



## TÉCNICAS DE SIMULAÇÃO PARA APOIO À DECISÃO EM PLANEJAMENTO URBANO

Gustavo Daniel Soares Figueiredo

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia de Sistemas e Computação, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Engenharia de Sistemas e Computação.

Orientadores: Geraldo Zimbrão da Silva  
Carlos Eduardo Ribeiro de  
Mello

Rio de Janeiro  
Março de 2016

TÉCNICAS DE SIMULAÇÃO PARA APOIO À DECISÃO EM  
PLANEJAMENTO URBANO

Gustavo Daniel Soares Figueiredo

DISSERTAÇÃO 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 MESTRE EM CIÊNCIAS EM ENGENHARIA DE SISTEMAS E COMPUTAÇÃO.

Examinada por:

---

Prof. Geraldo Zimbrão da Silva, D.Sc.

---

Prof. Carlos Eduardo Ribeiro de Mello, Ph.D.

---

Prof. Carlos Eduardo Pedreira, Ph.D.

---

Prof. Leandro Guimarães Marques Alvim, D.Sc.

RIO DE JANEIRO, RJ – BRASIL

MARÇO DE 2016

Figueiredo, Gustavo Daniel Soares

Técnicas de Simulação Para Apoio à Decisão em Planejamento Urbano/Gustavo Daniel Soares Figueiredo.  
– Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2016.

XIII, 114 p.: il.; 29, 7cm.

Orientadores: Geraldo Zimbrão da Silva

Carlos Eduardo Ribeiro de Mello

Dissertação (mestrado) – UFRJ/COPPE/Programa de Engenharia de Sistemas e Computação, 2016.

Referências Bibliográficas: p. 93 – 101.

1. Agrupamento. 2. Smart City. 3. Skater. 4. Métricas de Centralidade. I. Silva, Geraldo Zimbrão da *et al.* II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia de Sistemas e Computação. III. Título.

*"Suae quisque fortuna faber est."*



# Agradecimentos

Agradeço aos meus pais, Maria do Carmo e Vitor, pelo grande exemplo que sempre foram e pelo apoio e incentivo que me deram durante toda a minha trajetória acadêmica. Também ao meu avô Hélio (in memoriam) que foi um exemplo de ética e comprometimento tanto nos negócios, quanto para com a família.

À minha irmã, cunhado e aos meus amigos pelo apoio, carinho e por compreenderem a minha ausência e dedicação ao trabalho. Um agradecimento especial à Márcia Kelly que me ajudou e incentivou bastante.

Agradeço a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo suporte financeiro. Ao Programa de Engenharia de Sistemas e Computação (PESC/COPPE/UFRJ), pela estrutura que proporciona a seus alunos. E ao povo brasileiro que financia essas instituições.

Ao professor Geraldo Zimbrão da Silva, pelos ensinamentos, pela compreensão e confiança no meu potencial. Ao professor Carlos Eduardo Ribeiro de Mello, pelas palavras de motivação nos momentos oportunos e pela confiança no meu potencial cuja contribuição foi imprescindível neste trabalho. Ambos foram extremamente atenciosos e solícitos comigo. Sinto-me privilegiado por terem sido meus orientadores e sou eternamente grato aos dois.

Agradeço também aos professores Carlos Eduardo Pedreira e Leandro Guimarães Marques Alvim, pela gentileza de participar da banca de defesa do mestrado.

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

## TÉCNICAS DE SIMULAÇÃO PARA APOIO À DECISÃO EM PLANEJAMENTO URBANO

Gustavo Daniel Soares Figueiredo

Março/2016

Orientadores: Geraldo Zimbrão da Silva

Carlos Eduardo Ribeiro de Mello

Programa: Engenharia de Sistemas e Computação

O conceito de cidade inteligente vem ganhando grande importância na pauta sobre o desenvolvimento urbano sustentável no mundo e no Brasil. A mobilidade nas metrópoles está fortemente relacionada a renda. Essa, por sua vez influencia a localização de lojas, escritórios e residências. Lugares com uma infraestrutura de transporte melhor possuem um crescimento mais acelerado. Portanto, faz-se necessário uma solução que ajude a estabelecer um arranjo espacial racional. Sendo assim, este trabalho tem como objetivo a criação de uma métrica para auxiliar no planejamento urbano das cidades, ao considerar que além da acessibilidade é também objetivo do deslocamento populacional. A fim de ajudar na tomada de decisão e permitir a visualização da cidade sobre outras perspectivas.

Abstract of Dissertation presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Science (M.Sc.)

THE ORGANIZATION OF THE CITY OF RIO DE JANEIRO FROM THE  
PERSPECTIVE OF TRANSPORT

Gustavo Daniel Soares Figueiredo

March/2016

Advisors: Geraldo Zimbrão da Silva  
Carlos Eduardo Ribeiro de Mello

Department: Systems Engineering and Computer Science

The concept of Smarty City has gained great importance in the agenda on sustainable urban development in the world and in Brazil. Mobility in metropolises is strongly related to income. This in turn influences the location of shops, offices and homes. Places with a better transportation infrastructure have faster growth. So, a solution that helps establish a rational spatial arrangement it is necessary. Thus, this work has as objective the creation of a metric to aid in the planning of cities, to consider that in addition to the accessibility is also goal of population displacement. In order to help in decision making and enable the viewing of city over other prospects.

# Sumário

|   |             |
|---|-------------|
| <b>Lista de Figuras</b>   | <b>x</b>    |
| <b>Lista de Tabelas</b>   | <b>xii</b>  |
| <b>Lista de Algoritmos</b>  | <b>xiii</b> |
| <b>1 Introdução</b>   | <b>1</b>    |
| 1.1 Motivação . . . . .   | 2           |
| 1.2 Objetivo . . . . .  | 3           |
| 1.3 Contribuições . . . . .   | 3           |
| 1.4 Escopo . . . . .  | 4           |
| 1.5 Organização . . . . .   | 4           |
| <b>2 Revisão Bibliográfica</b>  | <b>6</b>    |
| 2.1 Cidades Inteligentes . . . . .                                      | 6           |
| 2.1.1 Dimensões da Avaliação de Inteligência . . . . .                  | 9           |
| 2.1.2 Estratégias para Transformação . . . . .                          | 12          |
| 2.1.3 Mobilidade Urbana - Transporte Público . . . . .                  | 13          |
| 2.1.4 Desafios Tecnológicos . . . . .                                   | 15          |
| 2.2 Métricas do Transporte . . . . .                                    | 16          |
| 2.3 Agrupamento . . . . .   | 17          |
| 2.3.1 Análise de Agrupamento . . . . .                                  | 18          |
| 2.3.2 Medidas de Similaridade . . . . .                                 | 19          |
| 2.3.3 Categorias dos Métodos de Agrupamento . . . . .                   | 19          |
| 2.4 Agrupamento Espacial . . . . .                                      | 20          |
| 2.4.1 Métodos Baseados em Atributos Espaciais . . . . .                 | 21          |
| 2.4.2 Métodos Baseados em Atributos Espaciais e Não-espaciais . . . . . | 21          |
| 2.4.3 Métodos Baseados em Relações Topológicas . . . . .                | 22          |
| 2.5 Análise de Agrupamento . . . . .                                    | 25          |
| 2.5.1 Coeficiente de Gini . . . . .                                     | 25          |
| 2.5.2 Entropia . . . . .  | 26          |
| 2.6 Medida de Centralidade . . . . .                                    | 27          |

|          |  |            |
|----------|--|------------|
| 2.6.1    | Centralidade de Grau . . . . .                     | 27         |
| 2.6.2    | Centralidade de Eficiência . . . . .               | 28         |
| 2.6.3    | Centralidade de Proximidade . . . . .              | 28         |
| 2.6.4    | Centralidade de Intermediação . . . . .            | 29         |
| 2.7      | Teste de Hipótese . . . . .                        | 29         |
| 2.7.1    | Teste Kolmogorov-Smirnov . . . . .                 | 31         |
| 2.8      | Trabalhos Correlatos . . . . .                     | 32         |
| <b>3</b> | <b>Proposta</b>                                    | <b>36</b>  |
| 3.1      | Métrica Proposta . . . . .                         | 36         |
| 3.1.1    | Índice de Interesse Público . . . . .              | 36         |
| 3.1.2    | Utilizando o Índice de Interesse Público . . . . . | 38         |
| 3.2      | Aplicação da Métrica . . . . .                     | 38         |
| 3.2.1    | Obtenção dos Dados . . . . .                       | 38         |
| 3.2.2    | Montagem do Grafo . . . . .                        | 40         |
| 3.2.3    | Algoritmos . . . . .                               | 43         |
| 3.2.4    | Métricas . . . . .                                 | 46         |
| 3.2.5    | Método Final Aplicado . . . . .                    | 50         |
| <b>4</b> | <b>Estudo de Caso</b>                              | <b>54</b>  |
| 4.1      | Análise dos Serviços no Município . . . . .        | 54         |
| 4.2      | Modelo Estático . . . . .                          | 62         |
| 4.2.1    | Inferindo o mínimo de regiões . . . . .            | 64         |
| 4.2.2    | Distribuição dos serviços . . . . .                | 67         |
| 4.3      | Modelo Dinâmico . . . . .                          | 72         |
| 4.3.1    | Madrugada . . . . .                                | 73         |
| 4.3.2    | Manhã . . . . .                                    | 76         |
| 4.3.3    | Tarde . . . . .                                    | 80         |
| 4.3.4    | Noite . . . . .                                    | 83         |
| 4.4      | Comparação dos Modelos . . . . .                   | 86         |
| 4.5      | Conclusão . . . . .                                | 89         |
| <b>5</b> | <b>Conclusão</b>                                   | <b>91</b>  |
|          | <b>Referências Bibliográficas</b>                  | <b>93</b>  |
| <b>A</b> | <b>Métricas de Centralidade</b>                    | <b>102</b> |
| <b>B</b> | <b>Indicadores dos Bairros</b>                     | <b>107</b> |

# Lista de Figuras

|      |   |    |
|------|---|----|
| 2.1  | Sub-tópicos de Smart City adaptado de [1]                   | 10 |
| 2.2  | Exemplo da aplicação da AGM em um grafo.                    | 24 |
| 2.3  | Demonstração da geração das duas sub-árvores.               | 25 |
| 2.4  | Representação do coeficiente de gini.                       | 26 |
| 2.5  | Grafo utilizado para o cálculo das medidas de centralidade. | 27 |
| 3.1  | Modelo proposto para utilização da métrica.                 | 38 |
| 3.2  | Tipos de comunicações entre os bairros.                     | 41 |
| 3.3  | Quantidade de ônibus que interligam os bairros.             | 42 |
| 3.4  | Média entre todos os pontos.                                | 42 |
| 3.5  | Usando a viagem do ônibus para calcular.                    | 43 |
| 3.6  | Grafo estático aplicando Spectral Cluster com 5 regiões     | 45 |
| 3.7  | Skater com a  | 45 |
| 3.8  | Skater com a métrica de poda padrão.                        | 46 |
| 3.9  | Gráfico com o grau de cada nó do grafo                      | 47 |
| 3.10 | Gráfico com o grau de separação de cada nó.                 | 47 |
| 3.11 | Gráfico da eficiência dos nós                               | 48 |
| 3.12 | Gráfico da densidade dos nós                                | 49 |
| 3.13 | Gráfico da centralidade de proximidade dos nós              | 49 |
| 3.14 | Gráfico da centralidade de intermediação dos nós            | 50 |
| 3.15 | Modelo proposto para avaliação da organização da cidade     | 51 |
| 3.16 | Proposta fase1 do algoritmo.                                | 51 |
| 3.17 | Proposta fase2 do algoritmo                                 | 52 |
| 4.1  | Distribuição da população por bairro.                       | 55 |
| 4.2  | Distribuição dos estabelecimentos de saúde por bairro.      | 55 |
| 4.3  | Distribuição dos hotéis por bairro.                         | 56 |
| 4.4  | Distribuição dos pontos turísticos por bairro.              | 57 |
| 4.5  | Distribuição dos imóveis residenciais por bairro.           | 57 |
| 4.6  | Distribuição das salas comerciais por bairro.               | 58 |
| 4.7  | Distribuição das lojas por bairro.                          | 59 |

|      |  |    |
|------|--|----|
| 4.8  | Distribuição dos alunos por bairro. . . . .  | 60 |
| 4.9  | Distribuição dos estabelecimentos de ensino por bairro. . . . .  | 60 |
| 4.10 | os pontos representam o trajeto, onde a cor azul representa o trem,<br>vinho o do metrô e verde as barcas. . . . . | 61 |
| 4.11 | Grafo da cidade do Rio de Janeiro após aplicar árvore geradora mínima. 63  | 63 |
| 4.12 | Avaliação da quantidade de cluster usando entropia. . . . .  | 64 |
| 4.13 | Avaliação da quantidade de cluster usando gini. . . . .  | 65 |
| 4.14 | Agrupando os bairros da cidade em 21 regiões. . . . .  | 65 |
| 4.15 | Agrupando os bairros da cidade em 22 regiões. . . . .  | 66 |
| 4.16 | Agrupando os bairros da cidade em 23 regiões. . . . .  | 66 |
| 4.17 | Gráfico de barras da métrica gerada a partir dos serviços. . . . .   | 69 |
| 4.18 | Primeiro horário de aumento do trânsito na cidade. . . . .   | 72 |
| 4.19 | Segundo horário de aumento do trânsito na cidade. . . . .  | 72 |
| 4.20 | Agrupamento em regiões: modelo dinâmico para madrugada. . . . .  | 73 |
| 4.21 | Ordem das regiões de acordo com tempo de deslocamento durante a<br>madrugada. . . . .                              | 76 |
| 4.22 | Agrupamento em regiões modelo dinâmico para manhã. . . . .   | 77 |
| 4.23 | Ordem das regiões de acordo com tempo de deslocamento durante a<br>manhã. . . . .                                  | 77 |
| 4.24 | Agrupamento em regiões modelo dinâmico para tarde. . . . .   | 80 |
| 4.25 | Ordem das regiões de acordo com tempo de deslocamento durante a<br>tarde. . . . .                                  | 83 |
| 4.26 | Agrupamento em regiões modelo dinâmico para noite. . . . .   | 83 |
| 4.27 | Ordem das regiões de acordo com tempo de deslocamento durante a<br>noite. . . . .                                  | 86 |
| 4.28 | Distribuição das métricas de serviços de acordo com horário. . . . .   | 88 |
| 4.29 | Regiões de todos os horários do dia. . . . .   | 90 |

# Lista de Tabelas

|      |  |     |
|------|--|-----|
| 2.1  | Todos os caminhos do grafo da figura 2.5 . . . . .   | 29  |
| 2.2  | Tabela Kolmogorov-Smirnov . . . . .  | 32  |
| 3.1  | Todos os caminhos da figura 3.17 . . . . .   | 53  |
| 4.1  | Mostra os bairros que compõe cada região. . . . .  | 70  |
| 4.2  | Métricas dos serviços obtidas a partir das regiões.*População, ** Es-<br>tabelecimento . . . . . | 71  |
| 4.3  | Mostra os bairros que compõe cada região do modelo dinâmico para<br>a madrugada. . . . .         | 74  |
| 4.4  | Métricas dos serviços modelo dinâmico madrugada.*População, ** Es-<br>tabelecimento . . . . .    | 75  |
| 4.5  | Mostra os bairros que compõe cada região do modelo dinâmico para<br>a manhã. . . . .             | 78  |
| 4.6  | Métricas dos serviços modelo dinâmico manhã.*População, ** Esta-<br>belecimento . . . . .        | 79  |
| 4.7  | Mostra os bairros que compõe cada região do modelo dinâmico para<br>a tarde. . . . .             | 81  |
| 4.8  | Métricas dos serviços modelo dinâmico tarde.*População, ** Estabe-<br>lecimento . . . . .        | 82  |
| 4.9  | Mostra os bairros que compõe cada região do modelo dinâmico para<br>a noite. . . . .             | 84  |
| 4.10 | Métricas dos serviços modelo dinâmico noite.*População, ** Estabe-<br>lecimento . . . . .        | 85  |
| 4.11 | Resultado do Teste de Kolmogorov-Smirnov nas métricas. . . . .                                   | 88  |
| A.1  | Métricas de Centralidade caculadas sobre o grafo. . . . .  | 106 |
| B.1  | Indicadores dos bairros da cidade do Rio de Janeiro parte-I, fonte [2]                           | 110 |
| B.2  | Indicadores dos bairros da cidade do Rio de Janeiro parte-II, fonte [2]<br>e [3] . . . . .       | 114 |



# Lista de Algoritmos

|   |  |    |
|---|--|----|
| 1 | Passos do Automatic Zoning Procedure . . . . . | 23 |
|---|--|----|

# Capítulo 1

## Introdução

A mobilidade urbana tornou-se um dos principais desafios das metrópoles mundiais. É considerado um tema amplo, que ultrapassa a discussão sobre o trânsito e envolve questões relativas à história da ocupação dos territórios, ao crescimento econômico e social do país e a suas escolhas e políticas públicas. Ela tem impacto direto sobre a saúde e a qualidade de vida das pessoas e sugere novas formas de pensar e agir para garantir um modelo sustentável. Para os moradores e frequentadores da cidade de Rio de Janeiro, o acesso seguro, com boa fluência e conforto aos seus destinos, resultarão em melhoria na qualidade de vida, maior produtividade e eficiência em suas funções do dia-a-dia. As cidades estão revendo seus modelos e descobrindo alternativas e estratégias sustentáveis de crescimento.

Os grandes deslocamentos humanos, via de regra, precedem ou seguem mudanças profundas, seja do ponto de vista econômico e político, seja em termos sociais e culturais. O acelerado fluxo de pessoas em direção às cidades provoca um crescimento acentuado, gerando um enorme desafio aos governantes, principalmente nas grandes metrópoles. Os desafios são decorrentes de um conjunto de demandas no ambiente urbano que necessitam de atendimento imediato. As demandas para atingirem o grau de satisfação desejado exigem o desenvolvimento de novas abordagens para o planejamento, projeto, financiamento, construção, gestão e operação de infraestruturas urbanas e serviços aos cidadãos [[4], [5]].

Nos últimos anos, o conceito de cidade inteligente ou Smart City, tem sido de grande importância nas discussões sobre o desenvolvimento urbano sustentável, no mundo e no Brasil. O termo cidade inteligente tem ganhado importância no meio acadêmico, pois significa cidade resiliente e sustentável que utiliza os conceitos de Tecnologia, Inovação e Globalização voltados para o desenvolvimento urbano [6].

Segundo DE SANTIS [7], inicialmente o rótulo "inteligente" foi usado para descrever uma cidade digital, somente depois evoluiu para o conceito de uma cidade que oferece melhor qualidade de vida através do uso inteligente das inovações tecnológicas. A evolução para uma cidade mais inteligente, mais integrada, mais ino-

vadora, pressupõe uma visão holística e sistêmica do espaço urbano e a integração efetiva dos vários atores e setores urbanos.

Para CLEMENTINO [6], é urgente no Brasil, que se discutam as formas espaciais assumidas pelas metrópoles na fase recente, pois representam a expressão da complexidade que a rede urbana vem assumindo nos últimos anos. O padrão "modernidade-pobreza" que tem, historicamente, caracterizando a urbanização brasileira promoveu aglomerações urbanas densas e polarizadas. O avanço desse processo de urbanização, o crescimento da população urbana e a crise social alojada nas áreas metropolitanas sugerem a necessidade de um planejamento metropolitano.

A ideia central é a de encontrar um ponto de equilíbrio entre as necessidades econômicas, ambientais e sociais para que as cidades possam ter um desenvolvimento sustentável. Esse equilíbrio pode ser alcançado através do emprego de sistemas que possibilitem combinar os conhecimentos científicos fornecidos pela análise e pela participação dos cidadãos. Discutir sobre as cidades é um tema de grande relevância no que diz respeito à economia, as novidades trazidas pelas tecnologias da informação e comunicação, pelas possibilidades de mobilidade [4].

## 1.1 Motivação

A competitividade da economia urbana e o bem-estar dos moradores de uma cidade não podem ser alcançados sem as infraestruturas necessárias. Nas grandes cidades brasileiras, a redução da mobilidade tem sido consistente, com sérias implicações negativas para a economia, o meio ambiente e a qualidade de vida [5].

O planejamento de transportes não ocorre de maneira isolada no contexto de uma cidade. Ele deve ocorrer em conjunto com os demais planejamentos e zoneamentos e, se as cidades investirem de maneira adequada em transporte público poderão ter benefícios significativos, como aumento da mobilidade, melhor uso da terra e dos padrões de desenvolvimento, geração de empregos, crescimento econômico e apoio às políticas públicas relativas ao uso de energia e à qualidade do ar. Planejar o sistema de transporte público de um município é um dos meios de promover a melhoria de sua eficiência e a satisfação dos usuários [8]. Na Região Metropolitana do Rio de Janeiro (RMRJ), como em outras metrópoles, a mobilidade está diretamente relacionada a renda (quanto maior a renda, maior a mobilidade da população), por outro lado, observa-se que o sistema de transporte influencia diretamente a localização de lojas, escritórios e residências. Locais com bom acesso, por exemplo, tendem a apresentar um desenvolvimento mais acelerado, ao mesmo tempo, atraem moradias. Por conta disso, é necessário dotar a cidade de infraestrutura que priorize o transporte público coletivo promovendo a utilização equitativa e ordenação da ocupação do espaço urbano com intuito de se estabelecer um arranjo espacial racional das diferentes

atividades humanas [9].

De acordo com os fatos supracitados, atualmente as cidades têm acesso a muitos dados, como por exemplo, a localização dos hospitais da cidade, como também o GPS dos ônibus. Hoje temos a necessidade de criar novos algoritmos e métricas para que a avaliação da cidade possa ser vista sob novos ângulos. A fim de que possam ser tomadas decisões mais assertivas, levam-se em consideração mais variáveis influenciadoras da dinâmica da cidade, exigindo que novos algoritmos sejam criados, ou que sejam alterados os já existentes, para que assim se possa trabalhar com esse volume de dados ou com a especificidade do problema.

## 1.2 Objetivo

O trabalho tem como objetivo a criação de uma métrica para auxiliar no planejamento urbano das cidades, ao considerar que além da acessibilidade é também objetivo do deslocamento populacional. Diante deste contexto, o presente trabalho pretende gerar uma nova métrica para avaliar as cidades. Ao considerarmos as métricas usuais para avaliação do transporte pouco eficiente, podemos citar a acessibilidade cujo objetivo é avaliar o tempo ou o custo para uma pessoa chegar ao destino.

Contudo, não adianta considerar apenas o tempo, mas também usar outros valores, como a quantidade de salas comerciais. Consideramos que as pessoas se deslocam com um objetivo, de ir ao trabalho ou por uma demanda por serviços ou comércio atendida.

Para que seja eficiente e alcance o objetivo planejado é preciso medir e analisar, ou seja, agregar mais variáveis as métricas utilizadas, para assim poder auxiliar e ajudar a compreender melhor o deslocamento populacional.

## 1.3 Contribuições

Esta seção visa descrever as contribuições obtidas com essa tese, abaixo vamos descrevê-las:

- Uma nova métrica para avaliação de cidades, focada no objetivo do deslocamento.
- Uma métrica que na verdade pode ser uma família de métricas, bastando alterar adicionar ou retirar parâmetros.
- Alteração do algoritmo Skater, para funcionar com medidas de centralidade.

## 1.4 Escopo

Está fora do escopo deste trabalho, verificar a eficiência do método proposto. Sendo assim, não é de preocupação buscar o algoritmo que executa o trabalho de maneira mais rápida. Com isso, observaremos apenas a eficácia do algoritmo, também não iremos fazer uma análise exaustiva dos possíveis métodos para a geração da organização da cidade. Por isso, fizemos teste apenas com dois algoritmos, assim que a troca da métrica gerou o resultado esperado, passamos à execução do modelo proposto.

## 1.5 Organização

O trabalho está organizado em cinco capítulos, sendo este o primeiro. Nele foi mostrada nossa motivação, que é a criação de uma métrica para avaliação do transporte da cidade com o objetivo primordial de auxiliar o planejamento urbano das cidades.

O capítulo dois apresenta a teoria utilizada para o desenvolvimento do trabalho. O primeiro assunto retratado é sobre cidades inteligentes, pelo fato de tratar o uso das informações geradas pela cidade a fim de poder melhorar sua gestão. Em seguida, é feita uma abordagem sobre as principais métricas para o transporte de uma cidade, após argumentamos sobre agrupamento e agrupamento espacial que são utilizados para criar as regiões da cidade que possuem o melhor tempo de comunicação. Além disso, discorremos sobre medidas de centralidade que são muito utilizadas para localização de nós importantes em grafos. No capítulo três abordamos a criação da métrica e uma forma genérica para aplicação da mesma. Em seguida vamos aumentando à especificidade do modelo para podermos aplicar a métrica na cidade do Rio de Janeiro. Após, abordamos sobre como foram obtidos os dados utilizados no estudo e o modelo proposto. O tipo de pré-processamento aplicado para poder gerar os modelos. Por exemplo: no dinâmico foi necessário calcular o tempo entre os bairros, enquanto no estático corrigimos a latitude e a longitude dos pontos de parada de ônibus. Ao final é apresentado o fluxo da informação pelo modelo proposto, para avaliar a distribuição dos serviços na cidade, considerando uma dada uma organização da cidade.

O capítulo quatro tem como objetivo apresentar os resultados do estudo de casos obtidos com o modelo proposto para avaliação da distribuição dos serviços da cidade. Para isso, ao final utilizamos o teste de Kolmogorov-Smirnov, para verificar se as distribuições mudam ao longo dia. Comparando a distribuição dos serviços de um determinado horário em relação ao modelo estático.

No último capítulo é feita a abordagem das conclusões obtidas. Por exemplo,

foi possível mensurar algo que era sabido por toda população carioca. Além disso, falamos sobre possíveis trabalhos futuros.

# Capítulo 2

## Revisão Bibliográfica

Este capítulo apresenta o arcabouço teórico utilizado para o desenvolvimento desta dissertação. Na primeira seção 2.1 vamos falar sobre cidade inteligente, que visa melhorar a qualidade dos serviços prestados na cidade. As cidades podem tomar medidas mais assertivas para melhorar o conforto da população. Nesta seção apresentaremos o conceito, além dos desafios tecnológicos.

Na seção 2.2 discorreremos sobre as formas mais usuais de se avaliar o transporte da cidade. A seção 2.3 apresenta a teoria sobre agrupamento, exibindo os métodos existentes e a avaliação dos agrupamentos gerados. Já na seção 2.4 falamos sobre métodos de agrupamento que fazem uso do atributo espacial, que são chamados de métodos de agrupamento espacial.

A seção 2.6 apresenta algumas medidas de centralidade. Dado que, montaremos um grafo para obter os bairros que se conectam com mais facilidade. Sendo assim, podemos fazer uso das medidas de centralidade para localizar arestas e nós mais importantes no mesmo. Na seção 2.5 apresentamos duas métricas que medem o espalhamento da informação no espaço, para a avaliação do agrupamento. A seção 2.7 discorre sobre o teste de hipótese que nesta dissertação é utilizado para avaliar se duas distribuições tem a mesma distribuição de origem. Por fim, a seção 2.8 apresenta os trabalhos correlatos, foram considerados trabalhos que também fazem uso do GPS dos ônibus.

### 2.1 Cidades Inteligentes

Atualmente, mais da metade (54%) da população mundial vive em um ambiente urbano e grande parte das metrópoles mundiais está experimentando um processo de saturação cada vez maior. Esse processo sem precedente se dá, principalmente, em função de um conjunto de demandas no ambiente urbano cada vez mais crescente e associada a práticas antiquadas de planejamento [10].

As cidades atuais são consideradas sistemas complexos onde um número de interconexões liga cidadãos, empresas, diferentes modos de transporte, redes de comunicação, serviços e utilidades. O crescimento populacional e o aumento da urbanização levantam uma série de problemas técnicos, sociais, econômicos e organizacionais que tendem a comprometer a viabilidade econômica e ambiental das cidades. O rápido crescimento enfrentado por várias cidades gerou o congestionamento do tráfego, a poluição e o aumento da desigualdade social [11].

Segundo a ONU [10], esse crescimento exponencial urbano associado à falta de um planejamento adequado ameaça o desenvolvimento sustentável porque, ou a infraestrutura necessária não é desenvolvida ou as políticas não são implementadas de forma a garantir que os benefícios da vida da cidade sejam equitativamente partilhados. Tornar as cidades “inteligentes” é uma estratégia que pode ser adotada para mitigar os problemas gerados pelo crescimento da população urbana e rápida urbanização tendo como um preceito a eficiência. Ela é um modelo de sustentabilidade urbana adaptado às possibilidades da era da informática.

Os problemas de mobilidade urbana comprometem o deslocamento de trabalhadores [12] e, conseqüentemente, a produtividade das cidades. A quantidade de pessoas é superior ao que o mercado consegue absorver e a falta de qualificação geram desemprego e pobreza. A violência urbana é apenas um dos sintomas atuais das grandes cidades.

A urbanização sustentável é a chave para um desenvolvimento com sucesso. O trabalho nota que a planificação de uma agenda urbanística com sucesso requer que se dê atenção às habitações de todas as dimensões. Se forem bem geridas, as cidades podem oferecer oportunidades de desenvolvimento econômico e de expansão de acesso aos serviços básicos, incluindo serviços de saúde e educação, para um grande número de pessoas. Providenciar transportes públicos, assim como alojamento, eletricidade, água e saneamento para um local densamente povoado é normalmente mais barato e menos prejudicial para o ambiente do que fornecer algo semelhante a nível de serviços para a uma população rural dispersa.

A necessidade de melhorar a nossa compreensão da cidade, no entanto, não é pressionada apenas pela relevância social dos ambientes urbanos, mas também pela disponibilidade de novas estratégias para intervenções nas cidades que são ativadas por tecnologias emergentes. Em um contexto ambiental e social específico, uma cidade pode ser considerada como um sistema de sistemas com uma história única onde, para seu crescimento e evolução, todos os atores principais dela precisam trabalhar em conjuntos, utilizando todos os seus recursos para superar os desafios e aproveitar as oportunidades oferecidas [13].

NAM & PARDO [14] conceituam o termo Smart em Smart City sob diversas óticas para melhor compreensão de como o termo está sendo empregado. Na lin-



guagem do Marketing, o termo Smart está centrado na perspectiva do usuário, onde uma cidade ser inteligente é preciso adaptar-se às necessidades dos usuários fornecendo interfaces personalizadas e responsivas. Sob a ótica do Planejamento Urbano, ser Smart significa ter orientações estratégicas que possibilitem o desenvolvimento sustentável, o crescimento econômico sólido e melhor qualidade de vida para os seus cidadãos. Por fim, sob a ótica tecnológica Smart implica no princípio de computação automática e ubíqua disponibilizando produtos e serviços inteligentes.

Para [15] apud GIBSON, D.V.ET ALL (1992), o termo cidade inteligente foi cunhado para significar a utilização dos conceitos de Tecnologia, Inovação e Globalização voltados ao desenvolvimento urbano. A partir de então, esse conceito ganhou considerável importância no meio acadêmico. Segundo DE SANTIS [7], inicialmente o rótulo "inteligente" foi usado para descrever uma cidade digital, somente depois evoluiu para o conceito de cidade social inclusiva ou até mais extensivamente, uma cidade que oferece melhor qualidade de vida através do uso inteligente das inovações tecnológicas.

Segundo GIOVANNELLA [16], o conceito de cidade inteligente foi criado para incluir, além da infraestrutura física da cidade, os capitais intelectual e social, explorando a tecnologia da Informação e Comunicação (TIC) para suportar todos os nossos comportamentos e melhorar em todos os fatores fundamentais que contribuem para a competitividade regional.

Este conceito de cidade inteligente remete à ideia do uso da TIC, para melhorar a qualidade de vida dos cidadãos e aumentar a eficiência dos serviços prestados à mesma [1]. Segundo HOLLANDS [17], esse conceito procura através do uso de uma infraestrutura em rede, a promoção do desenvolvimento urbano, social e cultural, bem como melhorar a eficiência política e econômica das cidades.

O conceito de cidade inteligente visto a partir da perspectiva de tecnologias e componentes tem algumas propriedades específicas, pois está centrado nos mais recentes avanços na computação móvel e ubíqua, redes sem fio, middleware e tecnologias com agentes incorporados nos espaços físicos das cidades. A ênfase dada em dispositivos inteligentes embarcados representa uma característica distinta das cidades inteligentes em comparação com as Intelligent Cities, que criam sistemas de inovação territoriais combinando atividades, instituições de conhecimento intensivo para a cooperação e aprendizagem, e web baseados em inteligência coletiva [15].

Para DE SANTIS [7], recentemente o termo cidade inteligente se tornou sinônimo de cidades caracterizadas por um uso extensivo e inteligente das tecnologias digitais que permite a utilização eficiente da informação.

Para HOLLANDS [17], cidade inteligente ainda é um conceito distorcido que não é utilizado de forma consistente dentro da literatura, pois o termo Inteligente, na verdade, ainda é, muitas vezes, usado como sinônimo de Moderna, Conectada e

Digital. Uma das principais críticas é a disjunção entre imagem e realidade, isto é, a diferença entre uma cidade ser realmente inteligente ou simplesmente possuir uma etiqueta inteligente:

A inteligência de uma cidade descreve a capacidade de reunir todos os seus recursos para alcançar de forma eficiente os objetivos e cumprir completamente os propósitos a que se propõem. Em outras palavras, descreve o quanto todos os diferentes sistemas da cidade, pessoas, organizações, finanças, instalações e infraestruturas envolvidas em cada um deles, são:

- trabalhando individualmente de forma eficiente;
- atuando de forma integrada e coerente, para potencializar as sinergias, para a cidade funcionar de forma holística e para facilitar a inovação e o crescimento [18].

Para NAM e PARDO [14], uma comunidade na qual governos, empresas e cidadãos compreendem o potencial do uso da tecnologia, através da qual tomam decisões conscientes para transformar a vida e o trabalho de forma positiva. Uma infraestrutura que funcione é necessária, mas não suficiente para uma cidade se transformar em cidade inteligente. É importante que a promoção de qualquer projeto somente seja viável caso haja colaboração e cooperação entre as instituições públicas, setor privado, escolas e cidadãos.

### 2.1.1 Dimensões da Avaliação de Inteligência

Mas, qual é a fonte para um crescimento sustentável? Esta questão tem recebido atenção contínua por parte de investidores e políticos por muitas décadas [19]. Várias cidades ao redor do mundo têm experimentado sua abordagem para cidade inteligente, cada qual geralmente, confrontando e priorizando diferentes desafios e objetivos para a melhoria da vida cotidiana local [20].

Para CARAGLIU *et al.* [19], o termo cidade inteligente ainda é entendido como a capacidade de uma cidade não se concentrar em aspectos individuais, porém uma melhor definição requer a identificação de determinadas características para a avaliação. O processo de transformação de uma cidade em cidade inteligente é complexo e multidimensional, pois envolve a coordenação e conexão de vários aspectos operacionais da cidade, incluindo governo, moradia, mobilidade, energia, ambiente e serviços.

Para DE SANTIS [7], acompanhar a convergência de uma cidade para uma cidade inteligente é, antes de tudo, necessário que se defina exatamente o que é uma cidade e que indicadores devem ser selecionados para uma cidade "ser inteligente". Um projeto realizado pelo Centro de Ciência Regional na Universidade de Tecnologia

de Viena em 70 cidades europeias de tamanho médio, identifica seis principais eixos (dimensões) que possibilitam tornar uma cidade em um adequado espaço vital e um bom lugar para o desenvolvimento econômico [13]. Essas dimensões são baseadas em teorias de competitividade regional, transportes, TIC, economia, recursos naturais, capital humano e social, qualidade de vida e participação das sociedades nas cidades.

Abaixo temos os 6 (seis) eixos ou dimensões são (Figura 2.1): Smart Economy (Economia Inteligente), Smart Mobility (Mobilidade Inteligente), Smart Environment (Ambiente Inteligente), Smart People (Cidadãos Inteligentes), Smart Living (Vida Inteligente), Smart Governance (Governança Inteligente).

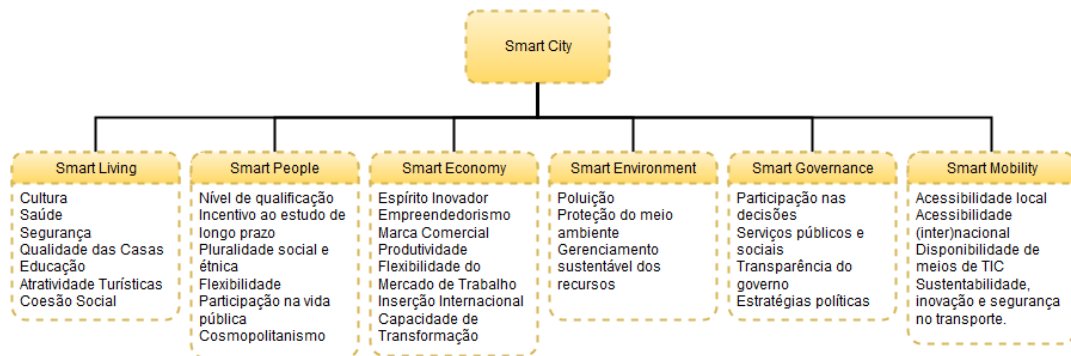


Figura 2.1: Sub-tópicos de Smart City adaptado de [1]

**Smart Living** - está direcionado à melhoria da qualidade de vida. Na saúde terá um papel essencial devido o envelhecimento estar mudando o perfil das doenças para crônicas e degenerativas, além de vícios, obesidade e depressão. Obtenção de soluções de saúde a longo prazo, disseminando um estilo de vida saudável. Novos avanços tecnológicos são necessários como soluções de monitoramento remoto que podem servir como uma ponte entre o hospital e a casa.

**Smart People** - relata principalmente o nível de qualificação ou formação dos cidadãos, como também a qualidade das interações sociais e a integração na vida pública.

**Smart Economy** - inclui fatores econômicos que auxiliam na competitividade como inovação, empreendedorismo, a produtividade e a integração no mercado (inter)nacional.

**Smart Environment** - foca na gestão racional dos recursos naturais com as reduções drásticas na emissão de CO2 a serem atingidas, a fim de evitar o aumento gradual na temperatura média global gerado pela combustão de combustível fóssil. Atualmente, a maioria dos trabalhos focam em redes de energia inteligentes onde é um processo que visa a eficiência energética. Um fator importante em cidade inteligente é levar uma mudança da matriz energética mun-

dial caminhando para a integração inteligente de fontes de energia renováveis (fotovoltaica, geotérmica, eólica, biomassa, etc.).

**Smart Governance** - visa a um governo participativo. Além de auditorias urbanas para obtenção de estatísticas e indicadores para as cidades, de como os serviços estão sendo prestados aos cidadãos. Tem de se preocupar em conhecer seus cidadãos, suas preferências e demandas.

**Smart Mobility** - A necessidade de mobilidade acarretará em uma série de problemas, como o congestionamento, consumo de energia, aumento dos níveis de poluição. A informação obtida nesta área pode ser relevante para outras, o que aumenta seu potencial. Contudo, do ponto de vista dos cidadãos, há também preocupações em relação à privacidade no que diz respeito ao tratamento dos dados por parte das administrações públicas. Fazendo uso de sistemas de transportes inteligentes (Intelligent Transportation Systems) é possível otimizar o planejamento de viagens e na seleção do modo de transporte, permitindo assim a intermodalidade (ônibus, táxi, trem, avião, etc), o que consegue minimizar os problemas de congestionamento.

Acreditamos que uma cidade é inteligente quando os investimentos em capital humano, social, transporte e em uma infraestrutura de comunicação moderna (TIC) são os combustíveis para um crescimento econômico sustentável e uma elevada qualidade de vida. GIOVANNELLA [16] está tentando conectar os fatores acima com uma avaliação da relevância dos componentes chamada de "Triplo Hélice" (os motores do sistema de inovação: Universidade, Indústria, Governo) e sua versão modificada que inclui também os produtos das interações das três hélices: i) de ações "conhecimento" gerado pela interação entre universidades e indústrias; ii) "aprendizagem" coletiva em função das sinergias decorrentes da ação comum de universidades e governo na busca de soluções eficientes de gestão pública; iii) a eficiência do "mercado" gerado pela interação de indústrias e governo.

Atualmente, as abordagens operacionais típicas para cidade inteligente tendem a adotar um modelo funcionalista com foco na otimização, possivelmente de forma padronizada do consumo de recursos primários tangíveis e intangíveis (energia, água, materiais, alimentos, etc.), bem como o fluxo de pessoas, bens e dados. Nota-se também que há um conjunto de experiências de medidas de "inteligência" semelhante no campo da economia verde, competitividade, habitabilidade, bem-estar, etc., a nível da cidade, mas eles não podem ser comparados com os experimentos de medição da cidade inteligente [7].

As iniciativas "Inteligentes" de uma cidade inteligente devem ter o apoio do governo e da política de governança para a sua concepção e implementação. Esta

categoria inclui uma variedade de fatores institucionais que possibilitam que as políticas não sejam apenas de apoio, mas que estabeleçam um ambiente administrativo para que o governo seja um componente-chave na governança da relação entre as agências governamentais e não-governamentais. Isso significa criar uma "infraestrutura pública de colaboração", ou seja, para identificar objetivos de alto impacto e gerar soluções integradas e sistêmicas.

## 2.1.2 Estratégias para Transformação

A adoção de soluções em cidade inteligente exige planejamento e controle. Os sistemas de Informação exercem uma função central, como sistemas nervosos digitais da cidade que obtém dados de fontes heterogêneas (por exemplo, esgotos, espaços de estacionamento, câmeras de segurança, termostatos escolares, semáforos, etc.). Esse grande volume de informações, coletados muitas vezes em tempo real, são processados e integrados em vários processos, sistemas, organizações e cadeias de valor para otimizar as operações e informar as autoridades sobre os problemas incipientes. Nas cidades, a implantação de uma infraestrutura de TIC é uma condição prévia para uma cidade ser capaz de funcionar como uma cidade inteligente e poder contribuir substancialmente para resolver os problemas emergentes da vida urbana, por exemplo, a mistura dos dados certos juntamente com políticas e intervenções adequadas. Isso pode fazer com que o tráfego da manhã seja feito de forma mais suave ou então equilibrar o uso de energia à noite no horário de pico.

Segundo DIRKS *et al.* [21], cidade inteligentes exige a adoção de soluções para definir estratégias que representam os objetivos que se deseja alcançar. Onde o objetivo segundo AMBROSIO [22] representa algo que se deseja atingir em um determinado intervalo de tempo. Em seguida, podem-se definir as metas que são fatias de um objetivo de tal forma que se consiga medir sua evolução. A célebre frase de DEMING [23] recompila: *Não se gerencia o que não se mede, não se mede o que não se define, não se define o que não se entende, e não há sucesso no que se não gerencia.* As etapas essenciais para se transformar em cidade inteligente são [21]:

- Desenvolver uma estratégia de longo prazo e de curto prazo para a cidade.
- Priorizar investir em sistemas, selecionando os de maior impacto.
- Integrar os sistemas para melhorar a eficiências e experiência dos cidadãos.
- Otimizar seus serviços e operações.
- Descobrir novas oportunidades de crescimento.

As definições das estratégias da cidade ajudam a priorizar os investimentos. Contudo, é ao mesmo tempo, a parte mais difícil e essencial para se tornar uma cidade inteligente. A partir da definição, a cidade deve escolher projetos que visem auxiliar o desenvolvimento da mesma. Por exemplo, a cidade do Rio de Janeiro tem como um dos seus grandes focos o turismo, assim esse deve ser priorizado através da aplicação de recursos em sistemas que gerem maior impacto nesse setor.

É essencial após a criação das estratégias, segundo DIRKS *et al.* [21], avaliar todos os principais sistemas e atividades da cidade, para conceber ideias para alcançar a visão estratégica e impulsionar a prosperidade sustentável. Assim, será possível avaliar a forma como o desempenho será alterado com a introdução de soluções em cidade inteligente, e após aferir o desempenho da cidade em relação a outros relevantes.

### 2.1.3 Mobilidade Urbana - Transporte Público

Na atualidade, o processo de urbanização no Brasil tem-se caracterizado pela ocupação das periferias urbanas, aumentando consideravelmente a necessidade de transporte e a oferta de serviços públicos, os quais frequentemente não suprem a demanda de forma adequada, limitando as condições de mobilidade desses cidadãos.

Os residentes em uma cidade podem efetuar seus deslocamentos cotidianos de várias maneiras:

1. Utilizando veículos próprios (automóvel, moto/bicicleta ou até mesmo andar a pé) que possuem maior versatilidade, uma vez que o trajeto é de livre escolha e o deslocamento no horário mais conveniente;
2. Utilizando transporte público (ônibus, trem, metrô, barco, etc.) que apresenta uma economia de espaço público para sua efetivação, mas por outro lado possuem trajetos e horários pré-definidos.

Sabe-se que a distribuição das diferentes formas de urbanização, seja residencial, comercial ou industrial condicionam as atividades humanas, tais como, morar, trabalhar, fazer compras, lazer entre outras e as atividades por sua vez, geram necessidade de deslocamentos entre os diferentes locais em que se realizam. A mobilidade proporcionada pelo transporte público possibilita a acessibilidade e, com isso, o aperfeiçoamento profissional contínuo das pessoas, o lazer, o acesso a equipamentos de saúde, centros culturais e etc. [24].

O sistema de transporte promove a acessibilidade aos locais em que são possíveis diversas atividades, portanto, sendo um fator determinante na decisão da localização e especialmente em um contexto de crescimento urbano. Desta forma, podemos identificar uma cadeia de ações e reações em que o Uso do Solo exerce influência

sobre o Transporte, assim como, o Transporte exerce influência sobre o Uso do Solo e sobre ele próprio, levando a um círculo “vicioso” [24]. A evolução urbana está de certa forma, condicionada a um esquema de canais de circulação de acordo com as tecnologias de transporte disponíveis para possibilitar a necessária inter-relação entre as atividades urbanas – residência, trabalho, estudo, lazer, etc.

A mobilidade das metrópoles com exceção de algumas regiões metropolitanas, aplica-se quase uniformemente. Mas, em um ambiente construído absolutamente de maneira inadequada, como no caso do Brasil, compromete a mobilidade devido à expansão urbana dispersa[25]. É necessário que os modos/modais de transporte ou a combinação de modos de transportes devam operar em um espaço organizado para tal, com densidades urbanas e teor social adequados para cada tipo de modo e modal escolhido.

O transporte público possui características complexas e pouco flexíveis, impondo rotas de ônibus e horários pré-estabelecidos que em sua maioria não são respeitados devido as incertezas do trânsito nas grandes cidades. Dessa forma, dificultando o planejamento dos deslocamentos por grande parte dos usuários do transporte coletivo. Então, concerne ao transporte público esquematizar a oferta, agrupar a demanda e regular com rigor a circulação, bem como atender os pontos intermediários entre origem e destino.

As cidades encontram-se em constante evolução, assim como os seres vivos. O transporte público deve-se adequar às características da região e ser passível de adaptações constantes a própria dinâmica urbana, tanto em termos quantitativos quanto à tecnologia do veículo. Mas, essa versatilidade operacional para adequação dos itinerários às novas realidades urbana tem-se mostrado contraproducente. Os sistemas de linhas de ônibus foram-se implantando irracionalmente, nem sempre de acordo com interesses de toda comunidade envolvida. Face à realidade energética atual, têm onerado de forma significativa o transporte público [26]. As linhas que compõem uma rede de transporte público devem ser planejadas a partir das características dos usuários, da sua área de influência específica, considerando tanto as condições da demanda (volumes de passageiros) como os aspectos socioeconômicos da população e os urbanísticos da região.

Com o objetivo de aperfeiçoar e melhorar os serviços de transporte existentes, muitas cidades têm utilizado aplicações que se utilizam da Tecnologia da Informação e Comunicação (TIC) para apoiar a infraestrutura do sistema de transporte, tais como: gerenciamento de tráfego e sugestão de rotas aos motoristas; informações aos usuários sobre condições meteorológicas de estradas, possíveis perigos, locais de incidentes, melhores rotas e itinerário de veículos; conhecimento sobre o controle de veículos em determinadas situações, sistemas de alertas de colisões [27].

## 2.1.4 Desafios Tecnológicos

O rótulo cidade inteligente deve apontar para soluções que permitam que as cidades prosperem através da melhoria quantitativa e qualitativa na produtividade [19], para assim mitigar e remediar os problemas urbanos. A conectividade e a tecnologia são os principais diferenciais da cidade inteligente em relação à cidade tradicional.

NAM & PARDO [14] caracterizam uma cidade inteligente baseada em diversos fatores-chave fundamentais, subdivididos em três categorias: Tecnologia (infraestruturas de hardware e software), Pessoas (criatividade, diversidade e educação) e Instituições (governança e política). A tecnologia é a chave para ser uma cidade inteligente por causa da utilização das TIC é possível transformar a vida e o trabalho, dentro de uma cidade de modo significativo e fundamental, na medida em que podem fornecer os meios para o monitoramento e o gerenciamento dos serviços e recursos das infraestruturas urbanas. Além das possibilidades de restringir as distâncias entre o poder público e, os cidadãos por meio de serviços eletrônicos pela internet. A infraestrutura de TI e as aplicações são pré-requisitos, mas não havendo envolvimento de todos os setores e vontade de colaborar e cooperar entre si, não haverá cidade inteligente.

As cidades são capazes de coletar dados em um tempo hábil e com boa qualidade[21], fazendo uso de sensores. Atualmente, muitos sistemas e pessoas se comunicam através da internet, desde carros a câmeras, necessitando de novos tipos de tecnologias para transformar esses dados brutos em informação e assim ajudar na gestão.

O interesse mais recente em cidades inteligentes pode ser atribuído a uma forte preocupação com a sustentabilidade e ao surgimento de novas tecnologias, tais como dispositivos móveis, a web semântica, a computação em nuvem e a Internet das Coisas (IdC) [15]. Os avanços na análise de dados, tecnologias de sensores e experiências urbanas poderão fornecer novos "insights" sobre a criação de projetos com abordagem direcionada à utilização de dados para o planejamento urbano.

Para alcançar o objetivo de ser cidade inteligente é importante coletar dados sobre os usuários dos sistemas que são os cidadãos e as empresas. Eles devem perceber que seus dados são armazenados de forma segura. Essa deve ser a maior preocupação em manter a privacidade na hora de capturar e compartilhar os dados. Uma certa dificuldade é na hora da divulgação dos sistemas porque em sua maioria o usuário tem o sentimento que a prefeitura o criou para puni-los. As cidades devem ser capazes de unir novos serviços e tecnologias com os já existentes, bem como compartilhá-las através de *APIs*(Application Programming Interface) públicas. Uma cidade inteligente precisa de infraestrutura que conecte seus bairros



em nível nacional e internacional.

Conforme mais e mais pessoas se reúnem, os sistemas inteligentes e suas integrações precisam ser desenvolvidos, não apenas para prestar o serviço à população, mas também para maximizar a eficiência e minimizar o impacto ambiental. Além disso, o planejamento urbano está intimamente relacionado a tecnologia. Os dados obtidos do transporte, do planejamento urbano, dos fluxos de energia e da gestão da cidade são cruciais para a criação de ambientes inteligentes por ajudar na otimização e na integração[28].

Dado que as cidades geram uma grande quantidade de dados todo dia, estamos trabalhando com Big Data, sendo assim, passa a ser necessária a criação ou customizações de algoritmos e métricas. Para que assim possa avaliar a cidade sob um novo ângulo, porque anteriormente não se conseguia tratar esse volume de dados e transformá-lo em informação. Sendo assim o papel das TIC é auxiliar no aperfeiçoamento da produtividade através de processos automáticos de rotina e, ao ligar gestores nas atividades de tomada de decisão, ao planejamento e controle [11].

Contudo, a maior preocupação segundo MARTINEZ-BALLESTE *et al.* [29], é conseguir localizar informações que auxiliem na tomada de decisão, para assim conhecer melhor os cidadãos sem ferir sua privacidade. Onde é possível verificar padrões de comportamento na cidade. Como exemplo, temos o padrão de deslocamento que é extremamente útil à previsão de demanda no transporte, mas caso seja público poderá ferir a privacidade do cidadão.

## 2.2 Métricas do Transporte

O trabalho visa a criação de uma métrica para avaliação dos bairros da cidade considerando o objetivo do deslocamento da população. Contudo, não queremos descartar as atuais formas de avaliação, mas sim agregar a nossa as já existentes. Segundo LITMAN [30] existem três perspectivas principais para medir o transporte chamadas de tráfego de veículos, mobilidade e acessibilidade.

**Tráfego de Veículos** - avalia o movimento do veículo. Sendo assim, o foco em qualidade do sistema para esta métrica seria aumentar a quilometragem e velocidade percorrida por um veículo, atendendo principalmente a motoristas.

**Mobilidade** - verifica o movimento de pessoas ou mercadorias, dando suporte a uma visão integrada ao sistema de transporte com atenção às interligações entre os modos. Deve considerar também a movimentação a pé, porque muitos usuários dão início a viagem dessa forma.

**Acessibilidade** - mede a capacidade de pessoas e empresas chegarem a um bem, serviço, atividade ou destino. Sendo uma visão integrada dos sistemas de

transporte com atenção às ligações entre modos. Visa atender a necessidade do usuário sem fornecer viagens mais longas ou modos mais rápidos, ou seja, fazendo uso do sistema de transporte já existente.

O tráfego de veículos abrange problemas de transporte em termos de custo e barreiras [30]. Ele favorece soluções que aumentem a capacidade das estradas e dos estacionamento. Os melhores indicadores de desempenho incluem o fluxo de carros, velocidade média, atraso em congestionamento, oferta de estacionamento e taxa de colisão.

A mobilidade se restringe aos problemas de transporte em termos do deslocamento físico e assim favorece soluções que aumentem a capacidade do sistema e as conexões intermodais. LITMAN [30] diz que mobilidade pode ser medida através de pessoas por quilometro, toneladas por quilometro e velocidades da viagem.

A acessibilidade normalmente é avaliada com base no tempo e dinheiro necessários para atingir as oportunidades. Contudo, ela exige certos “trade-offs”. Um exemplo é a criação de pistas expressas que são projetadas para fornecer o máximo de mobilidade aos veículos, mas conferem pouca acessibilidade. Já as estradas projetadas para o máximo de acessibilidade prejudicam o tráfego de veículos. Dado que, velocidades de tráfego mais elevadas tendem a criar barreiras para caminhada, portanto, veículo e pedestres são conflitantes. Segundo LITMAN [31] tentativas para aumentar a velocidade dos veículos, além de aumentar o risco de acidente também degradam as condições da caminhada.

Para compreender melhor a diferença entre o foco das métricas, LITMAN [30] exemplifica com a escolha da localização de um escola. Sob a ótica do tráfego de veículos, a melhor posição seria a periferia urbana em uma área com estacionamento abundante e próximo a uma grande estrada, considerando que os funcionários e alunos vão chegar de ônibus escolar ou carro. Do ponto de vista da mobilidade, a localização mais sensata seria em uma rua principal com estacionamento adequado, serviço de transporte público e talvez uma ciclovia. A perspectiva de acessibilidade, considera a localização ideal para uma escola dentro de um bairro residencial, mesmo sendo a condução insuficiente, dado que a maioria dos alunos e funcionários optam por caminhar ou ir de bicicleta.

## 2.3 Agrupamento

Os seres humanos têm o costume de colocar objetos similares em grupos com o objetivo de facilitar a busca pelo mesmo ou de usar seus atributos para compará-lo com outros objetos já classificados e assim poder, descrevê-los e agrupá-los (XU e WUNSCH [32]). Para isso é utilizada a ideia de similaridade ou de dissimilaridade

entre os mesmos.

Segundo XU e WUNSCH [32], existem dois tipos de classificação: a supervisionada e a não-supervisionada onde na primeira são aplicados rótulos pré-estabelecidos a um conjunto de objetos e na segunda, muitas vezes também chamada de agrupamento, não se tem ciência destes rótulos a priori.

CHEN *et al.* [33] define agrupamento como o processo de organizar grupos de objetos físicos ou abstratos com propriedades similares. HAN *et al.* [34] diz que agrupamentos podem ser encontrados nas mais diversas áreas. Na Biologia, pode ser utilizado para agrupar genes com categorias semelhantes ou detectar cadeias de DNA. Nos negócios, pode ser útil para a localização de clientes com o mesmo perfil de consumo, e em geoprocessamento há a possibilidade de compor regiões que possuem semelhanças socioeconômicas ou climáticas.

### 2.3.1 Análise de Agrupamento

Xu & Wunsch II [35] dizem que a análise de agrupamento visa a extração de conhecimento, sendo dividido em quatro etapas. A primeira fase constituída pela seleção ou extração de atributos, isto é, perceber quais atributos são mais apropriados para realizar o agrupamento, podendo ser todos, apenas um subconjunto ou novos gerados através de uma ou mais transformações. Para os métodos de agrupamento conseguirem obter um bom resultado, faz-se necessário que os dados estejam em uma escala adequada, para isso é necessária a normalização. Esta primeira etapa é imprescindível à obtenção de um bom resultado.

A segunda etapa designa a seleção dos métodos de agrupamento, sendo dividida em duas partes. A primeira visa escolher uma medida de similaridade, que consiste em uma medida para avaliar a semelhança entre os objetos e varia de acordo com o problema e o tipo dos atributos. A segunda parte dessa fase é definir um método de agrupamento, onde a escolha depende do tipo do problema, o perfil dos dados e o que se deseja obter. Após a definição do método de agrupamento, esse será executado sobre os dados. Lembrando que os resultados deverão sempre ser avaliados e validados, ainda que existam situações onde eles sejam não agrupáveis.

A terceira etapa corresponde a validação do agrupamento, segundo Xu & Wunsch II [35] a ordem da apresentação dos dados ou parâmetros fornecidos na entrada podem conduzir a diferentes agrupamentos para um mesmo algoritmo. Sendo assim, para que se tenha confiança e passá-la ao usuário é necessário critério para avaliação. São utilizadas medidas cujo objetivo é avaliar os grupos encontrados e assim, responder se os grupos possuem significado ou auxiliam na escolha do método de agrupamento.

A última etapa consiste na interpretação dos resultados. Deve-se fazer uma

análise estatística de cada grupo com ajuda de um especialista no domínio do problema a fim de generalizar o resultado obtido e encontrar um rótulo ou perfil para cada grupo.

### 2.3.2 Medidas de Similaridade

A medida de similaridade ou dissimilaridade depende do tipo do objeto e visa medir se há ou não semelhança com outros objetos. Segundo Xu & Wunsch II [35], existe um tipo de similaridade para cada tipo de dado, podendo ser quantitativos ou qualitativos, contínuos ou binários, nominais ou ordinais. Os objetos normalmente são representados por vetores de atributos. Esse formato auxilia na identificação da região com maior concentração de objetos no espaço (JAIN *et al.* [36]).

Será preciso medidas de distância entre dois objetos, tornando possível verificar o quanto são próximos, ou seja, similares. O tipo de dado mais utilizado é o contínuo, com isso foram criadas várias medidas de similaridade para tal. As mais utilizadas são a distância Euclidiana, a distância de Quarteirão (Manhattan) e a generalização dessas que é a medida de *Minkowski* (HAN *et al.* [34]).

### 2.3.3 Categorias dos Métodos de Agrupamento

A literatura apresenta diversos métodos de agrupamento, tornando a divisão em categorias complicada em virtude da quantidade e também pela sobreposição dos métodos. A categorização ajuda na compreensão e escolhas dos métodos. Existem cinco categorias segundo HAN *et al.* [34], São elas:

**Métodos de Particionamento** - os métodos de particionamento geram  $k$  partições, onde  $k$  é fornecido na entrada. Cada partição deve conter pelo menos um objeto, e por sua vez, cada objeto deve pertencer a apenas uma partição. Os métodos de particionamento tendem a ser um processo iterativo a fim de obter melhores esquemas de partições. Há necessidade de ter algum critério para avaliar a qualidade das partições, para que sejam movimentados os objetos entre elas e obter avanços no resultado.

**Métodos Hierárquicos** - esses métodos trabalham com a criação de hierarquias nos dados. De acordo com a construção da hierarquia os métodos podem ser aglomerativos ou divisivos. Os aglomerativos começam com cada elemento formando um grupo e a cada iteração os aglutina em pares de grupos até formar apenas um. Os divisivos são o contrário, começam com apenas um grupo e a cada iteração os divide em pares de grupo até cada grupo ser constituído por um elemento. Um dos possíveis problemas dos métodos hierárquicos é o

critério para unir ou dividir grupos. Caso esse não seja adequado, o algoritmo não reavaliará as junções ou separações realizadas.

**Métodos Baseados em Densidade** - a ideia geral é definir um grupo baseado na quantidade de objetos em sua vizinhança no espaço multidimensional de atributos, ou seja, na densidade de objetos. Geralmente é informado algum limite para a densidade que é utilizada na busca de objetos vizinhos no espaço.

**Métodos Baseados em GRID** - costumam formar uma estrutura de malha constituído por células que armazenam os objetos. Nessa malha são realizadas operações a fim de obter o agrupamento. Normalmente, esses algoritmos possuem tempo de processamento inferior por não depender do número de objetos, mas sim da quantidade de células.

**Métodos Baseados em Modelo** - agrupam os objetos usando modelos estatísticos para cada um, como exemplo, podem usar a distribuição espacial dos objetos através de funções de densidades para assim definir os grupos.

Existem autores como JAIN *et al.* [36] que defendem a existência de apenas duas categorias, a do particionamento e a dos hierárquicos, por considerar que as outras são apenas derivações dessas duas categorias.

## 2.4 Agrupamento Espacial

Para medir o acesso aos serviços da cidade foi considerado como de fundamental importância agrupar a cidade em regiões. Existem bairros que são servidores de serviços em suas regiões inibindo o crescimento dos mesmos nos bairros vizinhos, um exemplo é o bairro de Campo Grande.

O agrupamento espacial difere-se dos métodos tradicionais devido ao tratamento dos atributos espaciais (MILLER e HAN [37]). Objetivando a criação de regiões homogêneas e contíguas no espaço, buscando áreas geográficas mais abrangentes (AMBROISE e DANG [38]). As relações de similaridade baseadas em distância podem ser consideradas natural para objetos do tipo ponto. Enquanto as relações topológicas, como sobreposição e adjacência, fazem mais sentido para região ou polígonos. (MILLER e HAN [37]) Segundo NEVES *et al.* [39] estas permitem a extração de estruturas existentes no conjunto de dados. Existem três maneiras para a criação da mesma:

A primeira abordagem é constituída de dois estágios, onde no primeiro momento realiza-se um agrupamento sobre os dados não espaciais e em seguida avalia os grupos formados usando a relação de vizinhança. Possui a vantagem de permitir visualizar

se as regiões estão juntas ou separadas. A desvantagem é a falta de controle sobre as regiões resultantes.

A segunda abordagem considera, simultaneamente, a posição geográfica e os atributos não espaciais adicionando as coordenadas do centroide como atributo do problema. Posteriormente, aplicam-se as técnicas padrões de agrupamento. A função de similaridade tem de considerar o espaço dos atributos bem como a distância geográfica dos objetos. As funções ponderadas são muito utilizadas porque torna possível destacar o foco para o que é mais importante. Caso seja necessário dar um enfoque à distância geográfica serão geradas regiões contíguas durante o processo.

A terceira utiliza-se de um arcabouço para evidenciar a relação de vizinhança. Normalmente utiliza-se uma matriz ou um grafo. Essa matriz recebe o nome de contiguidade, armazena 1 ou 0 caso exista ou não relação de vizinhança entre as regiões  $i$  e  $j$ . No grafo a relação de vizinhança é explicitada pela existência de um aresta.

### **2.4.1 Métodos Baseados em Atributos Espaciais**

Os métodos de agrupamentos tradicionais podem ser usados no agrupamento espacial. Considerando que a medida de dissimilaridade entre objetos espaciais é a distância entre eles no espaço geográfico, ao invés de fazer uso do espaço dos atributos não-espaciais. (NG e HAN [40]).

A maneira mais simples de representar os objetos espaciais é considerá-lo como ponto. Funciona quando as informações espaciais, como extensão e forma não são relevantes e utiliza as medidas de distância. (DE MELLO [41]). Entretanto, os objetos espaciais possuem uma variedade de tamanhos e formas que ao simplificar os objetos em pontos, podem acarretar em agrupamentos de baixa qualidade (NG e HAN [40]).

Em alguns casos, a melhor escolha é utilizar objetos do tipo polígono. NG e HAN [40] descrevem três formas de calcular a distância entre polígonos convexos. A primeira é calcular a distância exata entre os polígonos. A segunda é calcular a menor distância entre os vértices deles. A terceira é localizar o menor retângulo que contenha completamente cada polígono e calcular a distância entre os mesmos. Eles realizaram experimentos com estas três formas nos métodos PAM, CLARA e CLARANS.

### **2.4.2 Métodos Baseados em Atributos Espaciais e Não-espaciais**

Uma das formas para fazer uso dos dados no agrupamento espacial é representar os objetos espaciais como pontos e anexar as coordenadas aos atributos não-

espaciais. Geralmente, são atribuídos pesos diferentes ao cálculo da dissimilaridade para os atributos não-espaciais e espaciais. O problema é que os grupos resultantes podem não ser contíguos, caso o peso dos atributos espaciais não seja alto o suficiente (NEVES [42]).

NG e HAN [43] descrevem duas abordagens: dominante espacial e dominante não-espacial. Elas usam o método de particionamento CLARANS em conjunto com o DBLEARN (HAN *et al.* [44]). Este visa construir regras a partir da generalização dos atributos não espaciais em um banco de dados. O método chamado de SD(CLARANS), particiona usando os atributos espaciais utilizando o CLARANS, e em seguida, divide os grupos baseado nos atributos não-espaciais, utilizando o DBLEARN. Essa é a abordagem do dominante espacial. A abordagem dominante não-espacial é chamada de NSD(CLARANS), onde aplica-se primeiro o DBLEARN e depois o CLARANS.

### 2.4.3 Métodos Baseados em Relações Topológicas

Os métodos até o momento fazem uso da relação espacial como medida. Eles utilizam a distância como medida de dissimilaridade. Por vezes, a distância não é relevante, e sim, se os grupos são contíguos. NEVES *et al.* [39] define regionalização como um processo de classificação aplicado a um conjunto de objetos espaciais para que os grupos sejam homogêneos e contíguos.

Quando o objetivo é a regionalização, a distância entre os objetos espaciais não é relevante, mas sim a topologia que os envolve. Um algoritmo que utiliza a relação topológica é o AZP (Automatic Zoning Procedure) e executa os sete passos a seguir (DRAKE *et al.* [45]):

Este método baseia-se na tentativa e erro, o que normalmente leva um bom tempo de processamento. Temos também O SKATER (Spatial "K"luster Analysis by Tree Edge Removal) (ASSUNÇÃO e JUT NUMBER = 220 [46]) que usa um grafo para armazenar a relação topológica e os objetos são representados por um vértice e a vizinhança, por uma aresta ligando os vértices que os representam (NEVES *et al.* [39]).

Ao cortar o grafo nos lugares adequados, o resultado obtido será de grupos contíguos. Transformando o problema de regionalização em um particionamento ótimo de grafos. O particionamento ótimo é um problema NP-Difícil – a complexidade computacional pode ser encontrada em [47] – portanto é melhor usar uma heurística para alcançar soluções subótimas em um tempo aceitável. O método encontra uma árvore geradora mínima (AGM) do grafo de conectividade. Depois de criar a árvore geradora mínima, o método particiona a árvore encontrando grupos de regiões. O custo de cada aresta é dado pela dissimilaridade entre os objetos vizinhos

---

**Algoritmo 1** Passos do Automatic Zoning Procedure

---

1. Particione aleatoriamente os  $n$  objetos espaciais em  $k$  grupos contíguos;
  2. Com os  $k$  grupos crie uma lista;
  3. Aleatoriamente remova da lista um grupo( $G_i$ );
  4. Crie uma lista com os objetos vizinhos de  $G_i$  que possam ser removidos sem deixar seus grupos descontínuos.
  5. Da lista de vizinhos, selecione aleatoriamente objetos que de alguma forma melhore o particionamento ao ingressar no grupo  $G_i$  e após vá para o quarto passo, caso não, siga para o sexto.
  6. Quando esvaziar a lista de vizinhos volte ao terceiro passo.
  7. Execute do segundo ao sexto passo, até que não ocorra realocação que resulte em melhora no particionamento.
- 

e é calculada usando os atributos não-espaciais. A seção a seguir apresenta como é calculado o custo das arestas.

### **Poda da AGM**

ASSUNÇÃO e JUT NUMBER = 220 [46] apresentou um método de regionalização usando a árvore geradora mínima (AGM), onde uma árvore é gerada de forma a garantir que a soma dos pesos seja a menor possível. Considerando que o peso das arestas é inversamente proporcional à similaridade dos objetos. AGM é obtida através de um grafo aplicando-se o algoritmo de PRIM. A figura 2.2 exhibe uma AGM obtida à partir de um grafo. A primeira parte mostra um grafo sobre o mapa com todas as suas arestas e a segunda parte podemos ver o mapa com apenas as conexões que possuem o menor peso, ou seja, uma árvore geradora mínima.



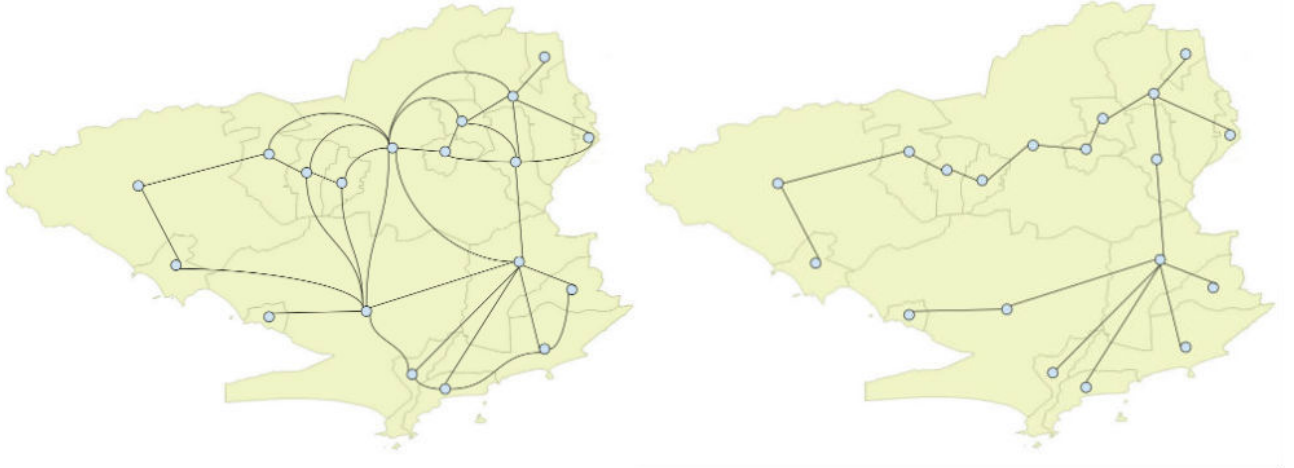


Figura 2.2: Exemplo da aplicação da AGM em um grafo.

Após a obtenção da AGM, o método passa ao procedimento da remoção das arestas da AGM, onde cada aresta removida geram duas sub-árvores, logo para se obter  $k$  regiões é necessário remover  $k-1$  arestas, esse processo recebe o nome de *poda*. Logo, é preciso eleger um critério para a escolha das arestas que serão removidas. A fórmula 2.1 torna possível a atribuição de custo para todas as arestas do grafo.

$$\text{Custo aresta } l = SQD_t - SQD_l \quad (2.1)$$

$SQD_t$  representa a soma dos quadrados dos desvios dos atributos não-espaciais dos objetos pertencentes a árvore  $T$  na qual a aresta  $l$  será removida. Esse valor é obtido através da seguinte fórmula:

$$SQD_t = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_j)^2 \quad (2.2)$$

Na fórmula 2.2,  $n$  é o número total de vértices em  $T$ ,  $x_{ij}$  é o atributo não espacial  $j$  do vértice  $i$ . O  $m$  é o número de atributos não-espaciais em análise e  $\bar{x}_j$  é a média do atributo  $j$ . A parcela  $SQD_l$  é obtida a partir da soma dos quadrados dos desvios das duas sub-árvores geradas pela remoção da aresta  $l$  de  $T$ , essa é obtida através do seguinte modo:

$$SQD_l = SQD_{ta} + SQD_{tb} \quad (2.3)$$

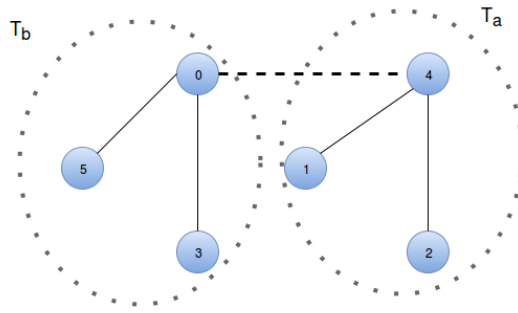


Figura 2.3: Demonstração da geração das duas sub-árvores.

A figura 2.3 demonstra o que seria  $T_a$  e  $T_b$ . O custo da aresta nada mais é que a diferença de homogeneidade entre a árvore  $T$  e as sub-árvores  $T_a$  e  $T_b$ , com isso quanto maior seu valor, menor é a dispersão nas sub-árvores geradas em relação a árvore original. Lembrando que se faz necessário o recálculo do custo das arestas toda vez que uma aresta é removida. É possível encontrar esse método implementado na ferramenta SKATER [48].

## 2.5 Análise de Agrupamento

Para localizar a quantidade mínima de regiões, foi utilizado o Coeficiente de Gini e Entropia. Os mesmos medem o espalhamento da informação no espaço, contudo, devido à natureza da informação foi descartado o desvio-padrão. Não se pretende aqui avaliar a alteração do comportamento das regiões ou a alteração nos valores das regiões, mas sim, avaliar quando aumentamos a quantidade de regiões, agregou-se ou não mais informação quanto ao modelo, ou seja, estamos em busca de uma estabilização.

### 2.5.1 Coeficiente de Gini

O coeficiente de Gini [49] foi criado pelo estatístico italiano Corrado Gini em 1912. Esse coeficiente é comumente utilizado para medir a desigualdade das distribuições e é muito utilizado para a concentração de renda, terra entre outras. Ela fornece um número no intervalo de 0 a 1, onde 0 representa total igualdade dentro do grupo e 1 total desigualdade.

O Coeficiente de Gini ( $G$ ) é baseado na Curva de Lorenz. Onde o eixo  $X$  representa os percentuais acumulados da população e no eixo  $Y$  os percentuais acumulados da renda, sempre em ordem crescente de renda. A figura 2.4 exibe uma Curva de Lorenz hipotética.

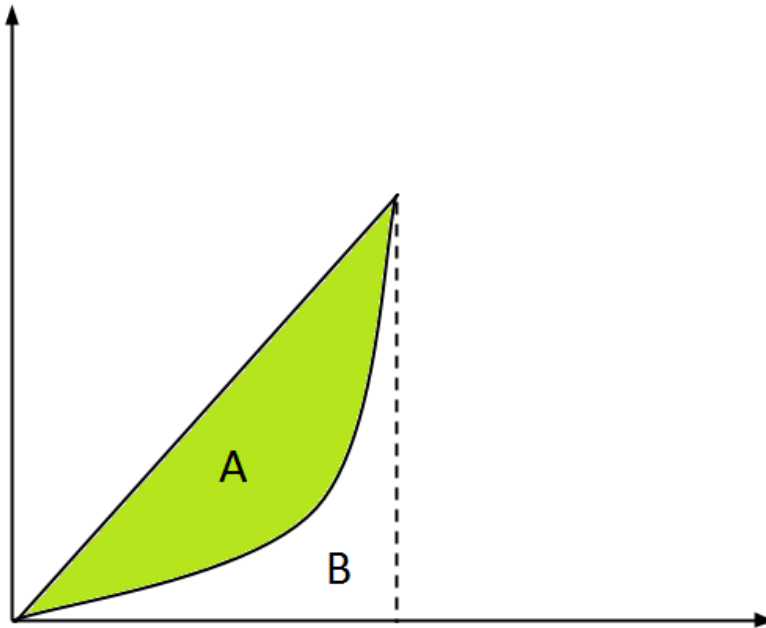


Figura 2.4: Representação do coeficiente de gini.

Para se obter o coeficiente de Gini, calcula-se a razão entre as áreas  $\frac{A}{A+B}$ , onde A é a curva de Lorenz, enquanto que B é a área abaixo da curva. O coeficiente de Gini também pode ser calculado usando a fórmula de Brown (equação 2.4).

$$G = 1 - \sum_{k=0}^{k=n-1} (X_{k+1} - X_k)(Y_{k+1} + Y_k) \quad (2.4)$$

onde:

- G = coeficiente de Gini
- X = proporção acumulada da variável "população"
- Y = proporção acumulada da variável "renda"

## 2.5.2 Entropia

URUGUAY e HIRATA [50] dizem que o conceito de entropia primeiramente foi introduzido na Termodinâmica desejando expressar a perda de energia ou desordem dos elementos. O matemático Claude Shannon inseriu a entropia da informação voltada à comunicação para medir o grau de incerteza de uma informação. Outros pesquisadores generalizaram esse conceito para outras áreas de conhecimento tais como biologia, medicina e ecologia.

A entropia avalia a homogeneidade dos clusters, onde baixa entropia indica um cluster mais homogêneos. Segundo a Comunicação, entropia pode ser definida como sendo uma forma de mensurar a quantidade de informação. Sendo assim, quanto

maior o grau de incerteza ou entropia maior também é a quantidade de informação de uma mensagem. Podemos calcular entropia usando a equação 2.5.

$$H(X) = - \sum_{x \in X} p(x) \log p(x) \quad (2.5)$$

Onde:

- $X$  = uma variável aleatória
- $p(x) = \Pr(X = x)$  ,  $x \in X$

## 2.6 Medida de Centralidade

Considerando que se quer realizar o agrupamento, é necessário verificar quais são os nós e as arestas que são importantes no grafo, gerando assim grupos que se comunicam melhor. Serão utilizadas as medidas de centralidade que são muito utilizadas em redes sociais. Baseada na necessidade de analisá-las, surgiram essas medidas. A concepção mais intuitiva sobre centralidade é em quantos vértices estou conectado. Quanto maior o número, mais fácil vamos atingir todos os outros, tornando-se um vértice central.

As medidas de centralidade já foram aplicadas em diversas áreas como redes sociais [51], redes de transportes [52], mercado financeiro [53], etc. Abaixo serão apresentadas as principais medidas de centralidade. A figura 2.5 será utilizada com essas métricas.

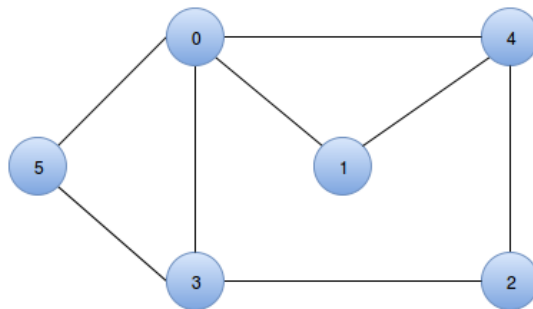


Figura 2.5: Grafo utilizado para o cálculo das medidas de centralidade.

### 2.6.1 Centralidade de Grau

É uma medida estrutural onde seu valor é calculado pelo grau do vértice (número de arestas conectadas), também pode ser considerada uma medida de influência, isto é, quantos vértices acontecem em um contato direto. Por exemplo, um vértice com alta centralidade de grau em uma rede de infecção viral terá alta probabilidade de transmitir o vírus para muitas pessoas. A centralidade de grau é simplesmente a

contagem de adjacências, a centralidade de grau do nó  $v_1$  é  $C_d(v_1) = 2$ , de acordo com a figura 2.5 e a equação 2.6.

$$C_D(v_i) = \sum_{j=1}^n \text{para } e_{ij} \in E \text{ soma } 1 \quad (2.6)$$

### 2.6.2 Centralidade de Eficiência

Baseada no conceito de excentricidade de um vértice, esta métrica considera que um vértice é tão eficiente quanto menor for sua excentricidade. Um vértice é tão eficiente quanto a maior distância geodésica. Uma utilização desta métrica seria na decisão para instalação de um hospital, minimizando o tempo do atendimento de uma ambulância.

$$C_E(v_i) = \frac{1}{\max\{dist(v_i, v_j) : v_j \in V\}} \quad (2.7)$$

Usando a equação 2.7 é possível calcular o valor da métrica de eficiência para o  $v_1$ , que é  $\frac{1}{2}$  ou 0,5.

### 2.6.3 Centralidade de Proximidade

Segundo FREEMAN [51], a centralidade de proximidade mede a distância de um vértice  $v_i$  ao resto do grafo. Este valor é calculado usando a distância geodésica de um vértice para todos os outros. Portanto, o vértice central é o que apresenta o menor valor de centralidade de proximidade. Outra forma de interpretação seria a da velocidade de acesso de um vértice a outro, o elemento com menor valor de centralidade seria o que se comunica mais rápido com os outros. Em uma rede de transportes, uma aplicação direta é a que uma transportadora que realiza a instalação de um centro de distribuição na região, apresenta menor centralidade facilitando o escoamento das mercadorias.

$$C_C(v_i) = \sum_{j=1}^n dist(v_i, v_j) \quad (2.8)$$

Na equação 2.8,  $dist(v_i, v_j)$  representa a menor distância entre os dois vértices. Por exemplo, a medida de centralidade proximidade para o nó  $v_1$  da figura 2.5 é  $dist(v_1, v_0) = 1$ ,  $dist(v_1, v_2) = 2$ ,  $dist(v_1, v_3) = 2$ ,  $dist(v_1, v_4) = 1$ ,  $dist(v_1, v_5) = 2$ , logo  $C_C(v_1) = 8$ .

## 2.6.4 Centralidade de Intermediação

Esta medida considera a menor quantidade de caminhos que interligam dois vértices da rede passando por um determinado vértice. Em outras palavras, indica quantas vezes  $v_i$  aparecem os menores caminhos que ligam  $v_k$  a  $v_j$ , onde  $i \neq k \neq j$ . O objetivo desta métrica é medir a influência que um vértice pode exercer sobre os seus pares em um grafo. Ela pode ser utilizada, por exemplo, na distribuição de mercadorias, onde o destino e a melhor rota são conhecidos. Favorece a localização dos pontos de articulação, visto que os vértices com maior valor de centralidade de intermediação controlam o fluxo da rede e funcionam como gargalos.

$$C_B(v_i) = \sum_{j < k} \frac{g_{jk}(v_i)}{g_{jk}}, i \neq k \neq j \quad (2.9)$$

Na equação 2.9,  $g_{jk}$  representa o número e os caminhos geodésicos que unem  $v_j$  a  $v_k$ , enquanto  $g_{jk}(v_i)$  é a quantidade de caminhos geodésicos que passam por  $v_i$ .

| $e_{ij}(v_i, v_j)$ | Caminho entre $v_i$ e $v_j$                      |
|--------------------|--|
| $(v_0, v_2)$       | $(v_0, v_4)(v_4, v_2)$ ou $(v_0, v_3)(v_3, v_2)$ |
| $(v_1, v_2)$       | $(v_1, v_4)(v_4, v_2)$                           |
| $(v_1, v_3)$       | $(v_1, v_0)(v_0, v_3)$                           |
| $(v_1, v_5)$       | $(v_1, v_0)(v_0, v_5)$                           |
| $(v_2, v_5)$       | $(v_2, v_3)(v_3, v_5)$                           |
| $(v_3, v_4)$       | $(v_3, v_0)(v_0, v_4)$ ou $(v_3, v_2)(v_2, v_4)$ |
| $(v_4, v_5)$       | $(v_4, v_0)(v_0, v_5)$                           |

Tabela 2.1: Todos os caminhos do grafo da figura 2.5

Após o cálculo de todos os caminhos (a partir da equação 2.9) é possível obter o valor da métrica para todos os vértices:  $C_B(v_0) = 3, 5$ ,  $C_B(v_1) = 0$ ,  $C_B(v_2) = 0, 5$ ,  $C_B(v_3) = 1, 5$ ,  $C_B(v_4) = 1, 5$ ,  $C_B(v_5) = 0$ .

## 2.7 Teste de Hipótese

O agrupamento será realizado por faixas de horário do dia: madrugada, manhã, tarde e noite. Serão obtidas distribuições dos serviços para esses horários, logo será necessário utilizar um meio para compará-las. Utilizaremos o teste de hipótese. Normalmente, não é possível fazer análises sobre a população. Por exemplo, para fazer um estudo em cima da população da cidade do Rio de Janeiro, teremos de analisar 6,5 milhões de pessoas. Em determinadas situações, faz-se necessário o uso de estimativas com base em uma parte do conjunto. A inferência estatística é um

ramo da Estatística que busca maneiras de realizar inferências sobre a população com base em amostras (MONTGOMERY e RUNGER [54]).

O teste de hipótese é um dos principais métodos de inferência estatística. CASSELLA e BERGER [55] designam que o teste de hipótese tem como objetivo tomar decisão sobre uma amostra da população, através da veracidade de alguma hipótese complementar. A hipótese nada mais é que uma afirmação sobre algum parâmetro da população. As hipóteses complementares são chamadas também de hipóteses nula e alternativa, sendo denotadas por  $H_0$  e  $H_1$  respectivamente.

Considerando  $s$  como uma medida da população, o formato padrão das hipóteses é  $H_0 : s \in P_0$  e  $H_1 : s \in P_0^c$ .  $P_0$  é um subconjunto dos possíveis valores de  $s$ , enquanto  $P_0^c$  é o complemento de  $P_0$ . Suponha que  $s$  represente a média do peso dos bebês masculinos com 11 meses da cidade do Rio de Janeiro com o objetivo de verificar se ela é diferente de 10 Kg. Teremos as seguintes hipóteses:  $H_0 \neq 10$  e  $H_1 = 10$ . O teste de hipótese especifica as amostras que devemos aceitar  $H_0$  e as que  $H_1$  deve ser considerado como verdade. Região crítica ou de rejeição é o subconjunto do espaço da amostra em que  $H_0$  é rejeitada. A região de aceitação é o complemento da região crítica.

Os erros passíveis de ocorrer quando se realizam um teste é de: rejeitar a hipótese nula dado que ela é verdadeira (erro tipo I) ou aceitar a hipótese nula dado que ela é falsa (erro tipo II). Os erros apresentam consequências bastantes diferentes, por exemplo, ao se realizar um teste de uma doença e incorretamente iniciar o tratamento, pode gerar gastos desnecessários e desconforto ao paciente. Embora haja falha na detecção, o paciente pode vir a óbito. Sendo assim, o ideal seria manter baixa a probabilidade dos dois tipos de erros. O habitual é atribuir um limite de probabilidade para rejeitar erroneamente a hipótese nula. O nível de significância  $\alpha$ , que é um número real entre 0 e 1, é utilizado de forma que a probabilidade da hipótese nula ser rejeitada incorretamente seja menor do que  $\alpha$ . (MONTGOMERY e RUNGER [54])

A partir da criação do teste de hipótese, é preciso tomar uma decisão: aceita ou rejeita a hipótese nula. Normalmente é utilizado o p-valor, que é a probabilidade de se obter uma amostra cuja medida seja no mínimo tão distante do intervalo definido pela hipótese nula quanto a atual, temos de considerar a hipótese nula como verdadeira. Esse pode ser comparado diretamente com o nível de significância, se o p-valor for menor que o nível de significância, então a hipótese nula deve ser descartada, do contrário, a hipótese nula deve ser aceita. Existem diversos testes de hipóteses. Entretanto, esta dissertação utilizou apenas o teste de Kolmogorov-Smirnov, que será descrito na próxima seção.

### 2.7.1 Teste Kolmogorov-Smirnov

O teste de Kolmogorov-Smirnov é não-paramétrico, por não precisar de nenhum parâmetro da distribuição da população. O teste calcula a distância entre as funções de distribuição acumulada (fda) das duas distribuições (LEHMANN e ROMANO [56]), como apresentado a seguir:

$$D = \max_X (|F_1(X) - F_2(X)|) \quad (2.10)$$

Sendo  $D$  a distância entre  $F_1(X)$  e  $F_2(X)$ , estas são as fda's das distribuições 1 e 2 respectivamente. A hipótese nula é que  $F_1(X) = F_2(X)$  e a hipótese alternativa é que  $F_1(X) \neq F_2(X)$ . O teste pode fazer uso de uma ou duas amostras. No caso de apenas uma amostra,  $F_1(X)$  é uma fda empírica da amostra em questão e  $F_2(X)$  é a fda da distribuição conhecida. O objetivo é verificar se a amostra foi gerada da população cuja fda é  $F_2(X)$ .

Considerando,  $A$  como amostra e  $F$  a distribuição base para o teste, sendo assim o p-valor seria a probabilidade de tirar um valor  $A_*$  da população com distribuição  $F$ , para um distância da fda maior ou igual a calculada para  $A$ . No teste com duas amostras o p-valor indica a probabilidade de se obter outra amostra com distância para a fda maior ou igual ao valor atual, para que se possa retirar a amostra da mesma população. Alguns métodos computacionais usam a equação 2.11 que é uma distribuição assintótica, para calcular o p-valor (STATA [57]).

$$\lim_{m,n \rightarrow +\infty} Pr\left\{\sqrt{\frac{mn}{m+n}} D_{m,n} \leq Z\right\} = 1 - 2 \sum_{i=1}^{\infty} (-1)^{i-1} e^{-2t^2 z^2} \quad (2.11)$$

Os primeiros termos do somatório são utilizados para alcançar a aproximação desejada. Em STATA [57] é possível encontrar métodos numéricos para se chegar bem perto do valor exato, com custo computacional aceitável. Muito embora, seja utilizada a tabela 2.2 para decidir se a hipótese nula deve ou não ser aceita. Se a distância  $D$  for menor que o valor informado na tabela, a hipótese nula deve ser aceita, caso contrário recusada (RAZALI e WAH [58]).



|        | $\alpha = 0.05$         | $\alpha = 0.01$         |
|--------|-------------------------|-------------------------|
| n=5    | 0.565                   | 0.669                   |
| n=10   | 0.410                   | 0.490                   |
| n=15   | 0.338                   | 0.404                   |
| n=20   | 0.294                   | 0.356                   |
| n=30   | 0.240                   | 0.290                   |
| n=40   | 0.210                   | 0.250                   |
| n=50   | 0.190                   | 0.230                   |
| n > 50 | $\frac{1.36}{\sqrt{n}}$ | $\frac{1.63}{\sqrt{n}}$ |

Tabela 2.2: Tabela Kolmogorov-Smirnov

## 2.8 Trabalhos Correlatos

As cidades inteligentes usam a TIC como plataforma para mobilizar e realizar ideias e inovações. Ajudando assim na obtenção de dados que fornecem informações úteis sobre os sistemas urbanos. Através da produção e análises sofisticadas de dados para a compreensão, monitoramento, regulação e planejamento da cidade [59].

Segundo Anthopoulos & Vakali [60] existe uma relação entre cidade inteligente e planejamento urbano, em termos de apoio e benefício mútuos. O planejamento urbano visa controlar o desenvolvimento e a organização da cidade, por determinar as zonas de urbanização e os usos para as áreas através da localização de serviços públicos, espaços comuns e a antecipação de áreas residenciais. As informações obtidas com as cidades inteligentes, ajudam a apoiar o processo de urbanização da cidade.

Os sistemas inteligentes de transporte (SIT) têm uma grande função no processo das cidades inteligentes e na urbanização, pois suportam a melhoria da qualidade de vida, ao mesmo tempo que oferece ferramentas para o monitoramento do tráfego, mensuração e otimização. A maioria dos sistemas inteligentes de transporte faz uso de GPS. Abaixo seguimos apresentando trabalhos que assim como este, fazem uso do mesmo.

Os sistemas inteligentes de transportes (SIT) contribuem para a melhoria da eficiência na gestão de frotas. As operações de cargas necessitam de sistemas de TIC avançados, destinados a simplificar e automatizar as operações de transporte de mercadorias, tanto em âmbito de eficiência operacional, quanto institucional. As empresas que usam SIT conseguem otimizar a rota, gerir a frota por meio do monitoramento da localização e velocidade de circulação, enviar SMS no início e ao final do processo de entrega, além de provar a entrega, onde o entregador tira foto do local[61].

Modelar o movimento humano nas cidades é fundamental para prever o tráfego podendo melhorar a infraestrutura da cidade. O trabalho de LIU *et al.* [62] tem

como objetivo, usar os registros do sistema de bilhetagem eletrônica para obter ideias sobre a dinâmica e comportamento dos cidadãos, incluindo uma análise de como a hora e o dia afetam a previsão. Foi utilizada a estatística para localizar o padrão no transporte de passageiros, obtendo o pico da manhã que é de 26% enquanto o da noite é 20%. Os dois picos alcançam 46% e as viagens nesses horários representam metade da oferta. Outro fato interessante comprovado é que o pico da manhã é feito das áreas residências para áreas de trabalho.

A pesquisa desenvolvida por Freitas & Bertoncini [63] propõe uma metodologia para a construção de uma matriz origem-destino, usa o sistema de bilhetagem eletrônica juntamente com o GPS dos veículos da cidade. Os dados do sistema de bilhetagem são: usuário, horário, linha do ônibus e identificação do veículo. Juntando com o sistema de rastreamento dos ônibus é possível construir uma matriz origem – destino. Sendo o objetivo do trabalho determinar se há hipótese de que as viagens são pendulares é de fato verdadeira.

O Trabalho de BARBA *et al.* [64] discorre sobre a gestão inteligente do tráfego, considerando que em um futuro bem próximo as cidades serão laboratórios vivos. O trabalho pretende desenvolver um sistema composto por semáforos inteligentes que fornecem informações aos motoristas sobre a densidade de tráfego. O semáforo irá atualizar as estatísticas de densidade do trânsito, utilizando uma média móvel ponderada exponencial para valores atuais e históricos médios. Em seguida, armazenando o resultado e compartilhando sua estatística. Os resultados das simulações apresentaram a eficácia deste modelo, reduzindo a distância para frear o tempo de reação do motorista.

O objetivo do trabalho desenvolvido por JALES e SILVA [65], foi utilizar redes neurais artificiais (RNA) para prever o tempo de chegada a um determinado ponto, usando apenas os dados de posicionamento global e o horário do carro em frenagem. Além disso, comparou a eficiência de quatro métodos de previsão: Média Histórica, Modelo Regressivo, Redes Neurais Artificiais e Filtro de Kalman. Através de dois indicadores, Erro Relativo Médio e Erro Relativo Máximo e a técnica de Redes Neurais Artificiais apresentou o melhor desempenho em erro relativo médio de 11,1%.

No artigo [66] foram utilizados dados dos ônibus metropolitanos de Recife. Posteriormente, foi aplicado a *Support Vector Regression* (SVR) e com a *Extreme Learning Machine* (ELM) para que se possa prever o tempo de chegada dos ônibus. Após atingir os resultados obtidos pela junção dos modelos, foram comparados com a Regressão Linear Múltipla, Rede Neural do tipo *backpropagation* e Rede Neural com Função de Ativação de Base Radial. Mostrando que a abordagem proposta obteve um desempenho melhor na predição.

O trabalho ANDRADE e DA CRUZ [67] usa o GPS dos ônibus e mais o trajeto das linhas da cidade do Rio de Janeiro para fornecer informações sobre as linhas e

o estado geral do trânsito. Objetivando auxiliar o usuário escolher qual modal irá utilizar em função não só da localização como também do trânsito. No celular, o aplicativo no mapa apresenta as regiões onde o trânsito está mais intenso na cor vermelha e onde flui em melhores condições em verde, gerando um gradiente (do vermelho ao verde). Para gerar o mapa foi considerado a velocidade, como abaixo de  $10\text{Km/h}$  está engarrafado e superior a  $20\text{Km/h}$  como bom. Validaram o estudo confrontando o mapa obtido com o Google Maps, percebendo que os dois eram na média bem parecidos.

O trabalho de BORJA e GAMA [68] propõe um middleware, as cidades inteligentes visam maior integração das mais diversas aplicações que utilizam dados abertos governamentais. Foi utilizada a arquitetura orientada a serviços (SOA), e ESB na implementação do middleware devido a necessidade de alta disponibilidade. Uma forma de monetização seria cobrar créditos para um usuário receber feeds. Como protótipo criaram um aplicativo para monitorar os ônibus da região metropolitana do Recife, usando a velocidade média. A partir de então, o middleware filtra as informações e exibe a posição de cada ônibus no Mapa da aplicação de monitoramento. Assim que uma velocidade baixa é detectada, uma mensagem para um Adapter é disparada para alertar sobre as condições de trânsito dos ônibus da cidade, considerando que podem ser utilizados por outras aplicações.

O artigo desenvolvido pelo laboratório TecGraf da PUC-Rio [69], tem como objetivo detectar rotas de objetos móveis ou de um grupo, por exemplo, um conjunto de navios zarpando do porto. Será utilizada uma análise das sequências de pontos georreferenciado e em seguida, aplicando um algoritmo para aprendizagem automática de rotas. Discutiu-se os problemas de erros inerentes ao uso de GPS dificultando a identificação de trecho. O trabalho encontra-se numa fase preliminar onde as rotas não são bidirecionais e não são consideradas as variações sazonais como eventos pontuais na cidade.

A parcela da população mundial que possui deficiência visual é de 285 milhões, dos quais 39 milhões são cegos e 246 milhões possuem baixa visão. Considerando isso, o trabalho proposto por ALVES *et al.* [70] visa auxiliar os deficientes visuais na utilização do transporte público. A entrada do aplicativo é feita por voz ou Braille, onde o usuário informa o destino. Usando a localização atual, o dispositivo mapeia as três melhores rotas. Repassando-as ao usuário através de mensagens de áudio, além de informar a aproximação dos ônibus através de alertas vibratórios.

O estudo desenvolvido por DA SILVA *et al.* [71] tem como objetivo analisar a distribuição e variabilidade dos tempos de viagens de acordo com as condições de operação de cada sistema de Bus Rapid Transit (BRT). Explorando a distribuição perceberam que a variabilidade nos corredores BRT é menor que as encontradas nos corredores preferenciais chamados de BRS. Constataram que a variância da mesma

muda mais de acordo com as faixas de horários do que em relação aos dias da semana. Para tanto, foram analisados os dados de tempo de viagem para três sistemas BRT implantados em diferentes cidades brasileiras: Curitiba, Rio de Janeiro e Belo Horizonte. A Confiabilidade e a variabilidade do tempo de viagem são importantes fatores na escolha modal dos passageiros em viagens urbanas. Sistemas mais confiáveis contínuos e com menor variabilidade nos tempos médios tendem a atrair um maior número de passageiros.

No artigo [72], os autores têm como objetivo propor um método para prever a demanda e capacidade dos serviços de ônibus usando dados do GPS. Para isso, será analisada a formação de comboios (Bus Bunching), dado que a acumulação de veículos pode gerar gargalos, além de gerar headways (intervalo de tempo para que dois ônibus passem no mesmo ponto) baixos, podendo ser causa ou efeito. O indicador de desempenho do sistema foi utilizado com a velocidade e o estudo se deu apenas sobre a linha 485 (Penha X General Osorio). Concluíram que a frota é superior a necessidade do sistema e que deve haver veículos ociosos em partes do dia. A grande utilidade da ferramenta é no auxílio do planejamento e análise dos serviços de transporte.

# Capítulo 3

## Proposta

Neste capítulo forneceremos as informações relevantes utilizadas para a criação da métrica e será exibido um modelo para a aplicação da mesma. Em seguida, estenderemos o modelo a fim de que seja aplicado à cidade do Rio de Janeiro. Vamos explicar as análises realizadas, para a escolha do algoritmo de regionalização a ser utilizado e depois realizar se possível, a verificação da distribuição dos serviços das regiões encontradas. Com isso, será gerado um modelo estático usando os pontos de paradas de ônibus de acordo com as linhas. Dessa forma será possível verificar a quantidade de linhas que ligam um bairro aos seus vizinhos.

Em seguida, para verificar o dinamismo da cidade foi gerado o modelo usando o GPS dos ônibus, obtendo a partir desse um modelo dinâmico. Após será aplicado o algoritmo SKATER usando alguma medida de centralidade, para que se possam localizar as melhores arestas para realizar o corte. Por último será aplicado o teste de Kolmogorov-Smirnov para verificar se as distribuições obtidas nas organizações geradas da cidade melhoram ou pioram durante o período do dia.

### 3.1 Métrica Proposta

Esta seção está subdividida em duas partes, onde na primeira iremos explicar a criação da métrica e quais são os valores utilizados. Em seguida, iremos apresentar uma forma para avaliar apenas uma região.

#### 3.1.1 Índice de Interesse Público

Conforme apresentado na seção 2.2, percebemos a existência de três métricas principais para avaliar o transporte. De acordo com a existência: uma favorece o deslocamento de veículos, a outra o alcance da rede e a última é utilizada para verificar o tempo ou custo de deslocamento na rede. Sendo assim, nenhuma delas tem como objetivo focar no deslocamento, que é alcançar algum serviço. Além disso,

conforme explicitado na seção 2.1, o foco principal em cidades inteligentes é utilizar o maior acesso possível à informação sobre a cidade para que assim se possa tomar decisões mais assertivas. Conseqüentemente, hoje muitas cidades possuem diversas informações disponíveis para o público em geral e com isso há um favorecimento da avaliação da cidade sob novos ângulos. O objetivo da métrica criada é avaliar o deslocamento da cidade sobre outra perspectiva, onde consideramos que todos se deslocam para consumir algum tipo de serviço, sendo assim, passamos a avaliar sob a ótica do objetivo do deslocamento da cidade. A equação 3.1 apresenta a métrica criada.

$$IIP = \alpha_1 \frac{P}{SA} + \alpha_2 \frac{P}{L} + \alpha_3 \frac{P}{S} + \alpha_4 \frac{A}{EN} + \alpha_5(1-ET) + \alpha_6(1-EM) + \alpha_7(1-PT) + \alpha_8(1-H) \quad (3.1)$$

Onde:

IIP = o valor que no final é utilizado para avaliar a região.

P = População da região.

SA = Estabelecimento Saúde da região.

L = Loja da região.

S = Sala Comercial da região.

A = Alunos da região.

EN = Estabelecimento Ensino da região.

ET = Estações de trem na região.

EM = Estações de metrô na região.

PT = Pontos turísticos na região.

H = Hotéis na região

A métrica utiliza a relação de população por salas comerciais, lojas e estabelecimentos de saúde. Além de alunos da rede pública por escolas, considerando também se a região que está sob avaliação tem acesso a trem, metrô e barca. A quantidade de hotéis e pontos turísticos também foi utilizada no cálculo. Contudo, algumas das parcelas da equação como a relação da população por estabelecimento quanto menor o número será considerada melhor, dado que se tem um menor número de pessoas para requisitar o serviço. Muito embora, a quantidade de estações de trem seja maior, o valor também será melhor, indicando um maior acesso ao transporte intermodal. Sendo assim, para corrigir o problema em algumas parcelas da equação, utilizamos o menor valor obtido após a normalização, a fim de impor que todas as parcelas tenham o mesmo comportamento.

### 3.1.2 Utilizando o Índice de Interesse Público

A priori, a forma pensada para utilizar a métrica criada, foi coletar os dados da cidade junto à prefeitura ou em algum site público. Em seguida, realizar o pré-processamento nos dados para retirar algum problema que possa haver no cadastramento ou adicionar alguma informação necessária ao trabalho.

Tendo os dados em boa condição, após o pré-processamento, agora devemos realizar o agrupamento dos mesmos utilizando o agrupamento espacial. Para isso tem de se localizar os dados com a informação geográfica, porque é de suma importância manter a relação de vizinhança entre eles. Existem algumas regiões que podem ser fornecedoras de serviços na cidade, como o Centro da cidade do Rio de Janeiro, porém essas regiões podem acabar por dificultar o crescimento de outras a sua volta.

Por último, com os valores calculados considerando o agrupamento, devemos realizar a normalização dos mesmos, para que todas as parcelas devam ser somadas para que se possa obter o Índice de Interesse Público. A figura 3.1 exibe o esquema do modelo proposto para utilização da métrica.

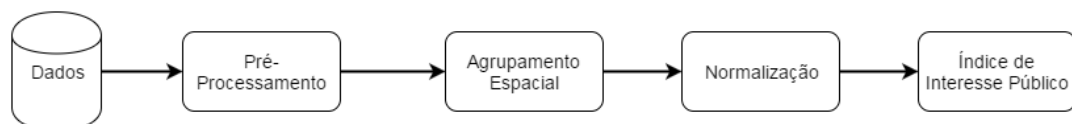


Figura 3.1: Modelo proposto para utilização da métrica.

## 3.2 Aplicação da Métrica

Para avaliar o funcionamento da métrica criada vamos utilizar a cidade do Rio de Janeiro por ser uma região de conhecimento dos autores do trabalho. Além disso, muita informação sobre a mesma está disponível na internet. A seguir, vamos explicar como foi desenvolvida a solução para que se possa avaliar a cidade do Rio de Janeiro usando a nossa métrica.

### 3.2.1 Obtenção dos Dados

Primeiramente vamos explicar o processo para obtenção dos dados. Tanto do modelo estático quanto do dinâmico, abaixo será explicitado de onde foram retirados os dados para o estudo, bem como o pré-processamento que teve de realizar sobre deles.

## Modelo Estático

O primeiro marco do estudo seria uma forma de verificar como a prefeitura da cidade planejou a intercomunicação da mesma, contudo o problema estava em detectar alguma informação a respeito disso. O site DATA.RIO [3], armazena vários conjuntos de dados mantidos pela prefeitura da cidade do Rio de Janeiro, nele foram encontrados dois conjuntos de dados, um com o trajeto das linhas de ônibus e outro com os pontos de paradas das mesmas.

O conjunto de dados contendo o trajeto das linhas de ônibus é bem mais completo que o do ponto de ônibus, possuindo mais linhas catalogadas. Contudo, os dois conjuntos estão bem desatualizados. Para ser mais preciso, há exatos 15 meses nenhum dos dois recebeu algum tipo de atualização. Vale ressaltar que nesse período várias linhas deixaram de existir e/ou sofreram um encurtamento do trajeto e outras foram criadas. Mesmo o conjunto de pontos de ônibus tendo menos linhas, esta foi considerada a melhor opção, devido ao fato de uma linha passar em um determinado bairro não significa necessariamente que ela os interconecta. Por exemplo, as linhas que utilizam o percurso da Linha Amarela, elas passam por muitos bairros, mas não necessariamente ligam os mesmos. Esse conjunto de dados conta com os seguintes atributos: linha, descrição, agência, sequência, latitude e longitude. Além destes, adicionamos o código do bairro, no qual o ponto se encontra. Para isso foi utilizado o postgis, porém anteriormente foi necessário corrigir o arquivo, porque algumas latitudes e longitudes estavam incompletas, isto é, sem o ponto.

## Modelo Dinâmico

O site DATA.RIO [3], fornece link para dois serviços de GPS dos ônibus da cidade do Rio de Janeiro, um pertence as linhas convencionais e outro, ao sistema BRT. Esses serviços basicamente nos fornecem a data e hora, ordem, linha, latitude, longitude e velocidade, onde a data e hora indicam o momento em que o ônibus esteve na latitude e longitude informada.

O serviço na média atualiza as informações a cada 30 segundos, sendo assim foi desenvolvido um sistema em Java, que captura e salva em um banco postgis. Foi necessário adicionar novas informações como, em que bairro se encontra o ônibus e se essa posição faz ou não parte do sistema BRT. Houve a necessidade de descobrir quais pontos fazem parte da mesma viagem, utilizamos o conjunto de dados com o trajeto. Porém, percebemos que algumas linhas não foram encontradas, para resolver o problema foi utilizado o site *Vá de Ônibus*[73]. Houve a necessidade de fazer o mapeamento do ponto final e inicial das linhas, então nessas foi realizado manualmente.

A tentativa de agrupar os pontos da mesma viagem, nem sempre funciona, a



cláusula verifica a distância da posição atual para a extremidade do percurso quando for menor que 500 metros. A próxima posição inverte a distância para as extremidades do percurso, a que estava diminuindo começa a aumentar ao contrário da outra, que vai diminuindo, indicando que se iniciou uma nova viagem. Existem linhas que nunca chegam à extremidade do percurso porque elas são consideradas apenas um trecho do original. O local onde ocorre com maior frequência é no sistema BRT.

## Serviços

Mediremos a acessibilidade dos serviços da cidade do Rio de Janeiro. No apêndice desta dissertação se encontram duas tabelas B.1 e B.2. No site do Instituto Pereira Passos [2] foi possível encontrar apenas a quantidade de habitantes, salas, lojas, escolas, creches e imóveis industriais de cada bairro, esse último foi descartado dado que o bairro com maior imóveis industriais era Copacabana. No site do DATA.RIO [3], foi possível verificar quais bairros possuem Trem, Metrô e Barca, porque ele tem as estações e o percurso das mesmas. Além dessa informação, foi utilizada a quantidade de alunos por bairro, hotéis, pontos turísticos e estabelecimento de saúde, esse último leva em consideração tanto a rede pública quanto a privada. Muitos dados continham a latitude e longitude, elas foram utilizadas para descobrir em qual bairro os serviços se encontravam.

### 3.2.2 Montagem do Grafo

O próximo passo, considerando que os dados estão tratados e no banco de dados, será a montagem dos grafos para o algoritmo ser aplicado. Vamos utilizar o grafo conforme explicitado anteriormente devido à necessidade de se manter a relação de vizinhança. Abaixo será apresentado, o que foi considerado como o peso das arestas e como foram montados os grafos.

#### Grafo Estático

No grafo estático, o peso das arestas é a quantidade de linhas que interconectam dois bairros. É possível fazer uso de duas abordagens para a criação dos grafos, onde uma é considerada apenas a ligação entre vizinhos, ou seja, caso tenha uma linha que faça a ligação entre Barra da Tijuca e Sulacap. Nesse caso, não existe conexão entre os mesmos, não são vizinhos porque tem de atravessar outros para existir tal ligação. A outra hipótese considera a existência, mas desconsidera a vizinhança. A figura 3.2 exemplifica essas ligação onde a primeira foi chamada de acessibilidade por vizinhança, enquanto a segunda, de acessibilidade total.

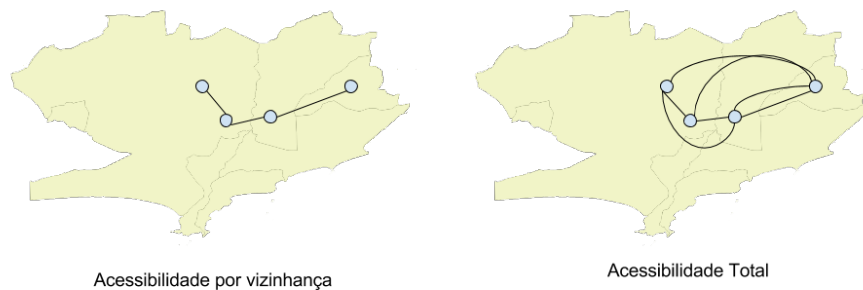


Figura 3.2: Tipos de comunicações entre os bairros.

### Grafo Dinâmico

Para a confecção do grafo dinâmico, foram considerados como peso das arestas as seguintes opções: quantidade de ônibus, distância, tempo e velocidade. Abaixo será explicado como esses valores foram calculados.

#### Quantidade de Ônibus

A primeira opção que surgiu para medir acessibilidade foi a quantidade de ônibus que atravessa os bairros. Para isso, utilizamos dois campos que foram inseridos na captura dos dados: a sequência e código do bairro. O primeiro visa indicar a ordem das posições de cada ônibus, enquanto o segundo indica em que bairro essa posição se encontra. Com essas informações é realizada uma consulta no banco de dados, onde foram procuradas posições em que a seguinte trocava o bairro. Isto foi realizado para todos os ônibus, sendo possível montar o grafo com aresta direcional, visto que os ônibus têm sentido. Contudo, o grafo que se adotou neste trabalho é não direcional. Para tratar essa questão foi definido que o peso de maior valor será o da aresta.

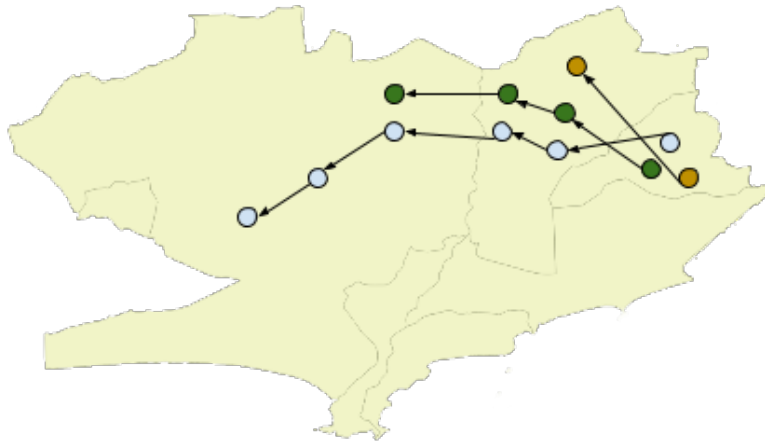


Figura 3.3: Quantidade de ônibus que interligam os bairros.

### Distância

Outra opção para o peso do grafo foi à distância percorrida pelo ônibus. Para calcular esse valor foi desconsiderada a importância da linha e do ônibus. Sendo assim calculando a distância entre quaisquer dois pontos do bairro para o seu vizinho, em seguida foi tirada a média. Resumindo, pegam-se todas as posições de ônibus que estão em Santa Cruz e calcula-se a distância para todas que estão em Campo Grande, após calcula-se a média obtendo assim um valor bem próximo do real. A figura 3.4 demonstra como é o cálculo, contudo essa opção foi posteriormente descartada pelo fato de sofrer pouca alteração, porque as linhas têm seus itinerários definidos não podendo ser alterado, caso sejam as empresas podem ser punidas por alteração de rota, se o carro estiver em serviço.



Figura 3.4: Média entre todos os pontos.

### Tempo

Como apresentado na seção 2.2, a melhor forma de se verificar a acessibilidade é

através do tempo. O peso da aresta sendo o tempo deve conferir o maior dinamismo da cidade porque o mesmo varia de acordo com o trânsito na cidade ou qualquer tipo de acontecimento. A primeira forma pensada para calculá-lo foi no mesmo estilo da distância, usando as posições contidas em dois bairros vizinhos, calcula-se a diferença entre os tempos para todos os pontos, após aplicando à média. Para pequenos intervalos de tempo de até 60 minutos, isso funciona perfeitamente porque na média estamos pegando apenas uma viagem dos ônibus, contudo quando passa para intervalos maiores, como 4 horas, acaba por distorcer os resultados.

A primeira versão do cálculo do tempo não atingiu o objetivo necessário, sendo assim foi considerada uma segunda opção. Houve a necessidade de agrupar os pontos por viagem, para logo em seguida localizar as posições que estão mais próximas do centro do bairro, por fim calcular a diferença do tempo entre os pontos vizinhos. A figura 3.5 demonstra como é feito o cálculo. Os pontos verdes representam os centros dos bairros e os azuis as posições de um ônibus, no exemplo seria utilizado  $t_2 - t_1$  para achar o tempo de deslocamento entre dois bairros e  $t_3 - t_2$  para os outros dois.

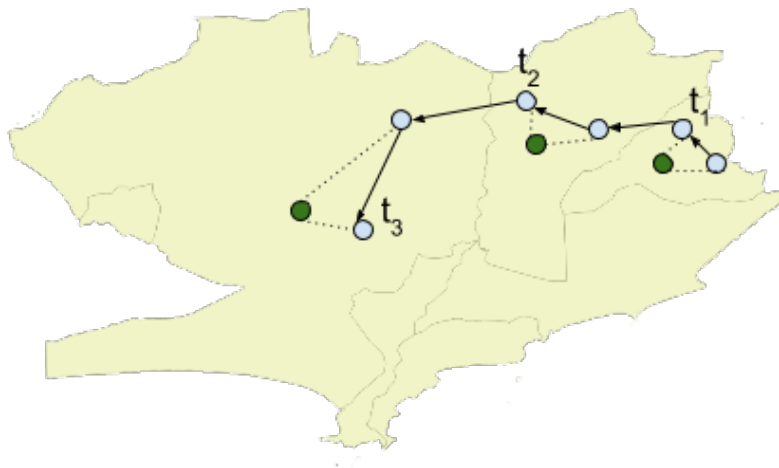


Figura 3.5: Usando a viagem do ônibus para calcular.

### Velocidade

A última opção pensada em peso para a aresta foi a da velocidade. Ela é fornecida juntamente com a posição dos ônibus, muito embora fosse considerada a acurácia muito baixa. Sendo assim temos a distância média entre dois bairros e o tempo, foi possível calcular a velocidade média da conexão entre os bairros.

### 3.2.3 Algoritmos

Primeiramente foi realizado um teste, com o algoritmo chamado *Spectral CLuster*, onde a teoria espectral em grafos se originou na Química Quântica [74], dado que

as moléculas possuem diversos níveis de energia em suas ligações químicas. Muitos estudiosos usam autovalores de um grafo para representar esses níveis de energia. Os autovalores fazem parte de uma álgebra linear padrão, tornando simples a implementação do algoritmo. A teoria espectral é muito utilizada no particionamento de grafos para que se possa realizar o agrupamento.

As adjacências de todos os nós podem ser representadas em uma matriz adjacência, ela é quadrada de ordem  $n$ , onde  $n$  é a quantidade de nós do grafo. A matriz é montada da seguinte forma:  $a_{ij} = \begin{cases} 1, i \neq j, e_{ij} \in E \\ 0, \text{ caso contrário} \end{cases}$ . Caso exista aresta entre  $i$  e  $j$  a posição na matriz recebe 1, senão recebe zero. Agora se o grafo possuir peso na aresta passa a ser da seguinte forma, onde  $w_{ij}$  representa o peso da aresta.

$$w_{ij} = \begin{cases} w_{ij}, i \neq j, e_{ij} \in E \\ 0, \text{ caso contrário} \end{cases}$$

Agora é possível montar a matriz Laplaciana de um grafo, que será chamada de  $L$ .

$$L = D - W \tag{3.2}$$

Onde  $D$  representa a matriz diagonal, onde nela deve conter o grau de cada nó, como também o peso das arestas que o mesmo está associado. A matriz  $W$  representa a matriz de adjacências. Após a matriz Laplaciana montada, e assumindo que se deseja  $k$  cluster, o próximo passo será calcular  $k$  autovetores  $u_0, u_1 \dots u_k$  de  $L$ , em seguida monte uma matriz  $U$  com os autovetores formando as colunas, após esse processo aplica-se o algoritmo *K-Means* nas linhas dessa matriz.

Contudo, quando o algoritmo foi aplicado nos dados, acabou retirando algo que para o estudo é considerado fundamental, que é a noção de vizinhança. Como pode ser visto na figura 3.6, onde nesse exemplo foi requisitado a criação de cinco regiões, acabou criando algumas disjuntas. Isso deve acontecer provavelmente pelo fato de se colocar os bairros em outro espaço com a dimensionalidade menor, sendo assim aproximando bairros que não são vizinhos.

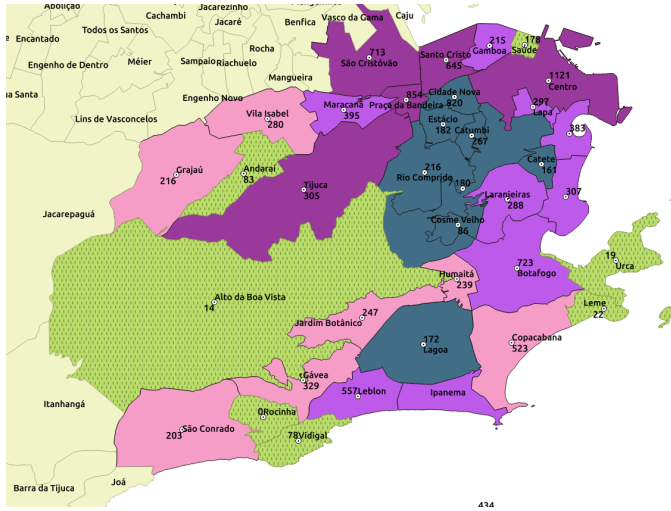


Figura 3.6: Grafo estático aplicando Spectral Cluster com 5 regiões

Dado que o Spectral Cluster não apresentou o resultado esperado, a próxima tentativa se deu com o Skater (explicado na seção 2.4), fazendo uma análise do algoritmo foi percebido que ele sempre irá remover a aresta com o maior peso.

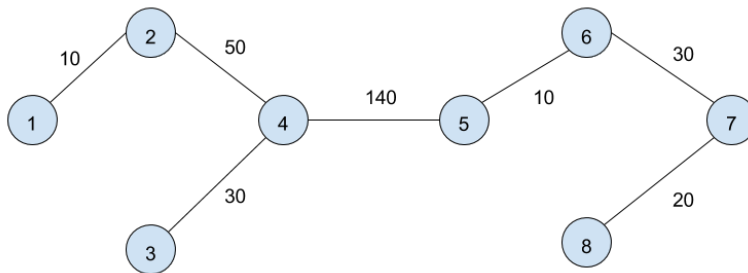


Figura 3.7: Skater com a

O grafo da figura 3.7, será utilizado para executar o algoritmo, as contas serão baseadas na arestas  $e_{45}$ .

$$\bar{x} = \frac{60+10+30+20+10+50+30}{7} = 30$$

$$SQD_t = (10 - 30)^2 + (50 - 30)^2 + (30 - 30)^2 + (60 - 30)^2 + (10 - 30)^2 + (30 - 30)^2 + (20 - 30)^2$$

$$SQD_t = 2200$$

Agora serão feitos os cálculos considerando que a aresta foi removida, sendo

assim existindo a árvore A constituída pelos nós 1,2,3 e 4, já a árvore B possui os nós 5,6,7 e 8.

$$SQD_{e_{45}} = SQD_A + SQD_B$$

$$\bar{x}_A = \frac{10+50+30}{3} = 30$$

$$SQD_A = (10 - 30)^2 + (50 - 30)^2 + (30 - 30)^2 \quad SQD_A = 800$$

$$\bar{x}_B = \frac{10+30+20}{3} = 20$$

$$SQD_B = (10 - 20)^2 + (30 - 20)^2 + (20 - 20)^2 \quad SQD_B = 200$$

$$\text{Custo de } e_{45} = 2200 - (800 + 200) = 1200$$

Como pode ser visto com essa conta, a aresta com maior peso sempre será escolhida porque são almejados dois grupos homogêneos. Sendo assim, a aresta que mais interfere nisso é a de maior peso. Contudo, atrapalha a nossa regionalização, dado que um bairro importante possui muitas arestas "pesadas" a sua volta. A figura 3.8, exhibe um exemplo do algoritmo sendo aplicado na nossa base, podemos ver que ele corta sempre os Bairros em seqüência Centro, Cidade Nova e Praça da Bandeira, porque muitos ônibus usam essa rota para chegar ao centro, embora existam ligações que tenha uma quantidade inferior de ônibus, mas interligam várias partes da cidade, que estão sendo descartadas quando apenas se olha para o maior peso.

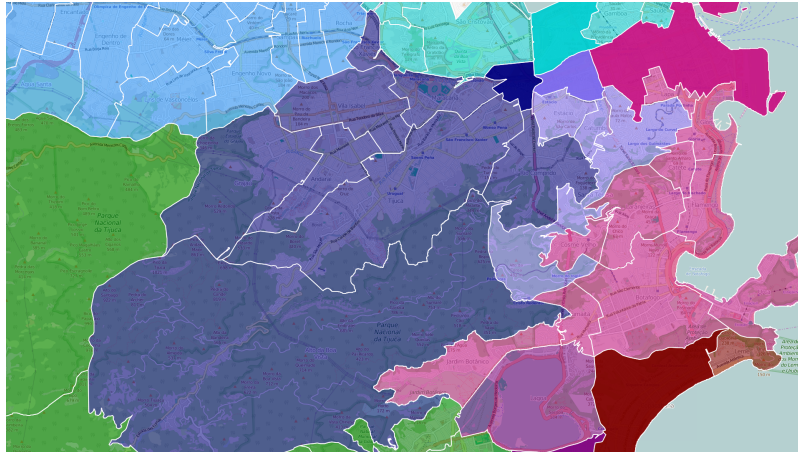


Figura 3.8: Skater com a métrica de poda padrão.

### 3.2.4 Métricas

Dado que o algoritmo Skater, não alcançou o objetivo necessário, a hipótese pensada foi utilizar outra métrica para a poda da árvore geradora mínima, mantendo o conceito do algoritmo. Pensou-se em usar as métricas de centralidade de grafos,

como explicado anteriormente elas são muito utilizadas para localizar comunidades em grafos ou para localizar nós importantes no mesmo. Os gráficos abaixo foram tirados da tabela A.1, que se encontra em anexo, eles vão ser utilizados para verificar se alguma métrica atende a necessidade.

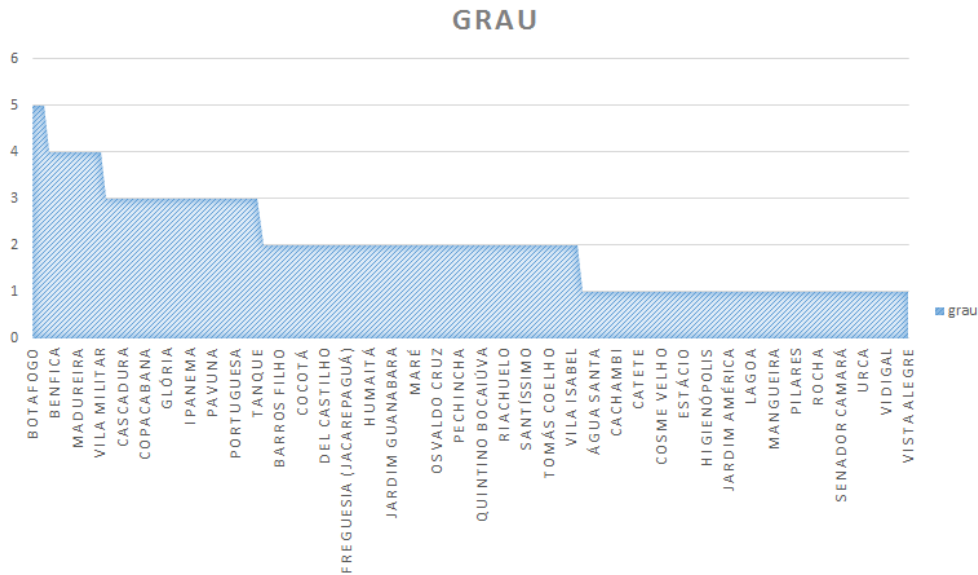


Figura 3.9: Gráfico com o grau de cada nó do grafo

A primeira métrica estudada foi a do grau de um nó, onde esta representa a quantidade de arestas que o mesmo possui, como pode ser visto no gráfico da figura 3.9, Botafogo, Irajá, Jacarepaguá, Barra da Tijuca e Benfica, são os bairros que mais interconectam outros, possuindo grau 5.

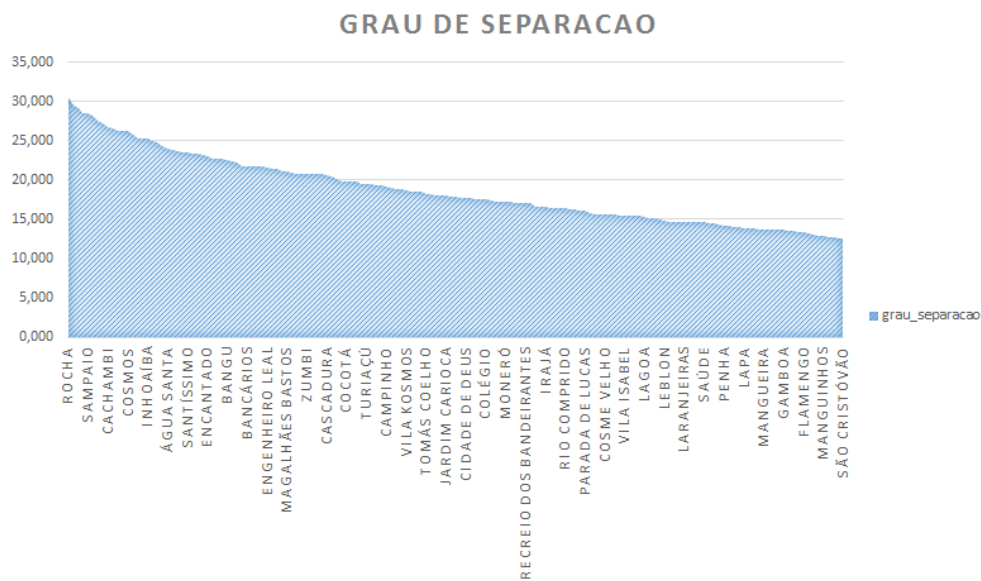


Figura 3.10: Gráfico com o grau de separação de cada nó.



O grau de separação mede a distância média de um nó para alcançar outros, sendo assim deve-se calcular a distância do nó em questão para todos os outros tirando a média após. Os bairros que apresentaram os melhores valores foram Centro, Manguinhos, Cidade Nova, Benfica, Santo Cristo e São Cristóvão. Sendo assim, são os bairros que mais facilmente acessam o resto da cidade. Lembrando que quanto menor o valor melhor.

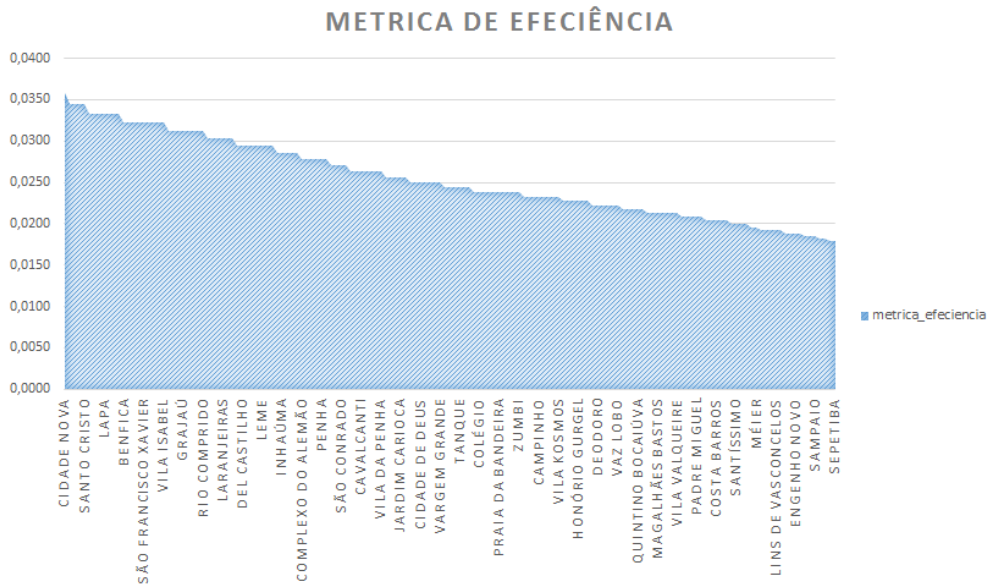


Figura 3.11: Gráfico da eficiência dos nós

A métrica de eficiência, como explicado anteriormente informa que um nó é tão eficiente quanto o inverso da sua maior distância. Isso indica o tempo de demora para propagar um serviço ou uma mensagem do nó. Sendo assim, os bairros com melhores valores são: Cidade Nova, Catumbi, Centro, Praça da Bandeira e Santo Cristo.

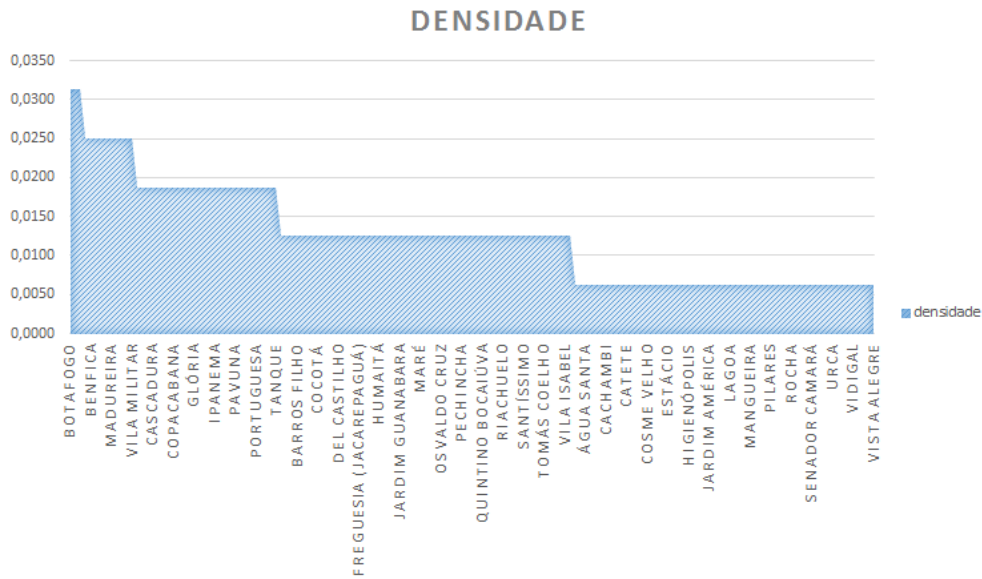


Figura 3.12: Gráfico da densidade dos nós

A métrica de densidade funciona basicamente igual a do grau, tanto que os melhores valores são: Botafogo, Irajá, Jacarepaguá, Barra da Tijuca e Benfica. O cálculo da métrica é realizado obtendo o grau do nó, depois tem de pegá-lo e dividir pela quantidade de nós menos 1, na prática se está executando uma normalização sobre o número, deixando no intervalo de 0 a 1.

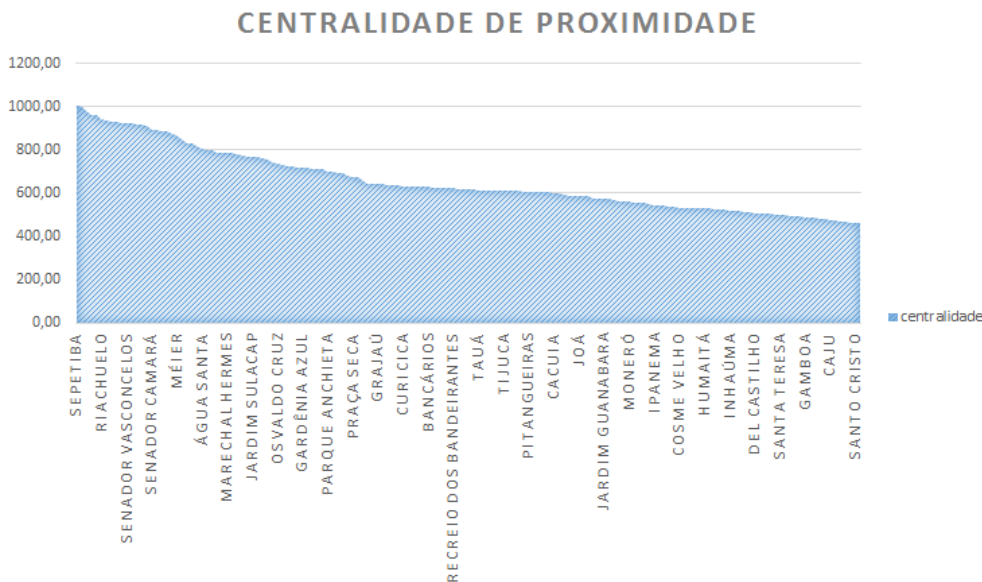


Figura 3.13: Gráfico da centralidade de proximidade dos nós

A centralidade de proximidade calcula a distância entre um nó e todos os outros, usando o menor caminho entre eles. Foi aplicado o algoritmo da árvore geradora mínima, ou seja, só existe um caminho entre dois nós, com isso os bairros que

possuem os melhores valores são: Mangureira, Cidade Nova, Benfica, Santo Cristo e São Cristóvão. Um fato interessante é que praticamente apresentou o mesmo valor que o grau de separação, pelo fato de existir apenas um caminho entre os nós, não compensando pelo custo computacional dessa métrica.

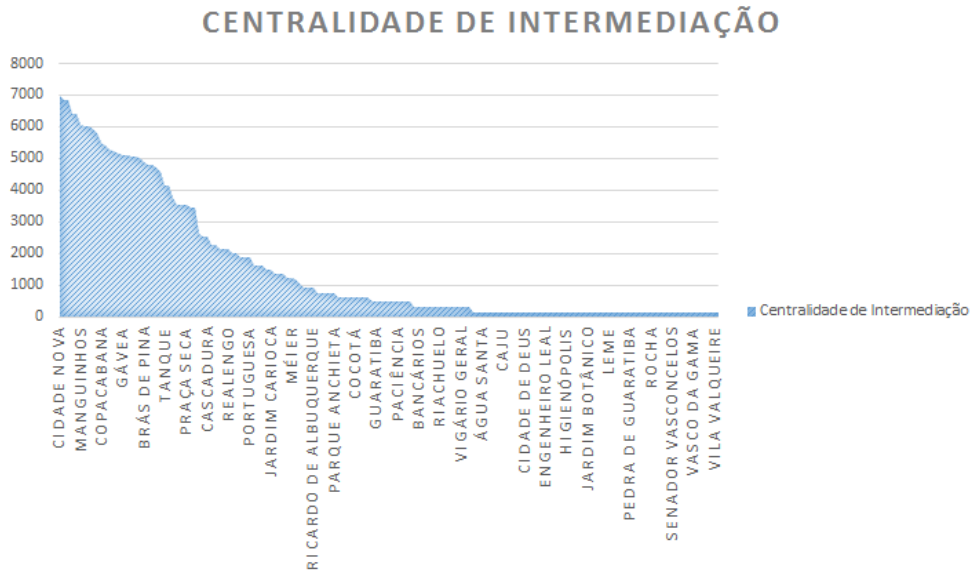


Figura 3.14: Gráfico da centralidade de intermediação dos nós

A centralidade de intermediação calcula os caminhos possíveis entre todos os nós do grafo, após verifica em quantos caminhos cada nó apareceu. Os bairros que possuem bons valores nessa métrica são: Cidade Nova, Bonsucesso, Benfica São Cristóvão e Santo Cristo. Sendo assim, esses são os bairros mais importantes da cidade, dado que muitas rotas fazem uso dos mesmos, com isso é possível concluir que o trânsito nesses bairros afeta o bom funcionamento do transporte da cidade.

Pode-se afirmar que nenhuma dessas métricas resolveu o nosso problema porque elas realizam todas as contas em cima do nó. A necessidade deste estudo é de remover as arestas, caso um grafo perca um nó poderá criar vários grupos. Por exemplo, caso seja retirado Botafogo do grafo, ele provavelmente irá criar cinco grupos, logo todas essas métricas foram descartadas. Existe uma variação da centralidade de intermediação que em vez de contar o nó realiza a conta em cima das arestas, tornado possível remover a aresta que está presente em muitos caminhos, isso indica que ela liga duas regiões importantes.

### 3.2.5 Método Final Aplicado

Após toda essa análise, foi possível concluir que o SKATER [48] não irá funcionar para o nosso caso, uma vez que sempre irá pegar a aresta com maior peso. A figura

3.15 apresenta o modelo proposto para aplicarmos a métrica criada para avaliação da cidade do Rio de Janeiro.

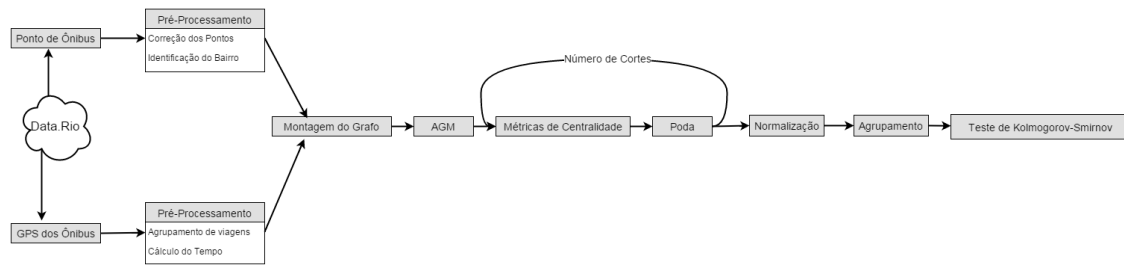


Figura 3.15: Modelo proposto para avaliação da organização da cidade

Primeiramente obtemos os dados do GPS dos ônibus do site da prefeitura do Rio. Após realizamos o pré-processamento para obtenção do tempo de deslocamento entre os bairros. Em seguida, é montado o grafo para a execução do algoritmo. O algoritmo SKATER terá sua métrica alterada para utilizar a medida de centralidade chamada de "Edge Centrality", igual à centralidade de intermediação só que com foco na aresta. Sendo assim, o algoritmo continuará tendo duas fases, a primeira que é a aplicação do algoritmo da árvore geradora mínima como pode ser visto na figura 3.16. Posteriormente vamos calcular o caminho entre todos os nós do grafo, sendo escolhida a aresta que for encontrada mais vezes nos caminhos, para ser removida.

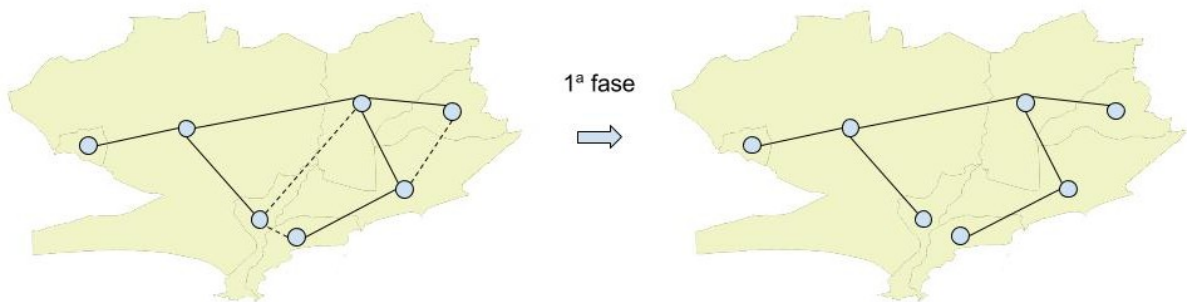


Figura 3.16: Proposta fase1 do algoritmo.

A fase um, não precisa de muita explicação, ela irá pegar o grafo e retornar uma árvore que contenha a menor soma dos pesos. No caso do tempo isso faz todo sentido, porque o que se quer é manter arestas com os menores valores, dado que isso indica que os dois bairros se comunicam com mais facilidade, indicando a qualidade da comunicação. Contudo, quando se está falando em quantidade de linhas de ônibus quanto menor, pior é o canal da comunicação. Sendo assim, foi necessário colocar sinal negativo na frente dos pesos para forçar a árvore geradora

mínima calcular uma árvore que maximizasse os pesos da árvore, para assim manter as melhores comunicações.

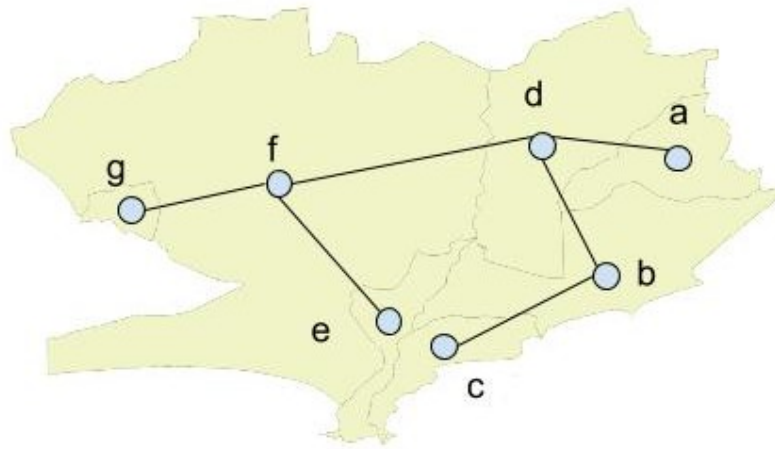


Figura 3.17: Proposta fase2 do algoritmo

Enquanto isso a fase dois, consiste em realizar a poda na árvore geradora mínima. Todavia a métrica padrão do Skater não funciona. Na seção 3.2.4, foram apresentadas algumas das métricas mais utilizadas em rede social, porém lá na maioria das vezes se deseja localizar o nó mais importante, enquanto neste estudo se deseja apenas localizar as arestas. Entretanto, existe uma variação da centralidade de intermediação chamada de "Edge Centrality", onde ao invés de contar o nó que mais aparece nos caminhos faz a conta para aresta, o que funciona para este estudo. Usando a figura 3.17 foi possível montar a tabela 3.1, com todos os caminhos existentes no grafo.

| $e_{ij}(v_i, v_j)$ | Caminho entre $v_i$ e $v_j$                |
|--------------------|--|
| $(v_a, v_b)$       | $(v_a, v_d)(v_b, v_d)$                     |
| $(v_a, v_c)$       | $(v_a, v_d)(v_b, v_d)(v_b, v_c)$           |
| $(v_a, v_f)$       | $(v_a, v_d)(v_d, v_f)$                     |
| $(v_a, v_e)$       | $(v_a, v_d)(v_d, v_f)(v_e, v_f)$           |
| $(v_a, v_g)$       | $(v_a, v_d)(v_d, v_f)(v_f, v_g)$           |
| $(v_b, v_e)$       | $(v_b, v_d)(v_d, v_f)(v_e, v_f)$           |
| $(v_b, v_f)$       | $(v_b, v_d)(v_d, v_f)$                     |
| $(v_b, v_g)$       | $(v_b, v_d)(v_d, v_f)(v_f, v_g)$           |
| $(v_c, v_d)$       | $(v_b, v_c)(v_b, v_d)$                     |
| $(v_c, v_e)$       | $(v_b, v_c)(v_b, v_d)(v_d, v_f)(v_e, v_f)$ |
| $(v_c, v_f)$       | $(v_b, v_c)(v_b, v_d)(v_d, v_f)$           |
| $(v_c, v_g)$       | $(v_b, v_c)(v_b, v_d)(v_d, v_f)(v_f, v_g)$ |
| $(v_d, v_e)$       | $(v_d, v_f)(v_e, v_f)$                     |
| $(v_d, v_g)$       | $(v_d, v_f)(v_f, v_g)$                     |

Tabela 3.1: Todos os caminhos da figura 3.17

Analisando a tabela acima, é possível perceber que a aresta mais utilizada é a  $(v_d, v_f)$ , dado que muitas rotas fazem uso da mesma. A hipótese levantada é que se uma aresta é muito utilizada ela provavelmente liga dois bairros importantes. Sendo assim, esses bairros devem ser muito utilizados pelos outros para poder acessar a outra parte da cidade, com isso temos duas regiões naturalmente agrupadas. Lembrando que deve ser um processo interativo, ou seja, para cada aresta removida deve-se calcular toda a métrica novamente.

Após a criação das regiões, desejamos analisar os serviços na mesma, considerando que teoricamente dentro das regiões os bairros se acessam com mais facilidade. Para isso, vamos verificar a relação de habitantes por sala comercial, habitantes por loja e habitantes por estabelecimento de saúde. Em seguida, aplicaremos uma normalização, para que se efetue a soma dos valores e obtenha-se um número, utilizando a fórmula 3.1. Portanto, será possível verificar se a população de uma região terá de ir para outra para ter suas demandas atendidas. Esperamos auxiliar a prefeitura do Rio de Janeiro na urbanização da cidade. Posteriormente, será utilizado o teste de Kolmogorov-Smirnov para avaliar como essa distribuição se modifica ao longo do dia, verificando se o trânsito muda o comportamento da mesma.

# Capítulo 4

## Estudo de Caso

Apresentaremos os resultados obtidos com o método proposto para o entendimento dos mecanismos. Para isso foram gerados dois grafos: um considerado estático que utiliza a quantidade de linhas que interligam os bairros e o outro que utiliza o tempo de deslocamento entre os bairros, chamado de dinâmico. Na seção 4.1, é feita uma análise de como estão distribuídos os serviços nos bairros da cidade. A seção 4.2 apresenta o resultado obtido com a aplicação do algoritmo no grafo estático, enquanto a seção 4.3 apresenta o grafo dinâmico.

### 4.1 Análise dos Serviços no Município

O estudo de caso visa avaliar a aplicação da métrica na cidade do Rio de Janeiro, para que seja avaliada se a mesma reflete a realidade da cidade. Primeiramente, é apresentada a distribuição dos serviços na cidade sem nenhum tipo de agrupamento. Desta forma, será possível concluir quais bairros são melhores atendidos. Um conhecido tácito que os gráficos ajudam a confirmar por serem cauda longa, são que poucos bairros possuem uma boa oferta de serviços enquanto que a maioria não. Isto acaba sendo um fator gerador de deslocamento da população para bairros adjacentes. Os gráficos abaixo foram gerados apenas com a seleção dos trinta e cinco melhores bairros, dado que ao utilizar todos acabam por dificultar a visualização. A visualização de algum bairro específico pode ser encontrado nas tabelas a seguir: B.1 e B.2

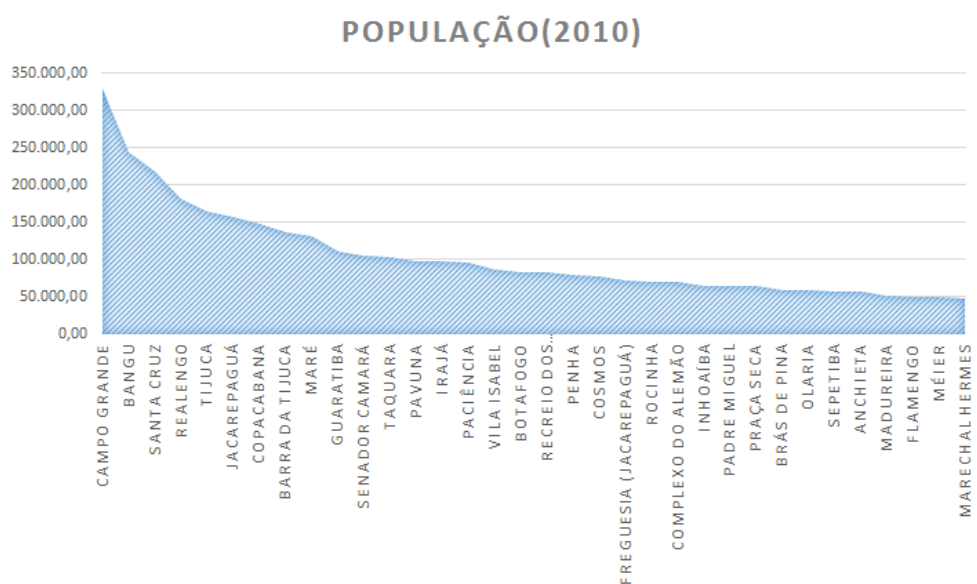


Figura 4.1: Distribuição da população por bairro.

A figura 4.1 apresenta a distribuição da população pelos bairros da cidade. Os bairros mais populosos são: Campo Grande, Bangu, Santa Cruz, Realengo, Tijuca, Jacarepaguá e Copacabana. Nota-se que a maioria dos bairros são da Zona Oeste. Jacarepaguá é bastante carente em relação a serviços, visto que é o único bairro citado anteriormente que não apresenta soluções de transporte intermodal. Apenas em 2014 houve a inauguração do corredor de ônibus BRT (Bus Rapid Transit), melhorando a sua comunicação com a Zona Norte e Barra da Tijuca.

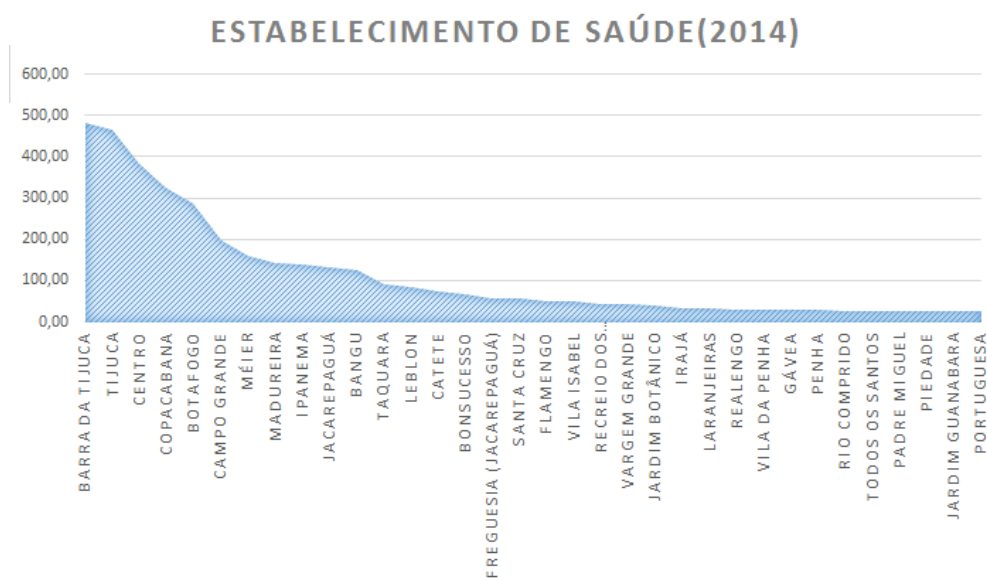


Figura 4.2: Distribuição dos estabelecimentos de saúde por bairro.

A figura 4.2 exhibe como está organizada a saúde no município. Os bairros que



possuem mais estabelecimentos de saúde são: Barra da Tijuca, Tijuca, Centro, Copacabana, Botafogo e Campo Grande. Como podemos observar, Campo Grande é o bairro mais populoso, embora não apresente a maior quantidade de estabelecimentos de saúde. Os bairros que o seguem no ranking populacional compõem a sua vizinhança, mas a expressividade é tão mínima que desaparecem no ranking, aumentando assim a importância de Campo Grande em sua região. Os bairros nos quais os moradores possuem melhor poder aquisitivo são os que apresentam maior quantidade de estabelecimentos de saúde.

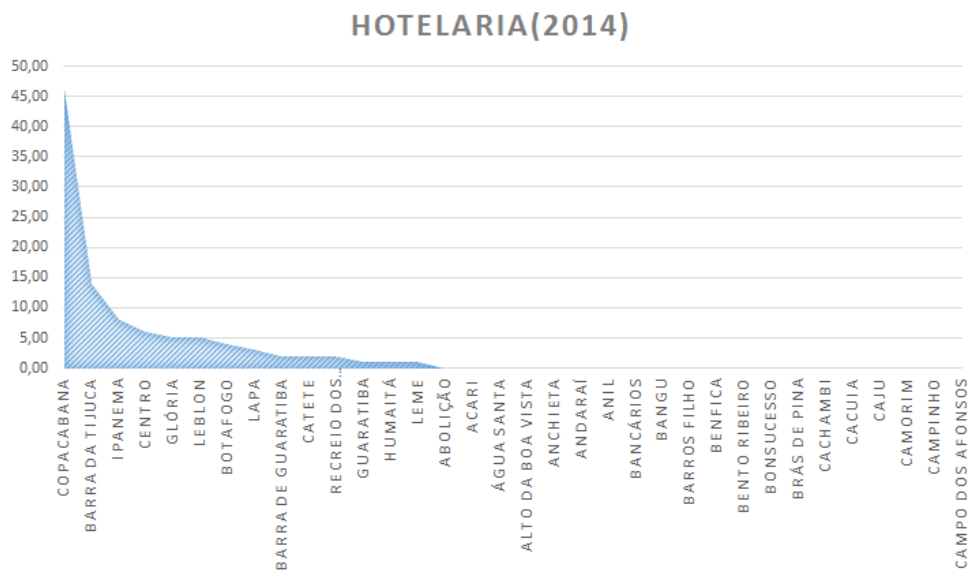


Figura 4.3: Distribuição dos hotéis por bairro.

A figura 4.3 apresenta a distribuição dos hotéis na cidade do Rio de Janeiro. Os bairros que possuem maior concentração são: Copacabana, Barra da Tijuca, Ipanema, Centro, Leblon e Glória. Como já é esperado, a maior concentração é registrada na Zona Sul da cidade. Essa região é considerada a mais famosa pelos seus pontos turísticos onde temos os principais ícones cariocas, o Cristo Redentor e o Pão de Açúcar. Em seguida, temos a Barra da Tijuca que possui belas praias. A cidade teve um aumento considerável nas construções de hotéis devido aos dois eventos internacionais: a Copa do Mundo e a Olimpíada. A Barra da Tijuca destacou-se pela concentração de novas construções devido a sua localização ter mais terrenos livres. O bairro do Centro concentra os hotéis com foco empresarial, sendo considerado o polo econômico da cidade.

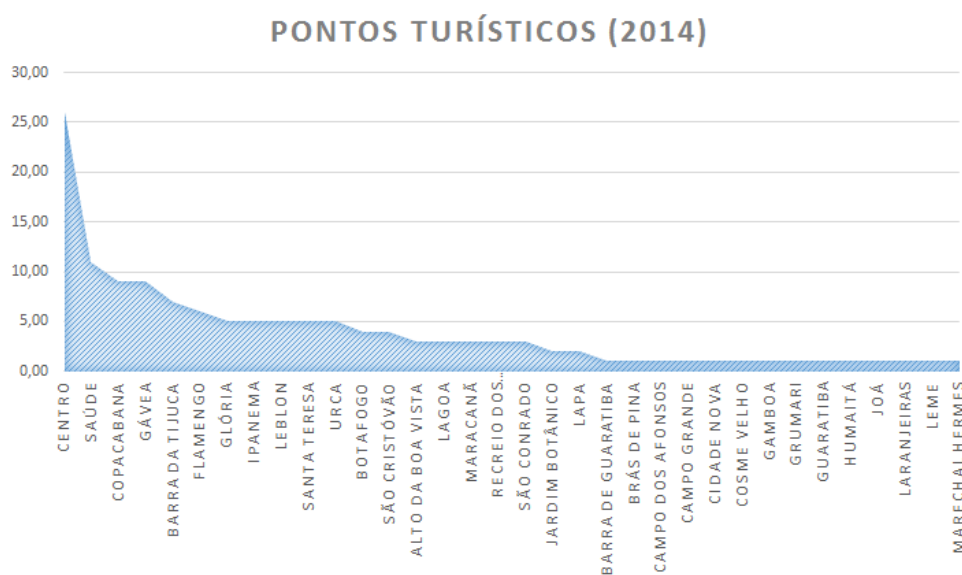


Figura 4.4: Distribuição dos pontos turísticos por bairro.

A distribuição dos pontos turísticos está ilustrada na figura 4.4, onde os bairros que possuem maior concentração são: Centro, Saúde, Copacabana, Gávea, Barra da Tijuca e Flamengo. Perceba que os bairros com mais hotéis não são os que apresentam mais pontos turísticos. Por exemplo, o Centro da cidade é o que possui mais pontos, além de ser um polo de serviços durante a semana, também é considerado um polo de entretenimento aos finais de semana.

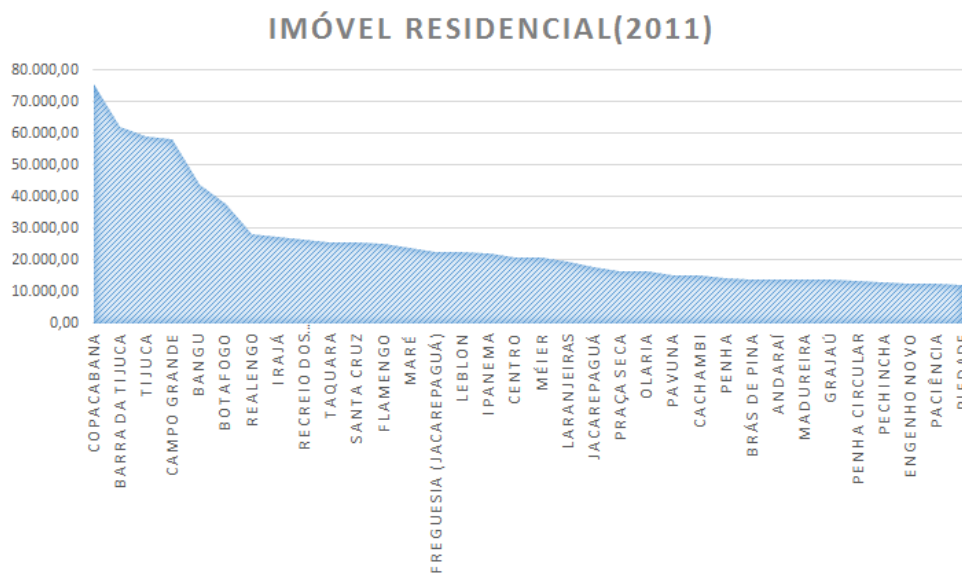


Figura 4.5: Distribuição dos imóveis residenciais por bairro.

O gráfico da figura 4.5 demonstra a organização dos imóveis residenciais da cidade. Os bairros que possuem mais são: Copacabana, Barra da Tijuca, Tijuca,

Campo Grande, Bangu e Botafogo. Os bairros com população mais elevada, não são os que apresentam maior quantidade de residências, já que uma grande parcela da população divide a mesma casa. Copacabana e Barra da Tijuca são bairros onde a população apresenta um maior poder aquisitivo, dessa forma possui um número desproporcional de residências em relação a população, comparando-se aos bairros mais populosos. A Tijuca também é considerado um bairro nobre da Zona Norte da cidade e também possui um número considerável de residências, além de contar com um transporte intermodal através do metrô que ajuda na atração de pessoas e conseqüentemente no desenvolvimento do bairro. A verticalização nesses bairros também contribui para o crescimento do número de residências, ou seja, esses bairros em sua maioria são constituídos por prédios.

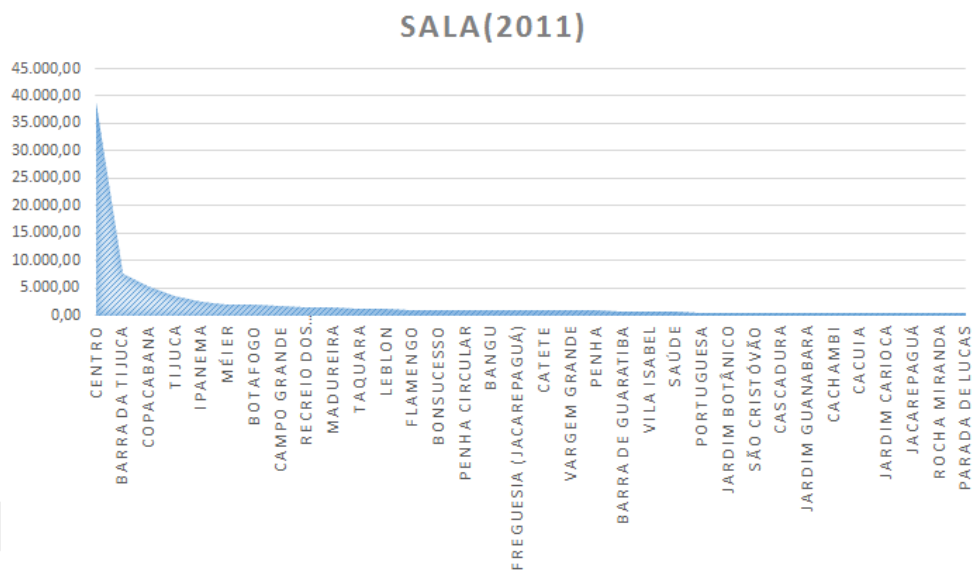


Figura 4.6: Distribuição das salas comerciais por bairro.

A figura 4.6 apresenta a distribuição das salas comerciais na cidade do Rio de Janeiro. Os bairros são: Centro, Barra da Tijuca, Copacabana, Tijuca, Ipanema e Méier. O Centro e a Barra da Tijuca devido a concentração de empresas, podem ser considerados os polos de serviço na cidade do Rio de Janeiro. Contudo, a discrepância é absurda porque o Centro conta com 38.688 imóveis enquanto a Barra da Tijuca possui apenas com 7.694. Esses dados estão na tabela B.1. Isto reforça a necessidade de deslocamento para o Centro, pelo fato de não ser o bairro com maior população, gerando diariamente um deslocamento populacional intenso. Esse deslocamento é auxiliado pela facilidade de transporte intermodal como barca, trem e o metrô, contudo não é contemplado por toda a cidade.

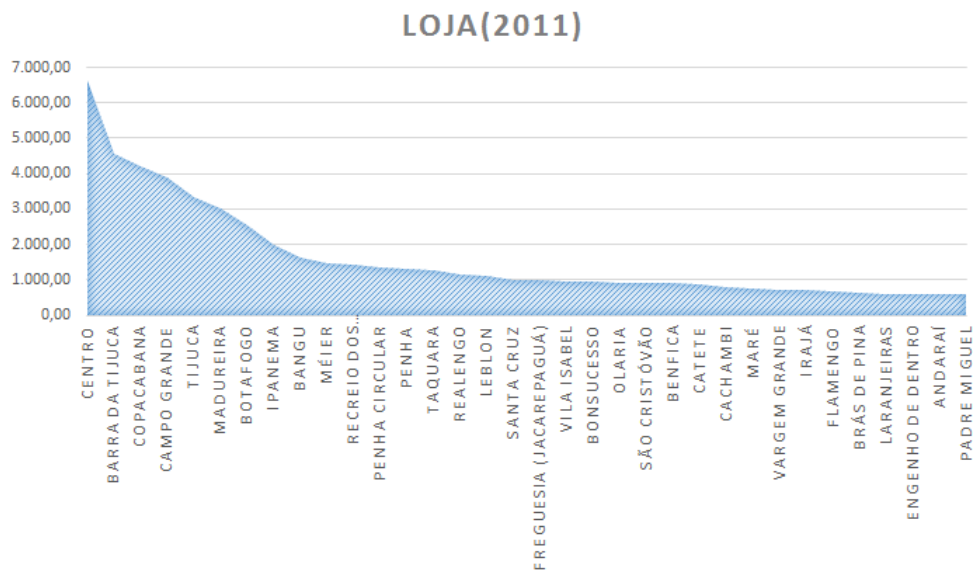


Figura 4.7: Distribuição das lojas por bairro.

A figura 4.7 dispõe sobre a repartição das lojas no município do Rio de Janeiro, onde os bairros que possuem mais são: Centro, Barra da Tijuca, Copacabana, Campo Grande, Tijuca e Madureira. Perceba que onde há maior concentração de salas comerciais também há o maior número de lojas devido à grande população trabalhar nesses bairros, facilitando a venda de produtos pela comodidade da proximidade. Campo Grande é um bairro referência na sua região por dar suporte a outros bairros com o seu comércio como: Realengo, Bangu e Santa Cruz. Madureira atende tanto os bairros da Zona Norte como os da Zona Oeste e seu comércio é catalisado pela criação do Mercadão de Madureira em 1959, sendo considerado uma inovação para sua época. Alguns bairros da Zona Oeste como Taquara, Tanque e Curicica utilizam a estação do bairro para ter acesso ao Trem. Atualmente essa movimentação é facilitada através do corredor de ônibus Transcarioca.

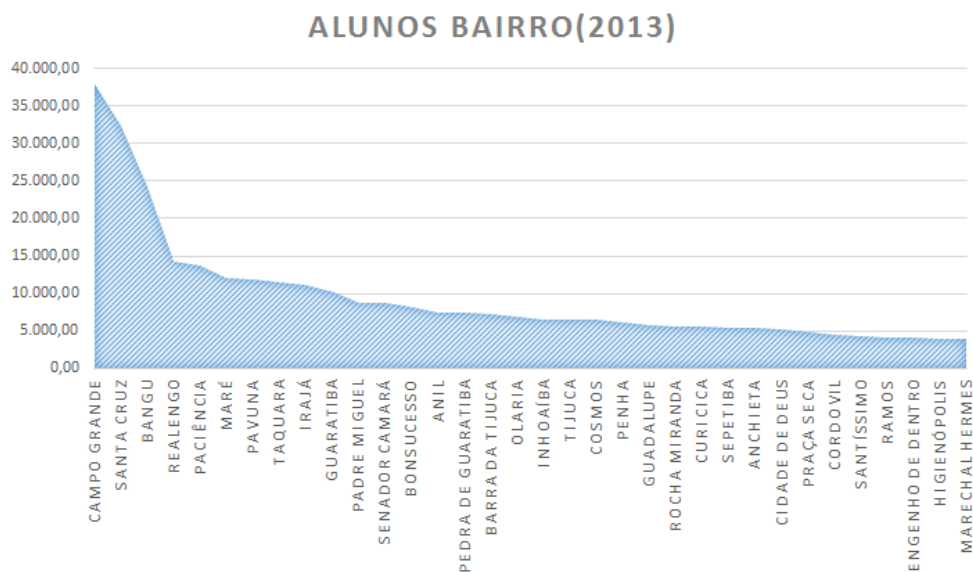


Figura 4.8: Distribuição dos alunos por bairro.

A distribuição apresentada na figura 4.8 indica onde está a maior concentração de alunos da escola pública na cidade do Rio de Janeiro. Os bairros com maior número de alunos são: Campo Grande, Santa Cruz, Bangu, Realengo, Paciência e Maré. Como era de se imaginar, os bairros mais populosos são os que possuem maior concentração de alunos de colégio público. A maior parte dos bairros supracitado são da Zona Oeste, cuja população em sua maioria é da classe média e média baixa.

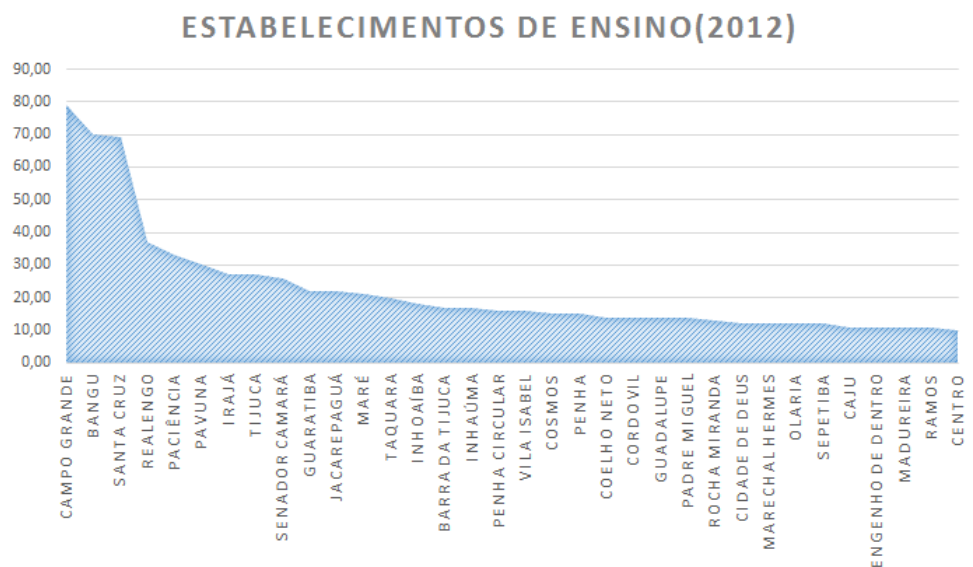


Figura 4.9: Distribuição dos estabelecimentos de ensino por bairro.

A Figura 4.9 exhibe a distribuição dos estabelecimentos de ensino de acordo com os bairros da cidade, sendo os que apresentam mais são: Campo Grande, Bangu, Santa

Cruz, Realengo, Paciência e Pavuna. Conforme esperado, os bairros mais populosos são o que possuem mais estabelecimentos de ensino. Bangu apresenta menos alunos que Santa Cruz, porém tem mais instituições de ensino, o que indica que pessoas de Santa Cruz, possuem a opção de estudar em outros bairros. Campo Grande por exemplo, apresenta 37.952 estudantes e possui 79 instituições de ensino (Informações retiradas da tabela B.1), o que confere 481 estudantes por estabelecimento. Assim é muito provável que devam vir alunos de outros bairros a fim de preencher essas vagas remanescentes.

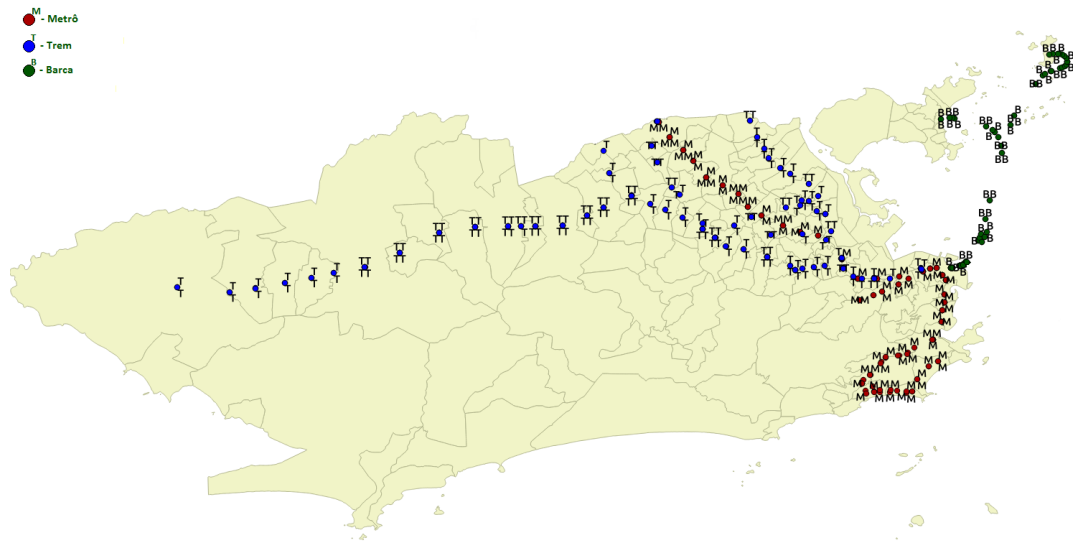


Figura 4.10: os pontos representam o trajeto, onde a cor azul representa o trem, vinho o do metrô e verde as barcas.

O mapa da figura 4.10 exibe os pontos no tom azul que representam as estações do trem. Os vinhos representam o metrô e os verdes o trajeto das barcas. É possível concluir que a zona norte é a melhor parte da cidade por possuir acesso a três tipos de transportes: trem, metrô e ônibus. A zona sul é atendida pelo metrô, os bairros da Zona Oeste que possuem a Avenida Brasil contam também com o trem, a outra parte da Zona Oeste não tem acesso a nenhum serviço intermodal com a criação dos corredores BRT Transcarioca e Transoeste houve uma melhora.

Após analisar todos esses gráficos, observamos que pouquíssimos bairros concentram os serviços, enquanto os outros bairros têm de ir a esses para poder usufruir dos serviços. Outra observação interessante é que em média são sempre os mesmos bairros: Centro, Barra da Tijuca, Copacabana, Tijuca, Campo Grande e Botafogo. Outro fato interessante é que quanto mais o serviço se destina a população de menor renda mais bairros da Zona Oeste aparecem, caso seja destinado a uma renda maior surgem mais bairros da Zona Sul.

## 4.2 Modelo Estático

Após a realização da análise dos bairros, vamos verificar a conexão entre os mesmos com a utilização dos pontos de parada dos ônibus da cidade do Rio de Janeiro. A partir desses dados vamos saber quais bairros são acessíveis através de uma linha, tornando possível assim a criação de um grafo com pesos nas arestas.

Seja um grafo  $G(V,E)$ , onde "V" é o conjunto de vértices que são os bairros da cidade do Rio de Janeiro e "E" o conjunto de arestas  $e_{ij} = (v_i, v_j)$ , que representa a existência de uma ligação entre o bairro  $v_i$  e  $v_j$ , somente se existir uma linha de ônibus entre os mesmos. O peso  $p(e_{ij})$  é a quantidade de linhas. Há duas possibilidades de representação da total acessibilidade ou apenas por vizinhança. Na primeira, consideram-se que todos os bairros do trajeto se conectem, na segunda apenas os bairros vizinhos. Por exemplo, uma linha que liga Botafogo a Barra da Tijuca, na total acessibilidade vai considerar a existência de uma aresta ligada aos dois bairros, enquanto a pôr vizinhança não irá criar devido aos dois bairros não serem vizinhos.

Após esse processo, foi calculada a árvore geradora mínima com os pesos das arestas negativos para que sejam identificadas as melhores conexões entre bairros. Posteriormente, foi feito um exame dos grafos obtidos onde foi constatado que o grafo gerado através da total acessibilidade não serviria para estudo por apresentar conexões que saltavam bairros. A figura 4.11 apresenta o grafo da cidade do Rio de Janeiro criado através da acessibilidade por vizinhança e após ter sido calculada a árvore geradora mínima. Nele foram aplicadas as medidas de centralidade. Os resultados encontram-se em anexo na tabela A.1. Com a ajuda do grafo e das medidas de centralidade é possível perceber o surgimento de *hub's*, ou seja, bairros que possuem muitas conexões e que interligam esses bairros a outros *hub's* ou a outras regiões da cidade.

Explorando o grafo é plausível afirmar que Jacarepaguá faz a ligação da Barra da Tijuca com a Zona Norte. Ele é um *hub* para os bairros da Taquara, Curicica, Camorim e Cidade de Deus, ou seja, para esses bairros se comunicarem com outras partes da cidade as linhas passam por Jacarepaguá em sua maioria. Enquanto isso, a Barra da Tijuca faz a ligação da Zona Oeste com a Zona Sul, sendo também um *hub* por interconectar Recreio, Itanhangá, Jacarepaguá e São Conrado. São Cristóvão é um *hub* da Zona Norte, além de ligar a própria Zona Norte ao centro da cidade. Bonsucesso é o bairro utilizado para ligar a Ilha do Governador ao resto da cidade.



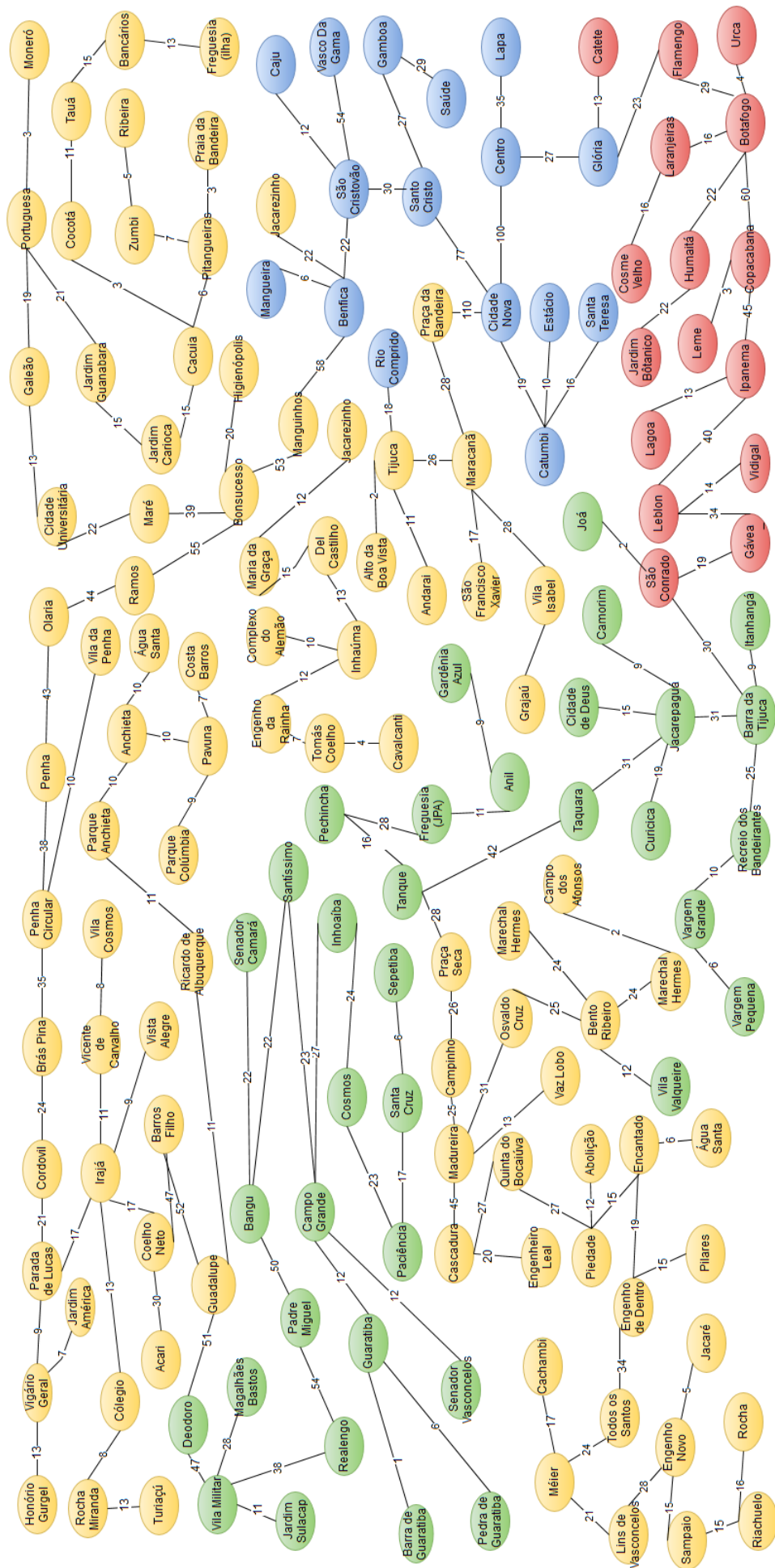


Figura 4.11: Grafo da cidade do Rio de Janeiro após aplicar árvore geradora mínima.



O Maracanã também é um *hub* e faz ligação entre parte da Zona Norte, da Tijuca ao Centro. Botafogo é um *hub* da Zona Sul e faz a ligação dela com o centro da cidade. Madureira é um *hub* ligando a Zona Norte com parte da Zona Oeste. Vila Militar é um *hub*, além de ligar bairros da Zona Oeste a Zona Norte. O mais interessante nesse ponto é perceber que o caminho percorrido no grafo é o mesmo da Avenida Brasil. Além desses, Bento Ribeiro, Benfica, Campo Grande e Irajá também são *hub*. Note que alguns dos bairros apresentados aqui também foram os que mais apareceram na seção anterior, confirmando sua influência nas linhas de ônibus e nos serviços prestados.

### 4.2.1 Inferindo o mínimo de regiões

A seguir será feita a aplicação de cortes no grafo para a criação das regiões seguindo o padrão proposto pelo SKATER [48]. Foi utilizada a métrica de centralidade chamada *edge centrality*, onde a mesma tem por objetivo localizar a aresta mais importante. Para isso calcula-se o caminho entre todos os nós do grafo, posteriormente conta-se a quantidade de vezes que as arestas vão aparecer. Para fazer o corte é escolhida a aresta que mais apareceu, isso indica que ela liga duas regiões muito importantes e que provavelmente está removendo uma aresta de um *hub*. Para isso vamos utilizar o coeficiente de Gini e entropia.

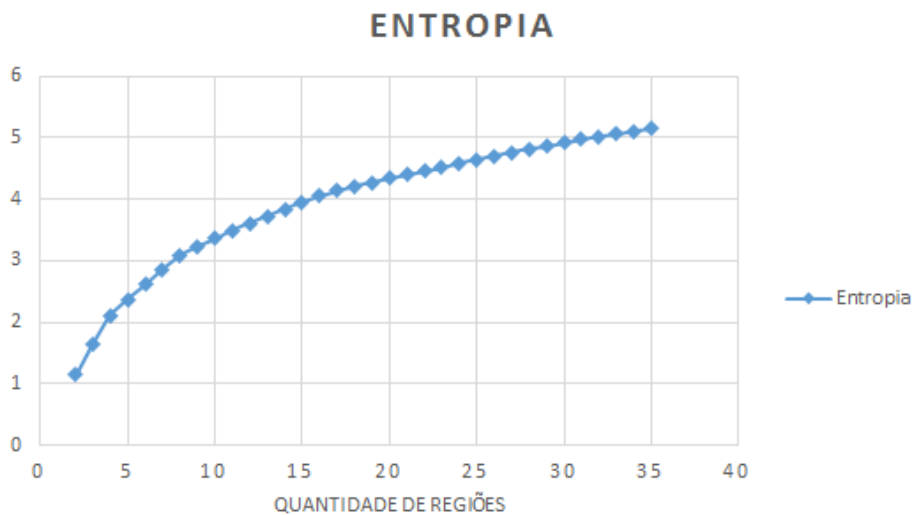


Figura 4.12: Avaliação da quantidade de cluster usando entropia.



Figura 4.13: Avaliação da quantidade de cluster usando gini.

A figura 4.12 e 4.13 apresentam o gráfico para entropia e coeficiente de Gini respectivamente. Para gerar esses gráficos foram realizados cálculos das métricas de 1 até 35 regiões. Observando os gráficos, a entropia não ajudou porque na média há um acréscimo de 0,1 no valor da entropia para cada incremento na quantidade de regiões, sendo assim não ocorreu uma estabilização clara, permitindo assim inferir um ponto de corte. Contudo, no coeficiente de Gini, a partir de 21 regiões estabiliza-se onde os incrementos ficam em média de 0,02, sendo possível definir um ponto para começar a análise da divisão da cidade.

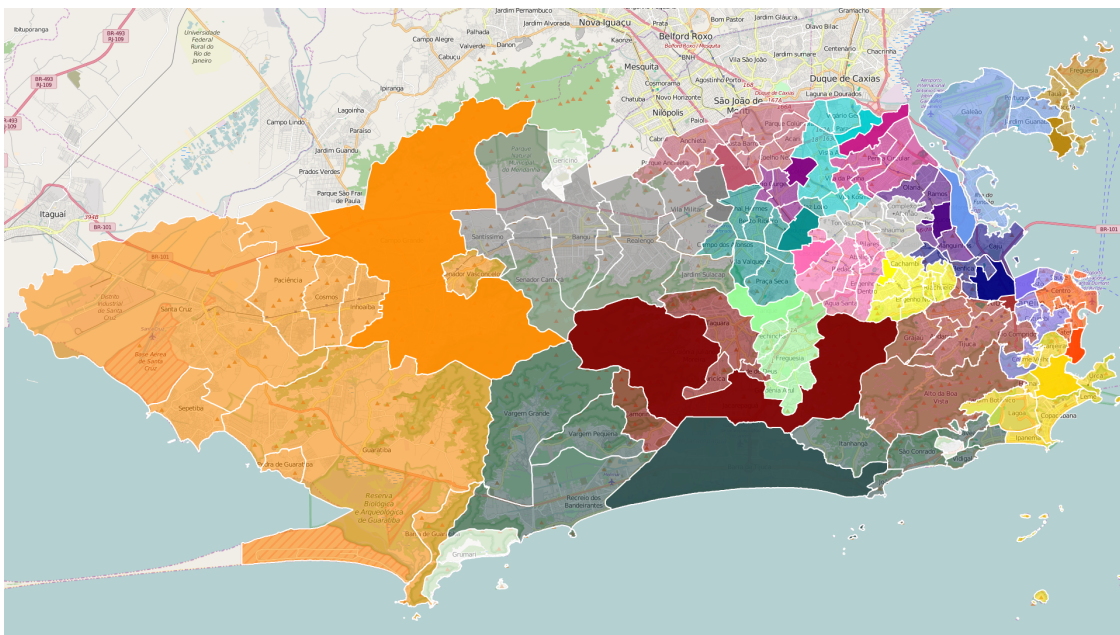


Figura 4.14: Agrupando os bairros da cidade em 21 regiões.

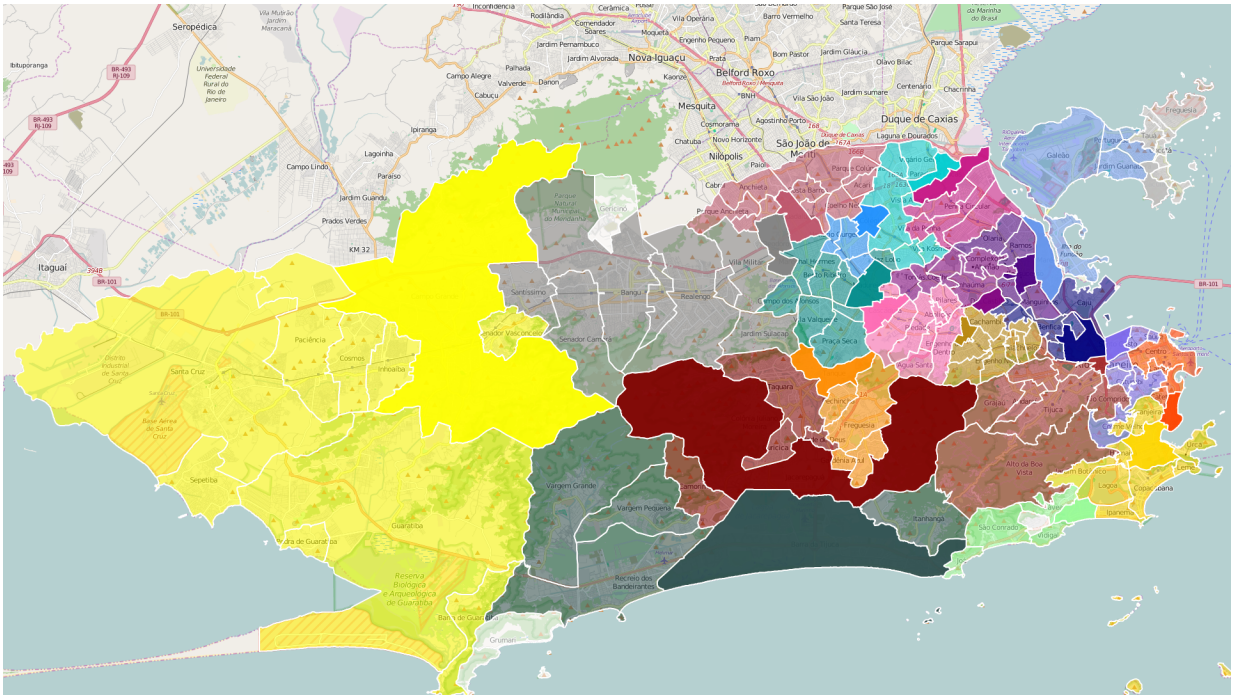


Figura 4.15: Agrupando os bairros da cidade em 22 regiões.

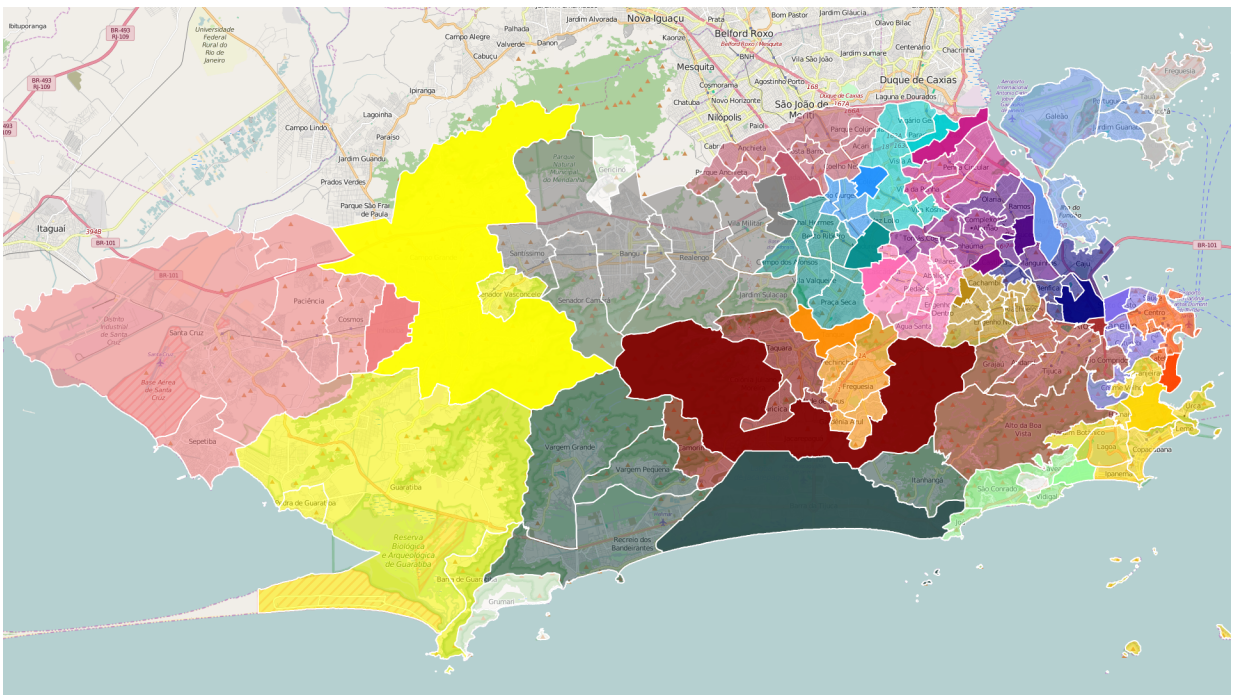


Figura 4.16: Agrupando os bairros da cidade em 23 regiões.

As Figuras 4.14, 4.15 e 4.16 apresentam o resultado da aplicação do algoritmo para 21, 22 e 23 regiões. A primeira imagem não apresentou um resultado satisfatório

tendo em vista a região que contém a Barra da Tijuca também engloba um pedaço da Zona Sul da cidade do Rio de Janeiro, logo essa configuração foi descartada. Já o da 4.15 foi considerada a melhor por representar as regiões que mais possuem linhas entre elas, facilitando a mobilidade dos indivíduos dentro das regiões, além de ter retirado a parte da Zona Sul que estava atrelada a região da Barra da Tijuca. A análise feita sugere que devam ser utilizados 22 grupos para o estudo. A terceira imagem foi gerada com 23 regiões, sendo criada pelo simples fato de verificar se a configuração anterior ainda não podia ser melhorada. Contudo, essa opção acaba por fracionar excessivamente o espaço, ao fracionar a região de Campo Grande, o que não faz sentido.

## 4.2.2 Distribuição dos serviços

Esta seção visa aplicar o algoritmo SKATER [48] com o grafo montado com a quantidade de linhas de ônibus que interligam os bairros da cidade. Ele será considerado como o modelo teórico, pois desconsidera a realidade do trânsito. A tabela 4.1 apresenta as regiões criadas com o algoritmo, bem como o nome dos bairros que as constituem. Além dessa informação, também são apresentados os bairros mais importantes, segundo as linhas de ônibus. Esses bairros acessam os outros com maior facilidade tornando possível verificar se além de provedores de linhas de ônibus também são de serviços.

Usando a tabela 4.2, foi possível obter as seguintes médias: as regiões possuem em média 7 bairros, contando com 283.290 habitantes. Possui uma relação de 3.286 habitantes por estabelecimento de saúde, esse valor leva em conta tanto a rede pública quanto privada. Contando também com um valor médio de 351 alunos por instituição de ensino, além disso 90 e 215 é a relação de lojas e salas comerciais por habitante respectivamente.

As regiões que apresentam menor quantidade de habitantes são a 1, 16, 20 e 22. A região 1 possui bairros da região central da cidade e é um polo de serviço, logo possui poucos moradores, ou seja, a maior parte da população da cidade se desloca para essa região diariamente. A região 16 contém os bairros com metro quadrado mais caro da cidade, o que influencia a baixa quantidade de habitantes. Já as regiões que mais possuem são 10, 15 e 18, onde são bairros da Zona Oeste e Zona Norte da cidade. Esses são constituídos em sua grande maioria por pessoas da classe média e média-baixa.

As regiões que apresentam péssima relação de estabelecimento de saúde são a 9, 20, 21 e 22. Todas essas regiões constituem a Zona Norte da cidade, ou seja, essa zona apresenta um grave problema na saúde. Já as regiões que apresentam a melhor relação são 6, 7, 8 e 16. São constituídas por bairros onde sua população possui alto

poder aquisitivo e fazem parte dela os bairros da Zona Sul, Centro e da Zona Oeste como Barra da Tijuca e Recreio.

As regiões que possuem os melhores valores para o número de habitantes por loja são: 6, 7, 8 e 16. Perceba que são os mesmos bairros que citamos anteriormente onde o poder aquisitivo da população influencia o desenvolvimento do comércio e podemos dizer que nessas regiões estão contidos os dois polos de serviço da cidade que são o Centro e Barra da Tijuca. Os que tem os piores números são: 5, 9, 10 e 21, analisando é possível perceber que são bairros da Zona Oeste e Zona Norte, é bem provável que a região 5 teve o desenvolvimento do comércio atrasado pela proximidade com a Barra da Tijuca. Enquanto que a região 21 tem o Shopping Nova América e Norte Shopping próximos, o que provavelmente deve atrasar o desenvolvimento do comércio na região.

A relação de habitantes por sala comercial das melhores regiões seguintes são: 6, 7 e 8. São todos os bairros da cidade cuja população possui alto poder de compra, além de contar com bairros que são polos de serviços, podemos citar como exemplo a região 7 que apresenta 3 habitantes por sala comercial, ou seja, as outras regiões da cidade têm de fornecer pessoas. As que tem os piores valores são: 10, 18, 21 e 22, são bairros que possuem população com baixo poder aquisitivo. Nessas regiões existe um bairro que concentra todos os serviços, por exemplo onde na 10 é Bangu, 18 é Campo Grande e 22 é Rocha Miranda. A 21 é um caso à parte onde quem possui mais é Del Castilho. Os outros bairros praticamente não têm salas comerciais, sendo assim essas regiões tem de usufruir serviços de outras.

Quase todas as regiões possuem acesso ao transporte intermodal, menos as de número 5, 6, 12 e 17. Todos os bairros são da Zona Oeste contando com um bairro que é um polo de serviço. Interessante é observar no mapa, que é possível perceber a importância da criação dos três corredores de *BRT* na cidade o Transoeste, a Transcarioca e a Transolímpica, essa região que até então só possuía mobilidade exclusiva via ônibus.

As regiões que mais apresentam hotéis e pontos turísticos são: a 7 e 8. Na região 7 temos o Centro onde geralmente se concentram hotéis voltados para executivos e também pessoas em trânsito. Ficam próximos do aeroporto Santos Dumont, do centro financeiro e comercial da cidade, onde existe uma enorme concentração de prédios de escritórios e sedes de empresas. Na região 8 temos o bairro de Copacabana. É o bairro do Rio que possui mais hotéis, para todas as categorias. Um bairro turístico estrategicamente localizado na Zona Sul e com fácil acesso a todos os pontos da cidade devido ao seu reconhecimento internacional.

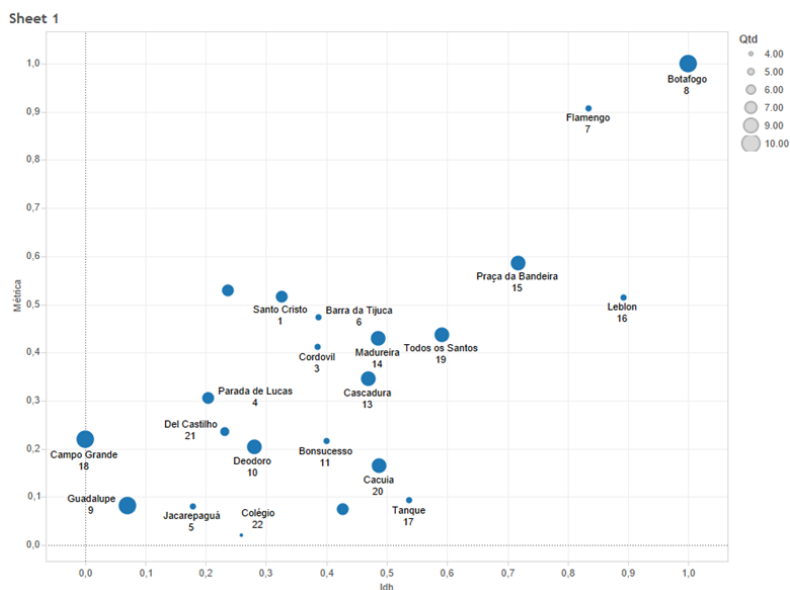


Figura 4.17: Gráfico de barras da métrica gerada a partir dos serviços.

A figura 4.17 apresenta o gráfico com a métrica calculada a partir da tabela 4.2. Sendo assim, para balizar a avaliação será utilizado o Índice de Desenvolvimento Humano (IDH) dos bairros da cidade, para se obter as regiões é retirada a média do IDH dos bairros que fazem parte das mesmas. É possível perceber que as três primeiras regiões possuem bons IDH, assim como nossa métrica. Contudo, a quarta posição é uma região constituída por bairros da Zona Norte da cidade, que possuem IDH ruim. Mas a nossa métrica lhe confere uma posição alta no ranking, dado que possui transporte intermodal, além de uma boa relação de habitantes por loja. Enquanto que a região 16 possui bairros nobres da cidade, é penalizada devido ao fato de esses bairros terem de usufruir serviços de outras regiões. Assim como a região da Barra da Tijuca que é punida por não possuir transporte intermodal.

| Região | Bairros da Região   |
|--------|---|
| 1      | Saúde, Gamboa, Santo Cristo, Estácio, Cidade Nova, Santa Teresa, Catumbi  |
| 2      | Maria da Graça, Jacarezinho, Benfica, São Cristóvão, Vasco da Gama, Mangueira, Caju   |
| 3      | Cordovil, Penha Circular, Brás de Pina, Penha, Vila da Penha  |
| 4      | Jardim América, Vigário Geral, Parada de Lucas, Irajá, Vista Alegre, Vila Kosmos, Vicente de Carvalho                                   |
| 5      | Taquara, Cidade de Deus, Curicica, Jacarepaguá, Camorim   |
| 6      | Vargem Grande, Vargem Pequena, Itanhangá, Barra da Tijuca, Recreio dos Bandeirantes   |
| 7      | Lapa, Centro, Glória, Catete, Flamengo  |
| 8      | Laranjeiras, Cosme Velho, Jardim Botânico, Botafogo, Urca, Humaitá, Copacabana, Leme, Lagoa, Ipanema                                    |
| 9      | Barros Filho, Pavuna, Parque Colúmbia, Coelho Neto, Anchieta, Acari, Costa Barros, Guadalupe, Parque Anchieta, Ricardo de Albuquerque   |
| 10     | Bangu, Vila Militar, Realengo, Padre Miguel, Santíssimo, Magalhães Bastos, Senador Camará, Jardim Sulacap, Deodoro                      |
| 11     | Olaria, Ramos, Bonsucesso, Higienópolis, Mangueiras   |
| 12     | Galeão, Portuguesa, Moneró, Jardim Carioca, Jardim Guanabara, Maré, Cidade Universitária  |
| 13     | Engenheiro Leal, Pilares, Abolição, Piedade, Cascadura, Quintino Bocaiuva, Engenho de Dentro, Encantado, Água Santa                     |
| 14     | Marechal Hermes, Vaz Lobo, Bento Ribeiro, Madureira, Osvaldo Cruz, Campo dos Afonsos, Vila Valqueire, Campinho, Praça Seca              |
| 15     | Praça da Bandeira, São Francisco Xavier, Tijuca, Vila Isabel, Maracanã, Rio Comprido, Grajaú, Andaraí, Alto da Boa Vista                |
| 16     | Gávea, Leblon, São Conrado, Vidigal, Jóa  |
| 17     | Tanque, Freguesia (Jacarepaguá), Pechincha, Gardênia Azul, Anil   |
| 18     | Campo Grande, Paciência, Santa Cruz, Senador Vasconcelos, Cosmos, Inhoaíba, Guaratiba, Sepetiba, Pedra de Guaratiba, Barra de Guaratiba |
| 19     | Riachuelo, Cachambi, Todos os Santos, Sampaio, Jacaré, Rocha, Méier, Engenho Novo, Lins de Vasconcelos                                  |
| 20     | Freguesia (Ilha), Bancários, Tauá, Cocotá, Praia da Bandeira, Pitangueiras, Cacua, Zumbi, Ribeira                                       |
| 21     | Engenho da Rainha, Complexo do Alemão, Inhaúma, Tomás Coelho, Cavalcanti, Del Castilho  |
| 22     | Turiaguá, Colégio, Honório Gurgel, Rocha Miranda  |

Tabela 4.1: Mostra os bairros que compõe cada região.



| Região | Pop.       | Pop.*/Est.** Saúde | Pop.*/Loja | Pop.*/Sala | Aluno/Est.** Ensino | Trem | Metró | Hotéis | Pontos Turísticos | IDH  | Métrica     |
|--------|------------|--------------------|------------|------------|---------------------|------|-------|--------|-------------------|------|-------------|
| 8,00   | 399.109,00 | 459,80             | 39,84      | 38,43      | 296,76              | 0,00 | 5,00  | 60,00  | 32,00             | 0,95 | <b>1,00</b> |
| 7,00   | 124.903,00 | 239,28             | 15,03      | 3,07       | 305,88              | 1,00 | 4,00  | 16,00  | 39,00             | 0,92 | <b>0,91</b> |
| 15,00  | 423.227,00 | 716,12             | 63,73      | 88,37      | 184,33              | 3,00 | 2,00  | 0,00   | 7,00              | 0,90 | <b>0,59</b> |
| 2,00   | 151.196,00 | 3.687,71           | 60,50      | 201,06     | 198,60              | 3,00 | 3,00  | 0,00   | 4,00              | 0,81 | <b>0,53</b> |
| 1,00   | 104.324,00 | 2.980,69           | 55,52      | 88,34      | 251,29              | 0,00 | 2,00  | 0,00   | 19,00             | 0,82 | <b>0,52</b> |
| 16,00  | 86.642,00  | 682,22             | 48,00      | 72,20      | 396,61              | 0,00 | 2,00  | 5,00   | 18,00             | 0,93 | <b>0,51</b> |
| 6,00   | 297.868,00 | 518,03             | 43,86      | 29,82      | 340,68              | 0,00 | 0,00  | 16,00  | 11,00             | 0,83 | <b>0,47</b> |
| 19,00  | 238.138,00 | 1.102,49           | 63,90      | 86,13      | 276,90              | 4,00 | 0,00  | 0,00   | 0,00              | 0,87 | <b>0,44</b> |
| 14,00  | 299.028,00 | 1.533,48           | 56,66      | 136,67     | 294,11              | 4,00 | 0,00  | 0,00   | 2,00              | 0,85 | <b>0,43</b> |
| 3,00   | 256.383,00 | 2.643,12           | 61,84      | 118,37     | 290,36              | 4,00 | 0,00  | 0,00   | 2,00              | 0,83 | <b>0,41</b> |
| 13,00  | 223.055,00 | 2.896,82           | 73,11      | 261,49     | 328,91              | 5,00 | 0,00  | 0,00   | 0,00              | 0,85 | <b>0,35</b> |
| 4,00   | 239.211,00 | 3.369,17           | 90,40      | 304,73     | 326,91              | 2,00 | 2,00  | 0,00   | 0,00              | 0,80 | <b>0,31</b> |
| 21,00  | 195.927,00 | 6.997,39           | 156,87     | 725,66     | 177,62              | 4,00 | 4,00  | 0,00   | 0,00              | 0,80 | <b>0,24</b> |
| 18,00  | 992.274,00 | 3.081,60           | 139,31     | 339,12     | 469,01              | 6,00 | 0,00  | 3,00   | 4,00              | 0,76 | <b>0,22</b> |
| 11,00  | 168.911,00 | 1.521,72           | 68,39      | 104,85     | 655,59              | 3,00 | 0,00  | 0,00   | 0,00              | 0,84 | <b>0,22</b> |
| 10,00  | 695.967,00 | 3.569,06           | 160,51     | 460,60     | 386,37              | 8,00 | 0,00  | 0,00   | 0,00              | 0,81 | <b>0,20</b> |
| 20,00  | 100.654,00 | 5.297,58           | 117,59     | 124,11     | 290,44              | 0,00 | 0,00  | 0,00   | 0,00              | 0,85 | <b>0,16</b> |
| 17,00  | 184.963,00 | 2.466,17           | 87,21      | 151,73     | 621,42              | 0,00 | 0,00  | 0,00   | 0,00              | 0,86 | <b>0,09</b> |
| 9,00   | 367.131,00 | 10.198,08          | 165,37     | 656,76     | 383,44              | 5,00 | 3,00  | 0,00   | 0,00              | 0,77 | <b>0,08</b> |
| 5,00   | 329.126,00 | 1.456,31           | 168,26     | 207,39     | 392,56              | 0,00 | 0,00  | 0,00   | 0,00              | 0,79 | <b>0,08</b> |
| 12,00  | 241.690,00 | 2.810,35           | 139,14     | 181,31     | 467,60              | 0,00 | 0,00  | 0,00   | 0,00              | 0,84 | <b>0,07</b> |
| 22,00  | 112.668,00 | 14.083,50          | 121,41     | 355,42     | 393,73              | 2,00 | 1,00  | 0,00   | 0,00              | 0,81 | <b>0,00</b> |

Tabela 4.2: Métricas dos serviços obtidas a partir das regiões. \*População, \*\* Estabelecimento



### 4.3 Modelo Dinâmico

Os gráficos apresentados nas figuras 4.18 e 4.19, mostram os dois horários de maior movimentação de pessoas na cidade, um na parte da manhã e outro na tarde e noite. Perceba que a mediana praticamente não se altera, mostrando que na maior parte da cidade o trânsito não se altera. Contudo, as que sofrem com o trânsito, acabam por alterar bastante o tempo de deslocamento para outros bairros, sendo possível perceber através da caixa do *box-plot* que tem um ligeiro aumento em sua distância interquartil, além do aumento do número de “outlier”. Outra curiosidade é que o trânsito teoricamente tem uma influência maior na cidade na parte da manhã das 8 às 9 horas e de tarde das 17 às 18 horas.

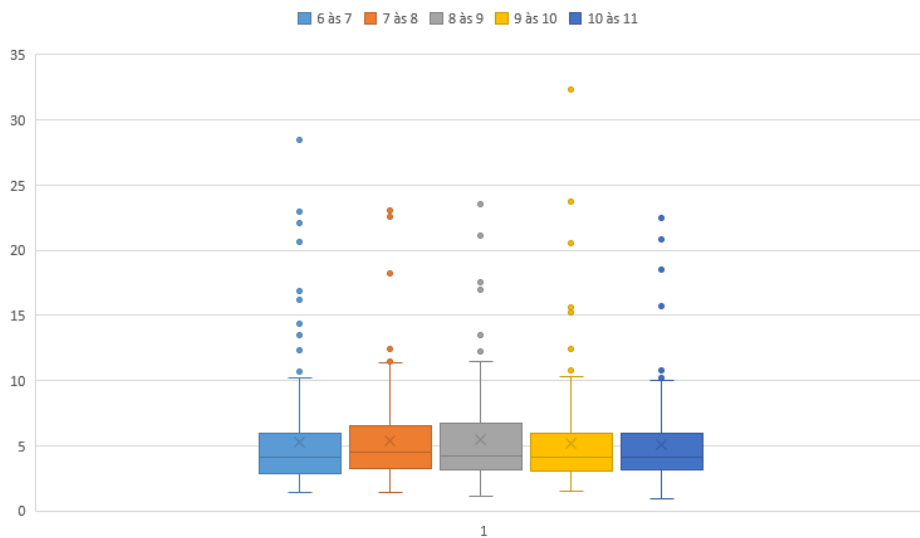


Figura 4.18: Primeiro horário de aumento do trânsito na cidade.

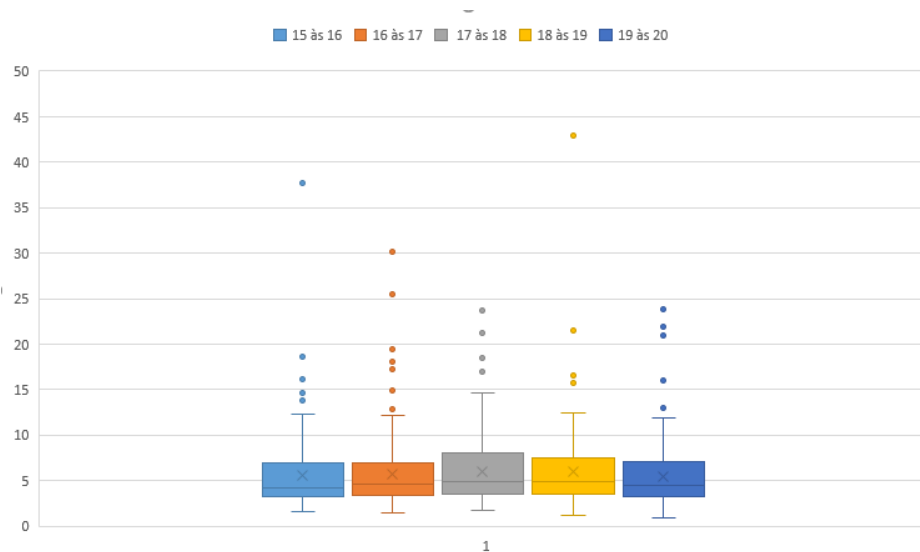


Figura 4.19: Segundo horário de aumento do trânsito na cidade.

Considerando que existe uma variação no tempo de deslocamento da cidade, esta seção visa agrupar a cidade do Rio de Janeiro em regiões. Diferentemente da seção que apresenta o modelo estático, esta fará uso do GPS dos ônibus da cidade. Este serviço é disponibilizado pela Prefeitura do Rio de Janeiro onde foram fornecidos os seguintes dados: latitude, longitude, velocidade, o número do carro, linha e o horário que o ônibus passou nessa posição, como explicado na seção anterior. Através dessas informações foi possível montar o grafo, onde os nós são os bairros e as arestas são o tempo levado para se deslocar de um bairro a outro, inserindo no trabalho o dinamismo da cidade. Abaixo será apresentado o resultado para determinadas faixas de horários, utilizou-se a média de uma semana para montar o grafo e em seguida foi aplicado o SKATER [48].

### 4.3.1 Madrugada

A figura 4.20 foi gerada usando um grafo. O horário compreendido foi o do período da madrugada (considerado das 00:00 às 06:00), tornando possível obter as seguintes médias: 287.113 habitantes por região, 3.173 habitantes por estabelecimento de saúde, 91 lojas por habitante, 226 salas comerciais por habitante e 340 alunos por estabelecimento de ensino.

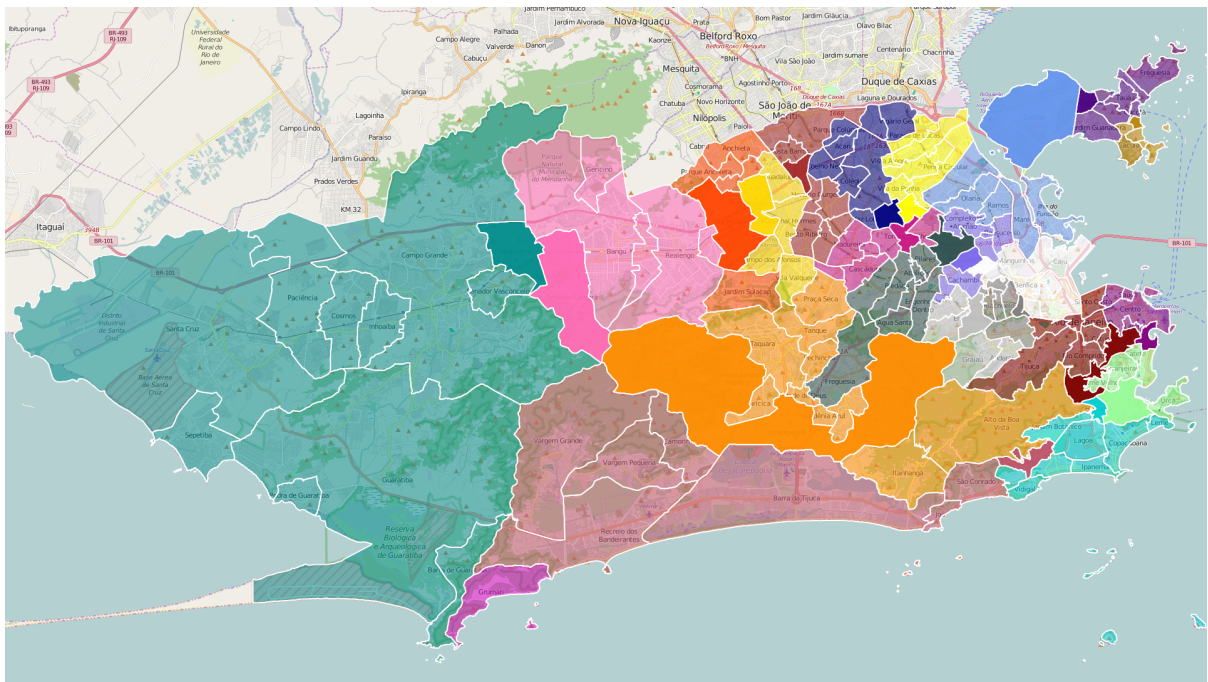


Figura 4.20: Agrupamento em regiões: modelo dinâmico para madrugada.

| Região | Bairros da Região   |
|--------|---|
| 1      | Mangunhos, Maria da Graça, Jacarezinho, Benfica, São Cristóvão, Vasco da Gama, Mangueira, Caju  |
| 2      | Bonsucesso, Complexo do Alemão, Higienópolis, Del Castilho, Cachambi, Todos os Santos   |
| 3      | Jardim América, Vigário Geral, Parque Colúmbia, Irajá, Coelho Neto, Acari, Colégio, Vicente de Carvalho, Vaz Lobo                                   |
| 4      | Engenho da Rainha, Tomás Coelho, Madureira, Cavalcanti, Engenheiro Leal, Cascadura, Campinho  |
| 5      | Jardim Botânico, Humaitá, Copacabana, Leme, Lagoa, Rocinha, Leblon, Ipanema, Vidigal  |
| 6      | Praça da Bandeira, Santo Cristo, Estácio, Tijuca, Cidade Nova, Maracanã, Rio Comprido, Santa Teresa, Catumbi  |
| 7      | Inhaúma, Pilares, Abolição, Piedade, Quintino Bocaiuva, Engenho de Dentro, Encantado, Água Santa, Freguesia (Jacarepaguá)                           |
| 8      | Anchieta, Parque Anchieta, Ricardo de Albuquerque, Vila Militar, Jardim Sulacap   |
| 9      | Guadalupe, Marechal Hermes, Campo dos Afonsos, Vila Valqueire, Deodoro  |
| 10     | Vargem Grande, Camorim, Vargem Pequena, Gávea, Barra da Tijuca, São Conrado, Recreio dos Bandeirantes, Joá  |
| 11     | Riachuelo, Sampaio, Jacaré, Rocha, São Francisco Xavier, Vila Isabel  |
| 12     | Freguesia (Ilha), Bancários, Tauá, Portuguesa, Moneró, Cocotá, Jardim Carioca, Jardim Guanabara   |
| 13     | Galeão, Penha, Olaria, Maré, Cidade Universitária, Ramos  |
| 14     | Bangu, Realengo, Padre Miguel, Magalhães Bastos, Senador Amará, Gericinó  |
| 15     | Campo Grande, Paciência, Santíssimo, Santa Cruz, Senador Vasconcelos, Cosmos, Inhoaíba, Guaratiba, Sepetiba, Pedra de Guaratiba, Barra de Guaratiba |
| 16     | Barros Filho, Pavuna, Turiaçú, Costa Barros, Honório Gurgel, Rocha Miranda, Bento Ribeiro, Osvaldo Cruz   |
| 17     | Catete, Flamengo, Laranjeiras, Cosme Velho, Botafogo, Urca  |
| 18     | Praça Seca, Tanque, Taquara, Pechincha, Alto da Boa Vista, Cidade de Deus, Curicica, Gardênia Azul, Anil, Jacarepaguá, Itanhangá                    |
| 19     | Parada de Lucas, Cordovil, Penha Circular, Brás de Pina, Vista Alegre, Vila da Penha, Vila Kosmos   |
| 20     | Praia da Bandeira, Pitangueiras, Cacuia, Zumbi, Ribeira   |
| 21     | Méier, Engenho Novo, Lins de Vasconcelos, Grajaú, Andaraí   |
| 22     | Saúde, Lapa, Gamboa, Centro, Glória   |

Tabela 4.3: Mostra os bairros que compõe cada região do modelo dinâmico para a madrugada.

| Região | Pop.       | Pop.*/Est.** Saúde | Pop.*/Loja | Pop.*/Sala | Aluno/Est.** Ensino | Trem | Metrô | Hotéis | Pontos Turísticos | IDH  | Métrica     |
|--------|------------|--------------------|------------|------------|---------------------|------|-------|--------|-------------------|------|-------------|
| 1,00   | 187356,00  | 3230,28            | 73,19      | 236,56     | 220,80              | 4,00 | 3,00  | 0,00   | 4,00              | 0,80 | <b>0,65</b> |
| 2,00   | 186259,00  | 1633,85            | 66,57      | 99,60      | 631,18              | 3,00 | 1,00  | 0,00   | 0,00              | 0,86 | <b>0,41</b> |
| 3,00   | 301776,00  | 5693,89            | 126,16     | 521,20     | 279,02              | 1,00 | 5,00  | 0,00   | 0,00              | 0,78 | <b>0,44</b> |
| 4,00   | 166307,00  | 913,77             | 39,61      | 88,18      | 303,24              | 4,00 | 2,00  | 0,00   | 0,00              | 0,83 | <b>0,67</b> |
| 5,00   | 384623,00  | 610,51             | 48,26      | 40,59      | 344,39              | 0,00 | 5,00  | 61,00  | 26,00             | 0,92 | <b>1,00</b> |
| 6,00   | 329954,00  | 611,03             | 55,39      | 72,36      | 262,27              | 2,00 | 4,00  | 0,00   | 11,00             | 0,86 | <b>0,75</b> |
| 7,00   | 298695,00  | 2620,13            | 78,48      | 219,31     | 250,57              | 4,00 | 1,00  | 0,00   | 0,00              | 0,86 | <b>0,54</b> |
| 8,00   | 137420,00  | 8588,75            | 184,95     | 960,98     | 442,29              | 3,00 | 0,00  | 0,00   | 0,00              | 0,83 | <b>0,00</b> |
| 9,00   | 139691,00  | 4365,34            | 96,74      | 267,10     | 276,46              | 2,00 | 0,00  | 0,00   | 2,00              | 0,86 | <b>0,38</b> |
| 10,00  | 289224,00  | 471,82             | 39,08      | 28,69      | 414,74              | 0,00 | 1,00  | 16,00  | 24,00             | 0,86 | <b>0,65</b> |
| 11,00  | 135951,00  | 2228,70            | 81,02      | 174,07     | 252,31              | 3,00 | 0,00  | 0,00   | 0,00              | 0,85 | <b>0,48</b> |
| 12,00  | 153786,00  | 1788,21            | 125,95     | 91,43      | 323,12              | 0,00 | 0,00  | 0,00   | 0,00              | 0,87 | <b>0,33</b> |
| 13,00  | 331281,00  | 4944,49            | 96,56      | 238,85     | 475,45              | 2,00 | 0,00  | 0,00   | 1,00              | 0,80 | <b>0,29</b> |
| 14,00  | 632588,00  | 3382,82            | 158,94     | 423,99     | 379,58              | 5,00 | 0,00  | 0,00   | 0,00              | 0,66 | <b>0,32</b> |
| 15,00  | 1033732,00 | 3200,41            | 141,10     | 352,69     | 474,22              | 7,00 | 0,00  | 3,00   | 4,00              | 0,76 | <b>0,41</b> |
| 16,00  | 301011,00  | 13682,32           | 134,62     | 505,05     | 398,57              | 7,00 | 1,00  | 0,00   | 0,00              | 0,79 | <b>0,27</b> |
| 17,00  | 216783,00  | 481,74             | 45,21      | 56,38      | 239,76              | 0,00 | 3,00  | 6,00   | 17,00             | 0,93 | <b>0,72</b> |
| 18,00  | 553513,00  | 2020,12            | 155,57     | 267,14     | 397,17              | 0,00 | 0,00  | 0,00   | 3,00              | 0,84 | <b>0,24</b> |
| 19,00  | 228524,00  | 2405,52            | 61,15      | 128,96     | 294,04              | 4,00 | 0,00  | 0,00   | 1,00              | 0,83 | <b>0,53</b> |
| 20,00  | 34261,00   | 5710,17            | 122,80     | 94,38      | 401,00              | 0,00 | 0,00  | 0,00   | 0,00              | 0,86 | <b>0,24</b> |
| 21,00  | 207523,00  | 1053,42            | 69,17      | 95,68      | 123,66              | 2,00 | 0,00  | 0,00   | 0,00              | 0,90 | <b>0,56</b> |
| 22,00  | 66660,00   | 165,00             | 9,11       | 1,69       | 303,47              | 1,00 | 2,00  | 14,00  | 45,00             | 0,86 | <b>0,91</b> |

Tabela 4.4: Métricas dos serviços modelo dinâmico madrugada.\*População, \*\* Estabelecimento

As regiões que apresentaram maior população foram: 14 e 15. São constituídas por bairros da Zona Oeste, dado que possuem Bangu e Campo Grande, que são os bairros com mais habitantes da cidade. A relação de habitantes por estabelecimento de saúde, apresentou uma melhora na distribuição em relação ao modelo estático porque lá haviam valores de 14.083 e 10.198, enquanto aqui o maior valor é 13.683, contudo o segundo maior valor é 8.588. Porém, houve uma piora no acesso ao comércio e serviços, dado a um aumento nos valores da relação de habitantes por sala comercial e habitantes por loja.

O Gráfico da figura 4.21, apresenta a ordenação das regiões onde as que possuem IDH melhor também tem a métrica de serviço considerada boa, existindo assim como dito anteriormente uma relação entre renda, mobilidade e serviços. As regiões que não possuem uma métrica de serviço boa, como as regiões que contém os bairros Taquara, Vila Militar, Barros Filho e Pavuna, indicam que muito provavelmente fazem uso de serviços de outras regiões, como a Taquara que se utiliza da Barra da Tijuca.

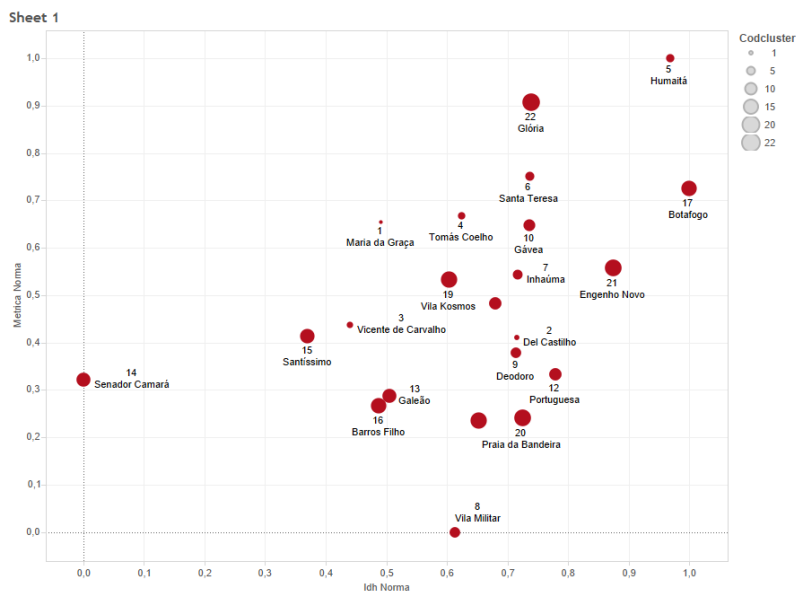


Figura 4.21: Ordem das regiões de acordo com tempo de deslocamento durante a madrugada.

### 4.3.2 Manhã

A disposição das regiões apresentada na figura 4.22, foi obtida montando um grafo que usava pontos, cujo horário compreende a manhã (foi considerado das 6:00 à 12:00), fornecendo assim as seguintes médias: 286.443 habitantes por região, 3.024 habitantes por estabelecimento de saúde, 92 habitante por lojas, 251 habitante por salas comerciais e 338 alunos por estabelecimento de ensino.

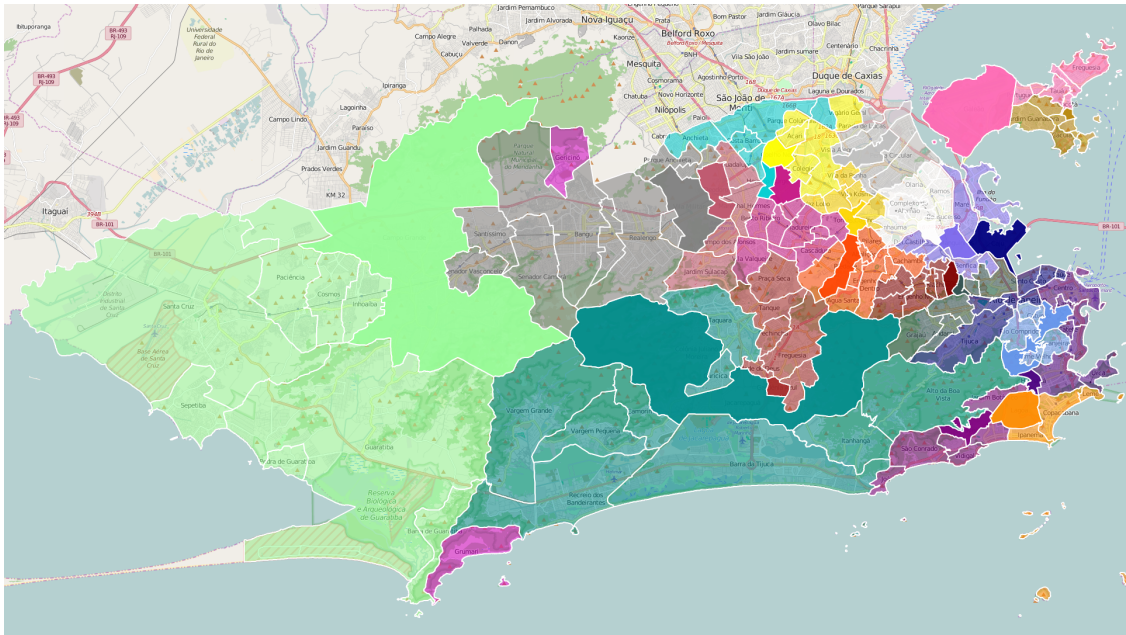


Figura 4.22: Agrupamento em regiões modelo dinâmico para manhã.

A figura 4.23 apresenta o gráfico, com a ordem das regiões da cidade de acordo com a métrica. De acordo com o padrão já observado, as melhores regiões são do Centro e Zona Sul. Enquanto que as piores são da Zona Oeste e Zona Norte. Perceba também que a região da Barra da Tijuca acabou descendo no ranking, devido ao fato de mais bairros da Zona Oeste se conectarem a sua região. Dessa forma inseriu mais gente nela sem agregar mais serviços acarretando por penalizar a sua região, perceba também que a região Centro passou a contar também com bairros da Zona Sul.

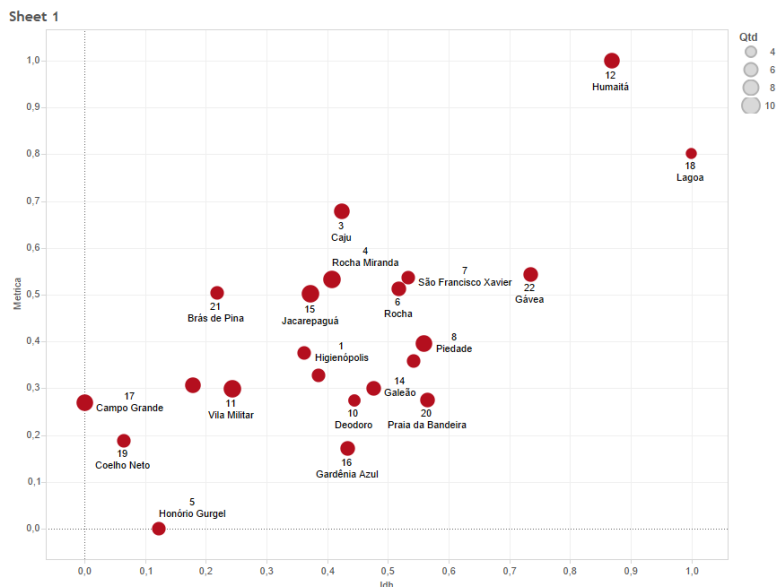


Figura 4.23: Ordem das regiões de acordo com tempo de deslocamento durante a manhã.

| Região | Bairros da Região   |
|--------|---|
| 1      | Olaria, Ramos, Bonsucesso, Complexo do Alemão, Inhaúma, Higienópolis  |
| 2      | Maré, Cidade Universitária, Mangueinhos, Del Castilho, Maria da Graça, Jacarezinho, Benfica, Vasco da Gama  |
| 3      | Saúde, Praça da Bandeira, Gamboa, Santo Cristo, Tijuca, Cidade Nova, Maracanã, Caju   |
| 4      | Turiacú, Rocha Miranda, Bento Ribeiro, Madureira, Osvaldo Cruz, Cavalcanti, Engenheiro Leal, Cascadura, Vila Valqueire, Campinho                        |
| 5      | Jardim América, Barros Filho, Pavuna, Anchieta, Costa Barros, Honório Gurgel  |
| 6      | Riachuelo, Sampaio, Jacaré, Rocha, Méier, Engenho Novo, Lins de Vasconcelos   |
| 7      | São Cristóvão, São Francisco Xavier, Mangueira, Vila Isabel, Grajaú, Andaraí  |
| 8      | Pilares, Abolição, Piedade, Quintino Bocaiuva, Cachambi, Todos os Santos, Engenho de Dentro, Encantado, Água Santa                                      |
| 9      | Vila da Penha, Vila Kosmos, Vicente de Carvalho, Engenho da Rainha, Vaz Lobo, Tomás Coelho  |
| 10     | Guadalupe, Marechal Hermes, Campo dos Afonsos, Jardim Sulacap, Deodoro  |
| 11     | Bangu, Parque Anchieta, Ricardo de Albuquerque, Vila Militar, Realengo, Padre Miguel, Santíssimo, Magalhães Bastos, Senador Camará, Senador Vasconcelos |
| 12     | Lapa, Centro, Glória, Catete, Flamengo, Botafogo, Urca, Humaitá   |
| 13     | Estácio, Rio Comprido, Santa Teresa, Catumbi, Laranjeiras, Cosme Velho  |
| 14     | Freguesia (Ilha), Bancários, Galeão, Tauá, Portuguesa, Moneró, Cocotá   |
| 15     | Taquara, Vargem Grande, Alto da Boa Vista, Curicica, Jacarepaguá, Camorim, Vargem Pequena, Itanhangá, Barra da Tijuca, Recreio dos Bandeirantes         |
| 16     | Praça Seca, Tanque, Freguesia (Jacarepaguá), Pechincha, Cidade de Deus, Gardênia Azul, Anil   |
| 17     | Campo Grande, Paciência, Santa Cruz, Cosmos, Inhoaíba, Guaratiba, Sepetiba, Pedra de Guaratiba, Barra de Guaratiba                                      |
| 18     | Copacabana, Leme, Lagoa, Ipanema  |
| 19     | Vigário Geral, Parque Colúmbia, Irajá, Coelho Neto, Acari, Colégio  |
| 20     | Jardim Carioca, Jardim Guanabara, Praia da Bandeira, Pítangueiras, Cacuia, Zumbi, Ribeira   |
| 21     | Parada de Lucas, Cordovil, Penha Circular, Brás de Pina, Penha, Vista Alegre  |
| 22     | Jardim Botânico, Gávea, Rocinha, Leblon, São Conrado, Vidigal, Joá  |

Tabela 4.5: Mostra os bairros que compõe cada região do modelo dinâmico para a manhã.

| Região | Pop.      | Pop.*/Est.** Saúde | Pop.*/Loja | Pop.*/Sala | Aluno/Est.** Ensino | Trem | Metró | Hotéis | Pontos Turísticos | IDH  | Métrica     |
|--------|-----------|--------------------|------------|------------|---------------------|------|-------|--------|-------------------|------|-------------|
| 1,00   | 247592,00 | 2475,92            | 87,74      | 153,02     | 427,19              | 3,00 | 1,00  | 0,00   | 0,00              | 0,83 | <b>0,31</b> |
| 2,00   | 269470,00 | 6736,75            | 103,92     | 473,59     | 419,51              | 4,00 | 3,00  | 0,00   | 0,00              | 0,79 | <b>0,40</b> |
| 3,00   | 251853,00 | 498,72             | 46,23      | 52,19      | 264,10              | 2,00 | 3,00  | 0,00   | 18,00             | 0,84 | <b>0,62</b> |
| 4,00   | 288432,00 | 1584,79            | 50,89      | 115,10     | 313,73              | 6,00 | 0,00  | 0,00   | 0,00              | 0,84 | <b>0,48</b> |
| 5,00   | 242708,00 | 16180,53           | 156,99     | 782,93     | 385,87              | 5,00 | 1,00  | 0,00   | 0,00              | 0,78 | <b>0,27</b> |
| 6,00   | 171077,00 | 945,18             | 63,06      | 77,45      | 256,55              | 4,00 | 0,00  | 0,00   | 0,00              | 0,86 | <b>0,43</b> |
| 7,00   | 216742,00 | 2124,92            | 74,69      | 181,53     | 86,70               | 2,00 | 1,00  | 0,00   | 4,00              | 0,86 | <b>0,51</b> |
| 8,00   | 249547,00 | 2712,47            | 72,12      | 257,26     | 336,10              | 4,00 | 0,00  | 0,00   | 0,00              | 0,87 | <b>0,37</b> |
| 9,00   | 133205,00 | 2378,66            | 95,49      | 597,33     | 300,50              | 1,00 | 3,00  | 0,00   | 0,00              | 0,83 | <b>0,39</b> |
| 10,00  | 120474,00 | 3543,35            | 103,15     | 327375,00  | 361,94              | 2,00 | 0,00  | 0,00   | 2,00              | 0,85 | <b>0,00</b> |
| 11,00  | 758185,00 | 3790,925           | 157,27     | 481,39     | 379,03              | 9,00 | 0,00  | 0,00   | 0,00              | 0,80 | <b>0,09</b> |
| 12,00  | 228139,00 | 272,24             | 20,58      | 5,34       | 303,11              | 1,00 | 6,00  | 21,00  | 49,00             | 0,93 | <b>1,00</b> |
| 13,00  | 167167,00 | 2143,17            | 91,40      | 353,42     | 255,10              | 0,00 | 1,00  | 0,00   | 7,00              | 0,87 | <b>0,35</b> |
| 14,00  | 119696,00 | 2493,67            | 104,36     | 125,47     | 328,50              | 0,00 | 0,00  | 0,00   | 0,00              | 0,85 | <b>0,20</b> |
| 15,00  | 599822,00 | 745,12             | 69,03      | 52,04      | 344,30              | 0,00 | 0,00  | 16,00  | 14,00             | 0,83 | <b>0,40</b> |
| 16,00  | 285625,00 | 2944,59            | 109,10     | 197,53     | 546,07              | 0,00 | 0,00  | 0,00   | 0,00              | 0,84 | <b>0,08</b> |
| 17,00  | 961674,00 | 3005,23            | 139,72     | 330,47     | 472,45              | 5,00 | 0,00  | 3,00   | 4,00              | 0,76 | <b>0,24</b> |
| 18,00  | 225132,00 | 471,97             | 35,30      | 28,50      | 318,42              | 0,00 | 2,00  | 55,00  | 18,00             | 0,96 | <b>0,76</b> |
| 19,00  | 236419,00 | 5766,32            | 169,96     | 637,25     | 337,33              | 1,00 | 4,00  | 0,00   | 0,00              | 0,77 | <b>0,29</b> |
| 20,00  | 91322,00  | 1790,63            | 130,46     | 81,68      | 349,91              | 0,00 | 0,00  | 0,00   | 0,00              | 0,87 | <b>0,15</b> |
| 21,00  | 263463,00 | 2895,20            | 58,56      | 106,02     | 289,75              | 5,00 | 0,00  | 0,00   | 2,00              | 0,80 | <b>0,46</b> |
| 22,00  | 174007,00 | 1017,58            | 83,98      | 105,27     | 360,81              | 0,00 | 3,00  | 5,00   | 20,00             | 0,90 | <b>0,48</b> |

Tabela 4.6: Métricas dos serviços modelo dinâmico manhã.\*População, \*\* Estabelecimento



### 4.3.3 Tarde

O grafo foi montado considerando os horários de 12:00 às 18:00. A organização apresentada na figura 4.24, confere as seguintes médias: 287.133 habitantes por região, 3.258 habitantes por estabelecimento de saúde, 98 lojas por habitante, 263 salas comerciais por habitante e 331 alunos por estabelecimento de ensino.

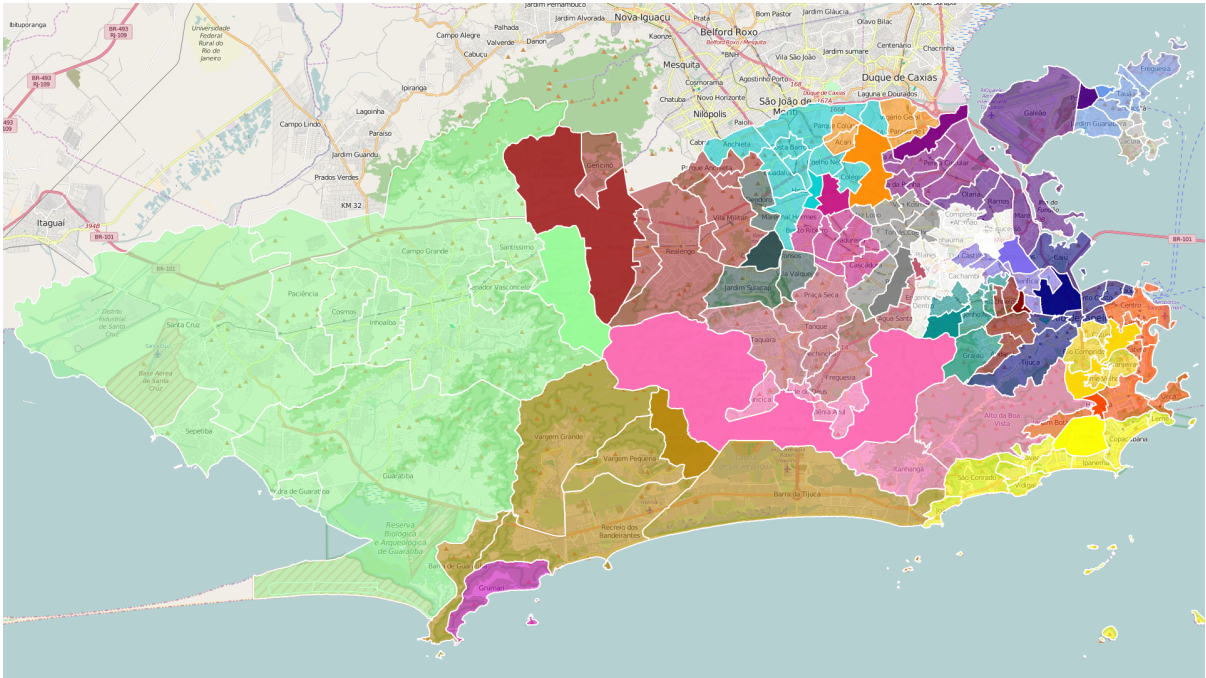


Figura 4.24: Agrupamento em regiões modelo dinâmico para tarde.

O algoritmo acaba por adicionar mais bairros a região do Centro, gerando assim um aumento na relação de habitantes por salas e lojas. Além de contar com cinco regiões que não apresentam nenhum tipo de transporte intermodal, duas são constituídas por bairros da Zona Oeste no entorno da Barra da Tijuca, as outras duas por bairros da Ilha do Governador. O Gráfico da figura 4.25, mostra a ordem das regiões, segundo o serviço e o IDH. Como em todos os outros os primeiros bairros são do Centro e Zona Sul. Contudo, esse apresenta um comportamento diferente, seguidos por bairros da Zona Norte como Tijuca, cuja população tem um bom poder aquisitivo. Enquanto que as regiões com piores serviços, continuam sendo da Zona Oeste e Zona Norte.

| Região | Bairros da Região   |
|--------|---|
| 1      | Bonsucesso, Complexo do Alemão, Inhaúma, Higienópolis, Pilares, Cachambi, Todos os Santos, Engenho de Dentro                                    |
| 2      | Manguinhos, Del Castilho, Maria da Graça, Jacarezinho, Benfica, Vasco da Gama, Mangueira  |
| 3      | Saúde, Praça da Bandeira, São Cristóvão, Gamboa, Santo Cristo, Tijuca, Cidade Nova, Maracanã, Caju  |
| 4      | Turiacú, Rocha Miranda, Bento Ribeiro, Madureira, Osvaldo Cruz, Engenheiro Leal, Cascadura, Campinho  |
| 5      | Jardim América, Barros Filho, Pavuna, Coelho Neto, Anchieta, Costa Barros, Guadalupe, Colégio, Honório Gurgel, Marechal Hermes                  |
| 6      | Riachuelo, Rocha, São Francisco Xavier, Vila Isabel, Andaraí  |
| 7      | Campo dos Afonsos, Vila Valqueire, Jardim Sulacap, Deodoro  |
| 8      | Lapa, Centro, Glória, Catete, Flamengo, Jardim Botânico, Botafogo, Urca, Humaitá  |
| 9      | Estácio, Rio Comprido, Santa Teresa, Catumbi, Laranjeiras, Cosme Velho  |
| 10     | Abolição, Praça Seca, Encantado, Tanque, Taquara, Água Santa, Freguesia (Jacarepaguá), Pechincha  |
| 11     | Vila Kosmos, Vicente de Carvalho, Engenho da Rainha, Vaz Lobo, Tomás Coelho, Cavalcanti, Piedade, Quintino Bocaiuva                             |
| 12     | Galeão, Portuguesa, Olaria, Maré, Cidade Universitária, Ramos   |
| 13     | Freguesia (Ilha), Bancários, Tauá, Moneró, Cocotá, Jardim Carioca, Jardim Guanabara   |
| 14     | Alto da Boa Vista, Cidade de Deus, Curicica, Gardênia Azul, Anil, Jacarepaguá, Itanhangá  |
| 15     | Sampaio, Jacaré, Méier, Engenho Novo, Lins de Vasconcelos, Grajaú   |
| 16     | Bangu, Parque Anchieta, Ricardo de Albuquerque, Vila Militar, Realengo, Padre Miguel, Magalhães Bastos, Gericinó                                |
| 17     | Campo Grande, Paciência, Santíssimo, Santa Cruz, Senador Camará, Senador Vasconcelos, Cosmos, Inhoaíba, Guaratiba, Sepetiba, Pedra de Guaratiba |
| 18     | Vigário Geral, Parada de Lucas, Parque Colúmbia, Irajá, Acari   |
| 19     | Copacabana, Leme, Lagoa, Gávea, Rocinha, Leblon, Ipanema, São Conrado, Vidigal, Joá   |
| 20     | Vargem Grande, Camorim, Vargem Pequena, Barra da Tijuca, Recreio dos Bandeirantes, Barra de Guaratiba   |
| 21     | Praia da Bandeira, Pitangueiras, Cacuia, Zumbi, Ribeira   |
| 22     | Cordovil, Penha Circular, Brás de Pina, Penha, Vista Alegre, Vila da Penha  |

Tabela 4.7: Mostra os bairros que compõe cada região do modelo dinâmico para a tarde.

| Região | Pop.       | Pop.*/Est.** Saúde | Pop.*/Loja | Pop.*/Sala | Aluno/Est.** Ensino | Trem | Metrô | Hotéis | Pontos Turísticos | IDH  | Métrica     |
|--------|------------|--------------------|------------|------------|---------------------|------|-------|--------|-------------------|------|-------------|
| 1,00   | 289137,00  | 2224,13            | 74,12      | 147,82     | 384,89              | 4,00 | 1,00  | 0,00   | 0,00              | 0,85 | <b>0,40</b> |
| 2,00   | 155979,00  | 4587,62            | 83,55      | 313,84     | 269,82              | 5,00 | 3,00  | 0,00   | 0,00              | 0,81 | <b>0,49</b> |
| 3,00   | 278363,00  | 525,21             | 43,73      | 52,73      | 235,66              | 2,00 | 4,00  | 0,00   | 22,00             | 0,84 | <b>0,72</b> |
| 4,00   | 240012,00  | 1340,85            | 46,83      | 103,23     | 359,82              | 5,00 | 0,00  | 0,00   | 0,00              | 0,83 | <b>0,47</b> |
| 5,00   | 399581,00  | 7539,26            | 137,41     | 487,89     | 356,18              | 6,00 | 3,00  | 0,00   | 1,00              | 0,80 | <b>0,32</b> |
| 6,00   | 155145,00  | 2281,54            | 77,53      | 199,93     | 195,41              | 2,00 | 0,00  | 0,00   | 0,00              | 0,86 | <b>0,42</b> |
| 7,00   | 57548,00   | 14387,00           | 111,96     | 328,85     | 180,80              | 1,00 | 0,00  | 0,00   | 1,00              | 0,87 | <b>0,15</b> |
| 8,00   | 246148,00  | 280,03             | 21,75      | 5,70       | 294,88              | 1,00 | 7,00  | 21,00  | 51,00             | 0,93 | <b>1,00</b> |
| 9,00   | 167167,00  | 2143,17            | 91,40      | 353,42     | 255,10              | 0,00 | 1,00  | 0,00   | 7,00              | 0,87 | <b>0,34</b> |
| 10,00  | 344482,00  | 1842,15            | 88,49      | 132,24     | 507,12              | 0,00 | 0,00  | 0,00   | 0,00              | 0,87 | <b>0,17</b> |
| 11,00  | 198444,00  | 3543,64            | 100,63     | 958,67     | 234,11              | 4,00 | 3,00  | 0,00   | 0,00              | 0,83 | <b>0,33</b> |
| 12,00  | 276459,00  | 4388,24            | 120,15     | 266,08     | 472,84              | 1,00 | 0,00  | 0,00   | 0,00              | 0,82 | <b>0,12</b> |
| 13,00  | 129930,00  | 2130,00            | 125,42     | 107,92     | 341,24              | 0,00 | 0,00  | 0,00   | 0,00              | 0,87 | <b>0,25</b> |
| 14,00  | 314675,00  | 2083,94            | 276,52     | 651,50     | 333,03              | 0,00 | 0,00  | 0,00   | 3,00              | 0,83 | <b>0,00</b> |
| 15,00  | 188329,00  | 991,21             | 70,35      | 86,63      | 168,50              | 3,00 | 0,00  | 0,00   | 0,00              | 0,88 | <b>0,53</b> |
| 16,00  | 595779,00  | 3103,02            | 150,34     | 401,74     | 375,96              | 6,00 | 0,00  | 0,00   | 0,00              | 0,71 | <b>0,29</b> |
| 17,00  | 1135670,00 | 3473,00            | 157,10     | 512,26     | 463,63              | 8,00 | 0,00  | 1,00   | 3,00              | 0,76 | <b>0,26</b> |
| 18,00  | 198674,00  | 5843,35            | 123,71     | 403,81     | 368,80              | 2,00 | 2,00  | 0,00   | 0,00              | 0,75 | <b>0,22</b> |
| 19,00  | 381130,00  | 627,89             | 46,36      | 41,89      | 353,40              | 0,00 | 4,00  | 60,00  | 36,00             | 0,92 | <b>0,88</b> |
| 20,00  | 265000,00  | 462,48             | 36,53      | 24,61      | 423,06              | 0,00 | 0,00  | 18,00  | 12,00             | 0,81 | <b>0,44</b> |
| 21,00  | 34261,00   | 5710,17            | 122,80     | 94,38      | 401,00              | 0,00 | 0,00  | 0,00   | 0,00              | 0,86 | <b>0,15</b> |
| 22,00  | 265005,00  | 2172,17            | 59,77      | 114,52     | 314,46              | 4,00 | 0,00  | 0,00   | 2,00              | 0,83 | <b>0,45</b> |

Tabela 4.8: Métricas dos serviços modelo dinâmico tarde.\*População, \*\* Estabelecimento

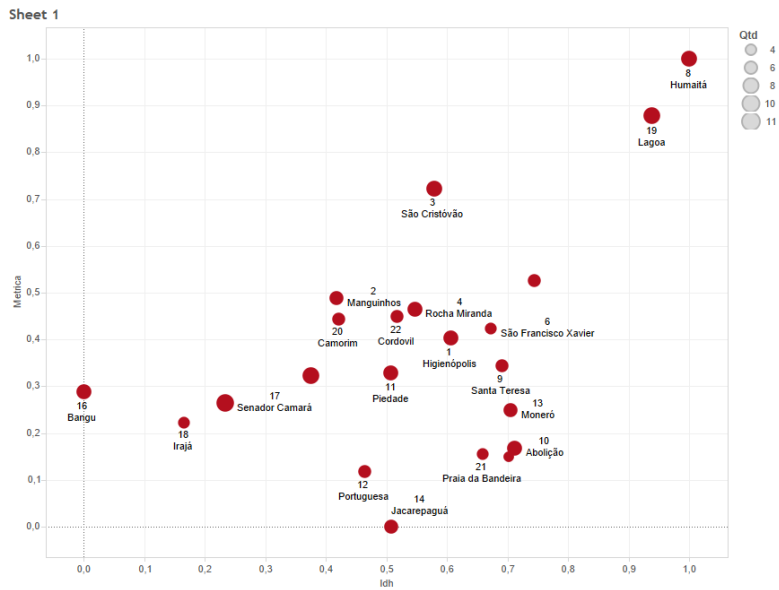


Figura 4.25: Ordem das regiões de acordo com tempo de deslocamento durante a tarde.

### 4.3.4 Noite

O grafo usa o intervalo da noite (foi considerado o horário de 18:00 às 23:59). A organização das regiões exibidas na figura 4.27, fornece as seguintes médias: 294.139 habitantes por região, 3.030 habitantes por estabelecimento de saúde, 94 lojas por habitante, 238 salas comerciais por habitante e 337 alunos por estabelecimento de ensino.

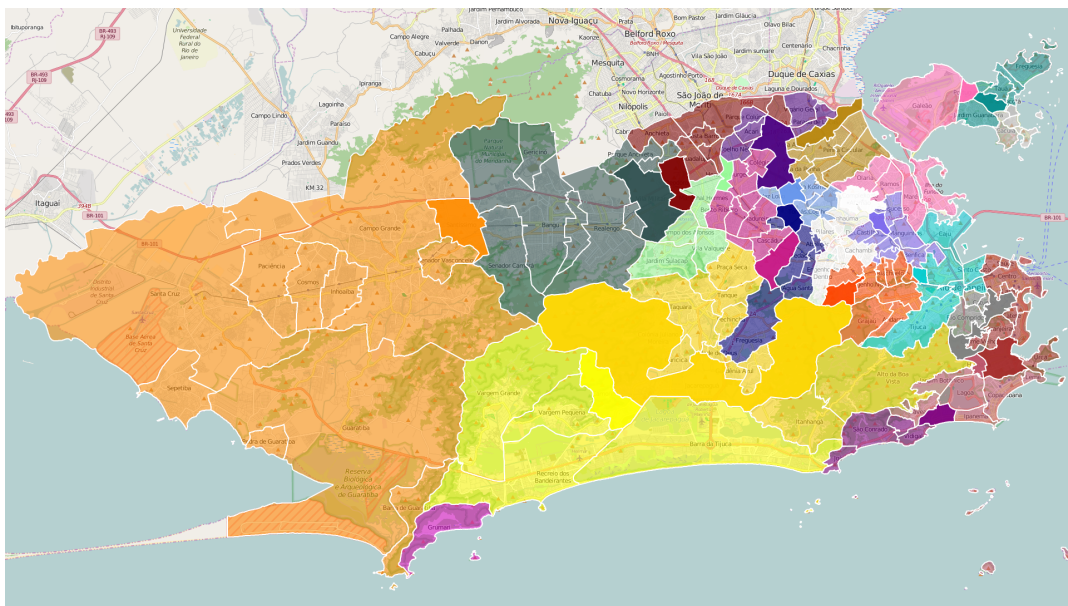


Figura 4.26: Agrupamento em regiões modelo dinâmico para noite.

| Região | Bairros da Região   |
|--------|---|
| 1      | Complexo do Alemão, Inhaúma, Pilares, Cachambi, Todos os Santos, Engenho de Dentro  |
| 2      | Bonsucesso, Higienópolis, Mangueinhos, Del Castilho, Maria da Graça, Jacarezinho, Benfica, Vasco da Gama, Jacaré                                    |
| 3      | Cavalcanti, Engenheiro Leal, Abolição, Piedade, Encantado, Água Santa, Freguesia (Jacarepaguá)  |
| 4      | Turiacú, Colégio, Rocha Miranda, Bento Ribeiro, Madureira, Osvaldo Cruz, Cascadura, Quintino Bocaiúva, Campinho                                     |
| 5      | Praça da Bandeira, São Cristóvão, Santo Cristo, Mangueira, Tijuca, Cidade Nova, Maracanã, Caju  |
| 6      | Jardim América, Barros Filho, Pavuna, Anchieta, Costa Barros, Guadalupe, Deodoro  |
| 7      | Bangu, Parque Anchieta, Ricardo de Albuquerque, Vila Militar, Realengo, Padre Miguel, Magalhães Bastos, Senador Camará, Gerició                     |
| 8      | Riachuelo, Sampaio, Rocha, Méier, São Francisco Xavier, Engenho Novo, Lins de Vasconcelos, Vila Isabel, Grajaú, Andaraí                             |
| 9      | Praça Seca, Tanque, Taquara, Pechincha, Alto da Boa Vista, Cidade de Deus, Curicica, Gardênia Azul, Anil, Jacarepaguá, Itanhangá                    |
| 10     | Jardim Botânico, Humaitá, Copacabana, Leme, Lagoa, Gávea, Ipanema   |
| 11     | Estácio, Rio Comprido, Santa Teresa, Catumbi  |
| 12     | Vigário Geral, Parada de Lucas, Parque Colúmbia, Irajá, Coelho Neto, Acari  |
| 13     | Vila Kosmos, Vicente de Carvalho, Engenho da Rainha, Vaz Lobo, Tomás Coelho   |
| 14     | Galeão, Portuguesa, Olaria, Maré, Cidade Universitária, Ramos   |
| 15     | Freguesia (Ilha), Bancários, Tauá, Moneró, Cocotá, Jardim Carioca, Jardim Guanabara   |
| 16     | Saúde, Lapa, Gamboa, Centro, Glória, Catete, Flamengo, Laranjeiras, Cosme Velho, Botafogo, Urca   |
| 17     | Honório Gurgel, Marechal Hermes, Campo dos Afonsos, Vila Valqueire, Jardim Sulacap  |
| 18     | Campo Grande, Paciência, Santíssimo, Santa Cruz, Senador Vasconcelos, Cosmos, Inhoaíba, Guaratiba, Sepetiba, Pedra de Guaratiba, Barra de Guaratiba |
| 19     | Vargem Grande, Camorim, Vargem Pequena, Barra da Tijuca, Recreio dos Bandeirantes   |
| 20     | Cordovil, Penha Circular, Brás de Pina, Penha, Vista Alegre, Vila da Penha  |
| 21     | Praia da Bandeira, Pitangueiras, Cacuia, Zumbi, Ribeira   |
| 22     | Rocinha, Leblon, São Conrado, Vidigal, Joá  |

Tabela 4.9: Mostra os bairros que compõe cada região do modelo dinâmico para a noite.

| Região | Pop.       | Pop.*/Est.** Saúde | Pop.*/Loja | Pop.*/Sala | Aluno/Est.** Ensino | Trem | Metrô | Hotéis | Pontos Turísticos. | IDH  | Métrica     |
|--------|------------|--------------------|------------|------------|---------------------|------|-------|--------|--------------------|------|-------------|
| 1,00   | 254692,00  | 4175,28            | 101,27     | 300,70     | 197,15              | 3,00 | 1,00  | 0,00   | 0,00               | 0,84 | <b>0,33</b> |
| 2,00   | 181865,00  | 1765,68            | 53,05      | 111,10     | 521,98              | 5,00 | 3,00  | 0,00   | 0,00               | 0,82 | <b>0,45</b> |
| 3,00   | 171276,00  | 1861,70            | 78,24      | 160,67     | 370,97              | 2,00 | 0,00  | 0,00   | 0,00               | 0,85 | <b>0,26</b> |
| 4,00   | 294329,00  | 1608,36            | 53,05      | 123,88     | 325,63              | 6,00 | 1,00  | 0,00   | 0,00               | 0,84 | <b>0,53</b> |
| 5,00   | 280341,00  | 533,98             | 48,19      | 60,80      | 226,34              | 3,00 | 4,00  | 0,00   | 10,00              | 0,85 | <b>0,72</b> |
| 6,00   | 278705,00  | 9953,75            | 138,59     | 591,73     | 379,44              | 5,00 | 1,00  | 0,00   | 0,00               | 0,79 | <b>0,00</b> |
| 7,00   | 701294,00  | 3559,87            | 160,15     | 451,28     | 369,81              | 7,00 | 0,00  | 0,00   | 0,00               | 0,72 | <b>0,18</b> |
| 8,00   | 334198,00  | 1295,34            | 74,55      | 114,49     | 177,47              | 5,00 | 0,00  | 0,00   | 0,00               | 0,87 | <b>0,52</b> |
| 9,00   | 553513,00  | 2020,12            | 155,57     | 267,14     | 397,17              | 0,00 | 0,00  | 0,00   | 3,00               | 0,84 | <b>0,03</b> |
| 10,00  | 272429,00  | 477,95             | 37,66      | 32,34      | 316,53              | 0,00 | 5,00  | 56,00  | 30,00              | 0,96 | <b>0,93</b> |
| 11,00  | 114435,00  | 2600,80            | 96,08      | 263,07     | 253,25              | 0,00 | 1,00  | 0,00   | 5,00               | 0,84 | <b>0,27</b> |
| 12,00  | 231097,00  | 5777,43            | 125,05     | 368,58     | 344,47              | 2,00 | 3,00  | 0,00   | 0,00               | 0,76 | <b>0,19</b> |
| 13,00  | 107740,00  | 4309,60            | 117,36     | 883,11     | 228,68              | 1,00 | 3,00  | 0,00   | 0,00               | 0,82 | <b>0,15</b> |
| 14,00  | 276459,00  | 4388,24            | 120,15     | 266,08     | 472,84              | 1,00 | 0,00  | 0,00   | 0,00               | 0,82 | <b>0,01</b> |
| 15,00  | 129930,00  | 2130,00            | 125,42     | 107,92     | 341,24              | 0,00 | 0,00  | 0,00   | 0,00               | 0,87 | <b>0,15</b> |
| 16,00  | 283443,00  | 331,90             | 23,40      | 6,53       | 266,31              | 1,00 | 5,00  | 20,00  | 62,00              | 0,90 | <b>1,00</b> |
| 17,00  | 116756,00  | 5307,09            | 107,71     | 313,86     | 268,00              | 2,00 | 0,00  | 0,00   | 2,00               | 0,85 | <b>0,17</b> |
| 18,00  | 1033732,00 | 3200,41            | 141,10     | 352,69     | 474,22              | 7,00 | 0,00  | 3,00   | 4,00               | 0,76 | <b>0,20</b> |
| 19,00  | 261423,00  | 457,03             | 38,78      | 26,18      | 434,67              | 0,00 | 0,00  | 16,00  | 11,00              | 0,82 | <b>0,40</b> |
| 20,00  | 265005,00  | 2172,17            | 59,77      | 114,52     | 314,46              | 4,00 | 0,00  | 0,00   | 2,00               | 0,83 | <b>0,41</b> |
| 21,00  | 34261,00   | 5710,17            | 122,80     | 94,38      | 401,00              | 0,00 | 0,00  | 0,00   | 0,00               | 0,86 | <b>0,03</b> |
| 22,00  | 139995,00  | 1386,09            | 100,35     | 121,84     | 403,00              | 0,00 | 1,00  | 5,00   | 9,00               | 0,88 | <b>0,26</b> |

Tabela 4.10: Métricas dos serviços modelo dinâmico noite.\*População, \*\* Estabelecimento

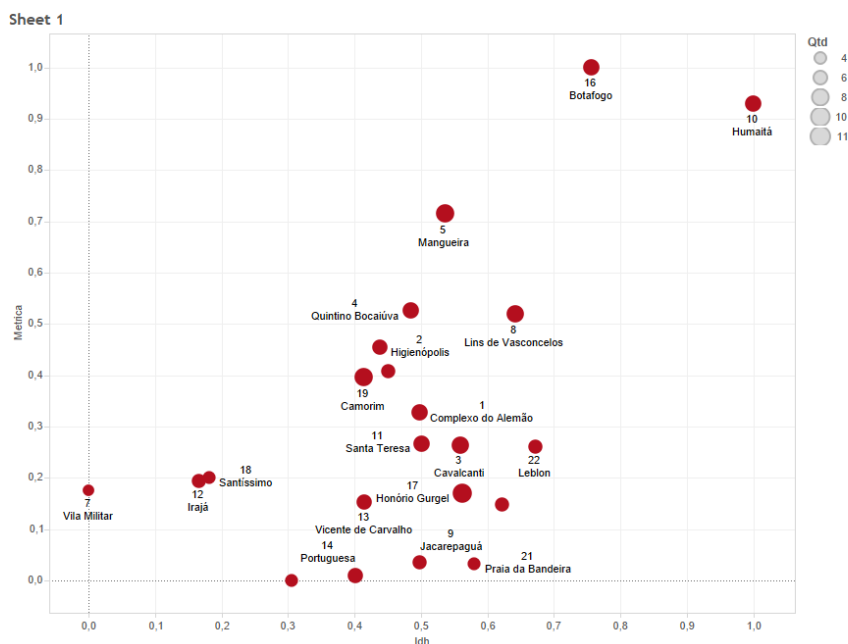


Figura 4.27: Ordem das regiões de acordo com tempo de deslocamento durante a noite.

A relação de habitantes por estabelecimento de saúde em relação ao estático, apresenta uma evolução, dado que o maior valor é 9.953. Contudo, possuem regiões que podem suprir outras como a que contém o Centro e bom trecho da Zona Sul, pois ela possui uma relação de 332 habitantes por estabelecimento de saúde.

O gráfico da figura 4.27 apresenta a ordem das regiões da cidade, segundo o valor obtido usando os serviços da mesma. Essa regionalização gerou uma maior segregação da cidade. Alguns bairros da Zona Sul ainda estão agregados a região do Centro, fazendo com que bairros da Zona Norte apareçam nas primeiras posições. Muito embora a primeira região a aparecer contenha a Tijuca que é considerado um bairro de classe média alta. Porém, as regiões com os piores índices são da Zona Norte e Zona Oeste. A região 22 apresenta um excelente IDH, mas possui uma métrica de serviço baixa. Essa região é constituída pelos bairros: Rocinha, Leblon, São Conrado, Vidigal e Joá, sendo assim, de fato são bairros que possuem poucos serviços e usufruem serviços de outros, justificando o resultado mais baixo.

## 4.4 Comparação dos Modelos

Na organização da madrugada o Itanhangá faz parte da região do Alto da Boa Vista, juntamente com um pedaço da Zona Oeste da cidade. Outro detalhe interessante é a subdivisão da Zona Sul em três partes: a anterior e posterior ao Túnel Novo, contudo a depois do túnel ainda tem 2 bairros que ficam juntos, com a Barra da Tijuca. A Freguesia (Jacarepaguá) fica agrupada junto com os bairros que fa-

zem parte do percurso da via expressa Linha Amarela. A ilha do Governador é fracionada em três regiões, o Galeão ligado a Cidade Universitária, enquanto que os outros bairros são agrupados em duas regiões.

O Agrupamento gerado com o grafo da manhã apresentou a importância de Campo Grande e Barra da Tijuca na Zona Oeste. Perceba que muitos bairros fazem parte das suas regiões. Dado que, os dois são polos de serviço e comércio, a Multiplan percebendo essa oportunidade investiu em shoppings nesses bairros como temos o Park Shopping e o Barra Shopping. Os bairros posteriores ao Túnel Novo, como Botafogo, Urca e Humaitá, fazem parte agora da região do Centro. Já Copacabana está junta ao Leme, Ipanema e Lagoa, criando assim outra Região. A parte da Zona Sul que estava ligada a Barra da Tijuca se desconectou da mesma e passa a formar uma nova região, subdividindo-se mais a Zona Sul da cidade. Outro caso interessante é o da Freguesia que se desconecta dos bairros que fazem parte do trajeto da Linha Amarela, para se comunicar com seus vizinhos como Pechincha e Cidade de Deus. A Ilha do Governador deixa de se comunicar com a cidade, criando duas regiões com apenas bairros da mesma.

A organização das regiões com o grafo da tarde, apresentou resultados interessantes, como a Ilha do Governador volta a fazer parte da cidade do Rio de Janeiro, ao ter conexão novamente com a Ilha do Fundão. A Região que contém o Centro, passa a ter mais bairros da Zona Sul, como Jardim Botânico e Humaitá. Outro fato interessante, todos os bairros da Zona Sul, depois do Túnel Novo passaram a fazer parte da mesma região. Os bairros da Taquara, Tanque e Praça Seca agora são da mesma região, essa movimentação é favorecida graças ao BRT Transcarioca, que tem estação expressa nessas regiões. Contudo, o bairro do Itanhangá está ligado a Jacarepaguá e não a Barra da Tijuca, algo que se esperava que ocorresse, muito embora exista a estrada do Itanhangá que realiza a conexão entre os mesmos.

A organização da noite não sofreu muitas alterações em relação a da tarde, apenas os bairros da Taquara, Praça Seca e Pechincha, passam a fazer parte da região que contém Jacarepaguá. Além disso a Zona Sul, tem uma nova formação de regiões, com alguns ligados ao Centro, outros junto com Copacabana e a terceira região formada por Joá, São Conrado, Vidigal, Rocinha e Leblon.

Constatou-se que a média não ajuda na análise dos agrupamentos porque os valores sempre são muito próximos uns dos outros. Devido ao fato de poucos bairros serem detentores da maior parte dos serviços, como foi mostrado no início do capítulo através dos gráficos das distribuições serem cauda longa. Sendo assim, iremos utilizar o *box-plot* (Figura 4.28) gerados a partir da métrica dos serviços calculada a partir de todos os mapas, na tentativa de verificar como é a mudança do acesso aos serviços na cidade, de acordo com o horário.



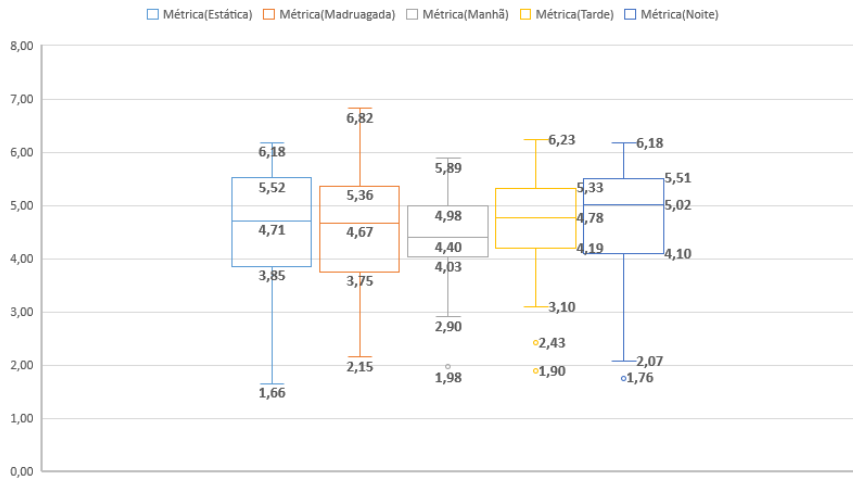


Figura 4.28: Distribuição das métricas de serviços de acordo com horário.

O modelo estático é o que apresenta a região 8 que possui o valor de 1,66, com a métrica de serviços. A madrugada é a que apresenta o pior valor de 2,15 com a região 5, para a melhor região. Como também é a que apresenta pior região com a 8, cujo valor é 6,82. A que apresenta o melhor dos piores valores é da manhã com a região 10. A organização da manhã também é a que apresenta uma distribuição dos serviços mais equilibrada, dado que a distância interquartil é a menor dentre todas as outras, além de possuir o menor de todos os outros e mínimo maior, obtendo assim uma distribuição mais homogênea. Já a que apresenta a distribuição pior é durante a madrugada, dado que apresenta a maior distância interquartil do modelo, além de apresentar o pior valor de máximo para o intervalo.

|   | D    | P-valor |
|---|------|---------|
| Métrica Estática e Métrica da Madrugada | 0,18 | 0,82    |
| Métrica Estática e Métrica da Manhã     | 0,27 | 0,33    |
| Métrica Estática e Métrica da Tarde     | 0,18 | 0,82    |
| Métrica Estática e Métrica da Noite     | 0,18 | 0,82    |

Tabela 4.11: Resultado do Teste de Kolmogorov-Smirnov nas métricas.

Analisando o teste de Kolmogorov-Smirnov, não podemos refutar a hipótese nula de que elas fazem parte da mesma distribuição. Dado que o p-valor é alto para o nível de significância de 10%. Contudo a que apresentou uma diferença mais significativa no teste, foi a da comparação da manhã com o modelo estático, todas as outras apresentaram o mesmo valor, e no caso olhando para o *box-plot* é possível perceber que a distribuição da manhã é de fato a que mais difere de todas as outras. Contudo, reafirma o que foi concluído com os gráficos da figura 4.18 e 4.19, onde os mesmos mostram que não ocorrem uma grande variação no trânsito da cidade.

## 4.5 Conclusão

Como era esperado, constatamos que poucos bairros concentram os serviços da cidade, conforme os gráficos que expusemos anteriormente no capítulo 4, onde todos são denominados cauda longa. A proposta de alteração do algoritmo Skater, onde a métrica de poda da árvore foi substituída para o *Edge Centrality*, visa escolher a aresta mais utilizada nos caminhos do grafo a fim de ser removida do grafo. Atendendo o objetivo de agrupar os bairros que fazem todo o sentido como Botafogo e Centro, assim como Barra da Tijuca e Recreio dos Bandeirantes.

Analisando a distribuição interna dos serviços nas regiões, podemos dizer que algumas regiões e bairros como o Centro, têm de receber mão de obra. Enquanto que em outros bairros o comércio não o atende, tendo de fazer a procura em outros. Assim também como a quantidade de estabelecimento de saúde, onde na Zona Norte praticamente todos os bairros são carentes, tendo de buscar em outros bairros para que sua demanda seja atendida. Agrupando os mesmos em regiões consegue-se amenizar a situação, pois que os bairros que estão dentro da mesma região são acessados com maior facilidade, sendo assim um bairro poderia usar o serviço do outro.

O mais interessante foi a cidade apresentar uma configuração para os períodos da madrugada, manhã, tarde e noite, não se repetindo e refletindo a dinâmica da cidade, dado que alguns bairros trocam de região devido ao trânsito ou a troca do fluxo de pessoas. Outra conclusão que se pode ter é que o Rio de Janeiro não é considerado um mau servidor de transportes, uma vez que quase todas as Regiões possuem acesso a transporte intermodal, ficando de fora apenas uma pequena parte da zona oeste onde terá uma melhora apenas quando tiver a obra do metrô concluída na Barra da Tijuca, com isso foi possível perceber que na verdade o que falta é operar o serviço com a melhoria da qualidade.

Além disso durante o período da madrugada que é quando a cidade apresenta a pior distribuição dos serviços, conforme já era esperado, dado que muitas linhas e ônibus deixam de circular. Outro fato interessante é a relação entre renda, mobilidade e serviço, onde os bairros mais nobres possuem maior IDH e também possuem um bom valor para a métrica de avaliação, com exceção do Leblon e Barra da Tijuca, o primeiro é penalizado mais por ser um bairro residencial, sendo assim usufruindo dos serviços de outros. Enquanto a Barra da Tijuca, acaba sendo penalizada pela métrica devido ao fato de não possuir transporte intermodal.

Podemos ressaltar também o que pode ser visto na figura 4.29, é que os bairros que aparecem na parte superior e inferior do ranking são basicamente os mesmos. Os do topo são normalmente os seguintes bairros: Botafogo, Centro e Tijuca, ou seja, em sua maioria são bairros que possuem alta renda. Enquanto, os bairros da

parte de baixo normalmente são Honório Gurgel, Pavuna, Taquara, Anil, Tanque, Bangu, Campo Grande, Pitangueiras e Praia da Bandeira. É possível perceber que são bairros da Zona Oeste e Zona Norte, ou seja, a Prefeitura da cidade deve analisar e tentar auxiliar o desenvolvimento dessas regiões. Um exemplo é Campo Grande que tem seu comércio bem desenvolvido e supre os bairros a sua volta fazendo com que apareça na parte de inferior do ranking.

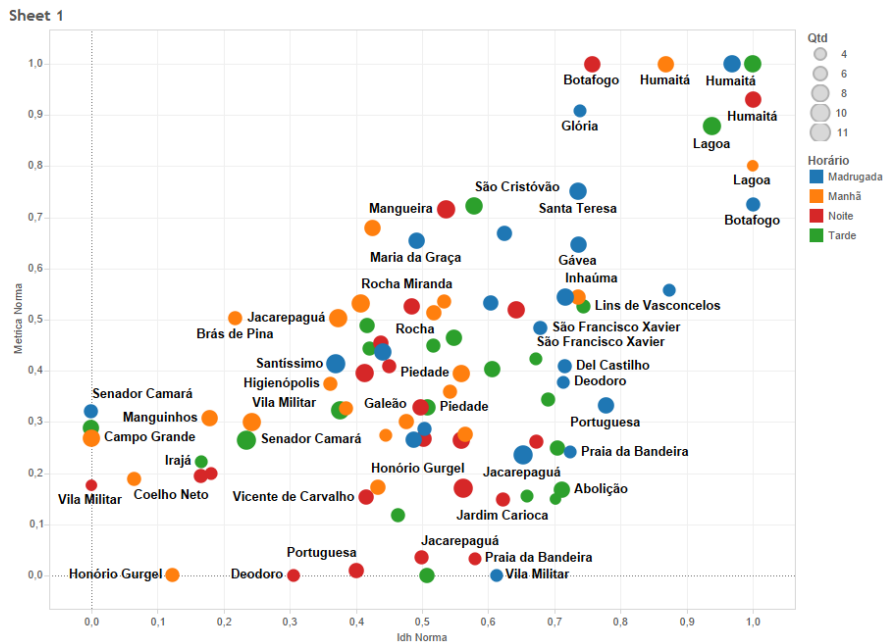


Figura 4.29: Regiões de todos os horários do dia.

Interessante é que a nossa equação para avaliação dos serviços não foge muito dos valores do IDH, as regiões que eles apontam como boas, também são apontadas por nós. Isso também acontece com as regiões ruins. Apenas poucos casos acabam sendo penalizados de acordo com o bairro por não ter serviços adequados, enquanto que o IDH os consideram bons. Indicando que o método ainda tem muito a melhorar, mas já conta com uma certa robustez.

# Capítulo 5

## Conclusão

Esta dissertação de mestrado assumiu como objetivo compreender que a métrica criada funciona muito bem, ao considerarmos que mapeou corretamente a distribuição do serviço na cidade, onde mostrou que os bairros da Zona Oeste e Zona Norte, possuem o pior acesso a serviço da cidade. Enquanto isso, os bairros da Zona Sul e Zona Central da cidade detêm do melhor acesso ao serviço, que é um conhecimento comum para os moradores da cidade.

Além disso, demonstrou que existe um deslocamento pela demanda de serviço devido ao fato de as regiões que contém os bairros do Centro e da Barra da Tijuca, passarem a ter mais bairros em sua região durante a manhã indicando, a necessidade de a população buscar serviços nos dois polos da cidade.

Uma propriedade interessante é poder mensurar o quão distante um bairro ou uma região está da outra. Conforme explicado anteriormente é conhecimento comum que a Zona Sul é considerada melhor em termos de acesso ao serviço, muito embora agora tenhamos como balizar para ter uma referência de quanto temos de melhorar as outras regiões. Contudo a mesma pode ser uma família de métrica, pois podemos adicionar mais uma parcela que seria a quantidade de cinemas na região, pensando num foco de análise mais voltado para o entretenimento.

Outro ponto relevante seria a adição de novas arestas no grafo e serviços na região, para verificar como se altera o comportamento da cidade, podendo até o peso das arestas ser o tempo conjuntamente com a métrica, considerando assim que além do tempo os serviços também são agregados ao sistema. Pois de nada adianta ter rapidez ao se chegar a um bairro se o mesmo não supre a necessidade desejada.

Podemos ressaltar a utilização interessante da métrica que seria manuseá-la para encontrar o agrupamento dos bairros em regiões que apresente a melhor distribuição do serviço na cidade, ou até mesmo se aumentássemos a quantidade de serviços e linhas, como isso poderia afetar a organização da cidade. Contudo o foco do presente trabalho foi apenas verificar se há funcionalidade na métrica, isto é, se ela funciona, sem considerar variações nos sistema, além consideramos o  $\alpha$  igual a um.

Em relação aos trabalhos futuros, seria interessante conseguir valores mais específicos a fim de fortalecer o trabalho, como por exemplo, a quantidade de estabelecimentos do Corpo de Bombeiros, para verificar a relação de bombeiros por cada região, dado que essa configuração representa os bairros que se acessam com maior facilidade usando o tempo de deslocamento dos ônibus. A quantidade de Policiais, Militar e Civil e de Guardas Municipais também seria plausível. Medir o impacto da aplicação da árvore geradora mínima no grafo, se ela irá tirar alguma informação importante, dado que a maioria das métricas de centralidade normalmente é utilizada no grafo completo. Enquanto que nesse estudo por fazermos o uso do Skater que é um algoritmo consagrado na comunidade, e o mesmo faz uso da árvore geradora mínima.

O que pretende-se com isso é a melhoria nas comunicações entre os dois nós, podendo ser a maior quantidade de linhas ou o menor tempo, sendo preservadas as melhores arestas. Indicando que o estudo não foi prejudicado, seria uma boa análise para poder mensurar se estamos perdendo alguma informação.

Um trabalho futuro mais interessante seria criar um modelo para aferir o impacto da criação de uma nova linha, onde seria montado um grafo onde os nós são os bairros e as arestas, as probabilidades de um usuário sair do bairro para seu vizinho. Caso seja inserida uma nova linha, poderá ser alterada essa probabilidade, só que isso irá implicar na propagação de todos os bairros do trajeto da nova linha de ônibus, além disso, poderia usar o modelo dinâmico que monta o grafo usando o tempo, para verificar se essa nova linha não vai passar por um gargalo da rede, onde irá apenas piorar.

Outro estudo aceitável seria como fazer a redistribuição das linhas de ônibus para reduzir os gargalos da rede e também favorecer o acesso intermodal de transporte, dado que isso contribui para o desenvolvimento da cidade e a valorização dos imóveis. Também deverá ser usada a mesma técnica anterior, contudo realocando as linhas de ônibus para que assim se evite que muitas linhas passem no mesmo local, além de evitar a concorrência entre os meios de transporte.

Sugere-se, também, um estudo futuro onde seria interessante fazer uso de pesos na equação 3.1, para que assim seja dada importância aos serviços mais essenciais como saúde e educação, considerando que a existência ou ausência de hotéis no bairro, pouco ou quase nada irá influenciar sobre a vida da população.

# Referências Bibliográficas

- [1] LUIZ M. CORREIA. “Smart Cities Applications and Requirements”, *Net/Works European Technology Platform*, 2011.
- [2] PASSOS, I. P. “BAIRROS CARIOCAS”. Disponível em: <<http://portalgeo.rio.rj.gov.br/bairroscariocas/default.htm>>.
- [3] DATA.RIO. “data.rio”. Disponível em: <<http://data.rio/>>.
- [4] WEISS, M. C., BERNARDES, R. C., CONSONI, F. L. “Cidades inteligentes: casos e perspectivas para as cidades brasileiras.” 2014.
- [5] RASOOLIMANESH, S. M., BADARULZAMAN, N., JAAFAR, M. “Achievement to sustainable urban development using city development strategies: a comparison between cities alliance and the World Bank definitions”, *Journal of Sustainable Development*, v. 4, n. 5, pp. 151, 2011.
- [6] CLEMENTINO, M. D. L. M. “Ordenamento e planejamento territorial: a falta que faz o plano metropolitano”, *Scripta Nova: revista electrónica de geografía y ciencias sociales*, , n. 12, pp. 105, 2008.
- [7] DE SANTIS, R., FASANO, A., MIGNOLLI, N., et al. “Smart city: fact and fiction”, *MPRA Paper*, , n. 54536, 2014.
- [8] WEISBROD, G., RENO, A. *Economic impact of public transportation investment*. Citeseer, 2009.
- [9] DO RIO, O. B. Ú. I. “O BILHETE ÚNICO INTERMUNICIPAL DO RIO DE JANEIRO–IMPACTOS E BENEFÍCIOS”, .
- [10] UNITED NATIONS, P. D. . “World Urbanization Prospects: The 2014 Revision”, *Department of Economic and Social Affairs*, 2015.
- [11] NEIROTTI, P., DE MARCO, A., CAGLIANO, A. C., et al. “Current trends in Smart City initiatives: Some stylised facts”, *Cities*, v. 38, pp. 25–36, 2014.

- [12] VAN AUDENHOVE, F.-J., KORNIICHUK, O., DAUBY, L., et al. “The Future of Urban Mobility 2.0: Imperatives to Shape Extended Mobility Ecosystems of Tomorrow”, 2014.
- [13] FOR STANDARDIZATION) /IEC JTC 1 INFORMATION TECHNOLOGY (2015), I. I. O. ““Smart Cities”. Preliminary report 2014”. Disponível em: <[http://www.iso.org/iso/smart\\_cities\\_report-jtc1.pdf](http://www.iso.org/iso/smart_cities_report-jtc1.pdf)>.
- [14] NAM, T., PARDO, T. A. “Conceptualizing Smart City with Dimensions of Technology, People, and Institutions”. In: *Proceedings of the 12th Annual International Digital Government Research Conference: Digital Government Innovation in Challenging Times*, pp. 282–291, New York, NY, USA, 2011. ACM. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/2037556.2037602>>.
- [15] SCHAFFERS, H., KOMNINOS, N., PALLOT, M., et al. “Smart Cities and the Future Internet: Towards Cooperation Frameworks for Open Innovation.” *Future internet assembly*, v. 6656, n. 31, pp. 431–446, 2011.
- [16] GIOVANNELLA, C. ““Territorial smartness” and emergent behaviors”. In: *Systems and Computer Science (ICSCS), 2013 2nd International Conference on*, pp. 170–176. IEEE, 2013.
- [17] HOLLANDS, R. G. “Will the real smart city please stand up?” *The name of the journal*, v. 12, n. 3, pp. 303–320, 2008.
- [18] GIFFINGER, R. “Smart Cities Ranking of European medium-sized cities”, *Viena University of Technology*, 2007.
- [19] CARAGLIU, A., BO, C. D., NIJKAMP, P. “Smart cities in Europe”, *3rd Central European Conference in Regional Science*, 2009.
- [20] ANTHOPOULOS, L., FITSILIS, P. “Using Classification and Roadmapping Techniques for smart city viability’s realization”, *Electronic Journal of e-Government*, v. 11, n. 1, pp. 326–336, 2013.
- [21] DIRKS, S., KEELING, M., DENCİK, J. “How Smart is your city?” *IBM Institute for Business Value*, 2009.
- [22] AMBROSIO, V. *Plano de Marketing - Um Roteiro Para a Ação*. Prentice Hall, 2011. ISBN: 9788564574380.
- [23] DEMING, W. E. “Qualidade: a revolução da administração”. In: *Qualidade: a revolução da administração*, Marques Saraiva, 1990.

- [24] CAMPOS, V., RAMOS, R. A. “Proposta de indicadores de mobilidade urbana sustentável relacionando transporte e uso do solo”, 2005.
- [25] NAM, T., PARDO, T. A. “Conceptualizing smart city with dimensions of technology, people, and institutions”. In: *Proceedings of the 12th Annual International Digital Government Research Conference: Digital Government Innovation in Challenging Times*, pp. 282–291. ACM, 2011.
- [26] DO PARANÁ (UFPR), U. F., RECK, GARRONE. “Apostila de Transporte Público”. Departamento de Transporte.” Disponível em: [http://www.dtt.ufpr.br/Transporte%20Publico/Arquivos/TT057\\_Apostila.pdf](http://www.dtt.ufpr.br/Transporte%20Publico/Arquivos/TT057_Apostila.pdf).
- [27] TITO, A. D. O. *RecRoute: um sistema de recomendação de rotas de ônibus baseado em informações contextuais dos usuários*. Tese de Mestrado, Universidade Federal de Pernambuco (UFPE), 2013.
- [28] OF FINLAND LTD, V. T. R. C. “Smart City — Research Highlights”, *VTT RESEARCH HIGHLIGHTS 12*, 2015.
- [29] MARTINEZ-BALLESTE, A., PEREZ-MARTINEZ, P., SOLANAS, A. “The pursuit of citizens’ privacy: a privacy-aware smart city is possible”, *Communications Magazine, IEEE*, v. 51, n. 6, pp. 136–141, 2013.
- [30] LITMAN, T. A. “Measuring Transportation”, *ITE Journal(Institute of Transportation Engineers)*, v. 73, pp. 28 – 32, 03 2011.
- [31] LITMAN, T. A. “Transportation Cost and Benefit Analysis Techniques, Estimates and Implications”, *Victoria Transport Policy Institute*, v. 73, 01 2009.
- [32] XU, R., WUNSCH, D. *Clustering*. Wiley-IEEE Press, 2008. ISBN: 978-0-470-27680-8.
- [33] CHEN, M.-S., HANA, J., YU, P. S. “Data Mining: An Overview from Database Perspective”, *IEEE Transactions on Knowledge and Data Eng*, 2011.
- [34] HAN, J., KAMBER, M., PEI, J. *Data Mining: Concepts and Techniques*. Morgan Kaufmann, 2011. ISBN: 0123814790.
- [35] XU, R., II, W. D. “Survey of clustering algorithms”, *IEEE Computational Intelligence Society*, pp. 645 – 678, 2005.
- [36] JAIN, A. K., MURTY, M. N., FLYNN, P. J. “Data Clustering: A Review”, *ACM Comput. Surv.*, v. 31, n. 3, pp. 264–323, 1999.



- [37] MILLER, H. J., HAN, J. *Geographic Data Mining and Knowledge Discovery*. Bristol, PA, USA, Taylor & Francis, Inc., 2001. ISBN: 0415233690.
- [38] AMBROISE, C., DANG, M. “Spatial Data Clustering”. pp. 289–318, ISTE, 2010. ISBN: 9780470611777. doi: 10.1002/9780470611777.ch9.
- [39] NEVES, M. C., CÂMARA, G., ASSUNÇÃO, R. M., et al. “Procedimentos Automáticos e Semi-automáticos de Regionalização por Árvore Geradora Mínima”, *IV Brazilian Symposium on Geoinformatics*, 2002.
- [40] NG, R. T., HAN, J. “CLARANS: A method for clustering objects for spatial data mining”, *Knowledge and Data Engineering, IEEE Transactions on*, v. 14, n. 5, pp. 1003–1016, 2002.
- [41] DE MELLO, C. E. R. *AGRUPAMENTO DE REGIÕES: UMA ABORDAGEM UTILIZANDO ACESSIBILIDADE*. Tese de Mestrado, COPPE/UFRJ, 5 2008.
- [42] NEVES, M. C. *Procedimentos Eficientes para Regionalização de Unidades Socioeconômicas em Bancos de Dados Geográficos*. Tese de Doutorado, INPE, 2003.
- [43] NG, R. T., HAN, J. “Efficient and Effective Clustering Methods for Spatial Data Mining”. In: *Proceedings of the 20th International Conference on Very Large Data Bases, VLDB '94*, pp. 144–155, San Francisco, CA, USA, 1994. Morgan Kaufmann Publishers Inc. ISBN: 1-55860-153-8. Disponível em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?id=645920.672827>>.
- [44] HAN, J., CAI, Y., CERCONE, N. “Knowledge Discovery in Databases: An Attribute-Oriented Approach”. In: *Proceedings of the 18th International Conference on Very Large Data Bases, VLDB '92*, pp. 547–559, San Francisco, CA, USA, 1992. Morgan Kaufmann Publishers Inc. ISBN: 1-55860-151-1. Disponível em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?id=645918.672510>>.
- [45] DRAKE, F., TURTON, I., REES, P., et al. *Re-engineering 1991 census geography: serial and parallel algorithms for unconstrained zone design*. N. N° 6-10, A step-by-step guide to accessing the 1991 SAR via USAR. School of Geography, Leeds University, 1994. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=kWncjgEACAAJ>>.
- [46] ASSUNÇÃO, R. M., JUT NUMBER = 220, PAGES = 7-24, V. . .

- [47] ARORA, S., BARAK, B. *Computational complexity: a modern approach*. Cambridge University Press, 2009.
- [48] SKATER. “SKATER (Spatial ‘K’luster Analysis by Tree Edge Removal)”. Disponível em: <<http://www.est.ufmg.br/leste/skater.htm>>.
- [49] ATALIBA, F. “Entendendo o Índice de Gini”, *INSTITUTO DE PESQUISA E ESTRATÉGIA ECONÔMICA DO CEARÁ - IPECE*.
- [50] URUGUAY, A. L., HIRATA, C. M. “A Entropia de Shannon como Métrica de Consciência Situacional em Organizações de Agentes”, 2007.
- [51] FREEMAN, L. C. “Centrality in networks: I. Conceptual clarification, Social Networks”, *Social Networks 1*, pp. 215–239, 1979.
- [52] GONÇALVES, J. A. M. *CONTRIBUIÇÃO À ANÁLISE QUANTITATIVA DAS POTENCIALIDADES DO TREM DE PASSAGEIROS EM INTEGRAR A ESTRUTURA URBANA*. Tese de Doutorado, COPPE/UFRJ, 2006.
- [53] VECCHIO, R. R. D., GALVÃO, D. J. C., DE LIMA, L. S., et al. “Medidas de Centralidade da Teoria dos Grafos aplicada a Fundos de Ações no Brasil”, *XLI Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*, 2009.
- [54] MONTGOMERY, D. C., RUNGER, G. C. *Estatística Aplicada e Probabilidade para Engenheiros*. LTC, 2012. ISBN: 9788521619024.
- [55] CASELLA, G., BERGER, R. L. *Statistical Inference*. Duxbury Press, 2001. ISBN: 0534243126.
- [56] LEHMANN, E., ROMANO, J. *Testing Statistical Hypotheses*. Springer Texts in Statistics. Springer New York, 2008. ISBN: 9780387988641. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=Y7vSVW3ebSwC>>.
- [57] STATA. “Kolmogorov – Smirnov equality-of-distributions tes”. Disponível em: <<http://www.stata.com/manuals13/rksmirnov.pdf>>.
- [58] RAZALI, N. M., WAH, Y. B. “Power comparisons of shapiro-wilk, kolmogorov-smirnov, lilliefors and anderson-darling tests”, *Journal of Statistical Modeling and Analytics*, v. 2, n. 1, pp. 21–33, 2011.
- [59] KITCHIN, R. “The real-time city? Big data and smart urbanism”, *GeoJournal*, v. 79, n. 1, pp. 1–14, 2014.

- [60] ANTHOPOULOS, L. G., VAKALI, A. “Urban planning and smart cities: Interrelations and reciprocities”. In: *The Future Internet*, Springer, pp. 178–189, 2012.
- [61] CASTRO, R. B., DA SILVA SANTOS, L. “O impacto do e-commerce e dos Sistemas Inteligentes de Transporte na logística urbana”, *Mundo Logística*, v. 50, pp. 8–15, 2016.
- [62] LIU, L., HOU, A., BIDERMAN, A., et al. “Understanding individual and collective mobility patterns from smart card records: A case study in Shenzhen”. In: *Intelligent Transportation Systems, 2009. ITSC’09. 12th International IEEE Conference on*, pp. 1–6. IEEE, 2009.
- [63] DE FREITAS, A. T., BERTONCINI, B. V. “PROPOSTA METODOLÓGICA PARA CONSTRUÇÃO DE UMA MATRIZ ORIGEM/DESTINO DO SISTEMA DE TRANSPORTE PÚBLICO A PARTIR DOS DADOS DE BILHETAGEM ELETRÔNICA E GPS DOS VEÍCULOS”, .
- [64] BARBA, C. T., MATEOS, M. A., MEZHER, A. M., et al. “Smart city for VANETs using warning messages, traffic statistics and intelligent traffic lights”. In: *Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2012 IEEE*, pp. 902–907. IEEE, 2012.
- [65] JALES, A. W. L., SILVA, C. A. U. D. “A estimação neural de tempos de viagens de ônibus sob regime de fretamento usando-se de dados de posicionamento por satélites (GPS)”, *Journal of Transport Literature*, v. 10, n. 1, pp. 30–34, 2016.
- [66] COQUITA, K. R., RISTAR, A. R., OLIVEIRA, A. L., et al. “Sistema de Previsão do Tempo de Chegada dos Ônibus Baseado em Dados Históricos Utilizando Modelos de Regressão”, .
- [67] ANDRADE, L. S., DA CRUZ, S. M. S. “BusInRio: Explorando Dados Abertos de Transporte Público do Município do Rio de Janeiro”, .
- [68] BORJA, R., GAMA, K. “Middleware para Cidades Inteligentes baseado em um Barramento de Serviços”, *X Simpósio Brasileiro de Sistemas de Informação (SBSI)*, v. 1, pp. 584–590, 2014.
- [69] MASIERO, L. P., CASANOVA, M. A., CARVALHO, M. T. “Detecção Automática de Rotas de Ônibus”, *Laboratório de Tecnologia em Computação Gráfica (TeCGraf). Departamento de Informática. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro–Rio de Janeiro, RJ–Brasil. GeoInfo*, 2008.

- [70] ALVES, G. M., COSTA, E. J., AGUIAR, Y. P., et al. “Uma Proposta de Dispositivo para Recomendação de Ônibus para Deficientes Visuais”, *Anais do Computer on the Beach*, pp. 443–445, 2014.
- [71] DA SILVA, D. M., CYBIS, H. B. B., WERNER, L., et al. “ANÁLISE DA VARIABILIDADE DO TEMPO DE VIAGEM EM CORREDORES PRIORITÁRIOS DE ÔNIBUS”, .
- [72] MARUJO, L. G., DE OLIVEIRA MOTA, D., DE CAMPOS, B. M., et al. “UM MÉTODO PARA AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO DO SERVIÇO DE ÔNIBUS BASEADO EM DADOS DE GPS”, .
- [73] FETRANSPOR. “Vá de Ônibus”. Disponível em: <<http://www.vadeonibus.com.br/Vdo/index.php>>.
- [74] NG, A. Y., JORDAN, M. I., WEISS, Y., et al. “On spectral clustering: Analysis and an algorithm”, *Advances in neural information processing systems*, v. 2, pp. 849–856, 2002.
- [75] DE FREITAS, L. Q. *MEDIDAS DE CENTRALIDADE EM GRAFOS*. Tese de Mestrado, COPPE/UFRJ, 12 2010.
- [76] BORBA, E. M. *Medidas de Centralidade em Grafos e Aplicações em redes de dados*. Tese de Mestrado, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 10 2013.
- [77] BIGGS, N. *Algebraic Graph Theory*. Cambridge University Press, 1994. ISBN: 0521458978.
- [78] NETTO, P. O. B. *Grafos: Teoria, Modelos, Algoritmos*. Edgard Blucher, 2006. ISBN: 9788521203919.
- [79] GÜTING, R. H. “An Introduction to Spatial Database Systems”, *Special Issue on Spatial Database Systems of the VLDB Journal*, v. 3, n. 4, pp. 357–399, 1994.
- [80] NG, A. Y., JORDAN, M. I., WEISS, Y. “On spectral clustering: analysis and an algorithm”, *Advances in Neural Information Processing Systems*, pp. 849–856, 2002.
- [81] MARUJO, L. G., DE OLIVEIRA MOTA, D., DE CAMPOS, B. M., et al. “UM MÉTODO PARA AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO DO SERVIÇO DE ÔNIBUS BASEADO EM DADOS DE GPS”, *XXIX Congresso Nacional de Pesquisa em Transporte da ANPET Ouro Preto*, 2015.

- [82] WEIGANG, L., CIC, BRASILIA UNIV., B., KOENDJBIHARIE, W., et al. “Algorithms for estimating bus arrival times using GPS data”, *Intelligent Transportation Systems, 2002. Proceedings. The IEEE 5th International Conference on*, pp. 868 – 873, 2002.
- [83] MASIERO, L. P., CASANOVA, M. A., CARVALHO, M. T. M. “Detecção Automática de Rotas de Ônibus”, *GeoInfo*, 2008.
- [84] FORTUNATO, S., LATORA, V., MARCHIORI, M. “Method to find community structures based on information centrality”, *Physical Review*, 2004.
- [85] BAKICI, T., ALMIRALL, E., WAREHAM, J. “A Smart City Initiative: the Case of Barcelona”, *Journal of the Knowledge Economy*, v. 4, n. 2, 2013.
- [86] TAN, Y., LAWRENCE, F., EDDO, C. “Challenges to Urban Transport Sustainability and Smart Transport in a Tourist City: The Gold Coast”, *The Open Transportation Journal*, pp. 29 – 46, 2008.
- [87] MILLERA, J. S., HOELB, L. A. “The “smart growth” debate: best practices for urban transportation planning”, *The Open Transportation Journal*, pp. 29 – 46, 2008.
- [88] MIDGLEY, P. “The Role of Smart Bike-sharing Systems in Urban Mobility”, *The Open Transportation Journal*, pp. 23 – 31, 2009.
- [89] ZHOU, P., ZHENG, Y., LI, M. “How Long to Wait?: Predicting Bus Arrival Time with Mobile Phone Based Participatory Sensing”. In: *Proceedings of the 10th International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services*, MobiSys '12, pp. 379–392, New York, NY, USA, 2012. ACM. ISBN: 978-1-4503-1301-8.
- [90] LONGLEY, P. A., GOODCHILD, M. F., MAGUIRE, D. J., et al. *Geographical Information Systems: Principles and Applications*. Wiley, 1999. ISBN: 0471321826.
- [91] FILHO, J. L., IOCHPE, C. “Introdução a Sistemas de Informações Geográficas com Ênfase em Banco de Dados”, *Jornada de Atualização em Informática, XVI Congresso da SBC*, 1996.
- [92] PAVARINI, S. C. I., MENDIONDO, E. M., MONTAÑO, M., et al. “Sistema de informações geográficas para a gestão de programas municipais de cuidado a idosos”, *Texto e Contexto - Enfermagem*, v. 17, pp. 17 – 25, 03 2008. ISSN: 0104-0707.

- [93] SASSI, A., ZAMBONELLI, F. “Towards an Agent Coordination Framework for Smart Mobility Services”, *High Performance Computing & Simulation (HPCS), 2014 International Conference on*, pp. 849 – 856, 2014.
- [94] DA COSTA, P. P. *Teoria de Grafos e suas Aplicações*. Tese de Mestrado, Universidade Estadual Paulista, 12 2011.
- [95] NG, R. T., HAN, J. “Efficient and Effective Clustering Methods for Spatial Data Mining”. In: *Proceedings of the 20th International Conference on Very Large Data Bases, VLDB '94*, pp. 144–155, San Francisco, CA, USA, 1994. Morgan Kaufmann Publishers Inc. ISBN: 1-55860-153-8. Disponível em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?id=645920.672827>>.
- [96] SHANNON, C. E. “A mathematical theory of communication”, *ACM SIG-MOBILE Mobile Computing and Communications Review*, v. 5, n. 1, pp. 3–55, 2001.

# Apêndice A

## Métricas de Centralidade

| nome               | Intermediação | Proximidade | Coefficiente de Cluster | Densidade | Grau | Grau Se-paração | Métrica Eficiência |
|--------------------|---------------|-------------|-------------------------|-----------|------|-----------------|--------------------|
| Abolição           | 156           | 800.39      | 0.969                   | 0.0063    | 1    | 23.178          | 0.0208             |
| Acari              | 156           | 644.50      | 0.969                   | 0.0063    | 1    | 18.242          | 0.0233             |
| Água Santa         | 156           | 806.99      | 0.969                   | 0.0063    | 1    | 24.013          | 0.0204             |
| Alto da Boa Vista  | 156           | 615.56      | 0.969                   | 0.0063    | 1    | 16.389          | 0.0313             |
| Anchieta           | 615           | 710.45      | 0.963                   | 0.0125    | 2    | 21.389          | 0.0213             |
| Andaraí            | 156           | 624.45      | 0.969                   | 0.0063    | 1    | 16.389          | 0.0313             |
| Anil               | 311           | 710.57      | 0.963                   | 0.0125    | 2    | 20.694          | 0.0227             |
| Bancários          | 311           | 629.66      | 0.963                   | 0.0125    | 2    | 21.745          | 0.0233             |
| Bangu              | 1895          | 872.20      | 0.956                   | 0.0188    | 3    | 22.573          | 0.0204             |
| Barra da Tijuca    | 5022          | 598.50      | 0.950                   | 0.0250    | 4    | 16.108          | 0.0263             |
| Barra de Guaratiba | 156           | 923.72      | 0.969                   | 0.0063    | 1    | 26.255          | 0.0189             |
| Barros Filho       | 3536          | 645.72      | 0.963                   | 0.0125    | 2    | 17.911          | 0.0233             |
| Benfica            | 6833          | 463.45      | 0.950                   | 0.0250    | 4    | 12.650          | 0.0323             |
| Bento Ribeiro      | 617           | 763.28      | 0.956                   | 0.0188    | 3    | 21.701          | 0.0217             |
| Bonsucesso         | 6859          | 481.80      | 0.950                   | 0.0250    | 4    | 12.981          | 0.0303             |
| Botafogo           | 6019          | 507.71      | 0.944                   | 0.0313    | 5    | 13.650          | 0.0313             |
| Brás de Pina       | 4871          | 573.41      | 0.963                   | 0.0125    | 2    | 15.127          | 0.0263             |
| Cachambi           | 156           | 885.84      | 0.969                   | 0.0063    | 1    | 26.656          | 0.0192             |
| Cacuaia            | 1356          | 601.61      | 0.956                   | 0.0188    | 3    | 18.860          | 0.0250             |
| Caju               | 156           | 474.60      | 0.969                   | 0.0063    | 1    | 13.605          | 0.0323             |
| Camorim            | 156           | 623.77      | 0.969                   | 0.0063    | 1    | 17.624          | 0.0250             |
| Campinho           | 3431          | 693.49      | 0.963                   | 0.0125    | 2    | 19.134          | 0.0233             |
| Campo dos Afonsos  | 156           | 788.64      | 0.969                   | 0.0063    | 1    | 23.662          | 0.0208             |
| Campo Grande       | 1502          | 911.19      | 0.950                   | 0.0250    | 4    | 24.306          | 0.0196             |
| Cascadura          | 2535          | 745.21      | 0.956                   | 0.0188    | 3    | 20.586          | 0.0222             |
| Catete             | 156           | 506.59      | 0.969                   | 0.0063    | 1    | 14.102          | 0.0323             |
| Catumbi            | 465           | 484.65      | 0.956                   | 0.0188    | 3    | 13.631          | 0.0345             |
| Cavalcanti         | 156           | 542.48      | 0.969                   | 0.0063    | 1    | 19.242          | 0.0263             |
| Centro             | 6011          | 487.39      | 0.956                   | 0.0188    | 3    | 12.879          | 0.0345             |
| Cidade de Deus     | 156           | 629.69      | 0.969                   | 0.0063    | 1    | 17.624          | 0.0250             |

|                         |      |        |       |        |   |        |        |
|-------------------------|------|--------|-------|--------|---|--------|--------|
| Cidade Nova             | 6995 | 466.38 | 0.950 | 0.0250 | 4 | 12.669 | 0.0357 |
| Cidade Universitária    | 2144 | 530.65 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 14.586 | 0.0286 |
| Cocotá                  | 615  | 604.46 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 19.809 | 0.0244 |
| Coelho Neto             | 3767 | 614.89 | 0.956 | 0.0188 | 3 | 17.255 | 0.0238 |
| Colégio                 | 615  | 616.50 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 17.573 | 0.0238 |
| Complexo do Alemão      | 156  | 530.04 | 0.969 | 0.0063 | 1 | 17.306 | 0.0278 |
| Copacabana              | 5505 | 528.73 | 0.956 | 0.0188 | 3 | 14.000 | 0.0303 |
| Cordovil                | 4796 | 584.88 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 15.605 | 0.0256 |
| Cosme Velho             | 156  | 533.17 | 0.969 | 0.0063 | 1 | 15.611 | 0.0294 |
| Cosmos                  | 615  | 959.25 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 26.191 | 0.0189 |
| Costa Barros            | 156  | 726.97 | 0.969 | 0.0063 | 1 | 23.338 | 0.0204 |
| Curicica                | 156  | 633.64 | 0.969 | 0.0063 | 1 | 17.624 | 0.0250 |
| Del Castilho            | 911  | 507.99 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 15.382 | 0.0294 |
| Deodoro                 | 2640 | 719.15 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 19.338 | 0.0222 |
| Encantado               | 1895 | 801.06 | 0.956 | 0.0188 | 3 | 23.025 | 0.0208 |
| Engenheiro Leal         | 156  | 764.96 | 0.969 | 0.0063 | 1 | 21.573 | 0.0217 |
| Engenho da Rainha       | 464  | 531.71 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 17.280 | 0.0278 |
| Engenho de Dentro       | 1625 | 817.40 | 0.956 | 0.0188 | 3 | 23.885 | 0.0204 |
| Engenho Novo            | 767  | 914.67 | 0.956 | 0.0188 | 3 | 27.529 | 0.0189 |
| Estácio                 | 156  | 494.52 | 0.969 | 0.0063 | 1 | 14.618 | 0.0333 |
| Flamengo                | 5799 | 499.76 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 13.376 | 0.0323 |
| Freguesia (Ilha)        | 156  | 642.49 | 0.969 | 0.0063 | 1 | 22.732 | 0.0227 |
| Freguesia (Jacarepaguá) | 464  | 699.85 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 19.720 | 0.0233 |
| Galeão                  | 2015 | 541.33 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 15.408 | 0.0278 |
| Gamboa                  | 311  | 489.25 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 13.599 | 0.0333 |
| Gardênia Azul           | 156  | 719.45 | 0.969 | 0.0063 | 1 | 21.682 | 0.0222 |
| Gávea                   | 5084 | 576.20 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 15.204 | 0.0278 |
| Glória                  | 5937 | 493.76 | 0.956 | 0.0188 | 3 | 13.115 | 0.0333 |
| Grajaú                  | 156  | 643.84 | 0.969 | 0.0063 | 1 | 16.414 | 0.0313 |
| Guadalupe               | 3545 | 680.50 | 0.956 | 0.0188 | 3 | 18.580 | 0.0227 |
| Guaratiba               | 465  | 922.73 | 0.956 | 0.0188 | 3 | 25.268 | 0.0192 |
| Higienópolis            | 156  | 501.55 | 0.969 | 0.0063 | 1 | 13.968 | 0.0294 |
| Honório Gurgel          | 156  | 637.03 | 0.969 | 0.0063 | 1 | 19.522 | 0.0227 |
| Humaitá                 | 311  | 529.15 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 14.624 | 0.0303 |
| Inhaúma                 | 767  | 520.17 | 0.956 | 0.0188 | 3 | 16.318 | 0.0286 |
| Inhoaíba                | 764  | 936.47 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 25.242 | 0.0192 |
| Ipanema                 | 5387 | 545.64 | 0.956 | 0.0188 | 3 | 14.376 | 0.0294 |
| Irajá                   | 4693 | 604.17 | 0.944 | 0.0313 | 5 | 16.624 | 0.0244 |
| Itanhangá               | 156  | 607.38 | 0.969 | 0.0063 | 1 | 17.096 | 0.0256 |
| Jacaré                  | 156  | 919.61 | 0.969 | 0.0063 | 1 | 28.516 | 0.0185 |
| Jacarepaguá             | 4578 | 614.89 | 0.944 | 0.0313 | 5 | 16.637 | 0.0256 |
| Jacarezinho             | 1199 | 483.21 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 13.548 | 0.0313 |



|                     |      |        |       |        |   |        |        |
|---------------------|------|--------|-------|--------|---|--------|--------|
| Jardim América      | 156  | 610.86 | 0.969 | 0.0063 | 1 | 18.057 | 0.0238 |
| Jardim Botânico     | 156  | 550.87 | 0.969 | 0.0063 | 1 | 15.611 | 0.0294 |
| Jardim Carioca      | 1479 | 588.33 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 17.975 | 0.0256 |
| Jardim Guanabara    | 1616 | 575.24 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 17.102 | 0.0263 |
| Jardim Sulacap      | 156  | 766.24 | 0.969 | 0.0063 | 1 | 21.096 | 0.0213 |
| Joá                 | 156  | 586.52 | 0.969 | 0.0063 | 1 | 16.631 | 0.0263 |
| Lagoa               | 156  | 558.47 | 0.969 | 0.0063 | 1 | 15.363 | 0.0286 |
| Lapa                | 156  | 521.95 | 0.969 | 0.0063 | 1 | 13.866 | 0.0333 |
| Laranjeiras         | 311  | 523.30 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 14.624 | 0.0303 |
| Leblon              | 5261 | 561.69 | 0.956 | 0.0188 | 3 | 14.777 | 0.0286 |
| Leme                | 156  | 531.69 | 0.969 | 0.0063 | 1 | 14.987 | 0.0294 |
| Lins de Vasconcelos | 911  | 888.45 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 26.592 | 0.0192 |
| Madureira           | 3437 | 710.53 | 0.950 | 0.0250 | 4 | 19.815 | 0.0227 |
| Magalhães Bastos    | 156  | 783.02 | 0.969 | 0.0063 | 1 | 21.096 | 0.0213 |
| Mangueira           | 156  | 469.38 | 0.969 | 0.0063 | 1 | 13.637 | 0.0313 |
| Manguinhos          | 6071 | 472.69 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 12.809 | 0.0313 |
| Maracanã            | 1213 | 588.91 | 0.950 | 0.0250 | 4 | 14.452 | 0.0333 |
| Maré                | 2271 | 512.85 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 13.777 | 0.0294 |
| Marechal Hermes     | 311  | 786.67 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 22.675 | 0.0213 |
| Maria da Graça      | 1056 | 494.14 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 14.459 | 0.0303 |
| Méier               | 1205 | 869.06 | 0.956 | 0.0188 | 3 | 25.669 | 0.0196 |
| Moneró              | 156  | 560.15 | 0.969 | 0.0063 | 1 | 17.229 | 0.0263 |
| Olaria              | 5151 | 522.09 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 13.796 | 0.0286 |
| Oswaldo Cruz        | 764  | 739.55 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 20.752 | 0.0222 |
| Paciência           | 464  | 981.37 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 27.153 | 0.0185 |
| Padre Miguel        | 2015 | 830.48 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 21.739 | 0.0208 |
| Parada de Lucas     | 4793 | 595.18 | 0.956 | 0.0188 | 3 | 16.096 | 0.0250 |
| Parque Anchieta     | 764  | 700.96 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 20.439 | 0.0217 |
| Parque Colúmbia     | 156  | 728.95 | 0.969 | 0.0063 | 1 | 23.338 | 0.0204 |
| Pavuna              | 465  | 720.06 | 0.956 | 0.0188 | 3 | 22.350 | 0.0208 |
| Pechincha           | 615  | 672.92 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 18.758 | 0.0238 |
| Pedra de Guaratiba  | 156  | 928.66 | 0.969 | 0.0063 | 1 | 26.255 | 0.0189 |
| Penha               | 5084 | 540.44 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 14.223 | 0.0278 |
| Penha Circular      | 5057 | 557.14 | 0.956 | 0.0188 | 3 | 14.662 | 0.0270 |
| Piedade             | 2157 | 788.55 | 0.956 | 0.0188 | 3 | 22.191 | 0.0213 |
| Pilares             | 156  | 832.21 | 0.969 | 0.0063 | 1 | 24.873 | 0.0200 |
| Pitangueiras        | 617  | 607.31 | 0.956 | 0.0188 | 3 | 19.809 | 0.0244 |
| Portuguesa          | 1895 | 557.18 | 0.956 | 0.0188 | 3 | 16.242 | 0.0270 |
| Praça da Bandeira   | 1340 | 563.76 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 13.554 | 0.0345 |
| Praça Seca          | 3536 | 676.10 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 18.465 | 0.0238 |

|                          |      |         |       |        |   |        |        |
|--------------------------|------|---------|-------|--------|---|--------|--------|
| Praia da Bandeira        | 156  | 610.27  | 0.969 | 0.0063 | 1 | 20.796 | 0.0238 |
| Quintino Bocaiúva        | 2271 | 766.71  | 0.963 | 0.0125 | 2 | 21.382 | 0.0217 |
| Ramos                    | 5216 | 503.87  | 0.963 | 0.0125 | 2 | 13.382 | 0.0294 |
| Realengo                 | 2144 | 786.11  | 0.963 | 0.0125 | 2 | 20.917 | 0.0213 |
| Recreio dos Bandeirantes | 464  | 622.54  | 0.963 | 0.0125 | 2 | 17.070 | 0.0256 |
| Riachuelo                | 311  | 943.71  | 0.963 | 0.0125 | 2 | 29.465 | 0.0182 |
| Ribeira                  | 156  | 619.06  | 0.969 | 0.0063 | 1 | 21.771 | 0.0233 |
| Ricardo de Albuquerque   | 911  | 690.66  | 0.963 | 0.0125 | 2 | 19.503 | 0.0222 |
| Rio Comprido             | 156  | 631.36  | 0.969 | 0.0063 | 1 | 16.389 | 0.0313 |
| Rocha                    | 156  | 959.51  | 0.969 | 0.0063 | 1 | 30.452 | 0.0179 |
| Rocha Miranda            | 465  | 624.20  | 0.956 | 0.0188 | 3 | 18.535 | 0.0233 |
| Sampaio                  | 464  | 929.10  | 0.963 | 0.0125 | 2 | 28.490 | 0.0185 |
| Santa Cruz               | 311  | 997.94  | 0.963 | 0.0125 | 2 | 28.127 | 0.0182 |
| Santa Teresa             | 156  | 500.45  | 0.969 | 0.0063 | 1 | 14.618 | 0.0333 |
| Santíssimo               | 1616 | 891.12  | 0.963 | 0.0125 | 2 | 23.433 | 0.0200 |
| Santo Cristo             | 6389 | 462.94  | 0.956 | 0.0188 | 3 | 12.624 | 0.0345 |
| São Conrado              | 5057 | 584.55  | 0.956 | 0.0188 | 3 | 15.643 | 0.0270 |
| São Cristóvão            | 6393 | 462.75  | 0.950 | 0.0250 | 4 | 12.618 | 0.0333 |
| São Francisco Xavier     | 156  | 605.69  | 0.969 | 0.0063 | 1 | 15.439 | 0.0323 |
| Saúde                    | 156  | 517.89  | 0.969 | 0.0063 | 1 | 14.586 | 0.0323 |
| Senador Camará           | 156  | 893.92  | 0.969 | 0.0063 | 1 | 23.561 | 0.0200 |
| Senador Vasconcelos      | 156  | 923.04  | 0.969 | 0.0063 | 1 | 25.293 | 0.0192 |
| Sepetiba                 | 156  | 1003.86 | 0.969 | 0.0063 | 1 | 29.115 | 0.0179 |
| Tanque                   | 4139 | 657.73  | 0.956 | 0.0188 | 3 | 17.809 | 0.0244 |
| Taquara                  | 4124 | 632.85  | 0.963 | 0.0125 | 2 | 17.217 | 0.0250 |
| Tauá                     | 464  | 615.04  | 0.963 | 0.0125 | 2 | 20.771 | 0.0238 |
| Tijuca                   | 618  | 613.59  | 0.950 | 0.0250 | 4 | 15.401 | 0.0323 |
| Todos os Santos          | 1340 | 847.50  | 0.963 | 0.0125 | 2 | 24.771 | 0.0200 |
| Tomás Coelho             | 311  | 538.53  | 0.963 | 0.0125 | 2 | 18.255 | 0.0270 |
| Turiaçú                  | 156  | 637.03  | 0.969 | 0.0063 | 1 | 19.522 | 0.0227 |
| Urca                     | 156  | 511.66  | 0.969 | 0.0063 | 1 | 14.637 | 0.0303 |
| Vargem Grande            | 311  | 632.29  | 0.963 | 0.0125 | 2 | 18.045 | 0.0250 |
| Vargem Pequena           | 156  | 638.21  | 0.969 | 0.0063 | 1 | 19.032 | 0.0244 |
| Vasco da Gama            | 156  | 516.06  | 0.969 | 0.0063 | 1 | 13.605 | 0.0323 |
| Vaz Lobo                 | 156  | 723.36  | 0.969 | 0.0063 | 1 | 20.803 | 0.0222 |
| Vicente de Carvalho      | 311  | 614.89  | 0.963 | 0.0125 | 2 | 17.599 | 0.0238 |

|                     |      |        |       |        |   |        |        |
|---------------------|------|--------|-------|--------|---|--------|--------|
| Vidigal             | 156  | 575.51 | 0.969 | 0.0063 | 1 | 15.764 | 0.0278 |
| Vigário Ge-<br>ral  | 311  | 603.95 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 17.070 | 0.0244 |
| Vila da Pe-<br>nha  | 156  | 567.01 | 0.969 | 0.0063 | 1 | 15.650 | 0.0263 |
| Vila Isabel         | 311  | 616.20 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 15.427 | 0.0323 |
| Vila Kos-<br>mos    | 156  | 622.78 | 0.969 | 0.0063 | 1 | 18.586 | 0.0233 |
| Vila Militar        | 2550 | 755.38 | 0.950 | 0.0250 | 4 | 20.108 | 0.0217 |
| Vila Val-<br>queire | 156  | 775.13 | 0.969 | 0.0063 | 1 | 22.688 | 0.0213 |
| Vista Alegre        | 156  | 613.05 | 0.969 | 0.0063 | 1 | 17.611 | 0.0238 |
| Zumbi               | 311  | 614.13 | 0.963 | 0.0125 | 2 | 20.783 | 0.0238 |

Tabela A.1: Métricas de Centralidade caculadas sobre o grafo.

# Apêndice B

## Indicadores dos Bairros

| Bairros                   | Imóvel<br>Comércio<br>e Serviço<br>(2011) | Imóvel<br>Industrial<br>(2011) | Loja<br>(2011) | Sala<br>(2011) | Escola<br>(2012) | Creche<br>(2012) | CIEP<br>(2012) |
|---------------------------|---|--------------------------------|----------------|----------------|------------------|------------------|----------------|
| Abolição                  | 360.00                                    | 27.00                          | 226.00         | 69.00          | 0.00             | 0.00             | 0.00           |
| Acari                     | 84.00                                     | 13.00                          | 60.00          | 5.00           | 2.00             | 4.00             | 1.00           |
| Água Santa                | 76.00                                     | 6.00                           | 53.00          | 2.00           | 1.00             | 0.00             | 0.00           |
| Alto da Boa<br>Vista      | 70.00                                     | 2.00                           | 30.00          | 1.00           | 7.00             | 0.00             | 0.00           |
| Anchieta                  | 406.00                                    | 10.00                          | 239.00         | 71.00          | 4.00             | 3.00             | 0.00           |
| Andaraí                   | 822.00                                    | 42.00                          | 588.00         | 31.00          | 3.00             | 6.00             | 0.00           |
| Anil                      | 473.00                                    | 34.00                          | 240.00         | 43.00          | 6.00             | 0.00             | 0.00           |
| Bancários                 | 115.00                                    | 4.00                           | 91.00          | 11.00          | 3.00             | 1.00             | 1.00           |
| Bangu                     | 3,062.00                                  | 44.00                          | 1,636.00       | 936.00         | 51.00            | 12.00            | 7.00           |
| Barra da Ti-<br>juca      | 14,148.00                                 | 6.00                           | 4,547.00       | 7,694.00       | 16.00            | 1.00             | 0.00           |
| Barra de Gua-<br>ratiba   | 1,322.00                                  | 0.00                           | 513.00         | 785.00         | 3.00             | 0.00             | 0.00           |
| Barros Filho              | 145.00                                    | 23.00                          | 103.00         | 12.00          | 0.00             | 0.00             | 0.00           |
| Benfica                   | 1,366.00                                  | 134.00                         | 914.00         | 173.00         | 7.00             | 2.00             | 0.00           |
| Bento Ribeiro             | 845.00                                    | 27.00                          | 488.00         | 163.00         | 3.00             | 0.00             | 0.00           |
| Bonsucesso                | 2,917.00                                  | 216.00                         | 959.00         | 966.00         | 2.00             | 1.00             | 0.00           |
| Botafogo                  | 7,063.00                                  | 71.00                          | 2,548.00       | 1,967.00       | 7.00             | 0.00             | 0.00           |
| Brás de Pina              | 1,153.00                                  | 69.00                          | 656.00         | 259.00         | 8.00             | 1.00             | 0.00           |
| Cachambi                  | 1,371.00                                  | 49.00                          | 789.00         | 380.00         | 7.00             | 0.00             | 0.00           |
| Cacuia                    | 560.00                                    | 4.00                           | 157.00         | 351.00         | 0.00             | 0.00             | 1.00           |
| Caju                      | 282.00                                    | 50.00                          | 114.00         | 33.00          | 4.00             | 6.00             | 1.00           |
| Camorim                   | 27.00                                     | 0.00                           | 3.00           | 1.00           | 0.00             | 0.00             | 0.00           |
| Campinho                  | 146.00                                    | 7.00                           | 84.00          | 27.00          | 1.00             | 0.00             | 0.00           |
| Campo dos<br>Afonsos      | 22.00                                     | 1.00                           | 9.00           | 0.00           | 2.00             | 0.00             | 0.00           |
| Campo Grande              | 6,754.00                                  | 122.00                         | 3,881.00       | 1,673.00       | 64.00            | 8.00             | 7.00           |
| Cascadura                 | 1,245.00                                  | 43.00                          | 577.00         | 438.00         | 5.00             | 2.00             | 1.00           |
| Catete                    | 1,910.00                                  | 31.00                          | 884.00         | 854.00         | 0.00             | 1.00             | 1.00           |
| Catumbi                   | 197.00                                    | 33.00                          | 143.00         | 14.00          | 2.00             | 1.00             | 0.00           |
| Cavalcanti                | 202.00                                    | 20.00                          | 162.00         | 16.00          | 7.00             | 1.00             | 0.00           |
| Centro                    | 58,561.00                                 | 114.00                         | 6,628.00       | 38,688.00      | 7.00             | 2.00             | 1.00           |
| Cidade de Deus            | 205.00                                    | 7.00                           | 88.00          | 52.00          | 10.00            | 1.00             | 1.00           |
| Cidade Nova               | 642.00                                    | 5.00                           | 273.00         | 133.00         | 0.00             | 1.00             | 3.00           |
| Cidade Univer-<br>sitária | 3.00                                      | 0.00                           | 0.00           | 0.00           | 1.00             | 0.00             | 0.00           |

|                                |           |        |          |          |       |      |      |
|--------------------------------|-----------|--------|----------|----------|-------|------|------|
| Cocotá                         | 395.00    | 5.00   | 161.00   | 196.00   | 1.00  | 0.00 | 0.00 |
| Coelho Neto                    | 488.00    | 30.00  | 242.00   | 135.00   | 10.00 | 2.00 | 2.00 |
| Colégio                        | 195.00    | 19.00  | 85.00    | 16.00    | 5.00  | 1.00 | 1.00 |
| Complexo do Alemão             | 117.00    | 14.00  | 60.00    | 14.00    | 3.00  | 2.00 | 0.00 |
| Copacabana                     | 12,680.00 | 542.00 | 4,200.00 | 5,402.00 | 7.00  | 3.00 | 0.00 |
| Cordovil                       | 524.00    | 51.00  | 334.00   | 40.00    | 12.00 | 2.00 | 0.00 |
| Cosme Velho                    | 81.00     | 0.00   | 27.00    | 2.00     | 1.00  | 1.00 | 0.00 |
| Cosmos                         | 306.00    | 6.00   | 231.00   | 15.00    | 11.00 | 3.00 | 1.00 |
| Costa Barros                   | 30.00     | 2.00   | 19.00    | 0.00     | 2.00  | 3.00 | 2.00 |
| Curicica                       | 399.00    | 10.00  | 262.00   | 57.00    | 3.00  | 2.00 | 2.00 |
| Del Castilho                   | 674.00    | 43.00  | 338.00   | 191.00   | 3.00  | 1.00 | 2.00 |
| Deodoro                        | 61.00     | 2.00   | 19.00    | 0.00     | 4.00  | 0.00 | 0.00 |
| Encantado                      | 285.00    | 16.00  | 187.00   | 30.00    | 2.00  | 0.00 | 0.00 |
| Engenheiro Leal                | 44.00     | 10.00  | 28.00    | 1.00     | 1.00  | 0.00 | 1.00 |
| Engenho da Rainha              | 229.00    | 32.00  | 167.00   | 8.00     | 7.00  | 0.00 | 0.00 |
| Engenho de Dentro              | 949.00    | 85.00  | 608.00   | 104.00   | 10.00 | 1.00 | 0.00 |
| Engenho Novo                   | 720.00    | 81.00  | 422.00   | 54.00    | 3.00  | 1.00 | 0.00 |
| Estácio                        | 728.00    | 46.00  | 301.00   | 210.00   | 2.00  | 3.00 | 0.00 |
| Flamengo                       | 1,786.00  | 9.00   | 678.00   | 978.00   | 3.00  | 0.00 | 0.00 |
| Freguesia (Ilha do Governador) | 145.00    | 1.00   | 97.00    | 1.00     | 1.00  | 0.00 | 0.00 |
| Freguesia (Jacarepaguá)        | 2,472.00  | 21.00  | 1,007.00 | 915.00   | 5.00  | 1.00 | 1.00 |
| Galeão                         | 400.00    | 1.00   | 347.00   | 27.00    | 5.00  | 2.00 | 0.00 |
| Gamboa                         | 809.00    | 100.00 | 438.00   | 53.00    | 2.00  | 1.00 | 0.00 |
| Gardênia Azul                  | 250.00    | 18.00  | 152.00   | 10.00    | 1.00  | 1.00 | 0.00 |
| Gávea                          | 631.00    | 1.00   | 449.00   | 51.00    | 6.00  | 1.00 | 0.00 |
| Gericinó                       | 1.00      | 1.00   | 1.00     | 0.00     | 0.00  | 0.00 | 0.00 |
| Glória                         | 424.00    | 6.00   | 123.00   | 184.00   | 1.00  | 0.00 | 0.00 |
| Grajaú                         | 549.00    | 10.00  | 293.00   | 48.00    | 4.00  | 3.00 | 0.00 |
| Grumari                        | 7.00      | 0.00   | 2.00     | 0.00     | 0.00  | 0.00 | 0.00 |
| Guadalupe                      | 865.00    | 27.00  | 575.00   | 167.00   | 13.00 | 0.00 | 1.00 |
| Guaratiba                      | 527.00    | 12.00  | 316.00   | 62.00    | 17.00 | 3.00 | 2.00 |
| Higienópolis                   | 694.00    | 69.00  | 427.00   | 143.00   | 6.00  | 0.00 | 0.00 |
| Honório Gurgel                 | 185       | 19.00  | 129.00   | 6.00     | 3.00  | 0.00 | 0.00 |
| Humaitá                        | 341.00    | 8.00   | 179.00   | 21.00    | 1.00  | 0.00 | 1.00 |
| Inhaúma                        | 596.00    | 104.00 | 353.00   | 33.00    | 15.00 | 1.00 | 1.00 |
| Inhoaíba                       | 207.00    | 7.00   | 148.00   | 15.00    | 10.00 | 6.00 | 2.00 |
| Ipanema                        | 5,288.00  | 45.00  | 1,991.00 | 2,414.00 | 4.00  | 0.00 | 1.00 |
| Irajá                          | 1,181.00  | 57.00  | 713.00   | 194.00   | 22.00 | 5.00 | 0.00 |
| Itanhangá                      | 107.00    | 1.00   | 52.00    | 6.00     | 4.00  | 3.00 | 1.00 |
| Jacaré                         | 382.00    | 165.00 | 195.00   | 31.00    | 2.00  | 1.00 | 1.00 |
| Jacarepaguá                    | 860.00    | 40.00  | 314.00   | 314.00   | 14.00 | 7.00 | 1.00 |
| Jacarezinho                    | 94.00     | 38.00  | 41.00    | 8.00     | 0.00  | 3.00 | 1.00 |
| Jardim América                 | 783.00    | 63.00  | 495.00   | 114.00   | 6.00  | 1.00 | 1.00 |
| Jardim Botânico                | 891.00    | 12.00  | 228.00   | 453.00   | 4.00  | 0.00 | 0.00 |
| Jardim Carioca                 | 831.00    | 3.00   | 220.00   | 329.00   | 2.00  | 0.00 | 0.00 |
| Jardim Guanabara               | 758.00    | 10.00  | 201.00   | 426.00   | 5.00  | 0.00 | 0.00 |

|                          |           |        |          |          |       |      |      |
|--------------------------|-----------|--------|----------|----------|-------|------|------|
| Jardim Sulacap           | 174.00    | 2.00   | 105.00   | 10.00    | 1.00  | 0.00 | 1.00 |
| Joá                      | 9.00      | 0.00   | 3.00     | 0.00     | 0.00  | 0.00 | 0.00 |
| Lagoa                    | 367.00    | 2.00   | 47.00    | 66.00    | 3.00  | 0.00 | 0.00 |
| Lapa                     | 0.00      | 0.00   | 0.00     | 0.00     | 0.00  | 0.00 | 0.00 |
| Laranjeiras              | 910.00    | 10.00  | 611.00   | 36.00    | 4.00  | 0.00 | 0.00 |
| Leblon                   | 14,500.00 | 18.00  | 1,118.00 | 1,101.00 | 3.00  | 0.00 | 1.00 |
| Leme                     | 479.00    | 1.00   | 139.00   | 16.00    | 1.00  | 0.00 | 0.00 |
| Lins de Vasconcelos      | 386.00    | 343.00 | 219.00   | 8.00     | 5.00  | 3.00 | 0.00 |
| Madureira                | 5,025.00  | 73.00  | 3,012.00 | 1,388.00 | 6.00  | 5.00 | 0.00 |
| Magalhães Bastos         | 332.00    | 11.00  | 192.00   | 63.00    | 7.00  | 0.00 | 0.00 |
| Mangureira               | 36.00     | 14.00  | 20.00    | 0.00     | 3.00  | 4.00 | 0.00 |
| Manguinhos               | 187.00    | 35.00  | 61.00    | 40.00    | 3.00  | 3.00 | 1.00 |
| Maracanã                 | 754.00    | 16.00  | 389.00   | 112.00   | 6.00  | 0.00 | 1.00 |
| Maré                     | 1,275.00  | 108.00 | 746.00   | 72.00    | 8.00  | 7.00 | 6.00 |
| Marechal Hermes          | 803.00    | 26.00  | 460.00   | 191.00   | 9.00  | 2.00 | 1.00 |
| Maria da Graça           | 263.00    | 37.00  | 185.00   | 9.00     | 2.00  | 0.00 | 0.00 |
| Méier                    | 4,091.00  | 52.00  | 1,478.00 | 2,028.00 | 7.00  | 0.00 | 0.00 |
| Moneró                   | 58.00     | 3.00   | 38.00    | 1.00     | 2.00  | 0.00 | 0.00 |
| Olaria                   | 1,609.00  | 157.00 | 935.00   | 203.00   | 10.00 | 0.00 | 2.00 |
| Oswaldo Cruz             | 378.00    | 21.00  | 222.00   | 13.00    | 8.00  | 0.00 | 0.00 |
| Paciência                | 535.00    | 29.00  | 388.00   | 74.00    | 22.00 | 8.00 | 3.00 |
| Padre Miguel             | 954.00    | 34.00  | 584.00   | 207.00   | 11.00 | 1.00 | 2.00 |
| Paqueta                  | 91.00     | 2.00   | 52.00    | 5.00     | 2.00  | 0.00 | 0.00 |
| Parada de Lucas          | 542.00    | 52.00  | 542.00   | 272.00   | 2.00  | 1.00 | 1.00 |
| Parque Anchieta          | 242.00    | 7.00   | 171.00   | 27.00    | 7.00  | 0.00 | 3.00 |
| Parque Columbia          | 129.00    | 23.00  | 52.00    | 4.00     | 2.00  | 1.00 | 0.00 |
| Pavuna                   | 879.00    | 54.00  | 561.00   | 107.00   | 23.00 | 6.00 | 1.00 |
| Pechincha                | 597.00    | 9.00   | 252.00   | 121.00   | 3.00  | 0.00 | 0.00 |
| Pedra de Guaratiba       | 179.00    | 2.00   | 124.00   | 19.00    | 4.00  | 1.00 | 0.00 |
| Penha                    | 2,684.00  | 159.00 | 1,315.00 | 826.00   | 10.00 | 4.00 | 1.00 |
| Penha Circular           | 3,016.00  | 146.00 | 1,364.00 | 940.00   | 12.00 | 4.00 | 0.00 |
| Piedade                  | 761.00    | 68.00  | 526.00   | 33.00    | 7.00  | 2.00 | 0.00 |
| Pilares                  | 765.00    | 69.00  | 480.00   | 140.00   | 4.00  | 1.00 | 0.00 |
| Pitangueiras             | 41.00     | 0.00   | 30.00    | 6.00     | 1.00  | 0.00 | 0.00 |
| Portuguesa               | 695.00    | 1.00   | 185.00   | 478.00   | 3.00  | 1.00 | 1.00 |
| Praça da Bandeira        | 773.00    | 48.00  | 370.00   | 263.00   | 2.00  | 0.00 | 0.00 |
| Praça Seca               | 830.00    | 8.00   | 409.00   | 175.00   | 6.00  | 2.00 | 2.00 |
| Praia da Bandeira        | 16.00     | 0.00   | 8.00     | 0.00     | 1.00  | 0.00 | 0.00 |
| Quintino Bocaiúva        | 552.00    | 46.00  | 366.00   | 36.00    | 6.00  | 0.00 | 0.00 |
| Ramos                    | 1,728.00  | 238.00 | 88.00    | 259.00   | 10.00 | 0.00 | 1.00 |
| Realengo                 | 1,727.00  | 47.00  | 1,151.00 | 215.00   | 30.00 | 3.00 | 4.00 |
| Recreio dos Bandeirantes | 3,629.00  | 2.00   | 1,431.00 | 1,430.00 | 4.00  | 2.00 | 1.00 |
| Riachuelo                | 368.00    | 51.00  | 200.00   | 60.00    | 3.00  | 0.00 | 0.00 |
| Ribeira                  | 93.00     | 7.00   | 53.00    | 6.00     | 0.00  | 0.00 | 0.00 |

|                        |          |        |          |          |       |       |      |
|------------------------|----------|--------|----------|----------|-------|-------|------|
| Ricardo de Albuquerque | 279.00   | 4.00   | 198.00   | 31.00    | 4.00  | 0.00  | 0.00 |
| Rio Comprido           | 1,032.00 | 34.00  | 562.00   | 161.00   | 4.00  | 3.00  | 0.00 |
| Rocha                  | 299.00   | 50.00  | 129.00   | 23.00    | 3.00  | 0.00  | 0.00 |
| Rocha Miranda          | 1,018.00 | 56.00  | 552.00   | 276.00   | 11.00 | 2.00  | 0.00 |
| Rocinha                | 47.00    | 0.00   | 39.00    | 0.00     | 2.00  | 2.00  | 1.00 |
| Sampaio                | 139.00   | 37.00  | 70.00    | 5.00     | 1.00  | 1.00  | 0.00 |
| Santa Cruz             | 1,546.00 | 56.00  | 1,010.00 | 244.00   | 45.00 | 18.00 | 6.00 |
| Santa Teresa           | 428.00   | 23     | 185.00   | 50.00    | 6.00  | 3.00  | 0.00 |
| Santíssimo             | 271.00   | 6.00   | 203.00   | 5.00     | 5.00  | 1.00  | 0.00 |
| Santo Cristo           | 987.00   | 71.00  | 409.00   | 106.00   | 3.00  | 0.00  | 0.00 |
| São Conrado            | 505.00   | 0.00   | 206.00   | 46.00    | 2.00  | 1.00  | 0.00 |
| São Cristóvão          | 1,950.00 | 275    | 917.00   | 453.00   | 6.00  | 1.00  | 0.00 |
| São Francisco Xavier   | 224.00   | 30.00  | 124.00   | 14.00    | 0.00  | 1.00  | 0.00 |
| Saúde                  | 1,724.00 | 11.00  | 130.00   | 615.00   | 1.00  | 0.00  | 0.00 |
| Senador Camará         | 583.00   | 13.00  | 416.00   | 71.00    | 19.00 | 5.00  | 2.00 |
| Senador Vasconcelos    | 346.00   | 10.00  | 240.00   | 16.00    | 3.00  | 1.00  | 2.00 |
| Sepetiba               | 359.00   | 4.00   | 272.00   | 23.00    | 4.00  | 6.00  | 2.00 |
| Tanque                 | 758.00   | 9.00   | 470.00   | 130.00   | 5.00  | 1.00  | 0.00 |
| Taquara                | 2,957.00 | 70.00  | 1,289.00 | 1,163.00 | 16.00 | 2.00  | 2.00 |
| Tauá                   | 536.00   | 12.00  | 228.00   | 240.00   | 3.00  | 2.00  | 0.00 |
| Tijuca                 | 7,923.00 | 68.00  | 3,325.00 | 3,511.00 | 16.00 | 9.00  | 2.00 |
| Todos os Santos        | 498.00   | 42.00  | 225.00   | 176.00   | 1.00  | 0.00  | 0.00 |
| Tomás Coelho           | 235.00   | 48.00  | 169.00   | 8.00     | 2.00  | 2.00  | 0.00 |
| Turiação               | 0.00     | 0.00   | 162.00   | 19.00    | 3.00  | 0.00  | 0.00 |
| Urca                   | 132.00   | 0.00   | 47.00    | 8.00     | 3.00  | 0.00  | 0.00 |
| Vargem Grande          | 1,627.00 | 1.00   | 717.00   | 848.00   | 4.00  | 0.00  | 0.00 |
| Vargem Pequena         | 116.00   | 13.00  | 44.00    | 12.00    | 3.00  | 2.00  | 0.00 |
| Vasco da Gama          | 646.00   | 149.00 | 308.00   | 76.00    | 1.00  | 2.00  | 0.00 |
| Vaz Lobo               | 331.00   | 10.00  | 213.00   | 66.00    | 1.00  | 1.00  | 0.00 |
| Vicente de Carvalho    | 417.00   | 37.00  | 293.00   | 28.00    | 2.00  | 2.00  | 0.00 |
| Vidigal                | 49.00    | 2.00   | 29.00    | 2.00     | 2.00  | 2.00  | 0.00 |
| Vigário Geral          | 453.00   | 75.00  | 239.00   | 17.00    | 6.00  | 3.00  | 0.00 |
| Vila Cosmos            | 124.00   | 4.00   | 76.00    | 12.00    | 4.00  | 1.00  | 0.00 |
| Vila da Penha          | 708.00   | 37.00  | 477.00   | 101.00   | 2.00  | 0.00  | 0.00 |
| Vila Isabel            | 2,346.00 | 47.00  | 960.00   | 648.00   | 9.00  | 6.00  | 1.00 |
| Vila Militar           | 106.00   | 3.00   | 30.00    | 4.00     | 4.00  | 1.00  | 0.00 |
| Vila Valqueire         | 659.00   | 8.00   | 381.00   | 165.00   | 5.00  | 1.00  | 1.00 |
| Vista Alegre           | 480.00   | 17.00  | 288.00   | 148.00   | 1.00  | 0.00  | 0.00 |
| Zumbi                  | 42.00    | 1.00   | 31.00    | 0.00     | 1.00  | 0.00  | 0.00 |

Tabela B.1: Indicadores dos bairros da cidade do Rio de Janeiro parte-I, fonte [2]

| <b>Bairros</b>       | <b>Saúde (2014)</b> | <b>Hotelaria (2014)</b> | <b>Pontos Turísticos (2014)</b> | <b>População (2010)</b> | <b>Imóvel Residencial (2011)</b> | <b>Alunos Bairro (2013)</b> |
|----------------------|---------------------|-------------------------|---------------------------------|-------------------------|----------------------------------|-----------------------------|
| Abolição             | 3.00                | 0.00                    | 0.00                            | 11,356.00               | 3,840.00                         | 279.00                      |
| Acari                | 0.00                | 0.00                    | 0.00                            | 27,347.00               | 1,198.00                         | 2,184.00                    |
| Água Santa           | 1.00                | 0.00                    | 0.00                            | 8,756.00                | 1,982.00                         | 1,169.00                    |
| Alto da Boa Vista    | 4.00                | 0.00                    | 3.00                            | 9,343.00                | 1,556.00                         | 761.00                      |
| Anchieta             | 3.00                | 0.00                    | 0.00                            | 55,652.00               | 6,811.00                         | 5,338.00                    |
| Andaraí              | 8.00                | 0.00                    | 0.00                            | 39,365.00               | 13,743.00                        | 0.00                        |
| Anil                 | 6.00                | 0.00                    | 0.00                            | 24,172.00               | 7,092.00                         | 7,406.00                    |
| Bancários            | 1.00                | 0.00                    | 0.00                            | 12,512.00               | 1,835.00                         | 1,577.00                    |
| Bangu                | 124.00              | 0.00                    | 0.00                            | 243,125.00              | 43,646.00                        | 24,175.00                   |
| Barra da Tijuca      | 482.00              | 14.00                   | 7.00                            | 135,924.00              | 62,142.00                        | 7,251.00                    |
| Barra de Guaratiba   | 1.00                | 2.00                    | 1.00                            | 3,577.00                | 805.00                           | 886.00                      |
| Barros Filho         | 0.00                | 0.00                    | 0.00                            | 14,049.00               | 2,779.00                         | 226.00                      |
| Benfica              | 8.00                | 0.00                    | 0.00                            | 25,081.00               | 3,373.00                         | 2,081.00                    |
| Bento Ribeiro        | 2.00                | 0.00                    | 0.00                            | 43,707.00               | 10,548.00                        | 1,204.00                    |
| Bonsucesso           | 66.00               | 0.00                    | 0.00                            | 18,711.00               | 5,590.00                         | 8,085.00                    |
| Botafogo             | 288.00              | 4.00                    | 4.00                            | 82,890.00               | 37,403.00                        | 1,605.00                    |
| Brás de Pina         | 15.00               | 0.00                    | 1.00                            | 59,222.00               | 13,815.00                        | 0.00                        |
| Cachambi             | 8.00                | 0.00                    | 0.00                            | 42,415.00               | 14,900.00                        | 2,405.00                    |
| Cacuiá               | 4.00                | 0.00                    | 0.00                            | 11,013.00               | 1,990.00                         | 0.00                        |
| Caju                 | 4.00                | 0.00                    | 0.00                            | 20,477.00               | 909.00                           | 3,514.00                    |
| Camorim              | 0.00                | 0.00                    | 0.00                            | 1,970.00                | 1,281.00                         | 1,691.00                    |
| Campinho             | 1.00                | 0.00                    | 0.00                            | 10,156.00               | 2,657.00                         | 632.00                      |
| Campo dos Afonsos    | 0.00                | 0.00                    | 1.00                            | 1,365.00                | 77.00                            | 0.00                        |
| Campo Grande         | 198.00              | 0.00                    | 1.00                            | 328,370.00              | 58,136.00                        | 37,952.00                   |
| Cascadura            | 20.00               | 0.00                    | 0.00                            | 34,456.00               | 8,685.00                         | 3,202.00                    |
| Catete               | 73.00               | 2.00                    | 0.00                            | 24,057.00               | 9,526.00                         | 311.00                      |
| Catumbi              | 0.00                | 0.00                    | 0.00                            | 12,556.00               | 2,344.00                         | 1,190.00                    |
| Cavalcanti           | 2.00                | 0.00                    | 0.00                            | 16,141.00               | 3,597.00                         | 2,448.00                    |
| Centro               | 382.00              | 6.00                    | 26.00                           | 41,142.00               | 20,545.00                        | 3,260.00                    |
| Cidade de Deus       | 0.00                | 0.00                    | 0.00                            | 36,515.00               | 6,942.00                         | 5,278.00                    |
| Cidade Nova          | 6.00                | 0.00                    | 1.00                            | 5,466.00                | 2,332.00                         | 1,953.00                    |
| Cidade Universitária | 0.00                | 0.00                    | 0.00                            | 1,556.00                | 1.00                             | 268.00                      |
| Cocotá               | 3.00                | 0.00                    | 0.00                            | 4,877.00                | 1,546.00                         | 449.00                      |
| Coelho Neto          | 6.00                | 0.00                    | 0.00                            | 32,423.00               | 6,323.00                         | 3,606.00                    |
| Colégio              | 1.00                | 0.00                    | 0.00                            | 29,245.00               | 4,343.00                         | 1,907.00                    |
| Complexo do Alemão   | 5.00                | 0.00                    | 0.00                            | 69,143.00               | 2,373.00                         | 0.00                        |
| Copacabana           | 325.00              | 46.00                   | 9.00                            | 146,392.00              | 75,483.00                        | 3,495.00                    |
| Cordovil             | 1.00                | 0.00                    | 0.00                            | 45,202.00               | 9,552.00                         | 4,534.00                    |
| Cosme Velho          | 2.00                | 0.00                    | 1.00                            | 7,178.00                | 1,604.00                         | 166.00                      |
| Cosmos               | 4.00                | 0.00                    | 0.00                            | 77,007.00               | 8,280.00                         | 6,450.00                    |
| Costa Barros         | 1.00                | 0.00                    | 0.00                            | 28,442.00               | 1,461.00                         | 2,293.00                    |
| Curicica             | 3.00                | 0.00                    | 0.00                            | 31,189.00               | 3,946.00                         | 5,547.00                    |
| Del Castilho         | 5.00                | 0.00                    | 0.00                            | 15,610.00               | 4,363.00                         | 2,727.00                    |
| Deodoro              | 0.00                | 0.00                    | 0.00                            | 10,842.00               | 1,609.00                         | 1,188.00                    |
| Encantado            | 4.00                | 0.00                    | 0.00                            | 15,021.00               | 4,689.00                         | 543.00                      |



|                                |        |      |      |            |           |           |
|--------------------------------|--------|------|------|------------|-----------|-----------|
| Engenheiro Leal                | 0.00   | 0.00 | 0.00 | 6,113.00   | 1,150.00  | 0.00      |
| Engenho da Rainha              | 15.00  | 0.00 | 0.00 | 26,659.00  | 7,034.00  | 2,748.00  |
| Engenho de Dentro              | 17.00  | 0.00 | 0.00 | 45,540.00  | 1,057.00  | 4,036.00  |
| Engenho Novo                   | 12.00  | 0.00 | 0.00 | 42,172.00  | 12,455.00 | 1,463.00  |
| Estácio                        | 7.00   | 0.00 | 0.00 | 17,189.00  | 3,543.00  | 798.00    |
| Flamengo                       | 50.00  | 0.00 | 6.00 | 50,043.00  | 25,013.00 | 341.00    |
| Freguesia (Ilha do Governador) | 0.00   | 0.00 | 0.00 | 19,437.00  | 3,721.00  | 0.00      |
| Freguesia (Jacarepaguá)        | 56.00  | 0.00 | 0.00 | 70,511.00  | 22,386.00 | 3,263.00  |
| Galeão                         | 7.00   | 0.00 | 0.00 | 22,971.00  | 2,070.00  | 2,385.00  |
| Gamboa                         | 3.00   | 0.00 | 1.00 | 13,108.00  | 2,238.00  | 0.00      |
| Gardênia Azul                  | 2.00   | 0.00 | 0.00 | 17,715.00  | 2,315.00  | 1,007.00  |
| Gávea                          | 29.00  | 0.00 | 9.00 | 16,003.00  | 6,466.00  | 2,345.00  |
| Gericinó                       | 0.00   | 0.00 | 0.00 | 15,167.00  | 4.00      | 0.00      |
| Glória                         | 9.00   | 5.00 | 5.00 | 9,661.00   | 4,905.00  | 982.00    |
| Grajaú                         | 12.00  | 0.00 | 0.00 | 38,671.00  | 13,649.00 | 0.00      |
| Grumari                        | 0.00   | 0.00 | 1.00 | 167.00     | 28.00     | 0.00      |
| Guadalupe                      | 13.00  | 0.00 | 0.00 | 47,144.00  | 9,668.00  | 5,698.00  |
| Guaratiba                      | 24.00  | 1.00 | 1.00 | 110,049.00 | 5,403.00  | 10,127.00 |
| Higienópolis                   | 3.00   | 0.00 | 0.00 | 15,734.00  | 5,286.00  | 4,015.00  |
| Honório Gurgel                 | 0.00   | 0.00 | 0.00 | 21,989.00  | 3,940.00  | 1,548.00  |
| Humaitá                        | 23.00  | 1.00 | 1.00 | 13,285.00  | 6,827.00  | 785.00    |
| Inhaúma                        | 1.00   | 0.00 | 0.00 | 45,698.00  | 9,335.00  | 0.00      |
| Inhoaíba                       | 9.00   | 0.00 | 0.00 | 64,649.00  | 4,707.00  | 6,607.00  |
| Ipanema                        | 139.00 | 8.00 | 5.00 | 42,743.00  | 21,760.00 | 1,338.00  |
| Irajá                          | 32.00  | 0.00 | 0.00 | 96,382.00  | 27,229.00 | 11,132.00 |
| Itanhangá                      | 3.00   | 0.00 | 0.00 | 38,415.00  | 3,585.00  | 1,315.00  |
| Jacaré                         | 0.00   | 0.00 | 0.00 | 9,276.00   | 1,918.00  | 997.00    |
| Jacarepaguá                    | 133.00 | 0.00 | 0.00 | 157,326.00 | 17,510.00 | 0.00      |
| Jacarezinho                    | 1.00   | 0.00 | 0.00 | 37,839.00  | 999.00    | 668.00    |
| Jardim América                 | 4.00   | 0.00 | 0.00 | 25,226.00  | 6,290.00  | 0.00      |
| Jardim Botânico                | 41.00  | 0.00 | 2.00 | 18,009.00  | 7,425.00  | 949.00    |
| Jardim Carioca                 | 20.00  | 0.00 | 0.00 | 24,848.00  | 4,085.00  | 800.00    |
| Jardim Guanabara               | 25.00  | 0.00 | 0.00 | 32,213.00  | 11,009.00 | 1,445.00  |
| Jardim Sulacap                 | 3.00   | 0.00 | 0.00 | 13,062.00  | 3,420.00  | 1,524.00  |
| Joá                            | 1.00   | 0.00 | 1.00 | 818.00     | 380.00    | 0.00      |
| Lagoa                          | 12.00  | 0.00 | 3.00 | 21,198.00  | 8891      | 673.00    |
| Lapa                           | 8.00   | 3.00 | 2.00 | 0.00       | 0.00      | 0.00      |
| Laranjeiras                    | 32.00  | 0.00 | 1.00 | 45,554.00  | 19,433.00 | 1,409.00  |
| Leblon                         | 83.00  | 5.00 | 5.00 | 46,044.00  | 22,375.00 | 2,600.00  |
| Leme                           | 1.00   | 1.00 | 1.00 | 14,799.00  | 5,797.00  | 544.00    |
| Lins de Vasconcelos            | 5.00   | 0.00 | 0.00 | 37,487.00  | 9,483.00  | 2,865.00  |
| Madureira                      | 144.00 | 0.00 | 0.00 | 50,106.00  | 13,733.00 | 2,978.00  |
| Magalhães Bastos               | 1.00   | 0.00 | 0.00 | 24,430.00  | 4,505.00  | 2,411.00  |
| Mangueira                      | 0.00   | 0.00 | 0.00 | 17,835.00  | 451       | 383.00    |
| Manguinhos                     | 17.00  | 0.00 | 0.00 | 36,160.00  | 438.00    | 2,500.00  |
| Maracanã                       | 17.00  | 0.00 | 3.00 | 25,256.00  | 10,655.00 | 983.00    |

|                             |        |      |       |            |           |           |
|-----------------------------|--------|------|-------|------------|-----------|-----------|
| Maré                        | 6.00   | 0.00 | 0.00  | 129,770.00 | 23,560.00 | 12,096.00 |
| Marechal Her-<br>mes        | 18.00  | 0.00 | 1.00  | 48,061.00  | 9,809.00  | 3,896.00  |
| Maria da<br>Graça           | 1.00   | 0.00 | 0.00  | 7,972.00   | 2,869.00  | 910.00    |
| Méier                       | 160.00 | 0.00 | 0.00  | 49,828.00  | 20,484.00 | 0.00      |
| Moneró                      | 3.00   | 0.00 | 0.00  | 6,476.00   | 2,329.00  | 1,878.00  |
| Olaria                      | 16.00  | 0.00 | 0.00  | 57,514.00  | 16,350.00 | 6,820.00  |
| Oswaldo Cruz                | 5.00   | 0.00 | 0.00  | 34,040.00  | 9,263.00  | 2,833.00  |
| Paciência                   | 18.00  | 0.00 | 0.00  | 94,626.00  | 12,222.00 | 13,650.00 |
| Padre Miguel                | 26.00  | 0.00 | 0.00  | 64,228.00  | 9,409.00  | 8,808.00  |
| Paquetá                     | 0.00   | 0.00 | 1.00  | 3,361.00   | 1,950.00  | 405.00    |
| Parada de Lu-<br>cas        | 0.00   | 0.00 | 0.00  | 23,923.00  | 3,364.00  | 1,352.00  |
| Parque Anchi-<br>eta        | 4.00   | 0.00 | 0.00  | 26,212.00  | 3,845.00  | 2,872.00  |
| Parque Colum-<br>bia        | 0.00   | 0.00 | 0.00  | 9,202.00   | 949.00    | 817.00    |
| Pavuna                      | 7.00   | 0.00 | 0.00  | 97,350.00  | 14,926.00 | 11,818.00 |
| Pechincha                   | 5.00   | 0.00 | 0.00  | 34,709.00  | 12,894.00 | 1,670.00  |
| Pedra de Gua-<br>ratiba     | 3.00   | 0.00 | 0.00  | 9,488.00   | 2,595.00  | 7,398.00  |
| Penha                       | 29.00  | 0.00 | 1.00  | 78,678.00  | 14,117.00 | 6,138.00  |
| Penha Circular              | 21.00  | 0.00 | 0.00  | 47,816.00  | 13,187.00 | 3,407.00  |
| Piedade                     | 26.00  | 0.00 | 0.00  | 43,378.00  | 11,851.00 | 3,056.00  |
| Pilares                     | 3.00   | 0.00 | 0.00  | 27,250.00  | 7,225.00  | 2,187.00  |
| Pitangueiras                | 0.00   | 0.00 | 0.00  | 11,756.00  | 1,303.00  | 398.00    |
| Portuguesa                  | 25.00  | 0.00 | 0.00  | 23,856.00  | 6,595.00  | 1,235.00  |
| Praça da Ban-<br>deira      | 2.00   | 0.00 | 0.00  | 8,662.00   | 3,611.00  | 548.00    |
| Praça Seca                  | 22.00  | 0.00 | 0.00  | 64,147.00  | 16,360.00 | 4,927.00  |
| Praia da Ban-<br>deira      | 0.00   | 0.00 | 0.00  | 5,948.00   | 2,157.00  | 570.00    |
| Quintino Bo-<br>caiúva      | 3.00   | 0.00 | 0.00  | 31,185.00  | 8,625.00  | 0.00      |
| Ramos                       | 9.00   | 0.00 | 0.00  | 40,792.00  | 11,021.00 | 4,148.00  |
| Realengo                    | 31.00  | 0.00 | 0.00  | 180,123.00 | 27,866.00 | 14,350.00 |
| Recreio dos<br>Bandeirantes | 44.00  | 2.00 | 3.00  | 82,240.00  | 26,338.00 | 1,638.00  |
| Riachuelo                   | 3.00   | 0.00 | 0.00  | 12,653.00  | 4,800.00  | 897.00    |
| Ribeira                     | 0.00   | 0.00 | 0.00  | 3,528.00   | 1,265.00  | 0.00      |
| Ricardo de Al-<br>buquerque | 2.00   | 0.00 | 0.00  | 29,310.00  | 4,301.00  | 1,958.00  |
| Rio Comprido                | 27.00  | 0.00 | 0.00  | 43,764.00  | 9,380.00  | 2,709.00  |
| Rocha                       | 0.00   | 0.00 | 0.00  | 8,766.00   | 3,404.00  | 1,664.00  |
| Rocha Miranda               | 7.00   | 0.00 | 0.00  | 44,188.00  | 8,482.00  | 5,643.00  |
| Rocinha                     | 3.00   | 0.00 | 0.00  | 69,356.00  | 557.00    | 1,654.00  |
| Sampaio                     | 1.00   | 0.00 | 0.00  | 10,895.00  | 1,984.00  | 67.00     |
| Santa Cruz                  | 56.00  | 0.00 | 1.00  | 217,333.00 | 25,451.00 | 32,379.00 |
| Santa Teresa                | 10.00  | 0.00 | 5.00  | 40,926.00  | 11,650.00 | 1,381.00  |
| Santíssimo                  | 1.00   | 0.00 | 0.00  | 41,458.00  | 3,554.00  | 4,211.00  |
| Santo Cristo                | 7.00   | 0.00 | 1.00  | 12,330.00  | 3,338.00  | 1,404.00  |
| São Conrado                 | 11.00  | 0.00 | 3.00  | 10,980.00  | 3,175.00  | 1,145.00  |
| São Cristóvão               | 25.00  | 0.00 | 4.00  | 26,510.00  | 6,816.00  | 0.00      |
| São Francisco<br>Xavier     | 7.00   | 0.00 | 0.00  | 8,343.00   | 2,181.00  | 0.00      |
| Saúde                       | 2.00   | 0.00 | 11.00 | 2,749.00   | 737.00    | 310.00    |

|                          |        |      |      |            |           |           |
|--------------------------|--------|------|------|------------|-----------|-----------|
| Senador Ca-<br>mará      | 5.00   | 0.00 | 0.00 | 105,515.00 | 11,213.00 | 8,711.00  |
| Senador Vas-<br>concelos | 2.00   | 0.00 | 0.00 | 30,600.00  | 5,295.00  | 1,932.00  |
| Sepetiba                 | 7.00   | 0.00 | 0.00 | 56,575.00  | 8,697.00  | 5,499.00  |
| Tanque                   | 6.00   | 0.00 | 0.00 | 37,856.00  | 8,367.00  | 1,568.00  |
| Taquara                  | 90.00  | 0.00 | 0.00 | 102,126.00 | 25,658.00 | 11,430.00 |
| Tauá                     | 9.00   | 0.00 | 0.00 | 29,567.00  | 4,345.00  | 1,017.00  |
| Tijuca                   | 464.00 | 0.00 | 1.00 | 163,805.00 | 59,101.00 | 6,606.00  |
| Todos os San-<br>tos     | 27.00  | 0.00 | 0.00 | 24,646.00  | 9,448.00  | 441.00    |
| Tomás Coelho             | 0.00   | 0.00 | 0.00 | 22,676.00  | 5,500.00  | 425.00    |
| Turiaçu                  | 0.00   | 0.00 | 0.00 | 17,246.00  | 4.00      | 1,139.00  |
| Urca                     | 5.00   | 0.00 | 5.00 | 7,061.00   | 2,191.00  | 1,203.00  |
| Vargem<br>Grande         | 42.00  | 0.00 | 1.00 | 14,039.00  | 1,421.00  | 2,180.00  |
| Vargem Pe-<br>quena      | 4.00   | 0.00 | 0.00 | 27,250.00  | 2,036.00  | 1,584.00  |
| Vasco da Gama            | 2.00   | 0.00 | 0.00 | 15,482.00  | 2,560.00  | 984.00    |
| Vaz Lobo                 | 2.00   | 0.00 | 0.00 | 15,167.00  | 3,350.00  | 0.00      |
| Vicente de Car-<br>valho | 6.00   | 0.00 | 0.00 | 24,964.00  | 4,368.00  | 0.00      |
| Vidigal                  | 3.00   | 0.00 | 0.00 | 12,797.00  | 1,073.00  | 1,049.00  |
| Vigário Geral            | 2.00   | 0.00 | 0.00 | 41,820.00  | 4,949.00  | 2,955.00  |
| Vila Cosmos              | 2.00   | 0.00 | 0.00 | 18,274.00  | 4,424.00  | 1,858.00  |
| Vila da Penha            | 31.00  | 0.00 | 0.00 | 25,465.00  | 2,413.00  | 2,181.00  |
| Vila Isabel              | 50.00  | 0.00 | 0.00 | 86,018.00  | 4,755.00  | 3,692.00  |
| Vila Militar             | 4.00   | 0.00 | 0.00 | 13,184.00  | 926.00    | 692.00    |
| Vila Valqueire           | 1.00   | 0.00 | 0.00 | 32,279.00  | 10,619.00 | 0.00      |
| Vista Alegre             | 25.00  | 0.00 | 0.00 | 8,622.00   | 2,897.00  | 1,664.00  |
| Zumbi                    | 2.00   | 0.00 | 0.00 | 2,016.00   | 751.00    | 636.00    |

Tabela B.2: Indicadores dos bairros da cidade do Rio de Janeiro parte-II, fonte [2] e [3]