015)	Tijuca	Flamengo	59	50,00
(035,015)	Maracanã	Flamengo	43	50,00
(039,015)	Manguinhos	Flamengo	8	50,00
(046,015)	Cordovil	Flamengo	49	70,00
(108,015)	Parque Anchieta	Flamengo	30	70,00
(014,015)	Santa Teresa	Flamengo	333	58,52

(128,015)	Barra da Tijuca	Flamengo	49	60,00
(053,015)	Del Castilho	Flamengo	28	60,00
(005,016)	Centro	Glória	11	15,00
(004,016)	Cajú	Glória	36	57,08
(015,016)	Flamengo	Glória	504	14,96
(021,016)	Humaitá	Glória	163	45,00
(025,016)	Ipanema	Glória	357	20,00
(027,016)	Lagoa	Glória	330	40,00
(031,016)	São Conrado	Glória	29	65,00
(010,016)	São Cristóvão	Glória	24	30,00
(033,016)	Tijuca	Glória	882	42,45
(043,016)	Penha	Glória	31	40,00
(099,016)	Jardim Guanabara	Glória	176	90,00
(128,016)	Barra da Tijuca	Glória	122	45,00
(054,016)	Inhaúma	Glória	72	60,00
(013,016)	Paquetá	Glória	7	105,00
(005,017)	Centro	Laranjeiras	715	41,25
(003,017)	Santo Cristo	Laranjeiras	24	30,00
(004,017)	Cajú	Laranjeiras	60	50,15
(007,017)	Rio Comprido	Laranjeiras	74	45,00
(009,017)	Estácio	Laranjeiras	84	45,00
(015,017)	Flamengo	Laranjeiras	118	10,00
(017,017)	Laranjeiras	Laranjeiras	809	12,94
(020,017)	Botafogo	Laranjeiras	150	25,00
(022,017)	Urca	Laranjeiras	37	27,78
(021,017)	Humaitá	Laranjeiras	361	55,59
(023,017)	Leme	Laranjeiras	1052	40,00
(024,017)	Copacabana	Laranjeiras	5963	29,70
(025,017)	Ipanema	Laranjeiras	1575	36,87
(026,017)	Leblon	Laranjeiras	451	41,61
(027,017)	Lagoa	Laranjeiras	128	37,83
(028,017)	Jardim Botânico	Laranjeiras	54	40,00
(029,017)	Gávea	Laranjeiras	788	54,44
(030,017)	Vidigal	Laranjeiras	224	45,00
(031,017)	São Conrado	Laranjeiras	245	50,40



(010,017)	São Cristóvão	Laranjeiras	27	56,24
(011,017)	Mangueira	Laranjeiras	17	40,00
(033,017)	Tijuca	Laranjeiras	465	27,56
(034,017)	Alto da Boa Vista	Laranjeiras	151	61,46
(035,017)	Maracanã	Laranjeiras	186	60,00
(038,017)	Grajaú	Laranjeiras	198	67,49
(040,017)	Bonsucesso	Laranjeiras	113	76,18
(041,017)	Ramos	Laranjeiras	88	65,00
(044,017)	Penha Circular	Laranjeiras	98	60,00
(045,017)	Brás de Pina	Laranjeiras	165	90,00
(046,017)	Cordovil	Laranjeiras	134	77,07
(072,017)	Vila Cosmos	Laranjeiras	72	70,00
(134,017)	Deodoro	Laranjeiras	10	100,00
(099,017)	Jardim Guanabara	Laranjeiras	127	105,00
(104,017)	Galeão	Laranjeiras	22	120,00
(014,017)	Santa Teresa	Laranjeiras	547	32,44
(128,017)	Barra da Tijuca	Laranjeiras	984	73,77
(114,017)	Pavuna	Laranjeiras	198	61,72
(055,017)	Engenho da Rainha	Laranjeiras	113	50,00
(155,017)	Jacarezinho	Laranjeiras	12	53,00
(157,017)	Maré	Laranjeiras	127	80,00
(005,018)	Centro	Catete	443	29,70
(002,018)	Gamboa	Catete	62	30,00
(004,018)	Cajú	Catete	110	59,75
(009,018)	Estácio	Catete	90	50,00
(015,018)	Flamengo	Catete	404	10,00
(016,018)	Glória	Catete	19	10,00
(017,018)	Laranjeiras	Catete	822	16,16
(018,018)	Catete	Catete	1108	20,00
(020,018)	Botafogo	Catete	487	40,00
(022,018)	Urca	Catete	62	30,35
(023,018)	Leme	Catete	715	20,00
(024,018)	Copacabana	Catete	1167	30,00
(025,018)	Ipanema	Catete	343	30,00
(029,018)	Gávea	Catete	102	70,00

(010,018)	São Cristóvão	Catete	67	63,64
(033,018)	Tijuca	Catete	1092	49,95
(034,018)	Alto da Boa Vista	Catete	97	56,32
(035,018)	Maracanã	Catete	226	32,95
(036,018)	Vila Isabel	Catete	233	37,27
(042,018)	Olaria	Catete	93	40,00
(044,018)	Penha Circular	Catete	98	150,00
(046,018)	Cordovil	Catete	125	60,00
(072,018)	Vila Cosmos	Catete	63	75,00
(107,018)	Anchieta	Catete	75	60,00
(014,018)	Santa Teresa	Catete	564	36,79
(128,018)	Barra da Tijuca	Catete	208	80,00
(055,018)	Engenho da Rainha	Catete	87	96,85
(155,018)	Jacarezinho	Catete	90	54,00
(157,018)	Maré	Catete	443	51,30
(005,020)	Centro	Botafogo	80	33,28
(002,020)	Gamboa	Botafogo	74	55,36
(003,020)	Santo Cristo	Botafogo	57	49,01
(004,020)	Cajú	Botafogo	19	77,58
(007,020)	Rio Comprido	Botafogo	30	50,00
(015,020)	Flamengo	Botafogo	536	15,00
(016,020)	Glória	Botafogo	277	23,00
(017,020)	Laranjeiras	Botafogo	1634	25,35
(018,020)	Catete	Botafogo	1024	30,00
(020,020)	Botafogo	Botafogo	366	27,60
(022,020)	Urca	Botafogo	77	34,67
(021,020)	Humaitá	Botafogo	222	40,00
(023,020)	Leme	Botafogo	936	20,00
(024,020)	Copacabana	Botafogo	1642	22,67
(025,020)	Ipanema	Botafogo	808	41,52
(026,020)	Leblon	Botafogo	332	46,31
(027,020)	Lagoa	Botafogo	683	31,75
(028,020)	Jardim Botânico	Botafogo	28	7,00
(029,020)	Gávea	Botafogo	1245	44,02
(031,020)	São Conrado	Botafogo	613	48,18

(010,020)	São Cristóvão	Botafogo	73	54,46
(011,020)	Mangueira	Botafogo	62	40,00
(033,020)	Tijuca	Botafogo	261	61,25
(034,020)	Alto da Boa Vista	Botafogo	45	62,64
(036,020)	Vila Isabel	Botafogo	141	30,00
(038,020)	Grajaú	Botafogo	2376	56,11
(039,020)	Manguinhos	Botafogo	35	86,99
(040,020)	Bonsucesso	Botafogo	34	60,00
(041,020)	Ramos	Botafogo	63	60,00
(043,020)	Penha	Botafogo	3	90,00
(044,020)	Penha Circular	Botafogo	132	90,00
(072,020)	Vila Cosmos	Botafogo	194	78,17
(134,020)	Deodoro	Botafogo	57	116,02
(148,020)	Paciência	Botafogo	259	140,00
(099,020)	Jardim Guanabara	Botafogo	518	74,57
(104,020)	Galeão	Botafogo	124	79,75
(105,020)	Cidade Universitária	Botafogo	11	90,00
(108,020)	Parque Anchieta	Botafogo	47	130,00
(109,020)	Ricardo de Albuquerque	Botafogo	87	60,00
(014,020)	Santa Teresa	Botafogo	292	55,81
(127,020)	Itanhangá	Botafogo	155	60,00
(128,020)	Barra da Tijuca	Botafogo	994	58,35
(131,020)	Vargem Grande	Botafogo	23	70,00
(132,020)	Recreio dos Bandeirantes	Botafogo	318	98,09
(113,020)	Costa Barros	Botafogo	214	138,00
(114,020)	Pavuna	Botafogo	195	90,00
(054,020)	Inhaúma	Botafogo	49	40,00
(001,020)	Saúde	Botafogo	42	30,00
(155,020)	Jacarezinho	Botafogo	50	53,00
(157,020)	Maré	Botafogo	248	90,00
(005,022)	Centro	Urca	54	52,49
(004,022)	Cajú	Urca	31	81,79
(020,022)	Botafogo	Urca	84	15,00
(022,022)	Urca	Urca	47	131,87

(023,022)	Leme	Urca	1193	10,00
(024,022)	Copacabana	Urca	1041	60,00
(025,022)	Ipanema	Urca	785	30,00
(027,022)	Lagoa	Urca	26	22,50
(029,022)	Gávea	Urca	620	69,40
(031,022)	São Conrado	Urca	9	60,00
(010,022)	São Cristóvão	Urca	18	68,04
(011,022)	Mangueira	Urca	27	90,00
(033,022)	Tijuca	Urca	259	37,07
(034,022)	Alto da Boa Vista	Urca	95	50,45
(035,022)	Maracanã	Urca	181	60,00
(036,022)	Vila Isabel	Urca	79	60,00
(101,022)	Tauá	Urca	101	45,00
(014,022)	Santa Teresa	Urca	70	47,00
(128,022)	Barra da Tijuca	Urca	47	77,95
(005,021)	Centro	Humaitá	83	37,50
(004,021)	Cajú	Humaitá	50	53,84
(016,021)	Glória	Humaitá	107	30,00
(018,021)	Catete	Humaitá	283	40,00
(020,021)	Botafogo	Humaitá	353	36,82
(021,021)	Humaitá	Humaitá	92	40,00
(023,021)	Leme	Humaitá	163	30,00
(024,021)	Copacabana	Humaitá	160	50,00
(025,021)	Ipanema	Humaitá	36	34,21
(029,021)	Gávea	Humaitá	122	50,55
(031,021)	São Conrado	Humaitá	31	40,00
(010,021)	São Cristóvão	Humaitá	122	65,49
(033,021)	Tijuca	Humaitá	186	59,68
(034,021)	Alto da Boa Vista	Humaitá	99	51,79
(035,021)	Maracanã	Humaitá	43	60,00
(039,021)	Manguinhos	Humaitá	6	60,00
(131,021)	Vargem Grande	Humaitá	14	100,00
(132,021)	Recreio dos Bandeirantes	Humaitá	39	75,00
(053,021)	Del Castilho	Humaitá	144	25,00
(013,021)	Paquetá	Humaitá	6	120,00

(005,023)	Centro	Leme	27	30,00
(007,023)	Rio Comprido	Leme	17	60,00
(017,023)	Laranjeiras	Leme	44	20,00
(022,023)	Urca	Leme	6	30,00
(025,023)	Ipanema	Leme	45	30,00
(010,023)	São Cristóvão	Leme	46	85,00
(039,023)	Manguinhos	Leme	6	100,00
(014,023)	Santa Teresa	Leme	7	60,00
(128,023)	Barra da Tijuca	Leme	52	60,00
(132,023)	Recreio dos Bandeirantes	Leme	144	150,00
(005,024)	Centro	Copacabana	135	57,48
(002,024)	Gamboa	Copacabana	38	37,71
(003,024)	Santo Cristo	Copacabana	31	66,11
(004,024)	Cajú	Copacabana	49	69,31
(007,024)	Rio Comprido	Copacabana	18	60,00
(008,024)	Cidade Nova	Copacabana	23	43,11
(009,024)	Estácio	Copacabana	70	45,08
(015,024)	Flamengo	Copacabana	133	30,00
(016,024)	Glória	Copacabana	94	30,20
(017,024)	Laranjeiras	Copacabana	218	38,34
(018,024)	Catete	Copacabana	1355	31,16
(020,024)	Botafogo	Copacabana	4202	27,33
(022,024)	Urca	Copacabana	160	38,60
(024,024)	Copacabana	Copacabana	3576	24,06
(025,024)	Ipanema	Copacabana	811	18,08
(026,024)	Leblon	Copacabana	401	29,00
(027,024)	Lagoa	Copacabana	678	30,88
(028,024)	Jardim Botânico	Copacabana	38	40,00
(029,024)	Gávea	Copacabana	1336	46,90
(030,024)	Vidigal	Copacabana	220	47,50
(031,024)	São Conrado	Copacabana	778	54,64
(010,024)	São Cristóvão	Copacabana	242	74,24
(033,024)	Tijuca	Copacabana	2439	32,44
(034,024)	Alto da Boa Vista	Copacabana	12	84,92
(035,024)	Maracanã	Copacabana	120	46,22

(036,024)	Vila Isabel	Copacabana	557	57,88
(038,024)	Grajaú	Copacabana	2581	67,53
(039,024)	Manguinhos	Copacabana	8	70,00
(040,024)	Bonsucesso	Copacabana	154	61,40
(041,024)	Ramos	Copacabana	36	60,00
(043,024)	Penha	Copacabana	199	116,46
(044,024)	Penha Circular	Copacabana	322	72,10
(046,024)	Cordovil	Copacabana	101	102,25
(134,024)	Deodoro	Copacabana	9	81,32
(149,024)	Santa Cruz	Copacabana	229	150,00
(101,024)	Tauá	Copacabana	146	107,24
(104,024)	Galeão	Copacabana	40	103,76
(107,024)	Anchieta	Copacabana	99	100,00
(108,024)	Parque Anchieta	Copacabana	116	135,07
(109,024)	Ricardo de Albuquerque	Copacabana	36	100,00
(014,024)	Santa Teresa	Copacabana	293	49,80
(127,024)	Itanhangá	Copacabana	1302	55,19
(128,024)	Barra da Tijuca	Copacabana	254	66,68
(130,024)	Vargem Pequena	Copacabana	61	90,00
(132,024)	Recreio dos Bandeirantes	Copacabana	223	42,66
(110,024)	Coelho Neto	Copacabana	125	115,00
(112,024)	Barros Filho	Copacabana	51	92,50
(114,024)	Pavuna	Copacabana	163	84,83
(153,024)	Pedra de Guaratiba	Copacabana	79	105,00
(053,024)	Del Castilho	Copacabana	56	78,80
(054,024)	Inhaúma	Copacabana	34	140,00
(055,024)	Engenho da Rainha	Copacabana	120	104,52
(155,024)	Jacarezinho	Copacabana	54	58,11
(157,024)	Maré	Copacabana	67	80,00
(005,025)	Centro	Ipanema	180	55,18
(002,025)	Gamboa	Ipanema	34	54,85
(004,025)	Cajú	Ipanema	251	85,39
(009,025)	Estácio	Ipanema	36	40,00
(015,025)	Flamengo	Ipanema	1160	36,88

(016,025)	Glória	Ipanema	8	40,00
(017,025)	Laranjeiras	Ipanema	66	50,00
(018,025)	Catete	Ipanema	961	60,00
(020,025)	Botafogo	Ipanema	389	50,00
(022,025)	Urca	Ipanema	38	44,98
(021,025)	Humaitá	Ipanema	135	60,00
(024,025)	Copacabana	Ipanema	3074	37,19
(025,025)	Ipanema	Ipanema	529	15,73
(026,025)	Leblon	Ipanema	950	26,01
(027,025)	Lagoa	Ipanema	293	26,97
(028,025)	Jardim Botânico	Ipanema	121	20,00
(029,025)	Gávea	Ipanema	1322	41,86
(030,025)	Vidigal	Ipanema	172	30,00
(031,025)	São Conrado	Ipanema	252	32,89
(010,025)	São Cristóvão	Ipanema	574	37,90
(011,025)	Mangueira	Ipanema	37	40,00
(033,025)	Tijuca	Ipanema	422	67,11
(034,025)	Alto da Boa Vista	Ipanema	177	72,19
(039,025)	Manguinhos	Ipanema	206	54,92
(040,025)	Bonsucesso	Ipanema	33	60,00
(045,025)	Brás de Pina	Ipanema	98	90,00
(046,025)	Cordovil	Ipanema	403	104,97
(072,025)	Vila Cosmos	Ipanema	127	60,00
(134,025)	Deodoro	Ipanema	9	117,82
(144,025)	Campo Grande	Ipanema	167	120,00
(101,025)	Tauá	Ipanema	1590	90,00
(104,025)	Galeão	Ipanema	20	70,00
(105,025)	Cidade Universitária	Ipanema	9	60,00
(108,025)	Parque Anchieta	Ipanema	48	150,00
(014,025)	Santa Teresa	Ipanema	334	68,15
(127,025)	Itanhangá	Ipanema	303	60,00
(128,025)	Barra da Tijuca	Ipanema	1535	53,90
(130,025)	Vargem Pequena	Ipanema	165	180,00
(110,025)	Coelho Neto	Ipanema	188	85,00
(155,025)	Jacarezinho	Ipanema	99	75,00

(005,026)	Centro	Leblon	90	60,00
(002,026)	Gamboa	Leblon	36	40,00
(003,026)	Santo Cristo	Leblon	44	54,19
(004,026)	Cajú	Leblon	9	80,00
(009,026)	Estácio	Leblon	139	49,34
(017,026)	Laranjeiras	Leblon	142	60,00
(020,026)	Botafogo	Leblon	165	80,00
(022,026)	Urca	Leblon	30	61,40
(021,026)	Humaitá	Leblon	111	25,81
(024,026)	Copacabana	Leblon	275	20,00
(025,026)	Ipanema	Leblon	512	22,81
(026,026)	Leblon	Leblon	644	29,62
(027,026)	Lagoa	Leblon	450	28,47
(029,026)	Gávea	Leblon	1507	38,03
(030,026)	Vidigal	Leblon	183	45,00
(031,026)	São Conrado	Leblon	876	38,47
(010,026)	São Cristóvão	Leblon	143	61,62
(033,026)	Tijuca	Leblon	265	85,43
(038,026)	Grajaú	Leblon	3667	60,00
(039,026)	Manguinhos	Leblon	9	75,00
(044,026)	Penha Circular	Leblon	141	105,00
(134,026)	Deodoro	Leblon	11	122,19
(144,026)	Campo Grande	Leblon	177	150,00
(106,026)	Guadalupe	Leblon	106	120,00
(014,026)	Santa Teresa	Leblon	246	52,31
(127,026)	Itanhangá	Leblon	642	57,41
(128,026)	Barra da Tijuca	Leblon	1158	53,61
(130,026)	Vargem Pequena	Leblon	103	90,00
(132,026)	Recreio dos Bandeirantes	Leblon	732	58,83
(055,026)	Engenho da Rainha	Leblon	115	88,90
(155,026)	Jacarezinho	Leblon	16	58,00
(157,026)	Maré	Leblon	1344	60,00
(004,027)	Cajú	Lagoa	45	60,00
(017,027)	Laranjeiras	Lagoa	17	30,00
(020,027)	Botafogo	Lagoa	112	20,00



(022,027)	Urca	Lagoa	16	48,89
(021,027)	Humaitá	Lagoa	222	40,00
(024,027)	Copacabana	Lagoa	746	14,43
(025,027)	Ipanema	Lagoa	194	23,13
(026,027)	Leblon	Lagoa	134	23,68
(027,027)	Lagoa	Lagoa	202	20,27
(029,027)	Gávea	Lagoa	92	20,00
(033,027)	Tijuca	Lagoa	265	81,84
(034,027)	Alto da Boa Vista	Lagoa	204	25,25
(039,027)	Manguinhos	Lagoa	105	38,51
(042,027)	Olaria	Lagoa	555	30,00
(043,027)	Penha	Lagoa	12	70,00
(128,027)	Barra da Tijuca	Lagoa	169	82,98
(132,027)	Recreio dos Bandeirantes	Lagoa	80	90,00
(155,027)	Jacarezinho	Lagoa	32	60,00
(005,028)	Centro	Jardim Botânico	30	60,00
(003,028)	Santo Cristo	Jardim Botânico	7	40,00
(018,028)	Catete	Jardim Botânico	286	40,00
(026,028)	Leblon	Jardim Botânico	219	35,74
(027,028)	Lagoa	Jardim Botânico	35	20,00
(029,028)	Gávea	Jardim Botânico	452	32,36
(010,028)	São Cristóvão	Jardim Botânico	43	60,00
(034,028)	Alto da Boa Vista	Jardim Botânico	184	34,78
(041,028)	Ramos	Jardim Botânico	85	30,00
(014,028)	Santa Teresa	Jardim Botânico	33	60,00
(128,028)	Barra da Tijuca	Jardim Botânico	47	30,00
(157,028)	Maré	Jardim Botânico	129	100,00
(003,029)	Santo Cristo	Gávea	11	120,00
(004,029)	Cajú	Gávea	218	90,00
(018,029)	Catete	Gávea	266	90,00
(020,029)	Botafogo	Gávea	426	43,94
(022,029)	Urca	Gávea	10	48,06
(021,029)	Humaitá	Gávea	31	35,00
(024,029)	Copacabana	Gávea	364	30,00
(025,029)	Ipanema	Gávea	148	30,00

(026,029)	Leblon	Gávea	1204	33,41
(027,029)	Lagoa	Gávea	219	21,42
(028,029)	Jardim Botânico	Gávea	85	20,00
(029,029)	Gávea	Gávea	3127	31,96
(030,029)	Vidigal	Gávea	367	33,00
(031,029)	São Conrado	Gávea	1977	38,26
(010,029)	São Cristóvão	Gávea	6	78,00
(032,029)	Praça da Bandeira	Gávea	181	60,00
(033,029)	Tijuca	Gávea	788	60,00
(034,029)	Alto da Boa Vista	Gávea	162	31,96
(035,029)	Maracanã	Gávea	643	60,00
(036,029)	Vila Isabel	Gávea	61	75,00
(038,029)	Grajaú	Gávea	241	65,00
(039,029)	Manguinhos	Gávea	6	90,00
(044,029)	Penha Circular	Gávea	141	120,00
(127,029)	Itanhangá	Gávea	313	57,59
(128,029)	Barra da Tijuca	Gávea	661	37,12
(156,029)	Complexo do Alemão	Gávea	136	80,00
(026,030)	Leblon	Vidigal	88	15,00
(029,030)	Gávea	Vidigal	113	30,00
(031,030)	São Conrado	Vidigal	22	20,00
(022,031)	Urca	São Conrado	15	50,00
(027,031)	Lagoa	São Conrado	92	40,00
(029,031)	Gávea	São Conrado	807	27,20
(031,031)	São Conrado	São Conrado	151	41,09
(034,031)	Alto da Boa Vista	São Conrado	10	22,32
(039,031)	Manguinhos	São Conrado	7	75,00
(127,031)	Itanhangá	São Conrado	358	34,31
(128,031)	Barra da Tijuca	São Conrado	191	23,75
(132,031)	Recreio dos Bandeirantes	São Conrado	200	40,00
(151,031)	Guaratiba	São Conrado	44	143,33
(005,010)	Centro	São Cristóvão	105	51,91
(002,010)	Gamboa	São Cristóvão	47	30,00
(003,010)	Santo Cristo	São Cristóvão	92	25,66
(004,010)	Cajú	São Cristóvão	763	27,58

(016,010)	Glória	São Cristóvão	266	30,00
(017,010)	Laranjeiras	São Cristóvão	450	32,64
(018,010)	Catete	São Cristóvão	1188	30,00
(020,010)	Botafogo	São Cristóvão	1126	51,73
(022,010)	Urca	São Cristóvão	27	45,75
(024,010)	Copacabana	São Cristóvão	3530	56,88
(025,010)	Ipanema	São Cristóvão	922	31,78
(026,010)	Leblon	São Cristóvão	121	39,16
(027,010)	Lagoa	São Cristóvão	1722	54,47
(031,010)	São Conrado	São Cristóvão	35	120,00
(010,010)	São Cristóvão	São Cristóvão	940	21,40
(011,010)	Mangueira	São Cristóvão	121	35,07
(033,010)	Tijuca	São Cristóvão	417	39,57
(035,010)	Maracanã	São Cristóvão	55	35,00
(036,010)	Vila Isabel	São Cristóvão	1504	42,41
(038,010)	Grajaú	São Cristóvão	743	46,00
(039,010)	Manguinhos	São Cristóvão	253	39,31
(040,010)	Bonsucesso	São Cristóvão	121	34,90
(042,010)	Olaria	São Cristóvão	252	45,00
(043,010)	Penha	São Cristóvão	343	30,00
(044,010)	Penha Circular	São Cristóvão	183	45,00
(046,010)	Cordovil	São Cristóvão	397	54,36
(072,010)	Vila Cosmos	São Cristóvão	81	75,00
(120,010)	Freguesia (Jacarepaguá)	São Cristóvão	970	48,23
(144,010)	Campo Grande	São Cristóvão	262	95,90
(101,010)	Tauá	São Cristóvão	759	40,00
(103,010)	Portuguesa	São Cristóvão	159	80,00
(104,010)	Galeão	São Cristóvão	104	105,00
(107,010)	Anchieta	São Cristóvão	569	68,83
(108,010)	Parque Anchieta	São Cristóvão	152	90,00
(014,010)	Santa Teresa	São Cristóvão	275	47,77
(128,010)	Barra da Tijuca	São Cristóvão	716	66,95
(132,010)	Recreio dos Bandeirantes	São Cristóvão	322	84,59
(110,010)	Coelho Neto	São Cristóvão	85	80,00

(112,010)	Barros Filho	São Cristóvão	95	106,08
(113,010)	Costa Barros	São Cristóvão	351	90,00
(114,010)	Pavuna	São Cristóvão	179	85,86
(052,010)	Maria da Graça	São Cristóvão	44	40,00
(053,010)	Del Castilho	São Cristóvão	85	36,97
(055,010)	Engenho da Rainha	São Cristóvão	499	60,91
(156,010)	Complexo do Alemão	São Cristóvão	333	48,23
(157,010)	Maré	São Cristóvão	481	43,38
(002,011)	Gamboa	Mangueira	59	60,00
(021,011)	Humaitá	Mangueira	467	75,00
(151,011)	Guaratiba	Mangueira	168	135,00
(052,011)	Maria da Graça	Mangueira	99	40,00
(004,012)	Cajú	Benfica	13	60,00
(010,012)	São Cristóvão	Benfica	109	30,39
(039,012)	Manguinhos	Benfica	25	30,00
(040,012)	Bonsucesso	Benfica	26	50,00
(099,012)	Jardim Guanabara	Benfica	683	40,00
(155,012)	Jacarezinho	Benfica	46	33,00
(027,032)	Lagoa	Praça da Bandeira	85	20,00
(010,032)	São Cristóvão	Praça da Bandeira	23	80,00
(033,032)	Tijuca	Praça da Bandeira	286	38,04
(035,032)	Maracanã	Praça da Bandeira	142	30,00
(036,032)	Vila Isabel	Praça da Bandeira	80	25,00
(038,032)	Grajáú	Praça da Bandeira	932	51,16
(040,032)	Bonsucesso	Praça da Bandeira	62	60,00
(134,032)	Deodoro	Praça da Bandeira	9	60,00
(144,032)	Campo Grande	Praça da Bandeira	272	90,00
(014,032)	Santa Teresa	Praça da Bandeira	83	30,00
(110,032)	Coelho Neto	Praça da Bandeira	109	60,00
(114,032)	Pavuna	Praça da Bandeira	77	75,00
(151,032)	Guaratiba	Praça da Bandeira	4	120,00
(055,032)	Engenho da Rainha	Praça da Bandeira	91	90,00
(156,032)	Complexo do Alemão	Praça da Bandeira	315	70,00
(005,033)	Centro	Tijuca	263	33,95
(003,033)	Santo Cristo	Tijuca	89	34,21

(004,033)	Cajú	Tijuca	149	82,25
(007,033)	Rio Comprido	Tijuca	66	30,00
(008,033)	Cidade Nova	Tijuca	22	50,00
(009,033)	Estácio	Tijuca	70	60,00
(015,033)	Flamengo	Tijuca	267	31,17
(016,033)	Glória	Tijuca	270	40,00
(017,033)	Laranjeiras	Tijuca	434	46,51
(018,033)	Catete	Tijuca	1412	35,93
(020,033)	Botafogo	Tijuca	442	60,00
(022,033)	Urca	Tijuca	19	48,48
(024,033)	Copacabana	Tijuca	1002	20,00
(025,033)	Ipanema	Tijuca	555	30,00
(027,033)	Lagoa	Tijuca	181	48,42
(030,033)	Vidigal	Tijuca	328	25,00
(031,033)	São Conrado	Tijuca	62	47,72
(010,033)	São Cristóvão	Tijuca	138	38,40
(033,033)	Tijuca	Tijuca	1671	45,31
(034,033)	Alto da Boa Vista	Tijuca	160	38,55
(035,033)	Maracanã	Tijuca	1467	29,06
(036,033)	Vila Isabel	Tijuca	1883	38,23
(038,033)	Grajaú	Tijuca	753	30,00
(039,033)	Manguinhos	Tijuca	63	40,59
(040,033)	Bonsucesso	Tijuca	47	60,00
(041,033)	Ramos	Tijuca	216	60,00
(043,033)	Penha	Tijuca	259	83,04
(044,033)	Penha Circular	Tijuca	339	120,49
(045,033)	Brás de Pina	Tijuca	82	90,00
(134,033)	Deodoro	Tijuca	5	90,00
(148,033)	Paciência	Tijuca	244	130,00
(149,033)	Santa Cruz	Tijuca	531	120,00
(096,033)	Cocotá	Tijuca	568	85,94
(099,033)	Jardim Guanabara	Tijuca	131	60,00
(101,033)	Tauá	Tijuca	66	60,00
(103,033)	Portuguesa	Tijuca	115	30,00
(104,033)	Galeão	Tijuca	94	54,30

(106,033)	Guadalupe	Tijuca	158	80,00
(107,033)	Anchieta	Tijuca	195	140,00
(108,033)	Parque Anchieta	Tijuca	274	65,97
(014,033)	Santa Teresa	Tijuca	905	46,40
(127,033)	Itanhangá	Tijuca	15	30,00
(128,033)	Barra da Tijuca	Tijuca	116	80,98
(132,033)	Recreio dos Bandeirantes	Tijuca	458	44,96
(110,033)	Coelho Neto	Tijuca	540	30,00
(114,033)	Pavuna	Tijuca	135	86,18
(053,033)	Del Castilho	Tijuca	24	50,00
(055,033)	Engenho da Rainha	Tijuca	85	46,35
(155,033)	Jacarezinho	Tijuca	25	38,00
(157,033)	Maré	Tijuca	299	65,00
(005,034)	Centro	Alto da Boa Vista	62	60,00
(004,034)	Cajú	Alto da Boa Vista	8	70,00
(007,034)	Rio Comprido	Alto da Boa Vista	37	30,00
(020,034)	Botafogo	Alto da Boa Vista	127	36,05
(022,034)	Urca	Alto da Boa Vista	12	39,29
(024,034)	Copacabana	Alto da Boa Vista	211	75,00
(026,034)	Leblon	Alto da Boa Vista	91	50,00
(031,034)	São Conrado	Alto da Boa Vista	73	35,60
(010,034)	São Cristóvão	Alto da Boa Vista	131	58,63
(034,034)	Alto da Boa Vista	Alto da Boa Vista	335	20,05
(072,034)	Vila Cosmos	Alto da Boa Vista	48	65,00
(134,034)	Deodoro	Alto da Boa Vista	5	120,00
(108,034)	Parque Anchieta	Alto da Boa Vista	75	125,00
(109,034)	Ricardo de Albuquerque	Alto da Boa Vista	396	90,00
(127,034)	Itanhangá	Alto da Boa Vista	145	45,00
(128,034)	Barra da Tijuca	Alto da Boa Vista	508	57,76
(114,034)	Pavuna	Alto da Boa Vista	47	130,00
(005,035)	Centro	Maracanã	315	39,60
(002,035)	Gamboa	Maracanã	16	50,00
(003,035)	Santo Cristo	Maracanã	11	30,00
(004,035)	Cajú	Maracanã	179	61,33

(007,035)	Rio Comprido	Maracanã	256	37,62
(009,035)	Estácio	Maracanã	90	50,00
(015,035)	Flamengo	Maracanã	102	40,00
(016,035)	Glória	Maracanã	580	30,00
(017,035)	Laranjeiras	Maracanã	446	24,94
(020,035)	Botafogo	Maracanã	691	77,42
(022,035)	Urca	Maracanã	45	31,36
(021,035)	Humaitá	Maracanã	578	50,00
(024,035)	Copacabana	Maracanã	2286	42,33
(025,035)	Ipanema	Maracanã	677	57,26
(026,035)	Leblon	Maracanã	140	58,68
(029,035)	Gávea	Maracanã	37	70,00
(031,035)	São Conrado	Maracanã	308	80,11
(010,035)	São Cristóvão	Maracanã	216	35,62
(011,035)	Mangueira	Maracanã	49	60,00
(033,035)	Tijuca	Maracanã	886	27,90
(034,035)	Alto da Boa Vista	Maracanã	287	41,38
(035,035)	Maracanã	Maracanã	340	25,55
(036,035)	Vila Isabel	Maracanã	1038	46,31
(037,035)	Andaraí	Maracanã	328	40,00
(038,035)	Grajaú	Maracanã	395	33,10
(039,035)	Manguinhos	Maracanã	28	57,11
(041,035)	Ramos	Maracanã	131	35,00
(042,035)	Olaria	Maracanã	296	30,00
(043,035)	Penha	Maracanã	476	77,04
(044,035)	Penha Circular	Maracanã	183	90,00
(046,035)	Cordovil	Maracanã	450	108,49
(134,035)	Deodoro	Maracanã	17	98,69
(143,035)	Santíssimo	Maracanã	168	100,00
(148,035)	Paciência	Maracanã	195	30,00
(096,035)	Cocotá	Maracanã	210	75,00
(101,035)	Tauá	Maracanã	276	90,00
(104,035)	Galeão	Maracanã	197	90,43
(106,035)	Guadalupe	Maracanã	151	90,00
(107,035)	Anchieta	Maracanã	86	70,00

(108,035)	Parque Anchieta	Maracanã	94	120,00
(109,035)	Ricardo de Albuquerque	Maracanã	71	70,00
(014,035)	Santa Teresa	Maracanã	525	40,95
(127,035)	Itanhangá	Maracanã	98	75,00
(128,035)	Barra da Tijuca	Maracanã	686	58,20
(130,035)	Vargem Pequena	Maracanã	412	50,00
(131,035)	Vargem Grande	Maracanã	20	120,00
(132,035)	Recreio dos Bandeirantes	Maracanã	162	98,28
(114,035)	Pavuna	Maracanã	928	85,05
(052,035)	Maria da Graça	Maracanã	125	60,00
(053,035)	Del Castilho	Maracanã	149	55,34
(055,035)	Engenho da Rainha	Maracanã	249	59,69
(001,035)	Saúde	Maracanã	13	45,00
(013,035)	Paqueta	Maracanã	3	130,00
(155,035)	Jacarezinho	Maracanã	156	44,00
(156,035)	Complexo do Alemão	Maracanã	410	54,75
(157,035)	Maré	Maracanã	2052	74,00
(005,036)	Centro	Vila Isabel	159	30,00
(002,036)	Gamboa	Vila Isabel	11	50,00
(009,036)	Estácio	Vila Isabel	74	30,00
(022,036)	Urca	Vila Isabel	9	40,00
(025,036)	Ipanema	Vila Isabel	84	35,00
(026,036)	Leblon	Vila Isabel	77	40,00
(027,036)	Lagoa	Vila Isabel	58	30,00
(028,036)	Jardim Botânico	Vila Isabel	50	60,00
(010,036)	São Cristóvão	Vila Isabel	149	46,13
(011,036)	Mangureira	Vila Isabel	49	25,00
(032,036)	Praça da Bandeira	Vila Isabel	464	56,38
(034,036)	Alto da Boa Vista	Vila Isabel	21	26,92
(036,036)	Vila Isabel	Vila Isabel	808	33,82
(038,036)	Grajaú	Vila Isabel	153	15,00
(039,036)	Manguinhos	Vila Isabel	291	60,00
(041,036)	Ramos	Vila Isabel	150	30,00
(043,036)	Penha	Vila Isabel	20	60,00



(044,036)	Penha Circular	Vila Isabel	185	90,00
(072,036)	Vila Cosmos	Vila Isabel	140	50,00
(134,036)	Deodoro	Vila Isabel	6	50,00
(104,036)	Galeão	Vila Isabel	86	99,90
(014,036)	Santa Teresa	Vila Isabel	331	42,57
(128,036)	Barra da Tijuca	Vila Isabel	269	78,89
(132,036)	Recreio dos Bandeirantes	Vila Isabel	23	73,00
(052,036)	Maria da Graça	Vila Isabel	259	52,50
(053,036)	Del Castilho	Vila Isabel	68	30,00
(155,036)	Jacarezinho	Vila Isabel	282	55,42
(156,036)	Complexo do Alemão	Vila Isabel	254	60,00
(157,036)	Maré	Vila Isabel	190	80,00
(005,037)	Centro	Andaraí	34	40,00
(002,037)	Gamboa	Andaraí	10	48,00
(008,037)	Cidade Nova	Andaraí	50	50,00
(009,037)	Estácio	Andaraí	84	40,00
(027,037)	Lagoa	Andaraí	42	40,00
(010,037)	São Cristóvão	Andaraí	66	60,00
(033,037)	Tijuca	Andaraí	504	30,00
(034,037)	Alto da Boa Vista	Andaraí	9	25,00
(036,037)	Vila Isabel	Andaraí	1479	29,32
(044,037)	Penha Circular	Andaraí	141	60,00
(135,037)	Vila Militar	Andaraí	13	70,00
(101,037)	Tauá	Andaraí	94	90,00
(132,037)	Recreio dos Bandeirantes	Andaraí	421	40,00
(156,037)	Complexo do Alemão	Andaraí	96	60,00
(004,038)	Cajú	Grajaú	86	84,77
(024,038)	Copacabana	Grajaú	110	60,00
(010,038)	São Cristóvão	Grajaú	145	70,19
(011,038)	Mangueira	Grajaú	88	105,00
(033,038)	Tijuca	Grajaú	312	25,00
(034,038)	Alto da Boa Vista	Grajaú	10	60,00
(036,038)	Vila Isabel	Grajaú	451	35,76
(037,038)	Andaraí	Grajaú	281	20,00

(038,038)	Grajaú	Grajaú	184	20,00
(039,038)	Manguinhos	Grajaú	17	75,00
(044,038)	Penha Circular	Grajaú	156	140,00
(134,038)	Deodoro	Grajaú	11	90,00
(128,038)	Barra da Tijuca	Grajaú	278	50,00
(055,038)	Engenho da Rainha	Grajaú	189	56,23
(157,038)	Maré	Grajaú	304	98,00
(004,039)	Cajú	Manguinhos	181	10,51
(017,039)	Laranjeiras	Manguinhos	114	40,00
(018,039)	Catete	Manguinhos	170	60,00
(022,039)	Urca	Manguinhos	72	68,49
(010,039)	São Cristóvão	Manguinhos	323	7,03
(034,039)	Alto da Boa Vista	Manguinhos	7	40,00
(035,039)	Maracanã	Manguinhos	62	55,00
(038,039)	Grajaú	Manguinhos	123	30,00
(039,039)	Manguinhos	Manguinhos	425	37,95
(040,039)	Bonsucesso	Manguinhos	136	18,14
(041,039)	Ramos	Manguinhos	131	35,00
(043,039)	Penha	Manguinhos	293	60,00
(044,039)	Penha Circular	Manguinhos	240	30,00
(134,039)	Deodoro	Manguinhos	52	48,57
(107,039)	Anchieta	Manguinhos	284	60,00
(014,039)	Santa Teresa	Manguinhos	249	60,00
(128,039)	Barra da Tijuca	Manguinhos	74	61,11
(055,039)	Engenho da Rainha	Manguinhos	127	40,00
(157,039)	Maré	Manguinhos	491	44,08
(004,040)	Cajú	Bonsucesso	69	45,00
(027,040)	Lagoa	Bonsucesso	476	40,00
(029,040)	Gávea	Bonsucesso	167	20,00
(010,040)	São Cristóvão	Bonsucesso	24	60,00
(035,040)	Maracanã	Bonsucesso	133	90,00
(036,040)	Vila Isabel	Bonsucesso	185	120,00
(039,040)	Manguinhos	Bonsucesso	327	29,85
(040,040)	Bonsucesso	Bonsucesso	338	21,99
(041,040)	Ramos	Bonsucesso	274	30,00

(043,040)	Penha	Bonsucesso	343	40,00
(044,040)	Penha Circular	Bonsucesso	484	22,26
(072,040)	Vila Cosmos	Bonsucesso	241	74,45
(134,040)	Deodoro	Bonsucesso	13	71,85
(106,040)	Guadalupe	Bonsucesso	669	30,00
(108,040)	Parque Anchieta	Bonsucesso	102	90,00
(014,040)	Santa Teresa	Bonsucesso	90	40,00
(053,040)	Del Castilho	Bonsucesso	90	21,91
(055,040)	Engenho da Rainha	Bonsucesso	277	10,00
(155,040)	Jacarezinho	Bonsucesso	222	30,00
(156,040)	Complexo do Alemão	Bonsucesso	251	20,00
(005,041)	Centro	Ramos	7	60,00
(004,041)	Cajú	Ramos	59	46,77
(010,041)	São Cristóvão	Ramos	49	50,00
(033,041)	Tijuca	Ramos	1292	45,04
(039,041)	Manguinhos	Ramos	15	70,00
(040,041)	Bonsucesso	Ramos	59	30,00
(041,041)	Ramos	Ramos	82	30,00
(043,041)	Penha	Ramos	342	37,74
(044,041)	Penha Circular	Ramos	906	46,36
(045,041)	Brás de Pina	Ramos	281	40,00
(046,041)	Cordovil	Ramos	412	57,07
(134,041)	Deodoro	Ramos	5	65,00
(144,041)	Campo Grande	Ramos	113	130,00
(147,041)	Cosmos	Ramos	278	85,00
(101,041)	Tauá	Ramos	223	70,00
(103,041)	Portuguesa	Ramos	688	30,00
(104,041)	Galeão	Ramos	27	20,00
(106,041)	Guadalupe	Ramos	60	40,00
(128,041)	Barra da Tijuca	Ramos	374	61,64
(113,041)	Costa Barros	Ramos	98	90,00
(052,041)	Maria da Graça	Ramos	138	20,00
(053,041)	Del Castilho	Ramos	59	35,00
(055,041)	Engenho da Rainha	Ramos	180	30,00
(155,041)	Jacarezinho	Ramos	72	50,00

(156,041)	Complexo do Alemão	Ramos	527	32,26
(157,041)	Maré	Ramos	204	5,00
(005,042)	Centro	Olaria	43	45,00
(022,042)	Urca	Olaria	15	70,00
(010,042)	São Cristóvão	Olaria	27	60,00
(011,042)	Mangueira	Olaria	39	70,00
(033,042)	Tijuca	Olaria	432	45,00
(036,042)	Vila Isabel	Olaria	279	30,00
(038,042)	Grajaú	Olaria	189	70,00
(040,042)	Bonsucesso	Olaria	77	46,00
(043,042)	Penha	Olaria	141	15,00
(044,042)	Penha Circular	Olaria	242	20,00
(047,042)	Parada de Lucas	Olaria	39	40,00
(104,042)	Galeão	Olaria	17	60,00
(128,042)	Barra da Tijuca	Olaria	128	91,15
(156,042)	Complexo do Alemão	Olaria	382	30,00
(157,042)	Maré	Olaria	402	45,00
(005,043)	Centro	Penha	241	68,76
(008,043)	Cidade Nova	Penha	67	50,00
(017,043)	Laranjeiras	Penha	114	90,00
(022,043)	Urca	Penha	8	60,00
(010,043)	São Cristóvão	Penha	41	75,00
(040,043)	Bonsucesso	Penha	66	45,00
(041,043)	Ramos	Penha	131	55,00
(042,043)	Olaria	Penha	238	30,00
(043,043)	Penha	Penha	24	11,61
(044,043)	Penha Circular	Penha	527	30,00
(045,043)	Brás de Pina	Penha	432	36,41
(046,043)	Cordovil	Penha	585	26,14
(047,043)	Parada de Lucas	Penha	54	60,00
(101,043)	Tauá	Penha	218	30,00
(103,043)	Portuguesa	Penha	1679	30,00
(104,043)	Galeão	Penha	54	70,00
(106,043)	Guadalupe	Penha	74	90,00
(107,043)	Anchieta	Penha	104	50,00

(108,043)	Parque Anchieta	Penha	338	40,00
(014,043)	Santa Teresa	Penha	64	55,00
(127,043)	Itanhangá	Penha	63	50,00
(128,043)	Barra da Tijuca	Penha	253	40,00
(114,043)	Pavuna	Penha	74	50,00
(156,043)	Complexo do Alemão	Penha	1003	25,50
(157,043)	Maré	Penha	198	60,00
(004,044)	Cajú	Penha Circular	20	45,00
(008,044)	Cidade Nova	Penha Circular	48	70,00
(031,044)	São Conrado	Penha Circular	13	60,00
(039,044)	Manguinhos	Penha Circular	20	90,00
(040,044)	Bonsucesso	Penha Circular	176	50,05
(042,044)	Olaria	Penha Circular	278	40,00
(043,044)	Penha	Penha Circular	703	28,50
(044,044)	Penha Circular	Penha Circular	1830	38,88
(045,044)	Brás de Pina	Penha Circular	310	30,00
(046,044)	Cordovil	Penha Circular	168	27,50
(072,044)	Vila Cosmos	Penha Circular	113	40,00
(134,044)	Deodoro	Penha Circular	10	60,00
(149,044)	Santa Cruz	Penha Circular	205	120,00
(108,044)	Parque Anchieta	Penha Circular	92	65,00
(128,044)	Barra da Tijuca	Penha Circular	348	50,31
(110,044)	Coelho Neto	Penha Circular	401	53,55
(112,044)	Barros Filho	Penha Circular	39	30,00
(113,044)	Costa Barros	Penha Circular	94	90,00
(114,044)	Pavuna	Penha Circular	932	37,25
(053,044)	Del Castilho	Penha Circular	189	39,38
(157,044)	Maré	Penha Circular	195	25,00
(027,045)	Lagoa	Brás de Pina	173	30,00
(044,045)	Penha Circular	Brás de Pina	217	33,61
(046,045)	Cordovil	Brás de Pina	68	25,00
(107,045)	Anchieta	Brás de Pina	80	45,00
(113,045)	Costa Barros	Brás de Pina	147	70,00
(021,046)	Humaitá	Cordovil	91	45,00
(011,046)	Mangueira	Cordovil	27	40,00

(044,046)	Penha Circular	Cordovil	216	15,00
(046,046)	Cordovil	Cordovil	121	5,19
(134,046)	Deodoro	Cordovil	78	64,72
(005,047)	Centro	Parada de Lucas	137	60,00
(003,047)	Santo Cristo	Parada de Lucas	138	55,59
(101,047)	Tauá	Parada de Lucas	680	50,00
(104,047)	Galeão	Parada de Lucas	68	73,00
(110,047)	Coelho Neto	Parada de Lucas	168	15,00
(004,048)	Cajú	Vigário Geral	127	53,59
(010,048)	São Cristóvão	Vigário Geral	12	25,00
(046,048)	Cordovil	Vigário Geral	278	45,00
(128,048)	Barra da Tijuca	Vigário Geral	78	63,59
(114,048)	Pavuna	Vigário Geral	142	60,00
(005,049)	Centro	Jardim América	46	30,00
(016,049)	Glória	Jardim América	399	60,00
(046,049)	Cordovil	Jardim América	130	30,00
(128,049)	Barra da Tijuca	Jardim América	27	60,00
(114,049)	Pavuna	Jardim América	24	40,00
(052,049)	Maria da Graça	Jardim América	63	30,00
(134,058)	Deodoro	Rocha	7	60,00
(023,059)	Leme	Riachuelo	1207	28,00
(024,059)	Copacabana	Riachuelo	148	30,00
(128,059)	Barra da Tijuca	Riachuelo	279	55,00
(025,060)	Ipanema	Sampaio	985	60,00
(132,060)	Recreio dos Bandeirantes	Sampaio	108	80,00
(004,061)	Cajú	Engenho Novo	72	40,00
(008,061)	Cidade Nova	Engenho Novo	27	40,00
(017,061)	Laranjeiras	Engenho Novo	589	25,03
(011,061)	Mangueira	Engenho Novo	108	24,60
(034,061)	Alto da Boa Vista	Engenho Novo	8	75,00
(036,061)	Vila Isabel	Engenho Novo	802	35,78
(038,061)	Grajaú	Engenho Novo	237	42,48
(108,061)	Parque Anchieta	Engenho Novo	115	50,00
(014,061)	Santa Teresa	Engenho Novo	18	45,00
(157,061)	Maré	Engenho Novo	380	90,00

(005,063)	Centro	Méier	36	55,72
(002,063)	Gamboa	Méier	21	90,00
(004,063)	Cajú	Méier	22	67,66
(008,063)	Cidade Nova	Méier	14	60,00
(017,063)	Laranjeiras	Méier	154	50,44
(011,063)	Mangueira	Méier	49	60,00
(034,063)	Alto da Boa Vista	Méier	9	43,23
(036,063)	Vila Isabel	Méier	844	48,99
(038,063)	Grajaú	Méier	341	32,47
(039,063)	Manguinhos	Méier	10	60,00
(040,063)	Bonsucesso	Méier	104	35,31
(041,063)	Ramos	Méier	266	34,89
(044,063)	Penha Circular	Méier	470	68,42
(072,063)	Vila Cosmos	Méier	94	30,00
(147,063)	Cosmos	Méier	785	150,00
(107,063)	Anchieta	Méier	146	60,00
(108,063)	Parque Anchieta	Méier	111	80,00
(014,063)	Santa Teresa	Méier	27	35,00
(128,063)	Barra da Tijuca	Méier	431	48,28
(132,063)	Recreio dos Bandeirantes	Méier	221	55,11
(114,063)	Pavuna	Méier	110	90,00
(151,063)	Guaratiba	Méier	96	90,00
(053,063)	Del Castilho	Méier	96	59,04
(055,063)	Engenho da Rainha	Méier	174	50,99
(155,063)	Jacarezinho	Méier	172	29,23
(157,063)	Maré	Méier	269	65,00
(009,064)	Estácio	Todos os Santos	59	50,00
(020,064)	Botafogo	Todos os Santos	125	100,00
(025,064)	Ipanema	Todos os Santos	89	60,00
(026,064)	Leblon	Todos os Santos	84	60,00
(034,064)	Alto da Boa Vista	Todos os Santos	13	50,00
(036,064)	Vila Isabel	Todos os Santos	248	30,00
(038,064)	Grajaú	Todos os Santos	111	40,00
(043,064)	Penha	Todos os Santos	312	70,00
(144,064)	Campo Grande	Todos os Santos	181	120,00

(106,064)	Guadalupe	Todos os Santos	70	60,00
(113,064)	Costa Barros	Todos os Santos	191	80,00
(114,064)	Pavuna	Todos os Santos	117	80,00
(052,064)	Maria da Graça	Todos os Santos	199	27,47
(053,064)	Del Castilho	Todos os Santos	168	30,14
(055,064)	Engenho da Rainha	Todos os Santos	373	35,13
(155,064)	Jacarezinho	Todos os Santos	95	26,52
(157,064)	Maré	Todos os Santos	163	30,00
(036,065)	Vila Isabel	Cachambi	54	40,00
(044,065)	Penha Circular	Cachambi	150	80,00
(072,065)	Vila Cosmos	Cachambi	140	15,00
(108,065)	Parque Anchieta	Cachambi	135	45,00
(053,065)	Del Castilho	Cachambi	64	20,00
(005,066)	Centro	Engenho de Dentro	91	63,38
(004,066)	Cajú	Engenho de Dentro	17	45,00
(036,066)	Vila Isabel	Engenho de Dentro	283	48,30
(041,066)	Ramos	Engenho de Dentro	308	30,00
(134,066)	Deodoro	Engenho de Dentro	14	60,00
(128,066)	Barra da Tijuca	Engenho de Dentro	271	45,11
(114,066)	Pavuna	Engenho de Dentro	277	80,00
(155,066)	Jacarezinho	Engenho de Dentro	58	53,00
(004,069)	Cajú	Piedade	37	15,00
(008,069)	Cidade Nova	Piedade	29	50,00
(024,069)	Copacabana	Piedade	146	60,00
(033,069)	Tijuca	Piedade	264	60,00
(034,069)	Alto da Boa Vista	Piedade	2	60,00
(036,069)	Vila Isabel	Piedade	107	60,00
(037,069)	Andaraí	Piedade	130	35,00
(039,069)	Manguinhos	Piedade	8	40,00
(128,069)	Barra da Tijuca	Piedade	86	40,00
(002,070)	Gamboa	Abolição	27	60,00
(039,070)	Manguinhos	Abolição	20	40,00
(112,070)	Barros Filho	Abolição	121	90,00
(009,072)	Estácio	Vila Cosmos	80	50,00
(072,072)	Vila Cosmos	Vila Cosmos	88	30,00



(134,072)	Deodoro	Vila Cosmos	9	45,00
(053,072)	Del Castilho	Vila Cosmos	46	40,00
(055,072)	Engenho da Rainha	Vila Cosmos	92	15,00
(072,073)	Vila Cosmos	Vicente de Carvalho	78	40,00
(134,073)	Deodoro	Vicente de Carvalho	8	55,00
(002,076)	Gamboá	Irajá	18	60,00
(004,076)	Cajú	Irajá	89	63,06
(024,076)	Copacabana	Irajá	174	69,83
(010,076)	São Cristóvão	Irajá	156	35,00
(035,076)	Maracanã	Irajá	72	40,00
(036,076)	Vila Isabel	Irajá	364	35,00
(044,076)	Penha Circular	Irajá	728	53,35
(045,076)	Brás de Pina	Irajá	1634	30,00
(046,076)	Cordovil	Irajá	312	32,34
(072,076)	Vila Cosmos	Irajá	386	24,63
(134,076)	Deodoro	Irajá	72	36,07
(143,076)	Santíssimo	Irajá	136	60,00
(144,076)	Campo Grande	Irajá	497	110,43
(146,076)	Inhoaíba	Irajá	222	90,00
(148,076)	Paciência	Irajá	549	130,31
(149,076)	Santa Cruz	Irajá	386	133,25
(104,076)	Galeão	Irajá	22	40,00
(106,076)	Guadalupe	Irajá	465	63,94
(014,076)	Santa Teresa	Irajá	214	55,00
(132,076)	Recreio dos Bandeirantes	Irajá	44	80,00
(110,076)	Coelho Neto	Irajá	537	32,52
(112,076)	Barros Filho	Irajá	166	60,00
(113,076)	Costa Barros	Irajá	231	60,00
(114,076)	Pavuna	Irajá	1218	38,91
(052,076)	Maria da Graça	Irajá	142	50,00
(053,076)	Del Castilho	Irajá	47	35,00
(054,076)	Inhaúma	Irajá	111	10,00
(055,076)	Engenho da Rainha	Irajá	1821	26,06
(155,076)	Jacarezinho	Irajá	196	110,00
(044,077)	Penha Circular	Colégio	242	30,00

(114,077)	Pavuna	Colégio	63	40,00
(004,078)	Cajú	Campinho	12	45,00
(020,078)	Botafogo	Campinho	329	40,00
(134,078)	Deodoro	Campinho	11	120,00
(155,078)	Jacarezinho	Campinho	24	45,00
(017,079)	Laranjeiras	Quintino Bocaiuva	258	40,00
(035,079)	Maracanã	Quintino Bocaiuva	36	115,00
(044,079)	Penha Circular	Quintino Bocaiuva	64	60,00
(134,079)	Deodoro	Quintino Bocaiuva	26	66,86
(053,079)	Del Castilho	Quintino Bocaiuva	64	30,00
(054,079)	Inhaúma	Quintino Bocaiuva	93	20,00
(157,079)	Maré	Quintino Bocaiuva	196	40,00
(004,082)	Cajú	Cascadura	74	80,00
(011,082)	Mangueira	Cascadura	49	50,00
(044,082)	Penha Circular	Cascadura	162	40,00
(134,082)	Deodoro	Cascadura	5	40,00
(104,082)	Galeão	Cascadura	26	105,00
(106,082)	Guadalupe	Cascadura	151	50,00
(109,082)	Ricardo de Albuquerque	Cascadura	109	60,00
(128,082)	Barra da Tijuca	Cascadura	80	120,00
(002,083)	Gamboa	Madureira	138	70,00
(004,083)	Cajú	Madureira	393	31,26
(011,083)	Mangueira	Madureira	36	80,00
(034,083)	Alto da Boa Vista	Madureira	5	50,00
(036,083)	Vila Isabel	Madureira	236	63,97
(037,083)	Andaraí	Madureira	137	40,00
(039,083)	Manguinhos	Madureira	15	60,00
(040,083)	Bonsucesso	Madureira	182	32,44
(042,083)	Olaria	Madureira	176	80,00
(044,083)	Penha Circular	Madureira	502	80,02
(046,083)	Cordovil	Madureira	91	60,00
(072,083)	Vila Cosmos	Madureira	361	43,21
(089,083)	Bento Ribeiro	Madureira	296	40,00
(134,083)	Deodoro	Madureira	224	47,85
(103,083)	Portuguesa	Madureira	134	80,00

(106,083)	Guadalupe	Madureira	114	60,00
(107,083)	Anchieta	Madureira	91	35,00
(108,083)	Parque Anchieta	Madureira	300	76,96
(014,083)	Santa Teresa	Madureira	52	45,00
(128,083)	Barra da Tijuca	Madureira	75	26,34
(129,083)	Camorim	Madureira	12	74,34
(130,083)	Vargem Pequena	Madureira	50	120,00
(132,083)	Recreio dos Bandeirantes	Madureira	147	40,07
(110,083)	Coelho Neto	Madureira	158	30,00
(112,083)	Barros Filho	Madureira	99	44,06
(114,083)	Pavuna	Madureira	490	44,01
(052,083)	Maria da Graça	Madureira	516	38,29
(053,083)	Del Castilho	Madureira	49	40,00
(157,083)	Maré	Madureira	188	115,00
(040,085)	Bonsucesso	Turiaçu	146	35,00
(134,086)	Deodoro	Rocha Miranda	8	60,00
(144,086)	Campo Grande	Rocha Miranda	135	75,00
(112,086)	Barros Filho	Rocha Miranda	93	60,00
(114,086)	Pavuna	Rocha Miranda	164	30,00
(107,087)	Anchieta	Honório Gurgel	146	30,00
(036,088)	Vila Isabel	Oswaldo Cruz	67	75,00
(039,088)	Manguinhos	Oswaldo Cruz	21	40,00
(044,088)	Penha Circular	Oswaldo Cruz	179	35,00
(046,088)	Cordovil	Oswaldo Cruz	95	75,00
(072,088)	Vila Cosmos	Oswaldo Cruz	135	45,00
(134,088)	Deodoro	Oswaldo Cruz	6	60,00
(108,088)	Parque Anchieta	Oswaldo Cruz	129	90,00
(114,088)	Pavuna	Oswaldo Cruz	115	30,00
(055,088)	Engenho da Rainha	Oswaldo Cruz	68	60,00
(046,089)	Cordovil	Bento Ribeiro	588	60,00
(134,089)	Deodoro	Bento Ribeiro	26	27,88
(038,090)	Grajaú	Marechal Hermes	159	70,00
(134,090)	Deodoro	Marechal Hermes	59	35,32
(135,090)	Vila Militar	Marechal Hermes	34	30,00
(143,090)	Santíssimo	Marechal Hermes	187	25,00

(150,090)	Sepetiba	Marechal Hermes	106	50,00
(106,090)	Guadalupe	Marechal Hermes	550	44,70
(108,090)	Parque Anchieta	Marechal Hermes	132	40,00
(128,090)	Barra da Tijuca	Marechal Hermes	323	45,00
(132,090)	Recreio dos Bandeirantes	Marechal Hermes	240	60,00
(112,090)	Barros Filho	Marechal Hermes	269	75,00
(055,090)	Engenho da Rainha	Marechal Hermes	81	45,00
(022,115)	Urca	Jacarepaguá	11	60,00
(024,115)	Copacabana	Jacarepaguá	1233	46,77
(025,115)	Ipanema	Jacarepaguá	104	120,00
(026,115)	Leblon	Jacarepaguá	100	40,00
(029,115)	Gávea	Jacarepaguá	266	30,00
(031,115)	São Conrado	Jacarepaguá	19	45,00
(034,115)	Alto da Boa Vista	Jacarepaguá	3	50,00
(035,115)	Maracanã	Jacarepaguá	805	50,38
(134,115)	Deodoro	Jacarepaguá	12	100,00
(144,115)	Campo Grande	Jacarepaguá	172	85,00
(103,115)	Portuguesa	Jacarepaguá	70	90,00
(109,115)	Ricardo de Albuquerque	Jacarepaguá	71	125,00
(127,115)	Itanhangá	Jacarepaguá	565	49,15
(128,115)	Barra da Tijuca	Jacarepaguá	941	35,40
(129,115)	Camorim	Jacarepaguá	39	46,26
(130,115)	Vargem Pequena	Jacarepaguá	375	40,92
(131,115)	Vargem Grande	Jacarepaguá	77	50,00
(132,115)	Recreio dos Bandeirantes	Jacarepaguá	63	40,00
(112,115)	Barros Filho	Jacarepaguá	31	110,00
(151,115)	Guaratiba	Jacarepaguá	232	84,81
(053,115)	Del Castilho	Jacarepaguá	193	57,17
(054,115)	Inhaúma	Jacarepaguá	132	30,00
(008,116)	Cidade Nova	Anil	147	60,00
(034,116)	Alto da Boa Vista	Anil	14	80,00
(128,116)	Barra da Tijuca	Anil	215	25,00
(128,118)	Barra da Tijuca	Cidade de Deus	244	20,00
(004,119)	Cajú	Curicica	151	45,00

(022,119)	Urca	Curicica	6	75,00
(026,119)	Leblon	Curicica	214	60,00
(028,119)	Jardim Botânico	Curicica	280	60,00
(031,119)	São Conrado	Curicica	18	30,00
(034,119)	Alto da Boa Vista	Curicica	152	60,00
(043,119)	Penha	Curicica	93	90,00
(134,119)	Deodoro	Curicica	10	90,00
(128,119)	Barra da Tijuca	Curicica	362	60,00
(129,119)	Camorim	Curicica	14	40,00
(131,119)	Vargem Grande	Curicica	275	27,45
(005,120)	Centro	Freguesia (Jacarepaguá)	5	120,00
(025,120)	Ipanema	Freguesia (Jacarepaguá)	336	30,00
(026,120)	Leblon	Freguesia (Jacarepaguá)	195	40,00
(029,120)	Gávea	Freguesia (Jacarepaguá)	141	62,00
(034,120)	Alto da Boa Vista	Freguesia (Jacarepaguá)	24	78,67
(039,120)	Manguinhos	Freguesia (Jacarepaguá)	8	85,00
(082,120)	Cascadura	Freguesia (Jacarepaguá)	62	55,00
(134,120)	Deodoro	Freguesia (Jacarepaguá)	15	73,05
(144,120)	Campo Grande	Freguesia (Jacarepaguá)	140	60,00
(096,120)	Cocotá	Freguesia (Jacarepaguá)	382	15,00
(099,120)	Jardim Guanabara	Freguesia (Jacarepaguá)	415	10,00
(101,120)	Tauá	Freguesia (Jacarepaguá)	277	10,00
(103,120)	Portuguesa	Freguesia (Jacarepaguá)	624	25,18
(104,120)	Galeão	Freguesia (Jacarepaguá)	62	36,25
(107,120)	Anchieta	Freguesia (Jacarepaguá)	77	60,00
(127,120)	Itanhangá	Freguesia (Jacarepaguá)	517	32,18
(128,120)	Barra da Tijuca	Freguesia (Jacarepaguá)	372	31,70
(129,120)	Camorim	Freguesia (Jacarepaguá)	14	30,00
(131,120)	Vargem Grande	Freguesia (Jacarepaguá)	265	49,31
(132,120)	Recreio dos Bandeirantes	Freguesia (Jacarepaguá)	428	88,68
(113,120)	Costa Barros	Freguesia (Jacarepaguá)	133	80,00
(055,120)	Engenho da Rainha	Freguesia (Jacarepaguá)	92	105,82
(039,121)	Manguinhos	Pechincha	6	105,00
(041,121)	Ramos	Pechincha	837	60,00
(127,121)	Itanhangá	Pechincha	95	20,00

(128,121)	Barra da Tijuca	Pechincha	124	30,82
(132,121)	Recreio dos Bandeirantes	Pechincha	210	70,00
(022,122)	Urca	Taquara	22	60,00
(029,122)	Gávea	Taquara	106	60,00
(031,122)	São Conrado	Taquara	20	45,00
(034,122)	Alto da Boa Vista	Taquara	30	85,17
(046,122)	Cordovil	Taquara	56	50,00
(134,122)	Deodoro	Taquara	37	66,11
(127,122)	Itanhangá	Taquara	149	31,97
(128,122)	Barra da Tijuca	Taquara	1197	33,82
(129,122)	Camorim	Taquara	29	30,00
(130,122)	Vargem Pequena	Taquara	142	40,00
(131,122)	Vargem Grande	Taquara	80	60,00
(132,122)	Recreio dos Bandeirantes	Taquara	1092	62,96
(151,122)	Guaratiba	Taquara	60	60,00
(053,122)	Del Castilho	Taquara	27	120,00
(055,122)	Engenho da Rainha	Taquara	31	120,00
(005,123)	Centro	Tanque	7	80,00
(004,123)	Cajú	Tanque	29	77,00
(031,123)	São Conrado	Tanque	31	40,00
(011,123)	Mangueira	Tanque	80	90,00
(034,123)	Alto da Boa Vista	Tanque	5	50,00
(135,123)	Vila Militar	Tanque	11	50,00
(127,123)	Itanhangá	Tanque	59	40,00
(128,123)	Barra da Tijuca	Tanque	234	38,85
(130,123)	Vargem Pequena	Tanque	100	63,00
(114,123)	Pavuna	Tanque	27	105,00
(031,124)	São Conrado	Praça Seca	31	50,00
(036,124)	Vila Isabel	Praça Seca	75	50,00
(150,124)	Sepetiba	Praça Seca	61	120,00
(128,124)	Barra da Tijuca	Praça Seca	104	45,00
(055,124)	Engenho da Rainha	Praça Seca	56	55,00
(035,125)	Maracanã	Vila Valqueire	97	50,00
(134,125)	Deodoro	Vila Valqueire	15	90,00

(135,125)	Vila Militar	Vila Valqueire	50	50,00
(106,125)	Guadalupe	Vila Valqueire	259	40,00
(107,125)	Anchieta	Vila Valqueire	311	40,00
(127,125)	Itanhangá	Vila Valqueire	39	20,00
(114,125)	Pavuna	Vila Valqueire	65	150,00
(033,134)	Tijuca	Deodoro	347	45,00
(134,134)	Deodoro	Deodoro	59	21,64
(147,134)	Cosmos	Deodoro	172	90,00
(106,134)	Guadalupe	Deodoro	144	30,00
(107,134)	Anchieta	Deodoro	192	60,00
(109,134)	Ricardo de Albuquerque	Deodoro	142	30,00
(046,135)	Cordovil	Vila Militar	24	40,00
(135,135)	Vila Militar	Vila Militar	51	40,00
(003,136)	Santo Cristo	Campo dos Afonsos	8	30,00
(135,136)	Vila Militar	Campo dos Afonsos	45	15,00
(143,136)	Santíssimo	Campo dos Afonsos	64	90,00
(104,136)	Galeão	Campo dos Afonsos	4	60,00
(128,136)	Barra da Tijuca	Campo dos Afonsos	270	40,00
(134,138)	Deodoro	Magalhães Bastos	18	10,00
(146,138)	Inhoaíba	Magalhães Bastos	208	90,00
(107,138)	Anchieta	Magalhães Bastos	137	35,00
(114,138)	Pavuna	Magalhães Bastos	101	70,00
(134,139)	Deodoro	Realengo	148	24,72
(135,139)	Vila Militar	Realengo	222	24,64
(106,139)	Guadalupe	Realengo	177	55,00
(109,139)	Ricardo de Albuquerque	Realengo	103	60,00
(110,139)	Coelho Neto	Realengo	214	60,00
(031,141)	São Conrado	Bangu	18	50,00
(033,141)	Tijuca	Bangu	82	40,00
(036,141)	Vila Isabel	Bangu	108	90,00
(039,141)	Manguinhos	Bangu	7	80,00
(044,141)	Penha Circular	Bangu	485	90,00
(134,141)	Deodoro	Bangu	69	45,60
(135,141)	Vila Militar	Bangu	67	38,46

(143,141)	Santíssimo	Bangu	650	37,28
(144,141)	Campo Grande	Bangu	1779	56,78
(147,141)	Cosmos	Bangu	753	99,46
(148,141)	Paciência	Bangu	318	80,36
(149,141)	Santa Cruz	Bangu	576	89,84
(150,141)	Sepetiba	Bangu	188	45,00
(107,141)	Anchieta	Bangu	146	80,00
(109,141)	Ricardo de Albuquerque	Bangu	181	25,00
(127,141)	Itanhangá	Bangu	48	40,00
(128,141)	Barra da Tijuca	Bangu	40	60,00
(131,141)	Vargem Grande	Bangu	104	40,00
(113,141)	Costa Barros	Bangu	184	60,00
(114,141)	Pavuna	Bangu	103	45,00
(151,141)	Guaratiba	Bangu	65	60,00
(144,143)	Campo Grande	Santíssimo	308	30,00
(145,143)	Senador Vasconcelos	Santíssimo	238	60,00
(146,143)	Inhoaíba	Santíssimo	266	60,00
(149,143)	Santa Cruz	Santíssimo	506	35,00
(153,143)	Pedra de Guaratiba	Santíssimo	143	75,00
(018,144)	Catete	Campo Grande	379	50,00
(022,144)	Urca	Campo Grande	10	40,00
(010,144)	São Cristóvão	Campo Grande	60	60,00
(033,144)	Tijuca	Campo Grande	378	120,00
(034,144)	Alto da Boa Vista	Campo Grande	3	30,00
(041,144)	Ramos	Campo Grande	728	73,62
(134,144)	Deodoro	Campo Grande	9	50,00
(135,144)	Vila Militar	Campo Grande	24	60,00
(143,144)	Santíssimo	Campo Grande	142	45,00
(144,144)	Campo Grande	Campo Grande	19086	34,67
(145,144)	Senador Vasconcelos	Campo Grande	705	37,00
(146,144)	Inhoaíba	Campo Grande	460	66,81
(147,144)	Cosmos	Campo Grande	1845	53,83
(148,144)	Paciência	Campo Grande	2679	49,14
(149,144)	Santa Cruz	Campo Grande	2111	62,50
(150,144)	Sepetiba	Campo Grande	743	43,95



(106,144)	Guadalupe	Campo Grande	271	60,00
(128,144)	Barra da Tijuca	Campo Grande	760	88,04
(132,144)	Recreio dos Bandeirantes	Campo Grande	247	60,00
(114,144)	Pavuna	Campo Grande	348	40,00
(151,144)	Guaratiba	Campo Grande	2217	45,00
(153,144)	Pedra de Guaratiba	Campo Grande	396	56,76
(144,145)	Campo Grande	Senador Vasconcelos	347	35,47
(145,145)	Senador Vasconcelos	Senador Vasconcelos	269	30,00
(147,145)	Cosmos	Senador Vasconcelos	205	30,00
(128,145)	Barra da Tijuca	Senador Vasconcelos	169	60,00
(144,146)	Campo Grande	Inhoaíba	226	60,00
(147,146)	Cosmos	Inhoaíba	477	41,97
(148,146)	Paciência	Inhoaíba	208	35,00
(147,147)	Cosmos	Cosmos	383	15,00
(148,147)	Paciência	Cosmos	257	30,00
(024,148)	Copacabana	Paciência	213	98,00
(143,148)	Santíssimo	Paciência	111	80,00
(144,148)	Campo Grande	Paciência	1026	95,21
(147,148)	Cosmos	Paciência	575	42,63
(148,148)	Paciência	Paciência	266	35,53
(149,148)	Santa Cruz	Paciência	1522	53,94
(150,148)	Sepetiba	Paciência	142	50,00
(039,149)	Manguinhos	Santa Cruz	41	61,91
(040,149)	Bonsucesso	Santa Cruz	29	30,00
(044,149)	Penha Circular	Santa Cruz	247	90,00
(134,149)	Deodoro	Santa Cruz	23	35,00
(143,149)	Santíssimo	Santa Cruz	126	60,00
(144,149)	Campo Grande	Santa Cruz	2935	46,90
(147,149)	Cosmos	Santa Cruz	2290	28,28
(148,149)	Paciência	Santa Cruz	642	37,45
(149,149)	Santa Cruz	Santa Cruz	6840	30,00
(150,149)	Sepetiba	Santa Cruz	617	51,98
(104,149)	Galeão	Santa Cruz	85	120,00
(107,149)	Anchieta	Santa Cruz	218	105,00
(128,149)	Barra da Tijuca	Santa Cruz	191	58,96

(151,149)	Guaratiba	Santa Cruz	58	90,00
(153,149)	Pedra de Guaratiba	Santa Cruz	684	10,00
(148,150)	Paciência	Sepetiba	487	31,68
(149,150)	Santa Cruz	Sepetiba	315	60,00
(150,150)	Sepetiba	Sepetiba	212	5,00
(004,096)	Cajú	Cocotá	7	35,00
(029,096)	Gávea	Cocotá	113	50,00
(044,096)	Penha Circular	Cocotá	688	72,86
(099,096)	Jardim Guanabara	Cocotá	176	90,00
(101,096)	Tauá	Cocotá	393	15,00
(103,096)	Portuguesa	Cocotá	200	10,00
(104,096)	Galeão	Cocotá	40	30,00
(114,096)	Pavuna	Cocotá	47	60,00
(013,096)	Paquetá	Cocotá	9	150,00
(157,096)	Maré	Cocotá	355	26,34
(044,099)	Penha Circular	Jardim Guanabara	126	30,00
(120,099)	Freguesia (Jacarepaguá)	Jardim Guanabara	1521	44,30
(096,099)	Cocotá	Jardim Guanabara	626	24,61
(099,099)	Jardim Guanabara	Jardim Guanabara	322	46,45
(101,099)	Tauá	Jardim Guanabara	1173	30,68
(103,099)	Portuguesa	Jardim Guanabara	124	30,00
(104,099)	Galeão	Jardim Guanabara	326	51,94
(128,099)	Barra da Tijuca	Jardim Guanabara	70	47,26
(114,099)	Pavuna	Jardim Guanabara	43	120,00
(053,099)	Del Castilho	Jardim Guanabara	32	70,00
(157,099)	Maré	Jardim Guanabara	50	40,00
(004,101)	Cajú	Tauá	12	50,00
(017,101)	Laranjeiras	Tauá	60	60,00
(024,101)	Copacabana	Tauá	101	60,00
(010,101)	São Cristóvão	Tauá	7	40,00
(033,101)	Tijuca	Tauá	247	45,00
(041,101)	Ramos	Tauá	68	45,00
(046,101)	Cordovil	Tauá	79	60,00
(120,101)	Freguesia (Jacarepaguá)	Tauá	1495	27,97

(096,101)	Cocotá	Tauá	416	27,63
(099,101)	Jardim Guanabara	Tauá	800	27,54
(101,101)	Tauá	Tauá	2184	20,75
(103,101)	Portuguesa	Tauá	366	28,03
(104,101)	Galeão	Tauá	268	37,85
(105,101)	Cidade Universitária	Tauá	9	15,00
(128,101)	Barra da Tijuca	Tauá	137	52,54
(053,101)	Del Castilho	Tauá	26	60,00
(055,101)	Engenho da Rainha	Tauá	48	60,00
(156,101)	Complexo do Alemão	Tauá	107	60,00
(157,101)	Maré	Tauá	167	85,00
(120,103)	Freguesia (Jacarepaguá)	Portuguesa	543	12,15
(099,103)	Jardim Guanabara	Portuguesa	417	35,90
(103,103)	Portuguesa	Portuguesa	146	40,00
(104,103)	Galeão	Portuguesa	303	31,81
(105,103)	Cidade Universitária	Portuguesa	17	60,00
(004,104)	Cajú	Galeão	11	75,00
(007,104)	Rio Comprido	Galeão	53	70,00
(020,104)	Botafogo	Galeão	95	40,00
(025,104)	Ipanema	Galeão	119	60,00
(029,104)	Gávea	Galeão	142	45,00
(010,104)	São Cristóvão	Galeão	14	60,00
(032,104)	Praça da Bandeira	Galeão	148	30,00
(036,104)	Vila Isabel	Galeão	1312	56,05
(040,104)	Bonsucesso	Galeão	350	60,00
(043,104)	Penha	Galeão	3	20,00
(044,104)	Penha Circular	Galeão	259	40,39
(045,104)	Brás de Pina	Galeão	125	60,00
(072,104)	Vila Cosmos	Galeão	56	90,00
(120,104)	Freguesia (Jacarepaguá)	Galeão	338	40,00
(144,104)	Campo Grande	Galeão	181	120,00
(099,104)	Jardim Guanabara	Galeão	460	25,40
(101,104)	Tauá	Galeão	156	25,00
(103,104)	Portuguesa	Galeão	1119	21,18

(104,104)	Galeão	Galeão	544	27,65
(107,104)	Anchieta	Galeão	112	40,00
(014,104)	Santa Teresa	Galeão	48	60,00
(128,104)	Barra da Tijuca	Galeão	820	73,18
(132,104)	Recreio dos Bandeirantes	Galeão	1117	42,92
(114,104)	Pavuna	Galeão	104	80,00
(155,104)	Jacarezinho	Galeão	64	43,00
(156,104)	Complexo do Alemão	Galeão	49	70,00
(157,104)	Maré	Galeão	273	41,17
(005,105)	Centro	Cidade Universitária	86	35,00
(004,105)	Cajú	Cidade Universitária	85	75,50
(017,105)	Laranjeiras	Cidade Universitária	608	25,88
(022,105)	Urca	Cidade Universitária	47	38,37
(024,105)	Copacabana	Cidade Universitária	1833	43,43
(026,105)	Leblon	Cidade Universitária	481	33,60
(027,105)	Lagoa	Cidade Universitária	808	58,23
(029,105)	Gávea	Cidade Universitária	67	30,00
(031,105)	São Conrado	Cidade Universitária	7	45,00
(033,105)	Tijuca	Cidade Universitária	454	29,38
(035,105)	Maracanã	Cidade Universitária	111	60,00
(038,105)	Grajaú	Cidade Universitária	80	130,00
(040,105)	Bonsucesso	Cidade Universitária	391	15,00
(041,105)	Ramos	Cidade Universitária	320	26,74
(043,105)	Penha	Cidade Universitária	231	70,00
(046,105)	Cordovil	Cidade Universitária	50	60,00
(134,105)	Deodoro	Cidade Universitária	9	55,99
(096,105)	Cocotá	Cidade Universitária	92	30,00
(099,105)	Jardim Guanabara	Cidade Universitária	1210	30,00
(101,105)	Tauá	Cidade Universitária	432	33,90
(104,105)	Galeão	Cidade Universitária	88	50,00
(105,105)	Cidade Universitária	Cidade Universitária	111	18,97
(107,105)	Anchieta	Cidade Universitária	93	90,00
(108,105)	Parque Anchieta	Cidade Universitária	227	45,00
(128,105)	Barra da Tijuca	Cidade Universitária	728	38,63
(113,105)	Costa Barros	Cidade Universitária	88	90,00

(114,105)	Pavuna	Cidade Universitária	24	90,00
(053,105)	Del Castilho	Cidade Universitária	312	60,00
(001,105)	Saúde	Cidade Universitária	165	120,00
(155,105)	Jacarezinho	Cidade Universitária	53	31,52
(157,105)	Maré	Cidade Universitária	239	33,14
(134,106)	Deodoro	Guadalupe	62	17,92
(144,106)	Campo Grande	Guadalupe	362	88,17
(106,106)	Guadalupe	Guadalupe	341	20,00
(107,106)	Anchieta	Guadalupe	432	22,28
(108,106)	Parque Anchieta	Guadalupe	147	30,00
(128,106)	Barra da Tijuca	Guadalupe	87	112,93
(113,106)	Costa Barros	Guadalupe	400	34,09
(114,106)	Pavuna	Guadalupe	170	99,61
(151,106)	Guaratiba	Guadalupe	77	60,00
(156,106)	Complexo do Alemão	Guadalupe	1906	60,00
(134,107)	Deodoro	Anchieta	7	30,00
(108,107)	Parque Anchieta	Anchieta	291	40,00
(128,107)	Barra da Tijuca	Anchieta	13	70,00
(114,107)	Pavuna	Anchieta	74	60,00
(004,108)	Cajú	Parque Anchieta	45	70,00
(104,108)	Galeão	Parque Anchieta	47	60,00
(107,108)	Anchieta	Parque Anchieta	169	20,00
(108,108)	Parque Anchieta	Parque Anchieta	220	42,00
(109,108)	Ricardo de Albuquerque	Parque Anchieta	109	30,00
(109,109)	Ricardo de Albuquerque	Ricardo de Albuquerque	126	30,00
(128,109)	Barra da Tijuca	Ricardo de Albuquerque	13	40,00
(132,109)	Recreio dos Bandeirantes	Ricardo de Albuquerque	115	115,00
(005,014)	Centro	Santa Teresa	87	10,00
(002,014)	Gamboa	Santa Teresa	29	20,00
(003,014)	Santo Cristo	Santa Teresa	17	50,00
(004,014)	Cajú	Santa Teresa	67	30,00
(020,014)	Botafogo	Santa Teresa	169	30,00
(022,014)	Urca	Santa Teresa	12	29,68

(021,014)	Humaitá	Santa Teresa	208	26,88
(024,014)	Copacabana	Santa Teresa	428	30,00
(026,014)	Leblon	Santa Teresa	204	80,00
(027,014)	Lagoa	Santa Teresa	29	40,00
(029,014)	Gávea	Santa Teresa	43	100,00
(010,014)	São Cristóvão	Santa Teresa	50	60,00
(011,014)	Mangueira	Santa Teresa	76	70,00
(033,014)	Tijuca	Santa Teresa	142	30,00
(034,014)	Alto da Boa Vista	Santa Teresa	3	100,00
(038,014)	Grajaú	Santa Teresa	196	60,00
(039,014)	Manguinhos	Santa Teresa	15	95,00
(041,014)	Ramos	Santa Teresa	46	55,00
(042,014)	Olaria	Santa Teresa	678	80,00
(043,014)	Penha	Santa Teresa	253	45,00
(144,014)	Campo Grande	Santa Teresa	127	70,00
(104,014)	Galeão	Santa Teresa	88	60,00
(014,014)	Santa Teresa	Santa Teresa	341	52,02
(127,014)	Itanhangá	Santa Teresa	41	95,00
(128,014)	Barra da Tijuca	Santa Teresa	74	30,00
(054,014)	Inhaúma	Santa Teresa	77	80,00
(055,014)	Engenho da Rainha	Santa Teresa	96	70,00
(157,014)	Maré	Santa Teresa	566	70,00
(031,127)	São Conrado	Itanhangá	14	10,00
(034,127)	Alto da Boa Vista	Itanhangá	23	32,26
(149,127)	Santa Cruz	Itanhangá	207	150,00
(127,127)	Itanhangá	Itanhangá	895	28,48
(128,127)	Barra da Tijuca	Itanhangá	365	31,39
(005,128)	Centro	Barra da Tijuca	155	112,75
(002,128)	Gamboa	Barra da Tijuca	14	60,00
(003,128)	Santo Cristo	Barra da Tijuca	154	115,33
(004,128)	Cajú	Barra da Tijuca	180	60,00
(007,128)	Rio Comprido	Barra da Tijuca	217	120,00
(008,128)	Cidade Nova	Barra da Tijuca	20	70,00
(009,128)	Estácio	Barra da Tijuca	29	30,00
(017,128)	Laranjeiras	Barra da Tijuca	333	90,00

(018,128)	Catete	Barra da Tijuca	124	50,00
(020,128)	Botafogo	Barra da Tijuca	309	53,57
(022,128)	Urca	Barra da Tijuca	57	90,09
(021,128)	Humaitá	Barra da Tijuca	185	62,85
(024,128)	Copacabana	Barra da Tijuca	2925	90,89
(025,128)	Ipanema	Barra da Tijuca	760	48,98
(026,128)	Leblon	Barra da Tijuca	1002	50,61
(027,128)	Lagoa	Barra da Tijuca	335	45,23
(028,128)	Jardim Botânico	Barra da Tijuca	77	30,00
(029,128)	Gávea	Barra da Tijuca	2519	45,57
(031,128)	São Conrado	Barra da Tijuca	578	39,51
(010,128)	São Cristóvão	Barra da Tijuca	475	53,70
(032,128)	Praça da Bandeira	Barra da Tijuca	267	58,10
(033,128)	Tijuca	Barra da Tijuca	756	37,79
(034,128)	Alto da Boa Vista	Barra da Tijuca	466	53,61
(035,128)	Maracanã	Barra da Tijuca	256	60,00
(036,128)	Vila Isabel	Barra da Tijuca	240	46,67
(038,128)	Grajaú	Barra da Tijuca	333	80,00
(039,128)	Manguinhos	Barra da Tijuca	24	83,95
(041,128)	Ramos	Barra da Tijuca	637	56,37
(043,128)	Penha	Barra da Tijuca	635	80,00
(044,128)	Penha Circular	Barra da Tijuca	657	30,00
(045,128)	Brás de Pina	Barra da Tijuca	295	150,00
(072,128)	Vila Cosmos	Barra da Tijuca	33	15,00
(134,128)	Deodoro	Barra da Tijuca	21	85,52
(144,128)	Campo Grande	Barra da Tijuca	1185	102,66
(147,128)	Cosmos	Barra da Tijuca	73	160,00
(149,128)	Santa Cruz	Barra da Tijuca	1934	80,18
(150,128)	Sepetiba	Barra da Tijuca	538	109,85
(099,128)	Jardim Guanabara	Barra da Tijuca	381	120,00
(101,128)	Tauá	Barra da Tijuca	1558	60,00
(103,128)	Portuguesa	Barra da Tijuca	49	85,00
(106,128)	Guadalupe	Barra da Tijuca	527	116,81
(014,128)	Santa Teresa	Barra da Tijuca	466	72,36
(127,128)	Itanhangá	Barra da Tijuca	7286	35,00

(128,128)	Barra da Tijuca	Barra da Tijuca	6648	22,78
(129,128)	Camorim	Barra da Tijuca	51	33,52
(130,128)	Vargem Pequena	Barra da Tijuca	609	67,50
(131,128)	Vargem Grande	Barra da Tijuca	3911	98,42
(132,128)	Recreio dos Bandeirantes	Barra da Tijuca	3203	32,09
(133,128)	Grumari	Barra da Tijuca	6	100,00
(110,128)	Coelho Neto	Barra da Tijuca	79	30,00
(112,128)	Barros Filho	Barra da Tijuca	28	90,00
(113,128)	Costa Barros	Barra da Tijuca	75	85,00
(114,128)	Pavuna	Barra da Tijuca	193	112,04
(151,128)	Guaratiba	Barra da Tijuca	1673	97,50
(153,128)	Pedra de Guaratiba	Barra da Tijuca	219	74,67
(053,128)	Del Castilho	Barra da Tijuca	49	77,62
(054,128)	Inhaúma	Barra da Tijuca	31	100,00
(055,128)	Engenho da Rainha	Barra da Tijuca	141	80,38
(155,128)	Jacarezinho	Barra da Tijuca	50	60,00
(156,128)	Complexo do Alemão	Barra da Tijuca	127	74,92
(157,128)	Maré	Barra da Tijuca	309	50,48
(034,129)	Alto da Boa Vista	Camorim	5	50,00
(135,129)	Vila Militar	Camorim	14	120,00
(129,129)	Camorim	Camorim	18	5,00
(130,129)	Vargem Pequena	Camorim	295	61,29
(131,129)	Vargem Grande	Camorim	82	70,00
(132,129)	Recreio dos Bandeirantes	Camorim	228	17,03
(017,130)	Laranjeiras	Vargem Pequena	128	90,00
(014,130)	Santa Teresa	Vargem Pequena	32	50,00
(128,130)	Barra da Tijuca	Vargem Pequena	128	30,00
(129,130)	Camorim	Vargem Pequena	14	30,00
(130,130)	Vargem Pequena	Vargem Pequena	64	10,00
(131,130)	Vargem Grande	Vargem Pequena	323	55,44
(132,130)	Recreio dos Bandeirantes	Vargem Pequena	739	35,47
(021,131)	Humaitá	Vargem Grande	37	90,00
(128,131)	Barra da Tijuca	Vargem Grande	59	100,00
(130,131)	Vargem Pequena	Vargem Grande	101	50,00



(131,131)	Vargem Grande	Vargem Grande	161	22,50
(132,131)	Recreio dos Bandeirantes	Vargem Grande	2484	44,24
(034,132)	Alto da Boa Vista	Recreio dos Bandeirantes	35	53,76
(036,132)	Vila Isabel	Recreio dos Bandeirantes	207	40,00
(120,132)	Freguesia (Jacarepaguá)	Recreio dos Bandeirantes	180	120,00
(149,132)	Santa Cruz	Recreio dos Bandeirantes	202	70,00
(101,132)	Tauá	Recreio dos Bandeirantes	704	150,00
(127,132)	Itanhangá	Recreio dos Bandeirantes	182	45,00
(128,132)	Barra da Tijuca	Recreio dos Bandeirantes	572	43,36
(129,132)	Camorim	Recreio dos Bandeirantes	25	60,00
(130,132)	Vargem Pequena	Recreio dos Bandeirantes	204	37,50
(131,132)	Vargem Grande	Recreio dos Bandeirantes	2489	48,98
(132,132)	Recreio dos Bandeirantes	Recreio dos Bandeirantes	2467	29,99
(151,132)	Guaratiba	Recreio dos Bandeirantes	452	83,83
(055,132)	Engenho da Rainha	Recreio dos Bandeirantes	34	120,00
(127,133)	Itanhangá	Grumari	90	40,00
(133,133)	Grumari	Grumari	27	26,62
(034,110)	Alto da Boa Vista	Coelho Neto	37	60,00
(045,110)	Brás de Pina	Coelho Neto	149	30,00
(072,110)	Vila Cosmos	Coelho Neto	97	55,00
(110,110)	Coelho Neto	Coelho Neto	179	5,00
(112,110)	Barros Filho	Coelho Neto	54	40,00
(112,112)	Barros Filho	Barros Filho	57	60,00
(114,112)	Pavuna	Barros Filho	101	120,00
(106,113)	Guadalupe	Costa Barros	151	20,00
(114,113)	Pavuna	Costa Barros	209	38,25
(010,114)	São Cristóvão	Pavuna	316	75,18

(044,114)	Penha Circular	Pavuna	228	60,00
(134,114)	Deodoro	Pavuna	23	70,00
(107,114)	Anchieta	Pavuna	485	50,22
(108,114)	Parque Anchieta	Pavuna	297	45,74
(132,114)	Recreio dos Bandeirantes	Pavuna	63	45,00
(110,114)	Coelho Neto	Pavuna	127	30,00
(113,114)	Costa Barros	Pavuna	234	60,00
(114,114)	Pavuna	Pavuna	2105	38,55
(053,114)	Del Castilho	Pavuna	32	45,00
(029,151)	Gávea	Guaratiba	346	75,00
(143,151)	Santíssimo	Guaratiba	111	70,00
(144,151)	Campo Grande	Guaratiba	121	50,00
(147,151)	Cosmos	Guaratiba	383	35,00
(150,151)	Sepetiba	Guaratiba	329	15,00
(130,151)	Vargem Pequena	Guaratiba	78	50,00
(132,151)	Recreio dos Bandeirantes	Guaratiba	304	122,36
(151,151)	Guaratiba	Guaratiba	856	30,28
(153,151)	Pedra de Guaratiba	Guaratiba	132	45,00
(041,153)	Ramos	Pedra de Guaratiba	146	90,00
(132,153)	Recreio dos Bandeirantes	Pedra de Guaratiba	166	15,00
(151,153)	Guaratiba	Pedra de Guaratiba	586	45,29
(153,153)	Pedra de Guaratiba	Pedra de Guaratiba	103	10,00
(010,051)	São Cristóvão	Jacaré	98	50,00
(002,052)	Gamboa	Maria da Graça	142	40,00
(011,052)	Mangueira	Maria da Graça	39	30,00
(039,052)	Manguinhos	Maria da Graça	21	60,00
(040,052)	Bonsucesso	Maria da Graça	200	19,92
(041,052)	Ramos	Maria da Graça	206	50,00
(052,052)	Maria da Graça	Maria da Graça	251	5,00
(055,052)	Engenho da Rainha	Maria da Graça	480	30,00
(155,052)	Jacarezinho	Maria da Graça	46	16,00
(002,053)	Gamboa	Del Castilho	68	30,00
(004,053)	Cajú	Del Castilho	33	66,17
(025,053)	Ipanema	Del Castilho	53	40,00

(028,053)	Jardim Botânico	Del Castilho	45	60,00
(010,053)	São Cristóvão	Del Castilho	295	43,16
(011,053)	Mangueira	Del Castilho	105	28,05
(035,053)	Maracanã	Del Castilho	188	40,00
(036,053)	Vila Isabel	Del Castilho	263	60,51
(039,053)	Manguinhos	Del Castilho	63	43,78
(040,053)	Bonsucesso	Del Castilho	130	25,48
(043,053)	Penha	Del Castilho	166	55,00
(044,053)	Penha Circular	Del Castilho	459	34,14
(072,053)	Vila Cosmos	Del Castilho	111	40,00
(134,053)	Deodoro	Del Castilho	16	57,99
(144,053)	Campo Grande	Del Castilho	138	90,00
(108,053)	Parque Anchieta	Del Castilho	308	75,00
(110,053)	Coelho Neto	Del Castilho	777	57,60
(052,053)	Maria da Graça	Del Castilho	130	20,00
(055,053)	Engenho da Rainha	Del Castilho	270	15,86
(155,053)	Jacarezinho	Del Castilho	264	26,19
(156,053)	Complexo do Alemão	Del Castilho	295	60,00
(157,053)	Maré	Del Castilho	68	45,00
(005,054)	Centro	Inhaúma	43	30,00
(039,054)	Manguinhos	Inhaúma	29	55,51
(044,054)	Penha Circular	Inhaúma	245	55,00
(053,054)	Del Castilho	Inhaúma	49	40,00
(054,054)	Inhaúma	Inhaúma	74	30,00
(156,054)	Complexo do Alemão	Inhaúma	397	39,68
(004,055)	Cajú	Engenho da Rainha	22	45,00
(018,055)	Catete	Engenho da Rainha	198	40,00
(041,055)	Ramos	Engenho da Rainha	131	105,00
(047,055)	Parada de Lucas	Engenho da Rainha	53	100,00
(134,055)	Deodoro	Engenho da Rainha	17	76,11
(104,055)	Galeão	Engenho da Rainha	15	40,00
(109,055)	Ricardo de Albuquerque	Engenho da Rainha	121	90,00
(014,055)	Santa Teresa	Engenho da Rainha	53	90,00
(131,055)	Vargem Grande	Engenho da Rainha	154	140,00
(053,055)	Del Castilho	Engenho da Rainha	46	25,00

(055,055)	Engenho da Rainha	Engenho da Rainha	904	16,68
(156,055)	Complexo do Alemão	Engenho da Rainha	217	30,00
(005,001)	Centro	Saúde	70	30,00
(002,001)	Gamboa	Saúde	19	40,00
(004,001)	Cajú	Saúde	91	52,81
(008,001)	Cidade Nova	Saúde	13	30,00
(015,001)	Flamengo	Saúde	584	25,00
(017,001)	Laranjeiras	Saúde	847	40,12
(020,001)	Botafogo	Saúde	89	30,00
(022,001)	Urca	Saúde	9	75,00
(024,001)	Copacabana	Saúde	532	80,00
(025,001)	Ipanema	Saúde	542	60,00
(026,001)	Leblon	Saúde	153	60,00
(010,001)	São Cristóvão	Saúde	91	12,74
(011,001)	Mangueira	Saúde	69	60,00
(035,001)	Maracanã	Saúde	98	60,00
(039,001)	Manguinhos	Saúde	14	55,00
(040,001)	Bonsucesso	Saúde	59	60,00
(047,001)	Parada de Lucas	Saúde	32	75,00
(072,001)	Vila Cosmos	Saúde	94	55,00
(134,001)	Deodoro	Saúde	10	65,65
(147,001)	Cosmos	Saúde	298	80,00
(103,001)	Portuguesa	Saúde	260	50,00
(014,001)	Santa Teresa	Saúde	56	40,00
(128,001)	Barra da Tijuca	Saúde	526	58,45
(129,001)	Camorim	Saúde	4	95,00
(113,001)	Costa Barros	Saúde	95	80,00
(114,001)	Pavuna	Saúde	38	70,00
(053,001)	Del Castilho	Saúde	23	60,00
(155,001)	Jacarezinho	Saúde	322	69,30
(013,013)	Paquetá	Paquetá	32	20,00
(022,155)	Urca	Jacarezinho	6	20,00
(021,155)	Humaitá	Jacarezinho	143	25,00
(024,155)	Copacabana	Jacarezinho	1251	50,00
(010,155)	São Cristóvão	Jacarezinho	20	35,00

(011,155)	Mangueira	Jacarezinho	49	40,00
(036,155)	Vila Isabel	Jacarezinho	171	90,00
(040,155)	Bonsucesso	Jacarezinho	216	41,39
(072,155)	Vila Cosmos	Jacarezinho	220	30,00
(132,155)	Recreio dos Bandeirantes	Jacarezinho	14	105,00
(053,155)	Del Castilho	Jacarezinho	75	21,93
(055,155)	Engenho da Rainha	Jacarezinho	73	40,00
(155,155)	Jacarezinho	Jacarezinho	189	18,90
(157,155)	Maré	Jacarezinho	243	20,00
(002,156)	Gamboa	Complexo do Alemão	99	60,00
(036,156)	Vila Isabel	Complexo do Alemão	78	60,00
(128,156)	Barra da Tijuca	Complexo do Alemão	175	60,00
(055,156)	Engenho da Rainha	Complexo do Alemão	91	30,00
(156,156)	Complexo do Alemão	Complexo do Alemão	735	110,27
(157,156)	Maré	Complexo do Alemão	472	35,00
(005,157)	Centro	Maré	5	55,00
(003,157)	Santo Cristo	Maré	46	30,00
(004,157)	Cajú	Maré	182	35,20
(017,157)	Laranjeiras	Maré	825	30,00
(018,157)	Catete	Maré	413	40,42
(020,157)	Botafogo	Maré	325	30,00
(022,157)	Urca	Maré	4	20,00
(031,157)	São Conrado	Maré	9	40,00
(010,157)	São Cristóvão	Maré	151	21,73
(011,157)	Mangueira	Maré	60	20,00
(035,157)	Maracanã	Maré	529	64,28
(036,157)	Vila Isabel	Maré	304	90,00
(038,157)	Grajáú	Maré	201	50,00
(039,157)	Manguinhos	Maré	507	48,19
(040,157)	Bonsucesso	Maré	323	32,38
(041,157)	Ramos	Maré	556	18,31
(042,157)	Olaria	Maré	448	35,31
(043,157)	Penha	Maré	312	60,00
(044,157)	Penha Circular	Maré	863	38,13
(046,157)	Cordovil	Maré	158	64,50

(072,157)	Vila Cosmos	Maré	552	61,48
(134,157)	Deodoro	Maré	17	66,87
(144,157)	Campo Grande	Maré	358	84,76
(096,157)	Cocotá	Maré	439	60,00
(101,157)	Tauá	Maré	135	70,00
(104,157)	Galeão	Maré	88	52,84
(106,157)	Guadalupe	Maré	72	60,00
(014,157)	Santa Teresa	Maré	42	35,00
(128,157)	Barra da Tijuca	Maré	683	45,71
(110,157)	Coelho Neto	Maré	187	57,92
(114,157)	Pavuna	Maré	96	55,91
(052,157)	Maria da Graça	Maré	208	67,67
(054,157)	Inhaúma	Maré	64	40,00
(055,157)	Engenho da Rainha	Maré	1152	37,87
(013,157)	Paquetá	Maré	98	120,00
(155,157)	Jacarezinho	Maré	147	39,67
(157,157)	Maré	Maré	3811	29,92