

TALYTA CASTRO ABICHABKI

**PARTICIONAMENTO DE TERRITÓRIO URBANO CONSIDERANDO A
MALHA VIÁRIA PARA DISTRIBUIÇÃO DE ÚLTIMA MILHA**

SÃO PAULO

2023

TALYTA CASTRO ABICHABKI

**PARTICIONAMENTO DE TERRITÓRIO URBANO CONSIDERANDO A
MALHA VIÁRIA PARA DISTRIBUIÇÃO DE ÚLTIMA MILHA**

Versão corrigida

Dissertação apresentada à Escola Politécnica da
Universidade de São Paulo para obtenção do
Título de Mestre em Ciências.

SÃO PAULO

2023

TALYTA CASTRO ABICHABKI

**PARTICIONAMENTO DE TERRITÓRIO URBANO CONSIDERANDO A
MALHA VIÁRIA PARA DISTRIBUIÇÃO DE ÚLTIMA MILHA**

Versão corrigida

Dissertação apresentada à Escola Politécnica da
Universidade de São Paulo para obtenção do
Título de Mestre em Ciências.

Área de Concentração:
Engenharia de Sistemas Logísticos

Orientador: Prof. Titular
Cláudio Barbieri da Cunha

SÃO PAULO

2023

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins educativos e pesquisa, desde que citada a fonte.

Este exemplar foi revisado e corrigido em relação à versão original, sob responsabilidade única do autor e com a anuência de seu orientador.

São Paulo, 16 de Agosto de 2023

Assinatura do autor: Talyta Abichabki

Assinatura do orientador: [Assinatura]

Catálogo-na-publicação

Abichabki, Talyta Castro

Particionamento de território urbano considerando a malha viária para distribuição de última milha / T. C. Abichabki -- versão corr. -- São Paulo, 2023. 145 p.

Dissertação (Mestrado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia de Computação e Sistemas Digitais.

1.Particionamento de território urbano 2.Transporte urbano I.Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia de Computação e Sistemas Digitais II.t

Abichabki, TC. **Particionamento de território urbano considerando a malha viária para distribuição de última milha [dissertação]**. São Paulo: Universidade de São Paulo, Escola Politécnica; 2023.

Aprovado em:24/07/2023

Banca Examinadora

Prof.Dr. Claudio Barbieri da Cunha

Instituição: Universidade de São Paulo - USP

Julgamento: Aprovada

Prof.Dr. Marco Antonio Brinati

Instituição: Universidade de São Paulo - USP

Julgamento: Aprovada

Prof^a.Dr^a. Leise Kelli de Oliveira

Instituição: Universidade Federal de Minas Gerais - UFMG

Julgamento: Aprovada

AGRADECIMENTOS

A Deus, por me permitir alcançar meus objetivos.

A minha família, principalmente meus pais Washington e Alexsandra, e minha irmã Maria por todo amor incondicional, suporte e incentivo durante a realização deste trabalho.

Ao meu orientador Prof. Dr. Claudio Barbieri da Cunha, a todos os ensinamentos valiosos, pela paciência e parceria durante a jornada deste trabalho, sem você eu não estaria onde estou.

Ao meu parceiro de vida Fábio, pelo amor e incentivo, e meus sogros Maurilio e Inês pelo apoio.

A todos os professores do programa de pós-graduação em engenharia de sistemas logísticos.

Aos funcionários do programa, pelo excelente suporte e orientação.

A Escola Politécnica da Universidade de São Paulo pela oportunidade de realizar o curso de mestrado.

Aos professores e membros da banca examinadora pelas contribuições que enriqueceram esta pesquisa.

RESUMO

Abichabki, TC. **Particionamento de território urbano considerando a malha viária para distribuição de última milha [dissertação]**. São Paulo: Universidade de São Paulo, Escola Politécnica; 2023

A população mundial atingirá 8,5 bilhões de habitantes até 2030, com a maioria vivendo em áreas urbanas, de acordo com as estimativas das Nações Unidas. Os países subdesenvolvidos e em desenvolvimento tem sido destaque no crescimento populacional, com previsão de duplicar sua população até 2050. Esses países enfrentam desafios na gestão política e socioeconômica, falta de infraestrutura logística e urbana e recursos limitados. Além do crescimento populacional nos centros urbanos dos países subdesenvolvidos, as vendas do comércio eletrônico alcançaram o recorde de 87 bilhões de reais no Brasil no ano de 2020, sendo parte desse crescimento atribuída à pandemia da COVID-19, que impulsionou o aumento de 57% nas compras online. Junto ao crescimento do comércio eletrônico, o Brasil enfrenta desafios na infraestrutura logística, especialmente nas entregas para consumidores finais em áreas urbanas, conhecidas como "*last mile delivery*". Essas operações são mais complexas devido ao intenso tráfego de veículos, alta densidade populacional e as características da malha viária, ou seja, as direções das vias, semáforos, permissões de conversão, parques, pontes, rios, entre outros. Nesse contexto, este trabalho tem como objetivo propor um método para particionar um território urbano com base na localização dos pontos de entrega de última milha do comércio eletrônico, levando em consideração as características da malha viária, a fim de obter um agrupamento e roteirização mais próximos da realidade de operação de distribuição. O método foi aplicado nas cidades de São Paulo, Rio de Janeiro, Curitiba, Salvador, Porto Alegre e Fortaleza, e visa, ainda, determinar sob quais critérios de agrupamento obtém-se distribuições mais eficientes. Os critérios considerados foram distâncias euclidianas, distâncias reais e tempos entre os pontos de demanda de entrega, aliado a uma análise exploratória da quantidade de grupos/distritos que a área deve ser particionada. O método proposto é flexível e pode ser aplicado em cidades de quaisquer tamanhos, não dependendo de informações específicas de prefeituras, satélites ou *inputs* manuais do planejador. Os resultados obtidos consistem em gráficos e mapas das cidades, considerando os critérios de agrupamento para cada distrito. Foram comparadas as distâncias e tempos obtidos para cada critério. Observou-se que os resultados obtidos para os agrupamentos considerando as distâncias reais apresentaram rotas que se sobrepõem e um formato complexo, o que difere das recomendações da literatura. No entanto, essas rotas apresentaram as menores médias de distâncias reais e tempos comparadas com o agrupamento baseado em distâncias euclidianas. Isso sugere que a malha viária desempenha um papel crucial no particionamento e deve ser considerada no planejamento urbano.

Palavras-chave: entregas do comércio eletrônico de última milha; particionamento de território urbano;

ABSTRACT

Abichabki, TC. **Partitioning of urban territory considering the road network for last mile delivery [dissertation]**. São Paulo: Universidade de São Paulo, Escola Politécnica; 2023

The world population will reach 8.5 billion by 2030, with the majority living in urban areas, according to United Nations estimates. Underdeveloped and developing countries have been prominent in population growth and are expected to double their population by 2050. These countries face challenges in political and socioeconomic management, lack of logistical and urban infrastructure, and limited resources. In addition to population growth in urban centers in underdeveloped countries, e-commerce sales reached a record 87 billion reais in Brazil in 2020, with part of this growth attributed to the COVID-19 pandemic, which drove a 57% increase in online shopping. Along with the growth of e-commerce, Brazil faces challenges in logistics infrastructure, especially in deliveries to final consumers in urban areas, known as last mile delivery. These operations are more complex due to intense vehicle traffic, high population density, and the characteristics of the road network, i.e., the directions of the roads, traffic lights, turning lanes, parks, bridges, rivers, among others. In this context, this work aims to propose a method to partition an urban territory based on the location of e-commerce last mile delivery points, considering the characteristics of the road network, to obtain a grouping and routing closer to the reality of distribution operation. The method was applied in the cities of São Paulo, Rio de Janeiro, Curitiba, Salvador, Porto Alegre and Fortaleza, and also aims to determine under which grouping criteria more efficient distributions are obtained. The criteria considered were Euclidean distances, real distances, and times between delivery demand points, combined with an exploratory analysis of the number of groups/districts that the area should be partitioned. The proposed method is flexible and can be applied to cities of any size, not depending on specific information from municipalities, satellites, or manual inputs from the planner. The results obtained consist of graphs and maps of the cities, considering each grouping criterion for each district. The distances and times obtained in each criterion were compared. It was observed that the results for the clusters considering the real distances present overlapping routes and a complex format, which differs from the literature recommendations. However, these routes showed the best average real distances and times compared to the clustering based on euclidean distances. This suggests that the road network plays a crucial role in partitioning and should be considered in urban planning.

Keywords: last mile e-commerce deliveries; urban territory partitioning.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 - Expectativa de crescimento populacional mundial em áreas urbanas e rurais. United Nations, Department of Economic and Social Affairs, Population Division (2018a).....	14
Figura 1.2 - Evolução do Comércio eletrônico.....	15
Figura 2.1 - Particionamento da região R em distritos.....	24
Figura 3.1 - Velocidades de viagem previstas para São Paulo em um dia da semana (sentido horário a partir do canto superior esquerdo: 1h, 8h, 12h, 18h).....	35
Figura 4.1 – Exemplo de impacto da malha viária no descolamento entre dois pontos quaisquer na região da Avenida Paulista na cidade de São Paulo.	42
Figura 4.2 – Exemplo de mapa da cidade de Porto Alegre com os pontos agrupados por grupos e a localização dos centroides	46
Figura 5.1 – São Paulo: Zona Máxima de restrição de circulação de veículos	51
Figura 5.2 – São Paulo com os pontos de demanda.....	52
Figura 6.1: Histograma fator de circuidade São Paulo.....	64
Figura 6.2: São Paulo: Particionamento e Roteirização para k igual a 3, 5, 7 e 10..	65
Figura 6.3: São Paulo - Agrupamento Distância Euclidiana k igual a 3.....	67
Figura 6.4: São Paulo - Agrupamento Distância Real, k igual a 3	67
Figura 6.5: São Paulo - Agrupamento Tempo, k igual a 3	68
Figura 6.6: Análise dos resultados do particionamento da cidade de São Paulo para o agrupamento através das distâncias euclidianas	71
Figura 6.7: Análise dos resultados do particionamento da cidade de São Paulo para o agrupamento através das distâncias reais	72
Figura 6.8: Análise dos resultados do particionamento da cidade de São Paulo para o agrupamento através dos tempos	74
Figura 6.9: Histograma fator de circuidade Rio de Janeiro	75
Figura 6.10: Rio de Janeiro: Particionamento e Roteirização para k igual a 2, 3 e 5	76
Figura 6.11: Rio de Janeiro - Agrupamento Distância euclidiana, $k = 3$	77
Figura 6.12: Rio de Janeiro - Agrupamento Distância real, $k = 3$	78
Figura 6.13: Rio de Janeiro - Agrupamento por tempos, $k = 3$	78
Figura 6.14: Análise dos resultados do particionamento da cidade do Rio de Janeiro com agrupamento através das distâncias euclidianas	80

Figura 6.15: Análise dos resultados do particionamento da cidade do Rio de Janeiro com agrupamento através das distâncias reais	82
Figura 6.16: Análise dos resultados do particionamento da cidade do Rio de Janeiro com agrupamento através dos tempos.	83
Figura 6.17- Histograma fator de circuidade Curitiba.....	84
Figura 6.18: Mapa entre ponto 2 e ponto 3, um exemplo do impacto da malha viária na cidade de Curitiba.	85
Figura 6.19: Curitiba: Particionamento e Roteirização para k igual a 3, 5, 7 e 10....	86
Figura 6.20: Curitiba - Agrupamento Distância Euclidiana, k igual a 5.....	88
Figura 6.21: Curitiba - Agrupamento Distância Real, k igual a 5.....	88
Figura 6.22: Curitiba - Agrupamento Tempo, k igual a 5.....	89
Figura 6.23: Análise dos resultados do particionamento da cidade de Curitiba para o agrupamento através das distâncias euclidianas	92
Figura 6.24: Análise dos resultados do particionamento da cidade de Curitiba para o agrupamento através das distâncias reais	93
Figura 6.25: Análise dos resultados do particionamento da cidade de Curitiba para o agrupamento através dos tempos	95
Figura 6.26: Histograma do fator de circuidade para Salvador	96
Figura 6.27: Mapa entre ponto 2 e ponto 3, um exemplo do impacto da malha viária na cidade de Salvador.....	97
Figura 6.28: Salvador: Particionamento e Roteirização para k igual a 3, 5, 7 e 10 ..	98
Figura 6.29: Salvador - Agrupamento Distância Euclidiana, k igual a 5	99
Figura 6.30: Salvador - Agrupamento Distância Real, k igual a 5	100
Figura 6.31: Salvador - Agrupamento Tempo, k igual a 5.....	100
Figura 6.32: Análise dos resultados do particionamento da cidade de Salvador para o agrupamento através das distâncias euclidianas	103
Figura 6.33: Análise dos resultados do particionamento da cidade de Salvador para o agrupamento através das distâncias reais	104
Figura 6.34: Análise dos resultados do particionamento da cidade de Salvador para o agrupamento através dos tempos	106
Figura 6.35: Histograma do fator de circuidade para Porto Alegre	107
Figura 6.36: Mapa entre ponto 89 e ponto 89, um exemplo do impacto da malha viária na cidade de Porto Alegre.....	108

Figura 6.37: Porto Alegre: Particionamento e Roteirização para k igual a 3, 5, 7 e 10	109
Figura 6.38: Porto Alegre - Agrupamento Distância Euclidiana, k igual a 5	111
Figura 6.39: Porto Alegre - Agrupamento Distância Real, k igual a 5	111
Figura 6.40: Porto Alegre - Agrupamento Tempo, k igual a 5	112
Figura 6.41: Análise dos resultados do particionamento da cidade de Porto Alegre para o agrupamento através das distâncias euclidianas	115
Figura 6.42: Análise dos resultados do particionamento da cidade de Porto Alegre para o agrupamento através das distâncias reais	116
Figura 6.43: Análise dos resultados do particionamento da cidade de Porto Alegre para o agrupamento através dos tempos	118
Figura 6.44: Histograma do fator de circuícidade para Fortaleza	119
Figura 6.45: Fortaleza: Particionamento e Roteirização para k igual a 2, 3 e 5	120
Figura 6.46: Fortaleza - Agrupamento Distância Euclidiana, k igual a 5	121
Figura 6.47: Fortaleza - Agrupamento Distância Real, k igual a 5	122
Figura 6.48: Fortaleza - Agrupamento Tempo, k igual a 5	122
Figura 6.49: Análise dos resultados do particionamento da cidade de Fortaleza para o agrupamento através das distâncias euclidianas	124
Figura 6.50: Análise dos resultados do particionamento da cidade de Fortaleza para o agrupamento através das distâncias reais	125
Figura 6.51: Análise dos resultados do particionamento da cidade de Fortaleza para o agrupamento através dos tempos	127

LISTA DE TABELAS

Tabela 5.1 - Valores das áreas e número de pontos gerados para cada cidade	62
Tabela 6.1- Quantidade de pontos em cada distrito para agrupamento euclidiano, real e por tempo para São Paulo $k = 3$	65
Tabela 6.2: Resultado para particionamento com critérios para São Paulo	69
Tabela 6.3: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade de São Paulo a partir do agrupamento através da distância euclidiana	71
Tabela 6.4: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade de São Paulo a partir do agrupamento através da distância real comparado a euclidiana ...	73
Tabela 6.5: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade de São Paulo a partir do agrupamento através do tempo comparado ao euclidiano	74
Tabela 6.6 - Quantidade de pontos em cada distrito para agrupamento euclidiano, real e por tempo para o Rio de Janeiro $k = 3$	77
Tabela 6.7: Resultado para particionamento com critérios para o Rio de Janeiro	79
Tabela 6.8: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade do Rio de Janeiro a partir do agrupamento através da distância euclidiana.....	81
Tabela 6.9: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade do Rio de Janeiro a partir do agrupamento através da distância real comparado a euclidiana	82
Tabela 6.10: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade do Rio de Janeiro a partir do agrupamento através do tempo comparado a euclidiana.	84
Tabela 6.11: Quantidade de pontos em cada distrito para agrupamento euclidiano, real e por tempo para Curitiba $k = 3$	87
Tabela 6.12: Resultado para particionamento com critérios para Curitiba.....	90
Tabela 6.13: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade de Curitiba a partir do agrupamento através da distância euclidiana	92
Tabela 6.14: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade de Curitiba a partir do agrupamento através da distância real comparado a euclidiana	94
Tabela 6.15: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade de Curitiba a partir do agrupamento através do tempo comparado ao euclidiano	95
Tabela 6.16: Quantidade de pontos em cada distrito para agrupamento euclidiano, real e por tempo para Salvador $k = 3$	99

Tabela 6.17: Resultado para particionamento com critérios para São Paulo	101
Tabela 6.18: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade de Salvador a partir do agrupamento através da distância euclidiana	103
Tabela 6.19: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade de Salvador a partir do agrupamento através da distância real comparado a euclidiana	105
Tabela 6.20: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade de Salvador a partir do agrupamento através do tempo comparado ao euclidiano	106
Tabela 6.21: Quantidade de pontos em cada distrito para agrupamento euclidiano, real e por tempo para Porto Alegre $k = 3$	110
Tabela 6.22: Resultado para particionamento com critérios para Porto Alegre	113
Tabela 6.23: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade de Porto Alegre a partir do agrupamento através da distância euclidiana	115
Tabela 6.24: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade de Porto Alegre a partir do agrupamento através da distância real comparado a euclidiana	117
Tabela 6.25: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade de Porto Alegre a partir do agrupamento através do tempo comparado ao euclidiano	118
Tabela 6.26: Quantidade de pontos em cada distrito para agrupamento euclidiano, real e por tempo para Fortaleza $k = 3$	121
Tabela 6.27: Resultado para particionamento com critérios para São Paulo	123
Tabela 6.28: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade de Fortaleza a partir do agrupamento através da distância euclidiana	124
Tabela 6.29: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade de Fortaleza a partir do agrupamento através da distância real comparado a euclidiana	126
Tabela 6.30: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade de Fortaleza a partir do agrupamento através do tempo comparado ao euclidiano.....	127
Tabela 6.31: Resumo resultados da aplicação do método	128
Tabela 6.32: Trade-off ganho de tempo versus impacto na distância real em cada critério de agrupamento para todas as cidades.....	130

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	URBANIZAÇÃO E COMÉRCIO ELETRÔNICO	13
1.2	DISTRIBUIÇÃO DE ÚLTIMA MILHA EM ÁREAS URBANAS	16
1.3	OBJETIVO DA PESQUISA	17
1.4	RELEVÂNCIA	18
1.5	ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	20
2	REVISÃO DA LITERATURA SOBRE PARTICIONAMENTO DE TERRITÓRIO URBANO	22
2.1	MÉTODOS E ANÁLISES PARA PARTICIONAMENTO DE TERRITÓRIO	22
2.2	ROTEIRIZAÇÃO DE ENTREGAS DE ÚLTIMA MILHA PARA O PARTICIONAMENTO DE TERRITÓRIO	30
3	DESCRIÇÃO DO PROBLEMA	34
4	MÉTODO PARA O PARTICIONAMENTO DE TERRITÓRIO URBANO	38
4.1	CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE INTERESSE	38
4.2	MATRIZES DE DISTÂNCIAS E TEMPO	40
4.2.1	<i>Matriz de distância Euclidiana</i>	40
4.2.2	<i>Matriz de distância real e Matriz de Tempo</i>	40
4.3	FATOR DE CIRCUICIDADE	42
4.4	AGRUPAMENTO DOS PONTOS – ORIGEM DOS DISTRITOS	43
4.5	ROTEIRIZAÇÃO DAS ENTREGAS	46
5	APLICAÇÃO DO MÉTODO PARA PARTICIONAMENTO DE TERRITÓRIO URBANO	50
5.1	SÃO PAULO	50
5.2	RIO DE JANEIRO	52
5.3	CURITIBA	54
5.4	SALVADOR	56
5.5	PORTO ALEGRE	58
5.6	FORTALEZA	60
5.7	RESUMO DOS PARÂMETROS DAS CIDADES UTILIZADOS NA APLICAÇÃO DO MÉTODO DE PARTICIONAMENTO DE TERRITÓRIO URBANO	62
6	RESULTADOS DA APLICAÇÃO DO MÉTODO PARA PARTICIONAMENTO DE TERRITÓRIO	63
6.1	SÃO PAULO	63
6.1.1	<i>Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir das distâncias euclidianas para a cidade de São Paulo</i>	70

6.1.2	<i>Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir das distâncias reais para a cidade de São Paulo</i>	72
6.1.3	<i>Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir dos tempos para a cidade de São Paulo</i>	73
6.2	RIO DE JANEIRO	75
6.2.1	<i>Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir das distâncias euclidianas para a cidade do Rio de Janeiro</i>	80
6.2.2	<i>Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir das distâncias reais para a cidade do Rio de Janeiro</i>	81
6.2.3	<i>Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir dos tempos para a cidade do Rio de Janeiro</i>	83
6.3	CURITIBA	84
6.3.1	<i>Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir das distâncias euclidianas para a cidade de Curitiba</i>	91
6.3.2	<i>Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir dos tempos para a cidade de Curitiba</i>	93
6.3.3	<i>Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir dos tempos para a cidade de Curitiba</i>	94
6.4	SALVADOR	96
6.4.1	<i>Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir das distâncias euclidianas para a cidade de Salvador</i>	102
6.4.2	<i>Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir das distâncias reais para a cidade de Salvador</i>	104
6.4.3	<i>Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir dos tempos para a cidade de Salvador</i>	105
6.5	PORTO ALEGRE	107
6.5.1	<i>Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir das distâncias euclidianas para a cidade de Porto Alegre</i>	114
6.5.2	<i>Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir das distâncias reais para a cidade de Porto Alegre</i>	116
6.5.3	<i>Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir dos tempos para a cidade de Porto Alegre</i>	117
6.6	FORTALEZA	119
6.6.1	<i>Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir das distâncias euclidianas para a cidade de Fortaleza</i>	123
6.6.2	<i>Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir das distâncias reais para a cidade de Fortaleza</i>	125
6.6.3	<i>Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir dos tempos para a cidade de Fortaleza</i>	126
6.7	RESUMO DOS RESULTADOS DA APLICAÇÃO DO MÉTODO	128
7	CONSIDERAÇÕES FINAIS	132

8	REFERENCIAS	135
----------	--------------------------	------------

1 INTRODUÇÃO

O objetivo deste trabalho é propor um método de particionamento de território urbano, para entregas de última milha, de produtos adquiridos por meio do comércio eletrônico (do inglês *e-commerce*), em centros urbanos brasileiros, considerando os atributos da malha viária, ou seja, as características do conjunto de vias presentes no território, tais como: sentido de circulação das vias; semáforos; topografia; e tráfego. A avaliação do impacto dessas características, no particionamento do território urbano, se torna imprescindível, visto que essas particularidades afetam diretamente as distâncias e tempos na distribuição de cargas em última milha.

1.1 Urbanização e comércio eletrônico

A urbanização é um processo socioeconômico construído com base no planejamento e distribuição espacial, convertendo ambientes rurais em urbanos. Esse processo inclui mudanças na cultura, comportamento, estilo de vida e estrutura demográfica. A maior parcela do desenvolvimento de atividades econômicas e inovações vem acontecendo nos centros urbanos, aprimorando fluxos de transporte, informação e comércio, além de ser o local onde serviços públicos e privados, com melhor qualidade, estão disponíveis e os serviços básicos são mais acessíveis, comparado às áreas rurais (United Nations Department of Economic and Social Affairs Population Division, 2018).

A Organização das Nações Unidas estimam que a população mundial aumentará de 7,7 bilhões de pessoas em 2019 para 8,5 bilhões até 2030, com 55,3% da população mundial vivendo em áreas urbanas, tornando o processo de urbanização como uma das “megatendências” demográficas globais (United Nations, 2019).

Além disso, prevê-se o crescimento do número de megacidades, ou seja, cidades com mais de 10 milhões de habitantes, partindo de 28 em 2014 para alcançar 41 cidades em 2030 (United Nations Department of Economic and Social Affairs Population Division, 2018). Este rápido crescimento agrega desafios para o

desenvolvimento urbano e infraestruturas sustentáveis. A expectativa de crescimento populacional mundial em áreas urbanas e rurais está ilustrada na Figura 1.1.

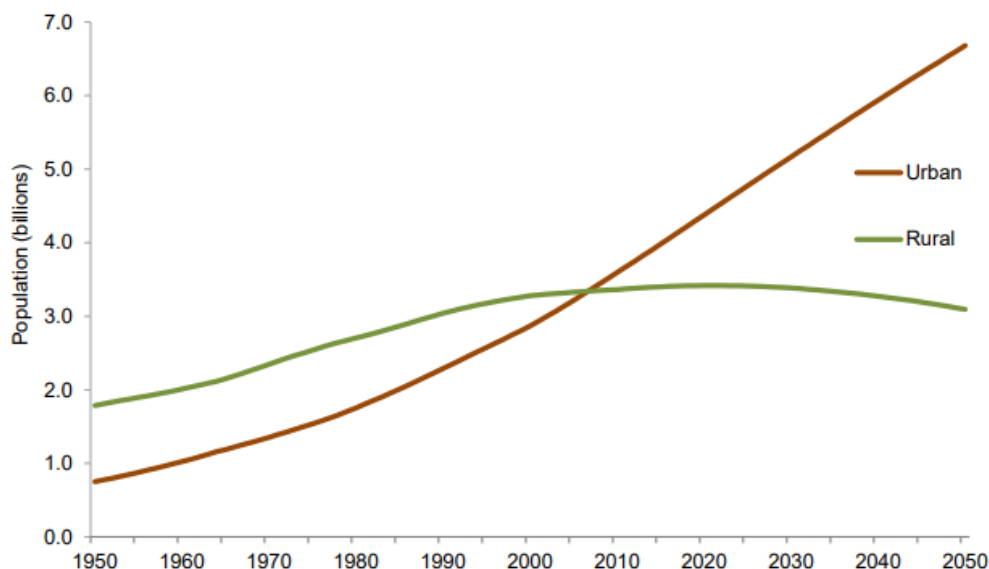


Figura 1.1 - Expectativa de crescimento populacional mundial em áreas urbanas e rurais. United Nations, Department of Economic and Social Affairs, Population Division (2018a)

Fonte: *World Urbanization Prospects* (2018).

As regiões mais urbanizadas no mundo são: América do Norte com 82% da população vivendo em áreas urbanas; América Latina e Caribe com 81%; Europa com 74%; e Oceania com 68% (United Nations, 2019).

Os países menos desenvolvidos e em desenvolvimento estão entre os que possuem crescimento populacional mais acelerado do mundo. Muitos com perspectiva de dobrar a população entre 2019 e 2050, gerando, com isso, complexidade na gestão política, socioeconômica e pressão sobre os recursos limitados (United Nations Department of Economic and Social Affairs Population Division, 2018).

Ao mesmo tempo que o crescimento populacional, em centros urbanos, crescem cada vez mais, as vendas do comércio eletrônico para o consumidor (do inglês *e-commerce business-to-consumer*, B2C), aumentaram dois dígitos em 2020; somente o segundo semestre foi responsável por 47% de incremento nas vendas (Ebit/Nielsen, 2020). Analistas preveem que a participação do *e-commerce*, no mercado, alcance a representatividade de 25% até o ano de 2026 (Taylor, 2019). Na

Figura 1.2 é possível acompanhar o crescimento e evolução do comércio eletrônico nos últimos 20 anos.

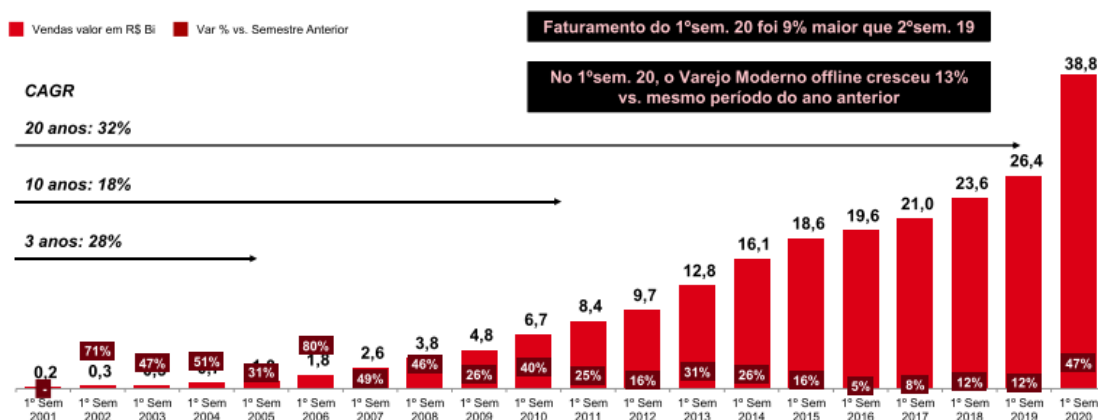


Figura 1.2 - Evolução do Comércio eletrônico

Fonte: Ebit/Nielsen (2020)

Apenas na América Latina, o faturamento do *comércio eletrônico* no ano de 2020 foi de 133 bilhões de reais (aproximadamente 25 bilhões de dólares), com destaque para o Brasil, já que 36% de sua população são compradores digitais. Em 2020, o comércio eletrônico B2C no Brasil alcançou a marca histórica de 87 bilhões de reais em vendas, com um crescimento de 41% na receita das vendas, comparado ao mesmo período no ano anterior, e com 17,9 milhões de novos consumidores, representando um aumento de 23% com relação ao ano de 2019 (Ebit/Nielsen, 2021).

Uma parcela considerável desse crescimento pode ser justificada pela pandemia do COVID-19, em que o número de pedidos *online* aumentou em 57% (Ebit/Nielsen, 2020). É possível enxergar esse reflexo no Brasil, onde 84% dos brasileiros alteraram o padrão comportamental de compras durante a pandemia da COVID-19, e 57% indicaram maior preferência por fazer as compras de final do ano de 2020, de forma *online* (McKinsey & Company, 2020).

É crescente o número de pessoas que preferem fazer suas compras *online* a se deslocarem até uma loja física. A conveniência das vendas *online* é uma tendência que dificilmente será revertida no futuro, principalmente em um mundo durante e pós pandemia da COVID-19 (Kim, 2020). A aceleração da modalidade de compras *online*, ocorrida durante a crise pandêmica, provocou mudanças substanciais no

comportamento dos consumidores, muitos efetivaram a primeira compra *online* durante esse período, forçando, com isso, muitas lojas a entrarem no comércio eletrônico.

Apesar do grande crescimento do comércio eletrônico, provocado pela pandemia, o Brasil enfrenta algumas barreiras que impedem um avanço ainda maior no comércio eletrônico, por exemplo, a internet brasileira é três vezes mais lenta que a média mundial e a infraestrutura de logística de entrega é uma grande preocupação para os lojistas e, também, para os consumidores, quando se trata de comprar produtos online (Ebit/Nielsen, 2019).

Apesar de todos os obstáculos, o comércio eletrônico ainda se faz uma escolha conveniente e eficaz para entregas urbanas e não urbanas (Morganti *et al.*, 2014; Cara e Zhou, 2015; Moroz e Polkowski, 2016). As entregas em regiões urbanas, para o consumidor final, conhecida como última milha (do inglês *last-mile*), estão vinculadas a uma maior complexidade das operações, devido principalmente a maior densidade populacional e ao tráfego de veículos, sendo ainda muito sensíveis ao tipo e tamanho do pacote (Manerba *et al.*, 2018).

1.2 Distribuição de última milha em áreas urbanas

A distribuição de última milha compreende ao trecho final da entrega B2C, com o transporte de mercadorias a partir dos centros de distribuição (CD), armazéns ou fábricas, para os locais de demanda, geralmente estabelecimentos comerciais (tais como lojas, restaurantes, escritórios etc.) ou residências, que se concentram majoritariamente em áreas urbanas (MacHaris e Melo, 2011; Laranjeiro *et al.*, 2019).

A logística dos grandes centros tem como objetivo prover um transporte rápido, confiável e eficiente de mercadorias. Para isso é necessário dispor de um sistema de planejamento sofisticado, que utilize modelos de otimização, os quais podem provocar uma redução de 5% a 20% nos custos totais (Toth e Vigo, 2002).

Por ser a mais cara, menos eficiente e o maior poluente de toda a cadeia logística, a distribuição em última milha possui grandes desafios, devido principalmente ao denso tráfego de veículos, quando os prestadores de serviços logísticos competem com os usuários na utilização das vias. Disputa esta que aumenta o custo de transporte e diminui o nível de serviço prestado (Fleischmann *et*

al., 2004; Maden *et al.*, 2010).

Além disso, os clientes têm exigido um nível de qualidade superior no atendimento das entregas, forçando uma competição entre as principais empresas de comércio eletrônico, que devem fazer as entregas cada vez mais rápidas, principalmente, na última milha. Neste contexto, a entrega de bens para grandes populações é um desafio contínuo, especialmente para as novas e prestes a se tornarem megacidades, localizadas principalmente em economias emergentes, onde as operações de logística enfrentam grandes desafios, tais como, topologia urbana variável, diferentes densidades populacionais, canais de varejo fragmentados e mudanças nas políticas locais, entre outros (Laranjeiro *et al.*, 2019).

1.3 Objetivo da pesquisa

O objetivo deste trabalho de pesquisa de mestrado é propor um método de particionamento de território urbano, ou seja, dividir uma região em sub-regiões, chamadas distritos (zonas ou *clusters*), a partir da localização de pontos de demandas de entregas de última milha.

Esse método tem como propósito determinar sob quais condições é possível obter agrupamentos e distribuições mais eficientes, isto é, menores tempos e, se possível, menores distâncias. Comparando os agrupamentos realizados com três diferentes parâmetros: (I) agrupamento e distribuição utilizando a distância euclidiana; (II) agrupamento e distribuição utilizando a distância real; e (III) agrupamento e distribuição utilizando o tempo de entrega entre os pontos de demanda.

Esse método tem, ainda, como proposta, absorver características viárias no particionamento do território, ou seja, os atributos que caracterizam a via (direções das vias, semáforos, permissões de conversão, relevo, topografia, entre outros) e as barreiras físicas do local, como parques, lagos e pontes, visto que, a malha disponível tem forte impacto nos tempos de entregas e distâncias.

Os benefícios de introduzir as características da malha viária à pesquisa, permitem que planejadores de distribuição de carga urbana, obtenham um agrupamento e roteirização dos pontos de entrega efetivo, isto é, o mais próximo a realidade que irá encontrar na operação de distribuição, e que ainda seja possível escolher entre o agrupamento e roteiro com menor distância e/ou com menor tempo.

O método proposto é bastante flexível, pode ser aplicado em qualquer cidade, independente da disponibilidade de dados. E, ainda, automatizado, com o propósito de não depender de *inputs* e execuções de tarefas manuais do planejador, trazendo, com isso, vantagens para aplicações em grandes áreas que demandam grande volume de processamento de dados.

1.4 Relevância

A vida econômica e social do mundo moderno encontra-se altamente concentrada nos centros urbanos e, segundo Gouldson *et al.* (2015), estima-se que eles sejam responsáveis por 85% do Produto Interno Bruto (PIB). Isso significa que os processos de manufatura e comércio estão localizados e centralizados em áreas urbanas.

O transporte de mercadorias, em áreas urbanas, ainda não é bem compreendido, não existe uma metodologia voltada para a análise e planejamento dessas áreas e a grande maioria das cidades ainda não encontrou soluções adequadas que ajudem a otimizar a movimentação urbana de mercadorias. O planejamento de uma cidade é focado principalmente no transporte de passageiros e não na distribuição de cargas, gerando conflitos, visto que os esforços das cidades para lidar com os impactos são frequentemente limitados ao planejamento urbano e tráfego. O transporte de carga é cada vez mais importante para a competitividade regional e, ao mesmo tempo, uma ameaça crescente para a sustentabilidade urbana (Dablanc, 2007; Lindholm e Behrends, 2012).

As políticas urbanas voltadas para a mobilidade de carga parecem ser bastante ineficientes, ou seja, os governos locais esbarram em grandes dificuldades em organizar e controlar as atividades de transporte de mercadorias, e a prestação de serviços logísticos é precária e inadequada para o volume de demanda de transporte de carga dentro dos centros urbanos (Dablanc, 2007). Além disso, o crescimento das cidades está diretamente relacionado ao problema do transporte urbano de carga, provocando congestionamento, poluição, barulho e vibrações, que reduzem o bem-estar, a acessibilidade e a atratividade das áreas urbanas (Oliveira, 2014).

Uma possível alternativa, para compreender os fatores que afetam o transporte urbano, seria aumentar os investimentos em pesquisas nas áreas de

logística e distribuição. Porém, faltam modelos, avaliações e divulgações de estudos e projetos, dificultando o acompanhamento e desenvolvimentos de pesquisas nessa área (Lindholm e Behrends, 2012).

Entre os principais tópicos de pesquisas relacionados ao problema de transporte de carga urbano destacam-se: a busca por eficiência operacional; redução de custos de operação; redução de impactos ambientais e sustentabilidade; utilização de novas tecnologias; e melhoria da gestão do espaço urbano através dos sistemas de transporte (Van Binsbergen e Visser, 1999; Kin *et al.*, 2017; Lindholm e Behrends, 2012).

O comportamento apresentado, nos últimos quarenta anos, em cidades como São Paulo, no Brasil, Mumbai, na Índia, e Lagos, na Nigéria, mostra um padrão que se repete em muitas outras cidades, ou seja, um crescimento populacional massivo e incontrolável, com uma extensão maior do que os recursos das cidades podem absorver, além do enorme congestionamento de veículos e transporte deficiente (Taubenböck *et al.*, 2012).

Existe ainda uma grande dificuldade para mapear e medir esse crescimento urbano. Na maioria dos casos, existem grandes quantidades de dados espaciais disponíveis, tanto quantitativos, quanto qualitativos, com informações sobre a expansão urbana. Porém, esse conjunto de dados, geralmente, são de acesso restrito, muitas vezes inconsistentes e sem apresentar um padrão definido e, além disso, nem sempre são armazenados e centralizados em órgãos de pesquisa (Taubenböck *et al.*, 2012).

A distribuição urbana de cargas, ou seja, o transporte e a entrega de produtos dentro dos limites da cidade, vem despertando um grande e contínuo interesse da comunidade científica, com o intuito de aprimorar o entendimento de sua complexidade, aliado a melhorias e possíveis soluções, em virtude dos impactos econômicos, sociais e ambientais decorrentes desta atividade (Zamzuzi, 2015).

Com a recente disponibilidade de grandes quantidades de informações e dados sobre sistemas urbanos, tornou-se possível uma nova "ciência das cidades" (Batty, 2013), a qual possui a finalidade de compreender e modelar fenômenos que nelas ocorrem. Características como a morfologia urbana, escolha dos locais de atividades e residências, expansão urbana e a evolução da malha viária, são apenas

alguns dos processos importantes que foram amplamente discutidos por um longo período e agora espera-se que eles sejam melhor compreendidos e soluções eficientes e inovadoras sejam propostas, como é o caso da metodologia aqui apresentada.

O impacto da malha viária de uma cidade, e a utilização de informações e dados públicos, que são obtidos através do Bing Maps (Microsoft, 2023), tornam o estudo replicável em qualquer grande centro do mundo, sem a obrigatoriedade do conhecimento de dados adicionais específicos.

Dentre os trabalhos presentes na literatura, com relação a entregas em última milha, poucos deles tratam a malha viária de uma cidade como principal variável de decisão. Por exemplo, um caso de entrega considerando uma distância em linha reta de 2 km, do depósito até o destino, pode ter seu percurso aumentado para até 5 km de distância ao incorporar a malha viária existente, devido ao sentido das vias, conversões e topografia do trajeto. Assim, incorporar a malha viária ao problema é conceber uma característica necessária, real e bastante benéfica, pois podem fazer com que as entregas de última milha sejam bem mais rápidas e eficientes.

1.5 Organização do trabalho

A estrutura desta dissertação está organizada em sete capítulos, conforme apresentado a seguir:

Capítulo 1 – Introdução: Contextualização e relevância do tema de estudo, os objetivos do trabalho e estrutura geral da dissertação;

Capítulo 2 - Revisão da literatura: Destaque sobre a literatura científica, pesquisas e autores relevantes ao tema: (I) Métodos e análises para particionamento de território e (II) Roteirização de entregas de última milha;

Capítulo 3 – Descrição do problema: Detalhamento do problema e escopo da dissertação;

Capítulo 4 – Método proposto para o particionamento de território: Proposta de um método para solucionar o problema de particionamento de território urbano, para entregas de última milha, incorporando as características da malha viária;

Capítulo 5 - Aplicação do Método: Descrição dos dados utilizados e aplicação do método de particionamento de território urbano nas cidades de São Paulo - SP, Rio de Janeiro - RJ, Curitiba - PR, Porto Alegre - RS, Salvador - BA e Fortaleza - CE, considerando os parâmetros de distâncias euclidianas, distâncias reais e os tempos entre os pontos de entregas de última milha;

Capítulo 6 – Resultados: Apresentação dos resultados obtidos com a aplicação do método proposto para o problema de particionamento de território urbano com detalhes, análises, comparações e discussões referentes às cidades de São Paulo - SP, Rio de Janeiro - RJ, Curitiba - PR, Porto Alegre - RS, Salvador- BA e Fortaleza - CE;

Capítulo 7 – Conclusão: Apresentação das considerações finais referentes a aplicação do método proposto, das conclusões do trabalho e, também, algumas sugestões para trabalhos futuros.

2 REVISÃO DA LITERATURA SOBRE PARTICIONAMENTO DE TERRITÓRIO URBANO

Neste capítulo é apresentada uma revisão da literatura científica e o contexto no qual o problema de particionamento de território urbano está inserido. O objetivo desta revisão é abordar as diferentes métricas e métodos, encontrados e que foram aplicados à solução do problema de particionamento de território urbano para distribuição de última milha do comércio eletrônico, assim como, suas limitações e os resultados, com foco em aplicações que contemplam as características da malha viária para realizar o particionamento do território. Na sequência, são apresentados trabalhos que utilizam a roteirização dos pontos de demandas para avaliar o particionamento obtido.

Este capítulo está dividido em duas seções:

- (I) Métodos e análises para o problema do particionamento de território;
- (II) Roteirização das entregas de última milha.

2.1 Métodos e análises para particionamento de território

O particionamento de território (do inglês *districting*), ou o problema de particionamento do território urbano, envolve a divisão de uma região geográfica em sub-regiões, isto é, áreas menores (distritos ou zonas), de acordo com alguns critérios. O objetivo de particionar uma área é facilitar a organização das operações que serão realizadas dentro dessa sub-região geográfica. A abordagem do problema é realizada através da subdivisão da região de interesse em áreas elementares (unidades), de forma que cada uma possua um ou mais atributos relacionados a ela, garantindo, assim, um equilíbrio entre as zonas, como, por exemplo, zonas eleitorais, território de vendas (Fleischmann e Paraschis, 1988), emergências e distritos de saúde (Pezzella *et al.*, 1981).

De acordo com Loranca *et al.* (2015), os dois modelos de otimização matemática mais comuns para resolver o problema do particionamento de território são o modelo *set partitioning*, conforme apresentado por (Marsten, 1974), e o modelo

de localização-alocação. O modelo de localização-alocação (Cooper, 1963), consiste em localizar um conjunto de novas instalações (depósito/centroide) de modo que o custo do transporte a partir destas instalações até os clientes seja minimizado (Azarmand e Jami, 2009).

Segundo Novaes *et al.* (2000), o particionamento é uma tarefa de difícil execução, principalmente no que tange a definição exata dos limites entre as sub-regiões formadas, ou seja, onde termina um distrito e inicia-se o outro, devido às características urbanas, aspectos operacionais e topológico das cidades. Os autores desenvolveram um modelo de otimização aplicado ao problema de definição de distritos e múltiplos roteiros de entregas, com o objetivo de dividir a região em distritos de entrega e definir a frota ótima (tipo e quantidade de veículos), a fim de minimizar os custos da operação de distribuição. O método foi aplicado à cidade de São Paulo no Brasil, em uma região urbana de formato irregular e heterogêneo, variando a densidade de pontos de entrega. É importante destacar que o método não considera as características da malha viária no particionamento do território. As variáveis utilizadas, tais como densidade de pontos de entrega, são aleatórias, com distribuições estatísticas. Idealmente os veículos deveriam ter uma carga de trabalho balanceada, ou seja, visitar o mesmo número de clientes com a mesma quantidade de carga, apresentando assim o mesmo tempo de ciclo, porém, isso não é possível devido as características heterogêneas da região; sendo assim, os autores procuram equilibrar a carga de trabalho dos veículos, atribuindo uma rota utilizando restrições de tempo de atendimento e de capacidade de forma estocástica. Os distritos de entrega são formados radialmente, e o modelo de otimização retorna características do distrito, delimitadas através de coordenadas polares, tais como ângulos e raios, com o centro de distribuição localizado na origem, como mostra a Figura 2.1.



Figura 2.1 - Particionamento da região R em distritos

Fonte: Novaes *et al.* (2000)

De acordo com Galvão *et al.* (2006), o objetivo do particionamento de território em problemas de distribuição logística é obter a segmentação ótima da região de interesse, em zonas de entregas ou distritos. Esse problema tem sido abordado na literatura através de aproximações contínuas, ou seja, utilizando distâncias euclidianas, distritos em formatos geométricos (Novaes *et al.*, 2000a; Daganzo, 2005), com base na densidade espacial e na distribuição da demanda, e não através de aproximações discretas, a qual demanda informações precisas sobre cada ponto de demanda ou entrega, permitindo assim, modelos mais simples.

Na maioria das soluções para o problema de particionamento de território, assume-se métricas euclidianas, ou seja, utilizam as distâncias euclidianas entre os pontos, com fatores multiplicativos de peso, que caracterizam a região, com o objetivo de representar o impacto da malha viária e estar o mais próximo possível à distância real. Porém, os problemas reais compreendem uma combinação complexa de métricas (distância, tráfego, pontes e etc.).

No trabalho (Galvão *et al.*, 2006) encontra-se uma possível forma de lidar com

essa complexidade. Os autores utilizaram o diagrama de Voronoi, no qual, dado um conjunto finito de pontos distintos e isolados em um espaço contínuo, associam-se todas as localizações (centroide/depósito) com o membro mais próximo do conjunto de pontos, partindo de um padrão de particionamento radial em anel a partir do depósito, relaxando-se os limites iniciais dos distritos e aliando-se a formulação do Diagrama com pesos multiplicativos para cada distrito. O modelo foi aplicado para resolver um problema de distribuição de carga na cidade de São Paulo, no Brasil. Nesse trabalho foram obtidos, e com um menor tempo computacional, resultados de particionamento com contornos dos distritos mais suaves, ou seja, próximos aos encontrados em situações reais, comparados aos encontrados em Novaes *et al.* (2000), além disso, os tempos de entrega, com a repartição do território obtida, foram mais equilibrados entre os distritos. Entretanto, os autores destacaram o fato de que por terem utilizado distâncias euclidianas, ao invés de distâncias reais, isso pode ter resultado em um custo menor do que o esperado na prática, visto que, a distância euclidiana geralmente é menor que a distância real.

Embora ainda alguns problemas de particionamento de território tenham sido tratados como discretos, ou seja, assumindo a região previamente dividida em um conjunto de áreas menores e agregando informações a essas áreas com o auxílio de um modelo de otimização matemática, a aproximação contínua, por outro lado, é baseada na densidade espacial da demanda, em vez de informações precisas sobre cada unidade elementar. O diagrama de Voronoi tem sido utilizado em associação com modelos de aproximação contínua para resolver problemas de localização-alocação (Novaes *et al.*, 2009).

O conceito do diagrama de Voronoi (Aurenhammer, 1991) se resume em: dado um conjunto finito de pontos distintos e isolados em um espaço contínuo, associam-se todos os pontos as localizações (centroide ou depósitos) mais próximas (Okabe A, Boots B, 2000). A utilização do diagrama de Voronoi permite considerar as características da malha viária para tratar de situações como lagos e pontos de interrupção de vias (*disrupting points*), tais como pontes de travessia, além de outras situações. Para isso, Novaes *et al.* (2009) adicionaram ao modelo uma variável que permite inserir obstáculos em vias, de tal forma a representar a impossibilidade de realizar o percurso em linha reta entre os pontos inicial e final, quando esses obstáculos são encontrados.

Novaes *et al.* (2009) desenvolveram um modelo de localização-alocação através da combinação do diagrama de Voronoi e um algoritmo de otimização, com o objetivo definir as quantidades de distritos e seus limites atribuídos aos veículos de entrega, de forma a minimizar o custo, equilibrar os esforços de distribuição entre os veículos e respeitar as restrições e capacidades. O modelo foi aplicado ao mesmo problema de Galvão *et al.* (2006), porém, agora estendido ao caso em que os obstáculos geográficos restringem os limites de distritos, ou seja, considerando atributos da malha viária, sendo os obstáculos representados por duas rodovias localizadas às margens de dois cursos d'água, os rios Tietê e Pinheiros. O resultado do particionamento com obstáculos obtido por Novaes *et al.* (2009) está ilustrado na Figura 2.3.

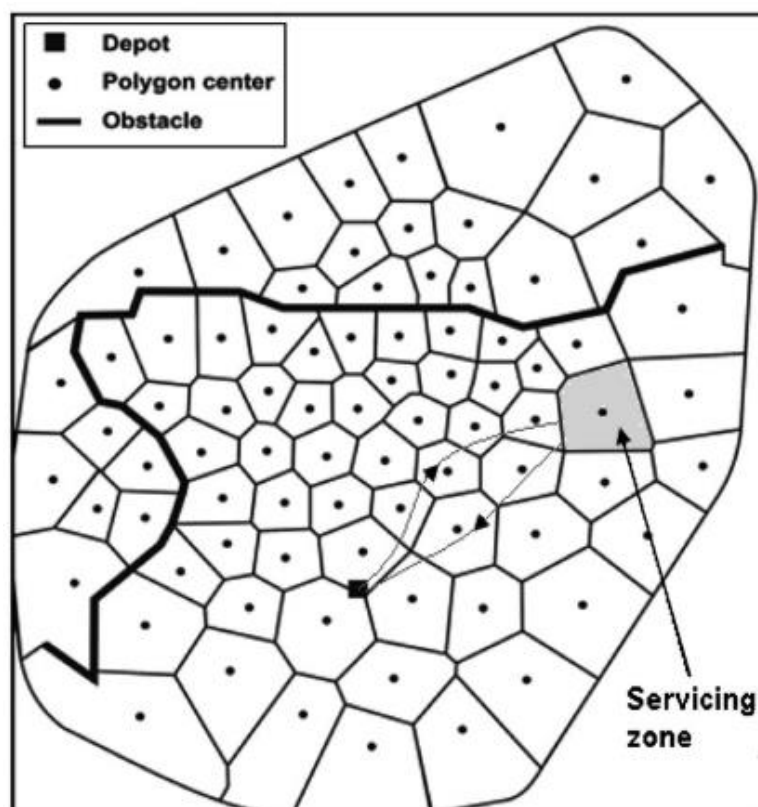


Figura 2.3 - Diagrama de Voronoi para particionamento com barreiras

Fonte: Novaes *et al.* (2009)

De acordo com Novaes *et al.* (2006), a aplicação do diagrama de Voronoi à problemas de logística e transporte possui uma forma de cálculo simples, porém, em alguns casos específicos, o resultado não reflete a realidade.

Loranca *et al.* (2015) propuseram um método para solucionar o problema de particionamento de território, no México, através da localização das instalações (centroide/depósito) e atribuição dos pontos de demanda a cada instalação, utilizando dados reais. Os autores compararam a aplicação de cinco algoritmos diferentes (*Simulated Annealing*, *Variable Neighborhood Search*, *Bioinspired Variable Neighborhood Search*, *Tabu Search-VNS Hybrid* e *Partitioning Around Medoids*) para o problema de particionamento de território. A pesquisa mostrou que o método de particionamento PAM (*Partitioning Around Medoids*), que é modelado a partir do p-medianas, em destaque na Figura 2.4, obteve resultados melhores de custos e tempos comparados aos demais modelos considerados, com destaque nas instâncias de tamanhos menores e, ainda, com melhores tempos computacionais.

P-mediana (Hakimi, 1964) é um dos problemas de localização-alocação mais importantes, sendo um problema de otimização combinatória pertencente a classe de NP-Difícil, o qual determina a localização das instalações e atribui pontos de demanda a elas (Church, 1990; Osman e Ahmadi, 2007). Essa abordagem tem apresentado bons resultados para aplicações de particionamento de território.

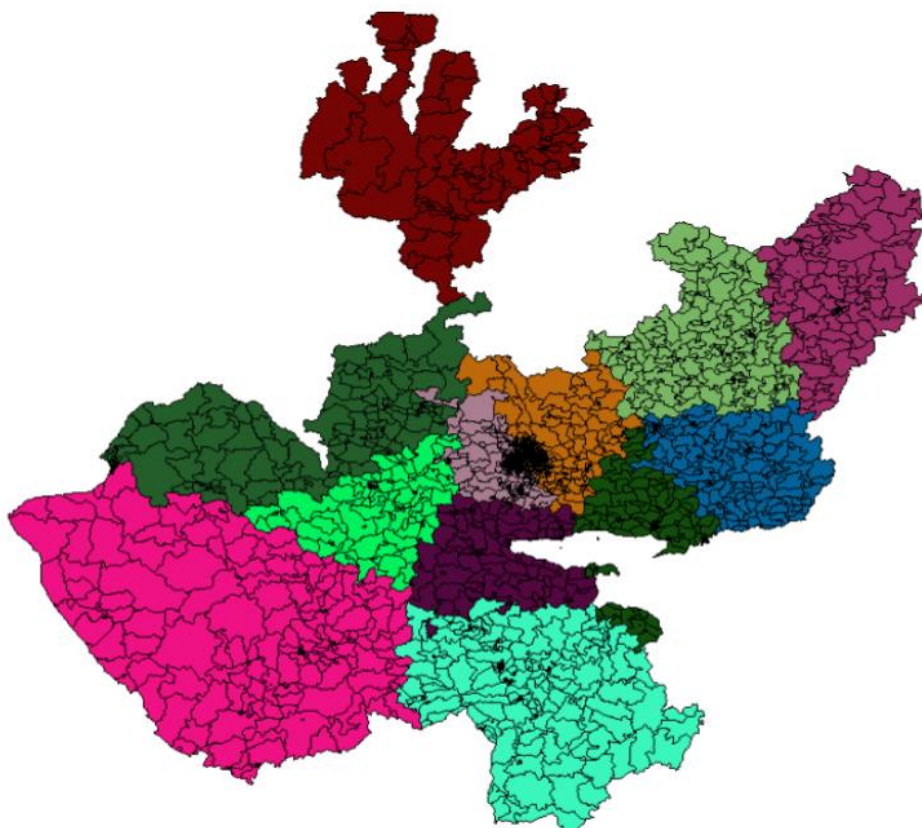


Figura 2.4 - Mapa da cidade de Jalisco, particionamento PAM com $p=12$

Fonte: (Loranca *et al.*, 2015)

Huang *et al.* (2018) afirmaram que para entregas em grandes centros urbanos, as empresas utilizam um sistema de distribuição com dois elos ou camadas (do inglês *two echelon*). Nesse tipo de sistema, o ponto de partida para as entregas nas grandes cidades é um centro de distribuição, sendo o primeiro elo, normalmente localizado em zonas mais distantes da área central da cidade, na qual os produtos são consolidados, e a partir dele, a carga é transportada para os satélites, o segundo elo, no qual a distribuição é feita até os destinos finais. Os autores propuseram a divisão de uma área urbana em Beijing, na China, em várias regiões menores, cada uma contendo um satélite, e ainda fracionam cada região em sub-regiões, chamadas células, as quais devem possuir um motorista para efetuar as entregas. A divisão das regiões e células consideram as restrições físicas da cidade (barreiras geográficas, tais como: rios, montanhas, estradas e comunidade residencial), como ilustrado na Figura 2.5. Foi desenvolvido uma relação de agrupamento de células em blocos, através da densidade de clientes em cada região, os autores concluíram que ao restringir um conjunto de rotas dentro de um bloco ou uma célula, se reduz muito a complexidade da operação. Um bloco é um grupo de células a serem atendidas por um pequeno conjunto de veículos, criando flexibilidade para lidar com o crescimento e variação diária da demanda. Quando a demanda média em uma célula é menor que a capacidade de um veículo, atribui-se um mesmo veículo a mais de uma célula, resultando em uma redução de custo. Os resultados encontrados pelos autores, mostram que com a restrição do conjunto de rotas de veículos potenciais, empregados em um ou ambos os elos, foi possível reduzir significativamente a complexidade da operação de entrega, a qual é uma prática comum em ambientes da vida real. Os autores, evidenciaram que em casos de alta densidade de clientes, o impacto sobre o custo de entrega é pequeno, e que o uso de blocos permite que o sistema lide de maneira econômica e acomode as variações nos volumes de entrega diários, evitando, assim, a necessidade de ajustar o sistema com frequência e, conseqüentemente, obtendo-se, de forma automática, o equilíbrio da carga de trabalho, como ilustrado na Figura 2.6.



Figura 2.5 - Beijing, China

Fonte: AutoNavi and Beijing Bureau of Urban Planning e Huang *et al.* (2018)

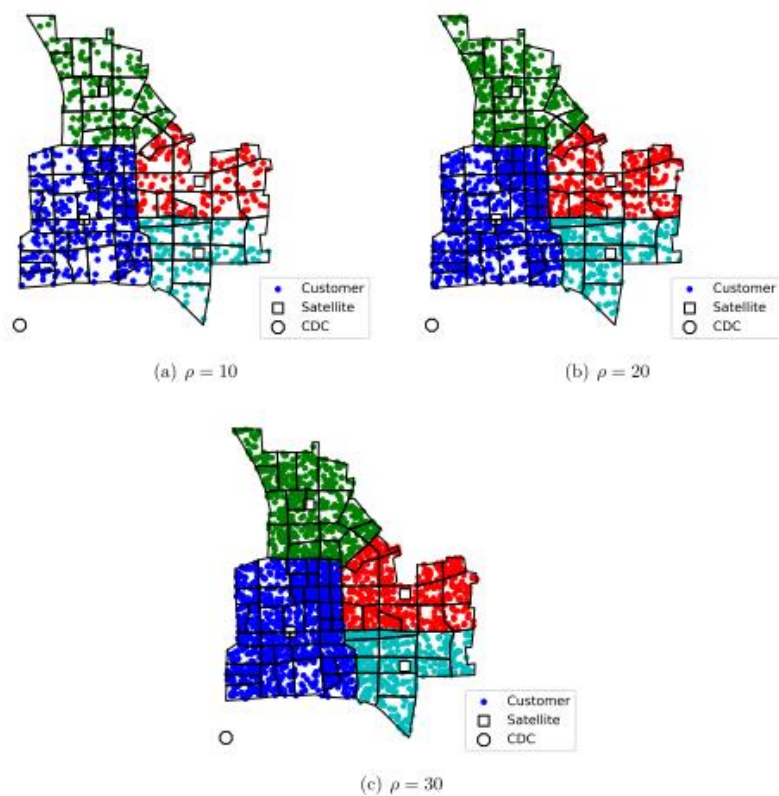


Figura 2.6 - Blocos com diferentes densidades de demanda

Fonte: (Huang *et al.*, 2018)

2.2 Roteirização de entregas de última milha para o particionamento de território

O particionamento e a roteirização ocupam dois níveis estratégicos diferentes na hierarquia de otimização; o particionamento é feito em um nível de gerenciamento tático, enquanto a roteirização é operacional e feita no dia a dia. Portanto, uma estratégia, especialmente na presença de incerteza, é segmentar a região em sub-regiões e resolver cada problema de roteirização nas sub-regiões individualmente. Essa estratégia foi utilizada por Haugland *et al.* (2007) através de uma abordagem com múltiplos objetivos em dois estágios: o primeiro estágio com a definição dos distritos, no qual a demanda é considerada como uma variável estocástica, com o objetivo de obter os distritos de forma que o custo total de viagem esperado seja minimizado; no segundo estágio a definição do roteiro dos pontos de entregas para cada distrito, através resolução do problema de Roteirização de Veículos (do inglês *Vehicle Routing Problem, VRP*). Nesse trabalho de pesquisa foi proposta a utilização de heurísticas e uma simulação de demanda estocástica para lidar com a incerteza do problema. Os resultados foram distritos de entrega equilibrados mesmo com a variabilidade da demanda, obtendo um roteamento de veículos mais eficaz.

Haugland *et al.* (2007) afirmaram que cada distrito é responsável pelas operações realizadas dentro de suas fronteiras, e que uma possível maneira de as determinar é através do roteamento, sendo possível obter ganhos a longo prazo, devido ao impacto das distâncias e custos na formação dos distritos. No entanto, os autores destacam a complexidade do problema, devido ao particionamento ser feito a partir das localizações físicas dos clientes, além disso, com o intuito de equilibrar os distritos de maneira mais uniforme, os autores propuseram a restrição de que os distritos devem ser construídos de forma que o custo da viagem, dentro de cada distrito, nunca exceda um determinado limite superior, no caso a capacidade de carga do veículo.

Carlsson (2012) apresentou um algoritmo para resolver o problema do particionamento de território urbano, de modo a atribuir cargas de trabalho aos veículos de forma equilibrada. Através de uma área com uma densidade de pontos de demanda de entrega, os autores agruparam os clientes por depósito, com o objetivo de particionar o território e atender a demanda dos clientes. Para cada sub-região criada, os autores resolveram o Problema do Caixeiro Viajante, para o conjunto de

pontos que compreende o depósito de onde partem os veículos e os pontos a serem visitados na sub-região.

O problema do Caixeiro Viajante (Flood, 1956) é considerado um problema central nas áreas de transporte, logística e distribuição (Braekers *et al.* 2016). A roteirização de veículos é um problema de natureza combinatória, de enorme complexidade, caracterizado pelo agrupamento e ordem dos pontos de entrega a serem atendimentos em distribuições físicas. O objetivo é minimizar a distância total percorrida e, também, a frota de veículos utilizada, seguindo critérios de forma a atender todos os pontos de entregas, podendo ainda conter restrições de capacidade de veículos e circulação e janelas de entrega (Cunha, 2006; Braekers *et al.*, 2016).

Daganzo (1984) desenvolveu um método para obter a distância total percorrida por frotas de veículos, em rotas de distribuição física urbana, a partir de um determinado depósito e área de entrega. A técnica utilizada pelo autor é uma variante da abordagem clássica “agrupamento primeiro, roteirização depois” para problemas de roteamento de veículos. A abordagem do problema é composta, primeiramente, pelo desenho da área de influência do depósito em distritos, agrupando os pontos de entrega; e em seguida, a construção do roteiro de entregas dentro de cada grupo formado. Porém, o autor não fez uso de distâncias reais, ao invés disso, utilizou um fator de correção aplicado as distâncias *line-haul* para estimar as distâncias reais, no entanto, este fator demanda uma calibração particular para cada local. O resultado do particionamento de território e roteiro para 32 pontos de demanda de entregas encontra-se ilustrado na Figura 2.7.

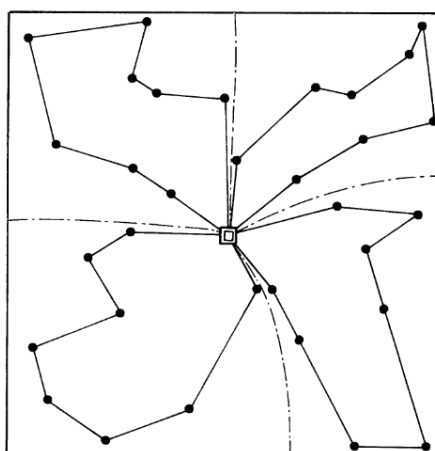


Figura 2.7 – Divisão e roteirização de 32 pontos de entrega

Fonte: Daganzo (1984)

Singanamala *et al.* (2018) desenvolveram um método para solucionar o problema de roteamento de veículos de múltiplos depósitos. O estudo foi constituído a partir do algoritmo de clusterização *K-Means*, na atribuição e agrupamento dos pontos de demanda ao depósito mais próximo, seguido pela roteirização dos pontos de demanda, através do algoritmo de Clarke & Wright, e na sequência empregando uma meta heurística de Colônia de Formigas. Os resultados encontrados demonstraram que a abertura de novos depósitos gera redução significativa nas distâncias percorridas, porém, novos depósitos trazem adição de custos variáveis, sendo recomendado uma análise completa antes de se seguir com a abertura de novas instalações.

Sandoval *et al.* (2022) propuseram uma metodologia para solucionar um problema logístico de última milha enfrentado por uma empresa de entregas no Chile, o *on-time last-mile delivery districting problem* (OTLMDP). O problema foi dividido em dois estágios: a definição dos distritos (primeiro estágio); e o roteiro entrega de última milha (segundo estágio). A metodologia apresentada por Sandoval *et al.* (2022), leva em consideração diversos fatores, tais como janelas de tempo de entrega, demandas dos clientes e a malha viária; com o objetivo de criar distritos eficientes, que minimizem o tempo necessário para as entregas e garantam um serviço pontual. Os autores formularam o problema como um modelo de otimização inteiro misto, no entanto, conforme eles explicam, devido aos requisitos computacionais desta formulação, foi desenvolvida uma heurística *ad hoc*, com foco principal nas decisões de particionamento e roteirização. Os resultados apresentaram distritos, ilustrados na Figura 2.8, que melhoraram significativamente o desempenho das entregas.

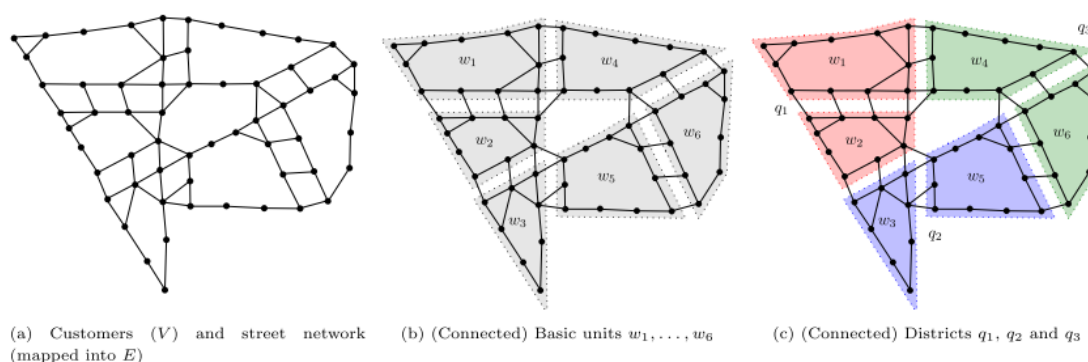


Figura 2.8: Representação de agrupamento dos pontos e formação dos distritos

Fonte: Sandoval *et al.* (2022)

A principal inovação do trabalho apresentado por Sandoval *et al.* (2022) foi o desenvolvimento de uma metodologia que visa definir áreas de entrega de última milha com o objetivo de melhorar o nível de serviço, isto é, o tempo necessário para realizar as entregas, ao invés de equilibrar a carga de trabalho.

A partir da revisão da literatura apresentada, pode-se concluir que, os problemas de particionamento de território são difíceis de resolver e existem poucas pesquisas que incluem as características da malha viária, ou seja, a dificuldade imposta na movimentação física dos veículos dentro do território urbano, com o objetivo de melhorar o nível de serviço, isto é, diminuir o tempo que estes veículos demoram para concluir os roteiros de entrega.

Assim, o aumento no número de estabelecimentos comerciais aliado ao crescimento do comércio eletrônico contribui, ainda mais, para a complexidade da distribuição urbana, gerando entregas cada vez mais fracionadas à múltiplos destinos. Portanto, é nítida a necessidade de particionar o território de modo a otimizar a distribuição urbana, com o objetivo de obter o melhor nível de serviço possível, ou seja, entregas cada vez mais rápidas, havendo, assim, muito espaço para pesquisas na área de particionamento de território urbano (Amaral, 2018; Singanamala *et al.*, 2018).

3 DESCRIÇÃO DO PROBLEMA

Este capítulo é destinado à apresentação e detalhamento do problema abordado neste trabalho de pesquisa.

O problema consiste no particionamento de território urbano, através do agrupamento de pontos de demanda de entregas de última milha. No qual, a partir de uma grande área, ou região, com muitos pontos de entregas, segmenta-se essa região em áreas menores, sub-regiões ou distritos, com o intuito de balancear os esforços no atendimento a esses pontos.

Mais especificamente, neste trabalho propõe-se explorar a formação dos distritos sob múltiplos critérios de agrupamento, utilizando critérios de distância, tempo e quantidade de grupos; com a finalidade de caracterizar o impacto da malha viária nas operações de distribuição de última milha, dentro da área maior no espaço urbano, contribuindo, assim, para um atendimento dos pontos de demanda de forma mais organizada e eficiente (Pereira, 2006), sendo cada distrito independente, ou seja, as operações acontecem unicamente dentro do limite de suas fronteiras (Cattrysse *et al.*, 1997).

A divisão de uma área ou região em distritos depende de diversos fatores, tais como: as localizações dos pontos de demanda de entregas; as distâncias entre os pontos de demanda; densidade dos pontos (pontos/km²); e condições de tráfego local, ou seja, a maneira como a população e veículos de carga se desloca dentro das cidades, entre outros. A definição exata dos limites ótimos de um distrito, em termos do seu contorno, é uma tarefa bastante complexa, envolvendo aspectos topológicos, urbanos, de tráfego e operacionais (Novaes *et al.*, 2000b).

Um dos principais aspectos a ser analisado na presente pesquisa é a influência do método de cálculo das distâncias na divisão do território em agrupamentos. Em muitos casos, no contexto de distribuição e roteamento, costumam-se considerar distâncias euclidianas entre os pontos a serem visitados (Muyldermans *et al.*, 2002). Isso é particularmente válido no caso de métodos de agrupamento, que se baseiam nas coordenadas geográficas ou cartesianas dos

pontos para a definição dos agrupamentos.

Com a finalidade de melhor refletir a realidade de uma operação de distribuição de última milha nos centros urbanos, neste trabalho utiliza-se, também, a distância real entre os pontos de demanda, devido ao grande impacto que a malha viária pode exercer na forma de como os veículos se movem, como evidenciado no trabalho de Amaral e Cunha (2020).

Amaral e Cunha (2020) propuseram uma abordagem para medir e avaliar as dificuldades impostas pelas redes viárias às entregas de última milha em termos de distâncias, tempos de deslocamento e elevações. Os resultados por eles encontrados mostraram que as redes viárias apresentavam grande influência nas distâncias e nos tempos das viagens de entregas, nos centros urbanos. Os mapas ilustrados na Figura 3.1, mostram que diferentes aspectos da rede viária, dentro de uma mesma área de entrega urbana, afetam diretamente a eficiência das operações de entrega, em termos de tempos de viagem, considerando-se os diferentes momentos do dia.



Figura 3.1 - Velocidades de viagem previstas para São Paulo em um dia da semana (sentido horário a partir do canto superior esquerdo: 1h, 8h, 12h, 18h)

Fonte: (Amaral e Cunha, 2020).

Tendo em vista que, nas grandes áreas urbanas as características da malha viária podem afetar diretamente a eficiência das operações de distribuição e entregas, neste trabalho investiga-se a eficiência da inclusão de distâncias reais e tempos na formação do agrupamento gerado pelo método proposto, através da comparação da distância total percorrida e do tempo total para atender todos os pontos de demanda dentro de um mesmo distrito.

A solução do problema de particionamento de território, neste trabalho, é obtida através de um modelo de otimização matemática do problema de p-medianas. O problema das p-medianas, aplicados a problemas de particionamento de território e clusterização, tem sido amplamente estudado na literatura (Ndiaye *et al.*, 2012; Loranca *et al.*, 2015; Gnägi e Baumann, 2021; Ríos-Mercado *et al.*, 2021), proporcionando bons resultados comparados a outros métodos de agrupamento. Além disso, as tecnologias disponíveis atualmente, como por exemplo a linguagem de programação Python em conjunto com suas bibliotecas numpy, pandas e gurobipy, facilitam a implementação e resolução do modelo de otimização e, também, na análise dos resultados obtidos.

Outros métodos de particionamento de território, como o proposto por Novaes *et al.* (2009) e Galvão *et al.* (2006), com a utilização da abordagem de Diagramas de Voronoi; e Huang *et al.* (2018) com o sistema de distribuição com dois elos, com distritos formados a partir da agregação de células em blocos, poderiam ser abordagens seguidas neste trabalho de pesquisa, porém, seriam necessários determinar e fixar a localização dos centroides/depósitos ou utilizar informações governamentais para o particionamento, as quais não fazem parte do escopo e proposta deste trabalho.

Cattrysse *et al.* (1997) afirmaram que a maioria das operações dentro dos distritos envolvem a roteirização, assim sendo, neste trabalho, foi proposto utilizar a roteirização de veículos com a finalidade de auxiliar na avaliação do distrito resultante do particionamento, ou seja, através do modelo de roteirização é possível obter a distância total percorrida de forma a atender todos os pontos de demandas dentro de cada distrito.

Para qualificar e avaliar o particionamento obtido, foi resolvido o Problema do Caixeiro Viajante Assimétrico (Balas e Toth, 1983), no qual determina-se a sequência dos pontos de demanda de entrega agrupados dentro do um mesmo distrito, de tal

modo a obter a distância mínima para visitar cada um deles uma única vez. A roteirização decorrente dessa sequência tem como propósito medir a eficiência do particionamento, ou seja, medir a distância total percorrida e o tempo para visitar todos os pontos de demanda dentro de cada distrito, sendo possível comparar, por exemplo, se os distritos formados, considerando distâncias reais entre os pontos, ao invés de distâncias euclidianas, alterariam significativamente as distâncias em rota.

É importante ressaltar que a metodologia aqui proposta não leva em consideração janelas de entregas, restrições de circulação ou de capacidade de carga de veículos, devido ao foco principal do problema ser o particionamento de território urbano e não o equilíbrio das cargas de trabalho, semelhante ao que foi proposto por Sandoval *et al.* (2022).

4 MÉTODO PARA O PARTICIONAMENTO DE TERRITÓRIO URBANO

Neste capítulo é apresentado e detalhado o método proposto para solucionar o problema de particionamento de território urbano. O método não depende de coleta de dados em campo e nem de dados restritos (imagens de satélite, banco de dados de estabelecimentos, dados governamentais, e *etc.*), além disso, é um método automatizado e de fácil manipulação, possibilitando sua aplicação em qualquer área urbana, independentemente do tamanho.

A aplicação do método se inicia com a escolha da área de interesse, ou seja, com a definição da área que se deseja particionar. O fato de o método ser aplicado em áreas de livre escolha, possibilita ao usuário particionar a área de interesse, sem que haja a necessidade de se analisar uma cidade por completo.

Devido às dificuldades de acesso a dados reais de localização de pontos de demanda, utilizam-se pontos de demanda localizados aleatoriamente, semelhante ao que foi feito no trabalho de Amaral e Cunha (2020), possibilitando ao usuário controlar, dependendo da área e distribuição espacial, a densidade de pontos (pontos de demanda /km²).

Este capítulo está dividido em quadro subseções, sendo a primeira destinada a caracterização da área do estudo, em que se detalha o procedimento para obtenção dos dados de entrada; a segunda contempla o método proposto para obtenção das matrizes distâncias entre os pontos de demanda; a terceira é dedicada a formulação do problema da p-medianas para resolver o problema de particionamento do território urbano; e, finalmente, a quarta é destinada a solução do problema do Caixeiro Viajante para cada distrito formado.

4.1 Caracterização da área de interesse

Para a caracterização da área de interesse é necessário, primeiramente, definir a área a ser analisada, a qual pode ser um bairro, um distrito ou mesmo uma cidade

inteira, de acordo com a necessidade e interesse do usuário. Essa área de interesse deve ser limitada a um polígono e estar disponível em um arquivo de formato *shapefile* (ArcGIS,2021). A utilização desse tipo de arquivo é devido a facilidade de como pode ser gerado, ou importado de plataformas e bases de dados espaciais e, também, da sua simples integração com softwares de sistema de informação geográfica (GIS).

A criação de um polígono contendo a área de interesse, a qual deve ser definida pelo usuário, elimina a necessidade de acesso a informações específicas ou até mesmo restritas, tais como: informações de satélites, de prefeituras ou governamentais. O polígono de tipo *shapefile* carrega informações importantes, em termos de coordenadas geográficas do contorno da região de interesse. Assim, através da biblioteca OSMnx (Boeing,2017), em Python, é possível obter métricas que caracterizam a malha viária dentro da área, ou seja, mapas e resultados de consultas contendo informações de localização, velocidade da via, topografia, etc. O OSMnx (Boeing,2017) é um pacote que permite baixar dados geoespaciais do OpenStreetMap (OSM,2020), e refere-se a um projeto de mapeamento colaborativo para criar um mapa livre e editável para projetos, visualização e análise de redes de ruas do mundo real e em qualquer geometria geoespacial.

O passo seguinte é a geração de pontos aleatórios dentro da área de interesse. Como mencionado na introdução deste capítulo, a geração de pontos aleatórios é uma maneira eficiente de se simplificar o problema, eliminando-se a necessidade de se obter dados específicos, gerando flexibilidade para simular diferentes cenários de concentração de pontos de demanda, através do controle da densidade e da distância entre os pontos, para simular um cenário de pontos de entrega o mais parecido com a realidade.

Huang e Levinson (2015) afirmaram que para o transporte de carga, a geração de pontos aleatórios para entregas em centros urbanos é uma abordagem bastante útil, quando não se possui acesso aos dados de distribuição local.

Os pontos aleatórios são obtidos através de um algoritmo proposto por Amaral e Cunha (2020), gerador de conjunto de pontos distribuídos dentro de uma área, semelhante ao, a partir dos seguintes passos:

- (i) Criação do polígono que delimita a área de interesse, do tipo *shapefile*;
- (ii) Definição da densidade de pontos desejada, medida em número de pontos

por unidade de área (pontos/km²);

(iii) Definição da distância mínima entre os pontos.

Desta forma, obtém-se uma área de interesse com n pontos de demanda. O resultado é a geração de um arquivo do tipo csv, com informações de coordenadas (latitude e longitude) de cada um dos pontos.

4.2 Matrizes de distâncias e tempo

O método aqui proposto consiste na obtenção das matrizes de distâncias $n \times n$, entre todos os pares de pontos n na área de interesse. Como comentado anteriormente, um dos objetivos deste trabalho é comparar o particionamento de território, através dos agrupamentos dos pontos de demanda, considerando diferentes critérios (distância euclidiana, distância real ou tempo).

4.2.1 Matriz de distância Euclidiana

Na aplicação para distâncias euclidianas, a matriz é construída através da fórmula de Haversine (Robusto, 1957), na qual obtêm-se a distância "d" em linha reta entre dois pontos na superfície da terra, utilizando as coordenadas de latitude e longitude dos pontos.

Exemplos:

Ponto 1 = $(\lambda_1, \varphi_1) = (\text{longitude}_1, \text{latitude}_1)$;

Ponto 2 = $(\lambda_2, \varphi_2) = (\text{longitude}_2, \text{latitude}_2)$;

$$d = 2 \arcsen \left(\sqrt{\sin^2 \left(\frac{\varphi_2 - \varphi_1}{2} \right) + \cos(\varphi_1) \cos(\varphi_2) \sin^2 \left(\frac{\lambda_2 - \lambda_1}{2} \right)} \right). \quad (1)$$

Com a aplicação da fórmula de Haversine, obtém-se a matriz de distância euclidiana $n \times n$ no formato de csv, contendo as informações das menores distâncias entre os pares de pontos.

4.2.2 Matriz de distância real e Matriz de Tempo

Como parte do objetivo desta pesquisa é analisar a influência da malha viária na construção dos distritos, se faz necessário determinar uma matriz de distâncias reais e uma matriz de tempos de deslocamento entre os pontos.

Uma das propostas deste trabalho é o emprego de informações públicas e gratuitas, sendo assim, utiliza-se a plataforma do Bing Maps API (Microsoft, 2021a), uma ferramenta Microsoft (Microsoft, 2021b), para estimar distâncias e tempos entre os pontos. Em seu trabalho, Amaral e Cunha (2020), utilizaram a ferramenta do *Google Maps Directions* API (Google, 2021) para as solicitações de distâncias e tempos entre os pares de pontos; porém, devido à recentes restrições de quantidade máxima de solicitações presentes na plataforma do Google Cloud Developers (Google, 2023), neste trabalho optou-se por fazer uso da ferramenta do Bing Maps API (Microsoft, 2021a) da Microsoft. Assim, como a ferramenta do Google Maps, o Bing Maps possui livre acesso e permite a realização de solicitações de distância real entre dois pontos, a partir da escolha de um modo de transporte específico, resultando na menor distância e tempo no momento da solicitação.

A solicitação de caminho mínimo entre pares de pontos ao Bing Maps API (Microsoft, 2021a), foi desenvolvido em linguagem Python, sendo o *input* de dados um conjunto de pontos de origem e destinos, contendo informações das coordenadas geográficas, obtidas na subseção anterior, e o modo de transporte utilizado, que no caso deste trabalho foi o carro, porém a ferramenta possui opções de transporte público ou até mesmo a pé.

A solicitação feita ao Bing Maps API (Microsoft, 2021a) retorna a distância real em rota e tempo de deslocamento entre os pares de pontos no exato momento da solicitação, ou seja, essas respostas podem sofrer alterações ao longo do dia devido a variação da velocidade média de tráfego. Portanto, dependendo do horário do dia em que a solicitação foi feita, pode-se obter roteiros diferentes, conseqüentemente distâncias e tempos diferentes, devido ao fluxo de trânsito, semáforos e sentido das vias, naquele momento. Devido a essa variabilidade de distância e tempo ao longo do dia, as solicitações desse trabalho de pesquisa foram feitas as onze horas da noite, com o objetivo de mitigar o impacto do tráfego nos horários de picos.

A ferramenta de solicitações do Bing Maps (Microsoft, 2021a) possui alguns limitantes, entre eles a quantidade de solicitações à API diária, sendo necessário, em alguns casos, segmentar as solicitações, dependendo da quantidade de pontos de demanda que se quer analisar. Essa limitação influenciou diretamente a quantidade de pontos de demanda nas cidades, ou seja, uma cidade com 100 pontos foi necessário fazer 100.000 solicitações.

Para n pontos é necessário realizar $n \times n$ solicitações, pois quando se considera a distância real, em malha entre pontos, a distância de um ponto A para um outro ponto B pode ser consideravelmente diferente da distância inversa, ou seja, do ponto B para o ponto A. O resultado é uma matriz de distância assimétrica, devido ao sentido de direção das vias, como no exemplo ilustrado na Figura 4.1, na qual tem-se dois pontos na mesma avenida na cidade de São Paulo, o Ponto 1: Av. Paulista, 500 – São Paulo, SP e o Ponto 2: Av. Paulista, 802 – São Paulo, SP. A distância de carro do Ponto 1 para o Ponto 2 é de 300 metros, com tempo previsto de 2 minutos, já do Ponto 2 para o Ponto 1, a menor distância é de 1.7 km, com previsão de 11 minutos de tempo.

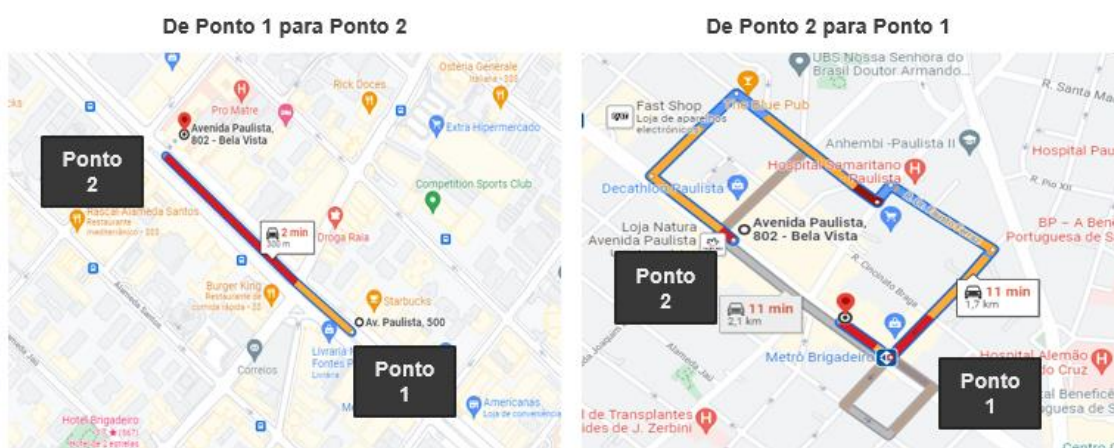


Figura 4.1 – Exemplo de impacto da malha viária no descolamento entre dois pontos quaisquer na região da Avenida Paulista na cidade de São Paulo.

O resultado da solicitação contempla a matriz de distância real $n \times n$ e matriz de tempo $n \times n$ em um arquivo em formato csv, com as informações de origem, destino, distância real em rota, tempo entre os pontos e modal de transporte.

4.3 Fator de circuidade

Amaral e Cunha (2020) propuseram a utilização do Fator de Circuidade (do inglês *circuitry fator*) como métrica para avaliar a dificuldade imposta pela malha viária no deslocamento dentro das cidades, similar a outros trabalhos encontrados na literatura, tais como: Ballou *et al.*, (2002); Crucitti *et al.*, (2006); Levinson e El-Geneidy, (2009); Levinson, (2012); e Huang e Levinson, (2015).

Dados dois pontos, Origem i e Destino j , o Fator de Circuicidade é a razão entre a menor distância real D_{ij}^{Real} (correspondente ao caminho mínimo) e a distância euclidiana $D_{ij}^{Euclidiana}$, entre os pontos i e j , conforme mostrado na expressão 4.1.

$$FC = \frac{D_{ij}^{Real}}{D_{ij}^{Euclidiana}} \quad (4.1)$$

A distância euclidiana corresponde à menor distância possível entre os pares de pontos, pois representa a distância em linha reta (do inglês *bird's flight*); sendo assim, o Fator de Circuicidade é uma métrica que possui resultado maior ou igual a 1. Quanto mais próximo a unidade, menor é a dificuldade de deslocamento entre os pares de pontos, por outro lado, quanto maior o Fator, maior é o impacto imposto pela malha viária, podendo o trecho ser mais sinuoso, com maiores desvios de rota devido a restrições de movimentos (por exemplo, conversões à esquerda ou a necessidade de passar por vias de mão única).

O Fator de Circuicidade pode ser utilizado para avaliar individualmente os pares de pontos de origem e destino, ou através da geração de Fator de Circuicidade Médios para caracterizar a região estudada. Assim como proposto por Amaral e Cunha (2020), o Fator de Circuicidade Médio foi aplicado em todos os pares origem-destino, com o objetivo de caracterizar a dificuldade imposta pela malha viária, no deslocamento de veículos nas cidades, pois através do Fator de Circuicidade é possível proporcionar a percepção de dificuldade de circulação dentro de uma região.

4.4 Agrupamento dos pontos – Origem dos distritos

Nesta seção detalha-se o método de agrupamento dos pontos de demanda de entrega. A proposta de resolução utiliza a abordagem do Problema das p-medianas (Hakimi, 1964), para o particionamento do território em distritos, ou *clusters*. P-mediana é um problema de otimização combinatória, utilizado para minimizar a distância média ponderada entre os pontos de demanda e os centroides do grupo, pertencente a classe de métodos NP-Difícil, sendo um dos mais importantes problemas de localização-alocação (Church, 1990; Osman e Ahmadi, 2007). O objetivo é determinar a configuração dos agrupamentos, ou seja, quais pontos pertencem a quais grupos, para atender da melhor forma possível a demanda, no

caso, definindo os centroides e atribuindo pontos de demanda de entrega a eles (Loranca *et al.*, 2015).

O método proposto prevê três critérios de agrupamentos, o primeiro é o agrupamento através das distâncias euclidianas, o segundo utiliza as distâncias reais, e o terceiro os tempos entre os pontos, com o objetivo de analisar a composição dos diferentes grupos formados. Portanto, o conjunto P corresponde ao parâmetro sendo utilizado em cada análise. Quanto maior a divergência da distância total percorrida entre os agrupamentos, utilizando-se distância real e euclidiana, maior é a influência da malha viária na distribuição urbana de última milha, segundo Amaral e Cunha (2020).

O problema proposto neste trabalho foi modelado seguindo a abordagem de Daskin e Maass (2015), na qual foi utilizada a seguinte formulação:

Seja $N = \{1, 2, \dots, n\}$, o conjunto de todos os pontos a serem agrupados, em que n é o número total de pontos, e seja $A = \{(i, j): i, j \in N, i \neq j\}$ o conjunto de arestas (ou arcos) que conecta algum ponto $i \in N$ ao centroide do *cluster* j . As matrizes de parâmetros (distâncias euclidianas, distâncias reais ou tempos de deslocamentos) são definidas como $P = \{P_{ij}: i, j \in N, i \neq j\}$.

As variáveis de decisão são:

$x_{ij} \in A, i, j = 1, 2, 3, \dots, n$, em que x_{ij} é igual a 1 se o arco (i, j) pertencer ao agrupamento ótimo, e zero caso contrário;

$y_j, j = 1, 2, \dots, n$, que é igual a 1 se o ponto (j) for escolhido como centroide do agrupamento, e zero, caso contrário.

Assim, é possível definir o Problema de p -medianas da seguinte forma:

$$\min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n P_{ij} \cdot x_{ij} \quad (1)$$

$$\sum_{i=1}^n x_{ij} = 1 \quad \forall j = 1, \dots, n \quad (2)$$

$$x_{ij} - y_j \leq 0 \quad \forall i = 1, \dots, n; \forall j = 1, \dots, n \quad (3)$$

$$\sum_{j=1}^n y_j = k \quad (4)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\} \quad \forall i = 1, \dots, n; \forall j = 1, \dots, n \quad (5)$$

$$y_j \in \{0, 1\} \quad \forall j = 1, \dots, n \quad (6)$$

A função objetivo (1) visa minimizar o parâmetro P . As restrições (2) garantem que todos os pontos devam ser alocados a um único cluster. As restrições (3) garantem que o ponto i só será atribuído ao centroide j , caso j seja selecionado como centroide do cluster. A restrição (4) prevê que k centroides devam ser escolhidos, e as restrições (5) e (6) representam o domínio das variáveis de decisão.

O próximo passo, na implementação do problema de p -medianas, é a definição do número k , ou seja, a quantidade de clusters nos quais se deseja agrupar os pontos de demanda de entrega de última milha. A escolha do k é uma decisão do usuário, sendo esta uma etapa bastante importante. Existem alguns métodos presentes na literatura para se definir o parâmetro k (Patel *et al.*, 2015), através dos quais é possível estimar a quantidade ideal de clusters para segmentar o grupo. Porém, neste trabalho propõe-se fazer uma análise exploratória com relação a definição do parâmetro k , ou seja, que essa escolha possa variar de acordo com a quantidade de pontos, e que seja possível entender como essa escolha influencia a formação dos distritos com os diferentes critérios de agrupamento.

O problema de p -medianas foi implementado computacionalmente em linguagem Python, e utilizando o solver Gurobi (Gurobi, 2023) para a sua solução. O *input* de dados é um arquivo csv, contendo as matrizes distância $n \times n$, sendo que para o particionamento, utilizando distâncias euclidianas, é utilizada a matriz $n \times n$ distância euclidiana, enquanto para a obtenção do particionamento considerando distâncias reais é utilizada a matriz distância real, e por fim, para a obtenção do particionamento considerando o tempo entre os pontos é utilizada a matriz de tempo, construída conforme mostrado nas subseções 4.2.1 e 4.2.2.

O resultado da solução do problema de p-medianas é a segmentação dos pontos de demanda de entregas de última milha, ou seja, para cada *cluster*/distrito formado, quais são os pontos pertencentes a ele e qual é o centroide, e um mapa com a localização dos n pontos em cada um dos k clusters, através da utilização biblioteca de visualização de dados Folium (Story, 2013) e OSM, como na Figura 4.2.

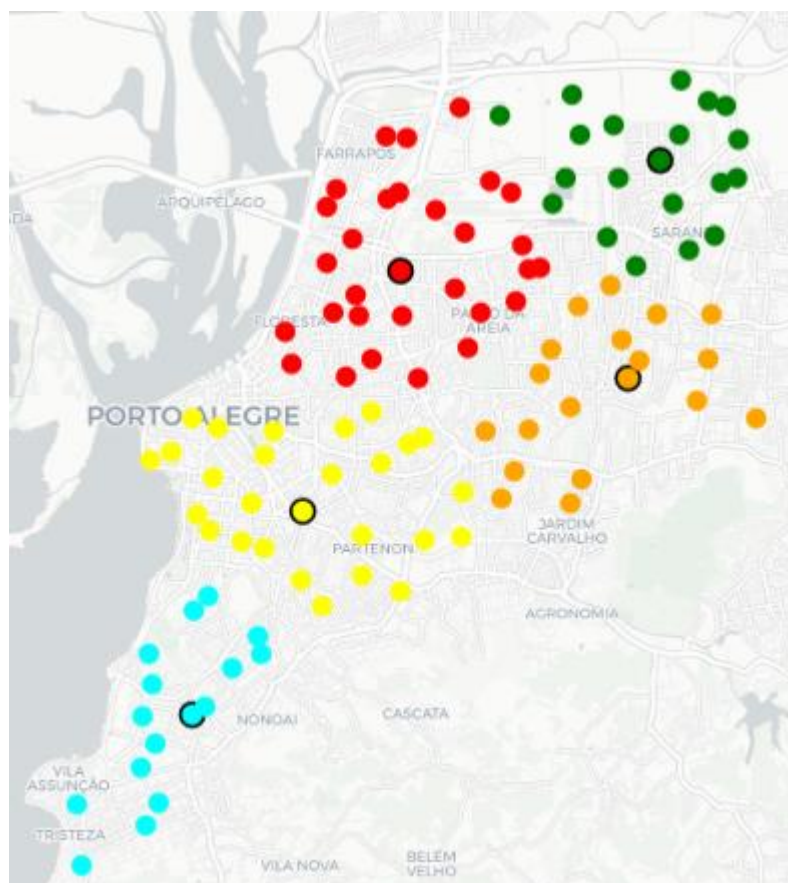


Figura 4.2 – Exemplo de mapa da cidade de Porto Alegre com os pontos agrupados por grupos e a localização dos centroides

4.5 Roteirização das entregas

Para mensurar o impacto da malha viária no particionamento de território, uma vez que os *clusters* são determinados através da resolução do problema de p-medianas, é necessário determinar um roteiro de entregas para cada distrito, determinando a menor distância e tempo em rota para atender cada um dos pontos nos *clusters*.

O método proposto tem como objetivo obter a distância total percorrida e o tempo total em cada *cluster*, de forma a atender todos os pontos de demanda dentro dele. A abordagem aqui proposta é semelhante a apresentada no trabalho de Huang

et al. (2018), na qual os autores afirmam que ao restringir um conjunto de rotas dentro de uma área limitada, no caso um distrito, se reduz consideravelmente a *complexidade da operação*. Neste trabalho os distritos são independentes e responsáveis pelas operações dentro de suas fronteiras, assim como no trabalho de Cattrysse *et al.* (1997), e assume-se que o depósito é o centroide do *cluster*, assim, o roteiro tem início e fim no centroide, não criando pontos adicionais (Kim *et al.*, 2006). O trecho respectivo ao abastecimento do centroide, não está contemplado neste trabalho.

Para a roteirização dos pontos de demanda, foram utilizadas as matrizes de distâncias euclidianas, distâncias reais e tempos de deslocamento entre os n pontos a serem visitados, e após o roteiro ótimo encontrado, contabilizou-se a distância euclidiana total, distância real total e o tempo total necessário para percorrer o roteiro, com o objetivo de comparar e obter, com maior precisão, a real trajetória de um veículo de entrega e o impacto na distância percorrida, considerando a malha viária local.

Para otimizar o roteiro de visita a todos os pontos atribuídos a um *cluster*, como comentado na subseção 5.2.2, a distância real entre o ponto 1 e ponto 2 pode ser diferente da distância entre o ponto 2 e o ponto 1, sendo assim, pode-se modelar o problema como sendo um Problema do Caixeiro Viajante Assimétrico (Balas e Toth, 1983), um dos mais conhecidos problemas de otimização combinatória, no qual se busca a rota de custo mínimo, visitando-se todos os pontos.

Desta forma, o problema proposto neste trabalho foi modelado conforme apresentado na pesquisa de Roberti e Toth (2012), na qual utilizou-se a seguinte formulação de programação linear inteira (do inglês *Integer Linear Programming*, ILP), para o ATSP, proposta por Dantzig *et al.* (1954):

Seja $N = \{1, 2, \dots, n\}$, o conjunto de todos os pontos de um *cluster* a serem visitados, em que n é o número total de pontos, e $A = \{(i, j): i, j \in N, i \neq j\}$ é o conjunto de arcos conectando os pontos, em que o par (i, j) indica o arco entre o ponto i e j . A matriz de custo é definida por $C = \{c_{ij}: i, j \in N, i \neq j\}$. As variáveis de decisão são $x_{ij} \in A, i, j = 1, 2, 3, \dots, n$, em que x_{ij} é igual a 1, se o arco (i, j) estiver no trajeto ótimo, e zero, caso contrário. Portanto, é possível definir o modelo ILP da seguinte forma:

$$\min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n c_{ij} \cdot x_{ij} \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^n x_{ij} = 1, \quad j = 1, 2, 3, \dots, n, \quad (8)$$

$$\sum_{j=1}^n x_{ij} = 1, \quad i = 1, 2, 3, \dots, n, \quad (9)$$

$$\sum_{i \in S} \sum_{j \in S} x_{ij} \leq |S| - 1 \quad S \subset V: S \neq \emptyset, \quad (10)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\}, \quad i, j = 1, \dots, n, \quad (11)$$

A função objetivo (7) visa minimizar a distância e tempo total do percurso. As restrições (8) e (9) garantem que o fluxo de entrada e saída de cada vértice sejam iguais a um, isto é, cada ponto poderá ser visitado uma única vez. A restrição (10) é uma restrição de eliminação de *sub-tour*, enquanto a restrição (11) é o domínio das variáveis de decisão. Embora o ATSP seja bem conhecido por ser NP-difícil, já que requer um número de restrições de eliminação de *sub-tour* que cresce exponencialmente em função do número de pontos. No entanto, isso pode ser resolvido de maneira eficiente utilizando-se *Lazy Constrains*, um recurso presente nos *solvers* atuais, como por exemplo o Gurobi, este recurso permite que sejam incluídas apenas as restrições para eliminação de *sub-tour* estritamente necessárias, isto é, a cada solução encontrada o solver verifica a existência de *sub-tour* e caso eles existam inclui-se restrições para que eles sejam excluídos da solução atual, assim, o solver repete este procedimento até que não exista nenhum *sub-tour* na solução encontrada. Portanto, este recurso nos permite incluir apenas uma quantidade limitada de restrições para eliminação de *sub-tour* e sem que seja necessário identificá-las a priori (Chassein e Goerigk, 2016).

Portanto, para resolver o ATSP dos pontos de cada *cluster* foram utilizadas a formulação (2)-(6), conforme proposto por Dantzig *et al.* (1954), com a inclusão de *Lazy Constrains*, e utilizando-se o solver Gurobi. Assim, como na seção 4.3 deste capítulo é possível visualizar no mapa o agrupamento e roteirização dos n pontos,

mostrados na Figura 4.3.

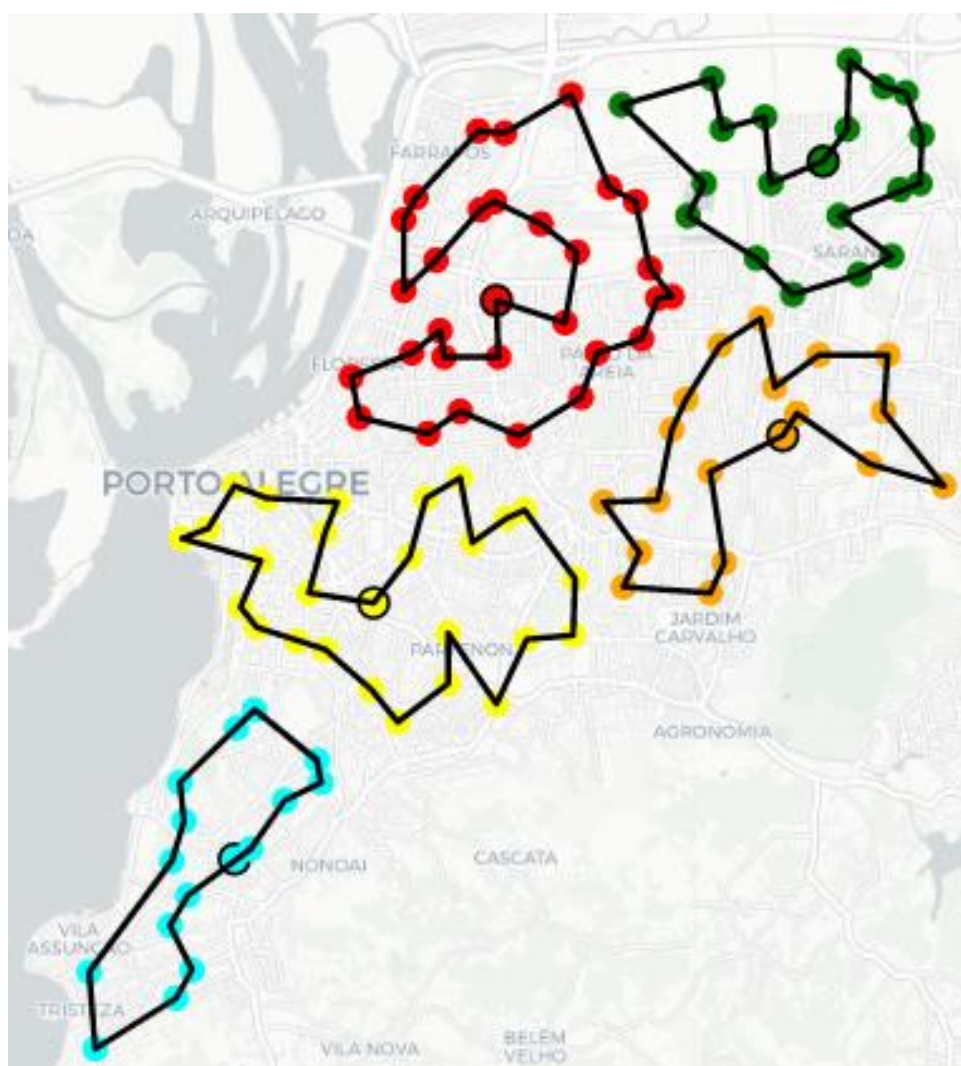


Figura 4.3 - Exemplo de mapa da cidade de Porto Alegre com os pontos agrupados por grupos e roteirizados

5 APLICAÇÃO DO MÉTODO PARA PARTICIONAMENTO DE TERRITÓRIO URBANO

Neste capítulo detalha-se a aplicação do método de particionamento de território urbano para as cidades de São Paulo - SP, Rio de Janeiro - RJ, Curitiba - PR, Salvador - BA, Porto Alegre - RS e Fortaleza - CE.

5.1 São Paulo

A cidade de São Paulo foi selecionada devido a sua representatividade com relação ao tamanho da população e volume de compras online, sendo a 4ª maior cidade do mundo, com uma população de aproximadamente 12,4 milhões de habitantes (IBGE, 2020), e um dos maiores faturamentos e volume de pedidos no comércio eletrônico do Brasil (*E-Commerce Brasil*, 2021; Ebit|Nielsen, 2021).

Dentro da cidade de São Paulo, foi escolhida como área de interesse a região que detém o maior fluxo de veículos, sob a qual são impostas severas restrições de deslocamento (Paiva, 2007; Governo de São Paulo, 2021). Essa área é conhecida como Zona Máxima de Restrição de Circulação de Veículos, possui 102 km² com restrições de movimentação de veículos de carga (CET, 2021). A área em questão é mostrada na Figura 5.1.



Figura 5.1 – São Paulo: Zona Máxima de restrição de circulação de veículos

A delimitação da área de interesse foi feita por meio de sobreposições das camadas disponíveis no site da Prefeitura de São Paulo, utilizando o software QGIS (QGIS, 2020) e o plugin Open Street Maps (OSM, 2020), assim como proposto no trabalho de Amaral e Cunha (2020).

Os parâmetros de definição dos pontos de demanda de entregas para a cidade de São Paulo foram definidos como: uma entrega por quilômetro quadrado; e distância mínima de 100 metros entre os pontos, semelhante ao proposto no trabalho de Amaral e Cunha (2020), sendo a região considerada com 102 km², originando assim 101 pontos localizados dentro da área de interesse, como ilustrado na Figura 5.2.



Figura 5.2 – São Paulo com os pontos de demanda

O agrupamento foi realizado considerando três diferentes critérios (distâncias euclidianas, distâncias reais e tempos, com uma análise exploratória com relação a quantidade de grupos k variando esse parâmetro de 1 a 10, com o objetivo de analisar a influência na formação dos distritos, das distâncias e dos tempos, com os diferentes critérios.

5.2 Rio de Janeiro

A segunda cidade escolhida foi a cidade do Rio de Janeiro – RJ, no Brasil, com uma população estimada de 6,7 milhões de habitantes (IBGE, 2020). A cidade do Rio de Janeiro foi escolhida devido a sua representatividade com relação a complexidade do tráfego e ao volume de compras online, sendo destaque de crescimento do E-commerce da região Sudeste em 2022 (E-Commerce Brasil, 2022).

A área de interesse, demonstrada na Figura 5.3, possui 15 km² e foi definida por meio de sobreposições das camadas disponíveis no site da Prefeitura de Rio de Janeiro.

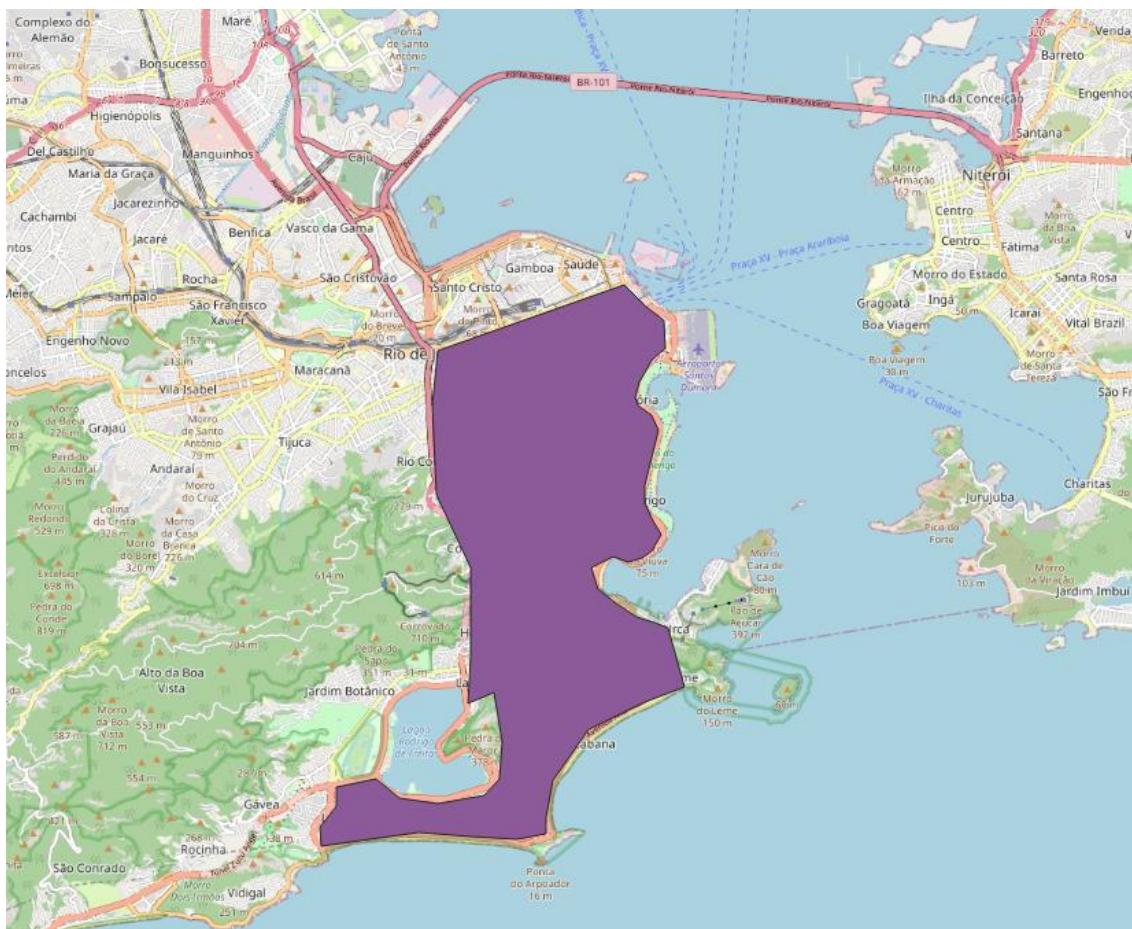


Figura 5.3 – Rio de Janeiro: área de interesse

Os pontos de entrega foram gerados aleatoriamente, com base no parâmetro densidade (pontos/km²), sendo 3 entregas por km², com uma distância mínima de 50 m entre os pontos, originando, assim, 49 pontos localizados dentro da área de interesse, como ilustrado na Figura 5.4.



Figura 5.4 – Rio de Janeiro com os pontos de demanda

As alterações nos parâmetros de densidade de pontos e distância entre os pontos, com relação ao utilizado na cidade de São Paulo, é devido a área de interesse da cidade do Rio de Janeiro ser menor e, além disso, possuir uma topografia específica.

O agrupamento foi realizado considerando as distâncias euclidianas, distâncias reais e tempos. Para cada um destes critérios, realizou-se o particionamento dos pontos em um intervalo, variando k de 1 a 5, diferente do intervalo utilizado na cidade de São Paulo, devido a área e a quantidade de pontos serem menores.

5.3 Curitiba

A terceira cidade escolhida para a aplicação do método de particionamento de território urbano, foi a cidade do Curitiba, com uma população 1,7 milhões de habitantes (IBGE, 2020), e 5,6 milhões de pedidos de compras online no ano de 2017 (Jornal Bem Parana, 2018). A área de interesse contempla uma região com dimensão de 95 km², e está ilustrada na Figura 5.5.

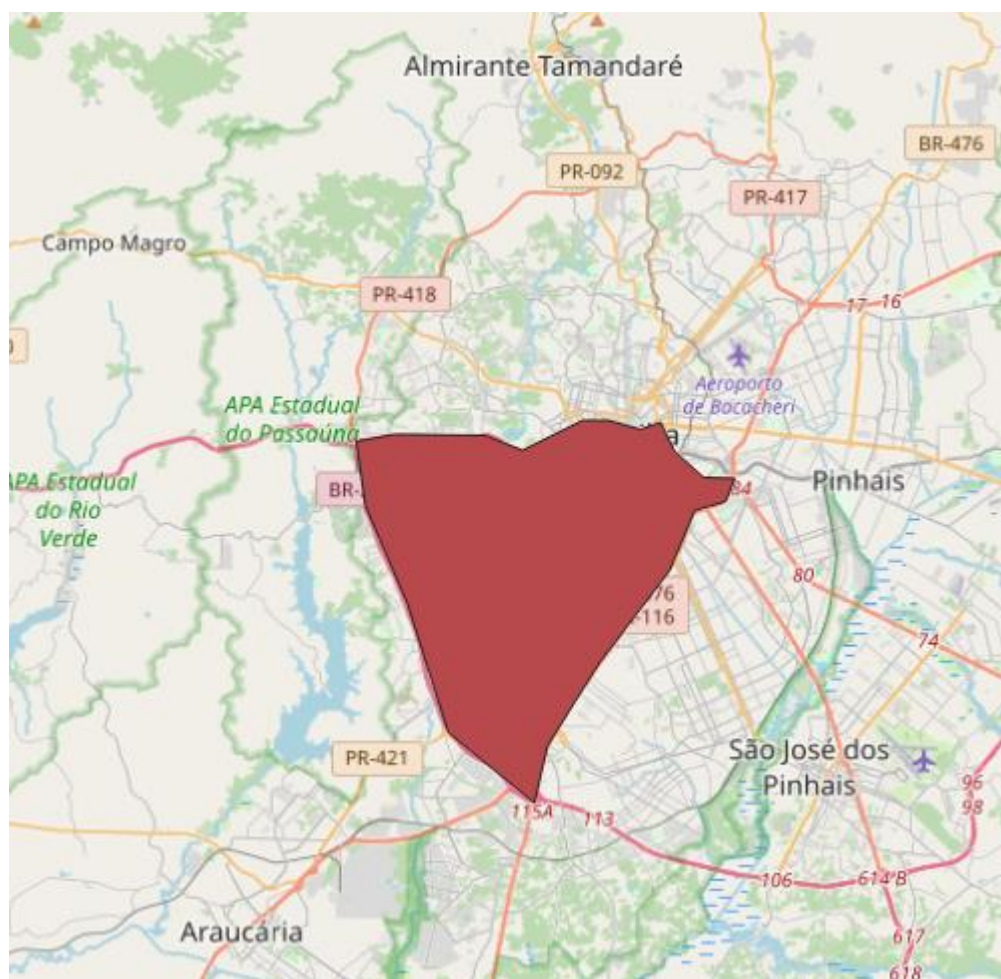


Figura 5.5 – Curitiba: área de interesse

Os pontos de entrega foram gerados aleatoriamente, com base no parâmetro densidade (pontos/km²), definidos como sendo uma entrega por km², com uma distância mínima de 100 m entre pontos. Originando-se, assim, 98 pontos localizados dentro da área de interesse, como ilustrado na Figura 5.6.



Figura 5.6 – Curitiba com os pontos de demanda

O agrupamento foi realizado considerando as distâncias euclidianas, distâncias reais e tempos. Para cada um destes critérios realizou-se o particionamento dos pontos em um intervalo, variando-se k de 1 a 10, semelhante ao intervalo utilizado na cidade de São Paulo, devido à similaridade do tamanho da área e quantidade de pontos a serem agrupados.

5.4 Salvador

A quarta cidade escolhida para a aplicação do método de particionamento de território urbano, foi a cidade de Salvador, com uma população estimada de 2,9 milhões de habitantes (IBGE, 2020). A escolha da cidade é de devido a sua representatividade com relação ao volume populacional e tamanho da cidade, sendo o destaque do E-Commerce no estado da Bahia (Jornal Badevalor, 2021). A área de interesse localizada dentro da cidade de Salvador tem 86 km², em destaque na Figura 5.7.

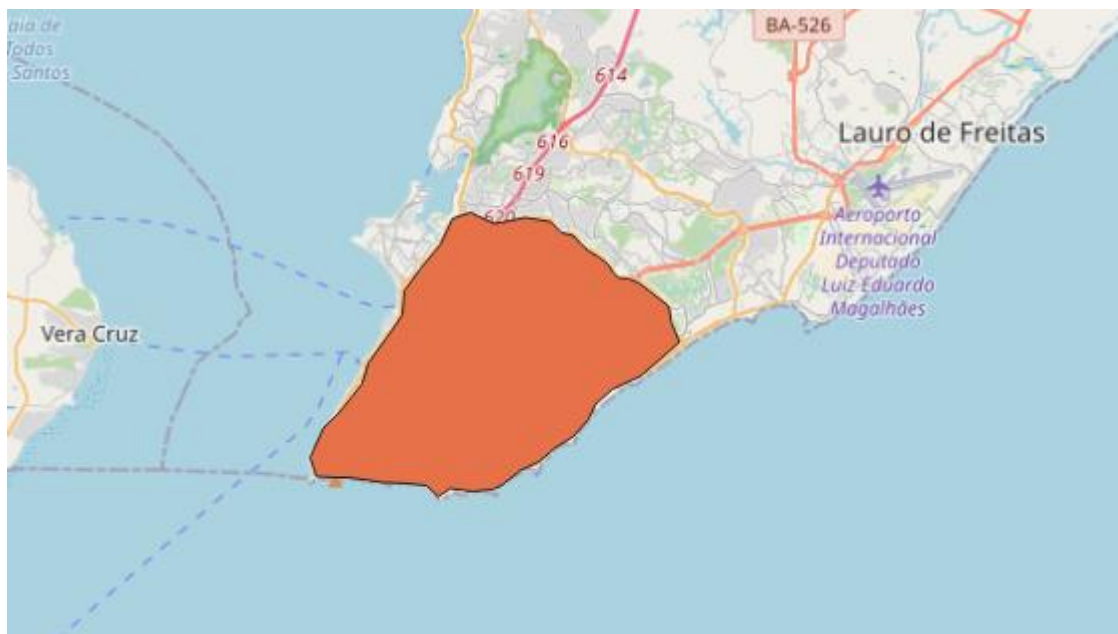


Figura 5.7 – Salvador: área de interesse

Os pontos de entrega foram gerados aleatoriamente, com base no parâmetro densidade (pontos/km²), considerando uma entrega por km², com uma distância mínima de 100 m entre pontos. Originando, assim, 83 pontos localizados dentro da área de interesse, como ilustrado na Figura 5.8.

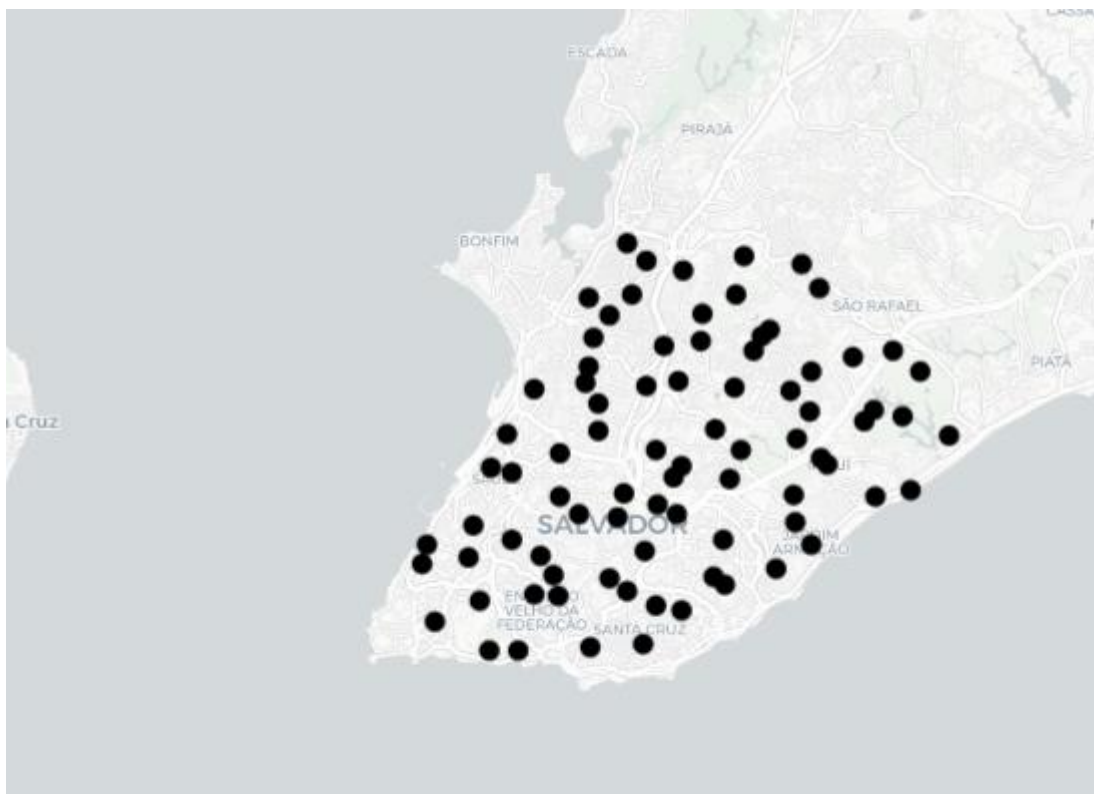


Figura 5.8 – Salvador com os pontos de demanda

O agrupamento foi realizado considerando as distâncias euclidianas, distâncias reais e tempos. Para cada um destes critérios de agrupamento realizou-se o particionamento dos pontos em um intervalo, variando-se k de 1 a 10, semelhante aos intervalos utilizados nas cidades de São Paulo e Curitiba.

5.5 Porto Alegre

A quinta cidade escolhida para a aplicação do método de particionamento de território urbano, foi a cidade de Porto Alegre, com uma população estimada de 1,4 milhões de habitantes (IBGE, 2020), com o aumento de 88% do faturamento do *E-Commerce* no estado do Rio Grande do Sul em 2021 (Jornal Expansão, 2022). A área de interesse, localizada na cidade de Porto Alegre, contempla uma região com área de 113 km², ilustrada na Figura 5.9.

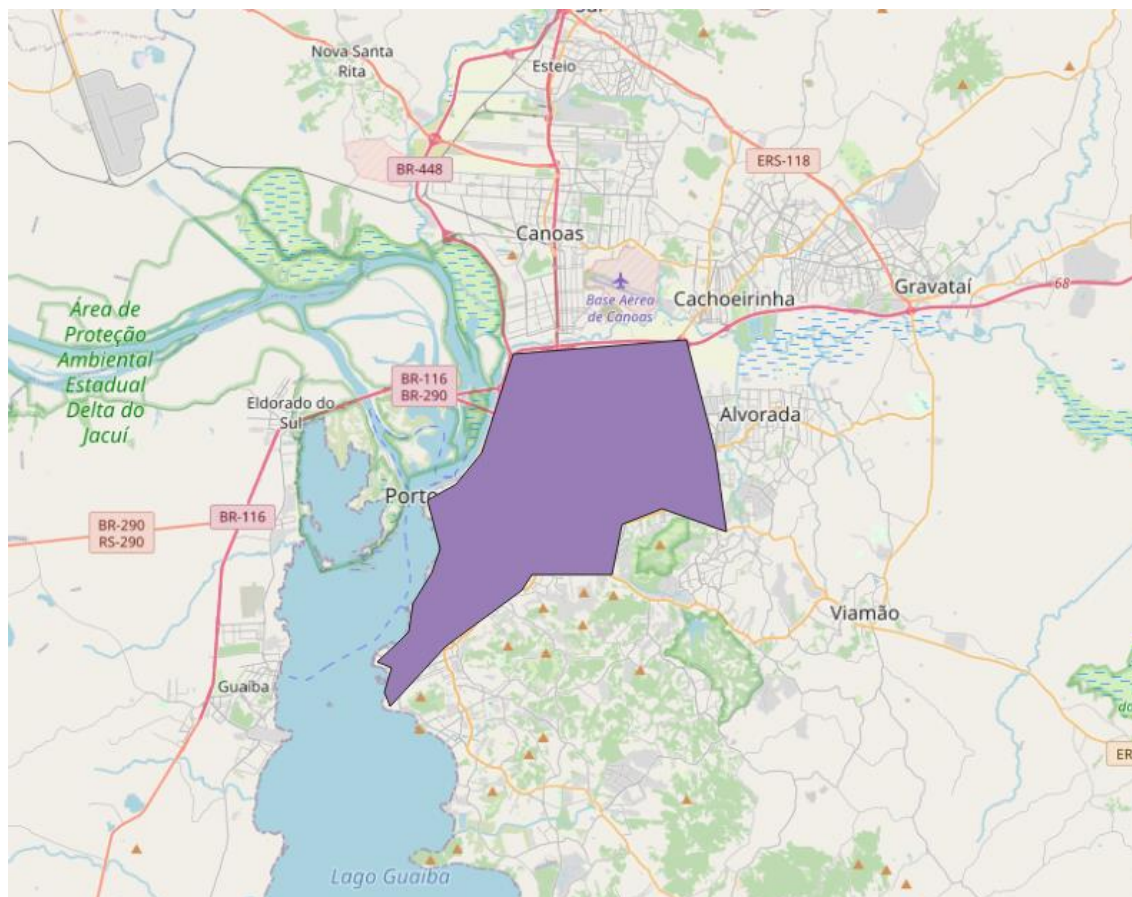


Figura 5.9 – Porto Alegre área de interesse

Os pontos de entrega foram gerados aleatoriamente, com base no parâmetro densidade (pontos/km²), considerando uma entrega por km², com uma distância mínima de 100 m entre os pontos. Originando, assim, 112 pontos localizados, como ilustrado na Figura 5.10.

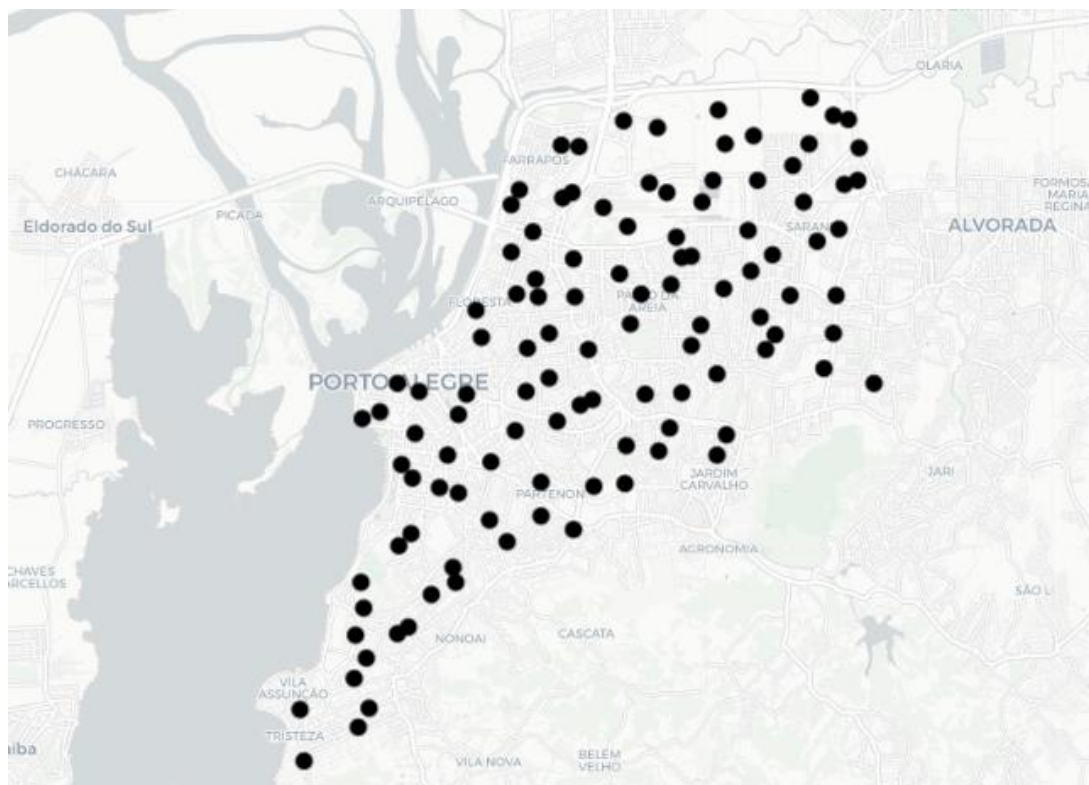


Figura 5.10 – Porto Alegre com os pontos de demanda

O agrupamento foi realizado considerando as distâncias euclidianas, distâncias reais e tempos. Para cada um dos critérios de agrupamento, realizou-se o particionamento dos pontos em um intervalo, variando k de 1 até 10.

5.6 Fortaleza

A sexta e última cidade escolhida foi a cidade de Fortaleza, devido a população estimada de 2,7 milhões de habitantes (IBGE, 2020) e, pelo destaque do *E-Commerce* apresentando um aumento do faturamento de 161% em 2021, com relação a 2020. (Jornal Focus, 2022). A área de interesse localizada na cidade de Fortaleza, abrange uma área de 65 km², demonstrada na Figura 5.11.

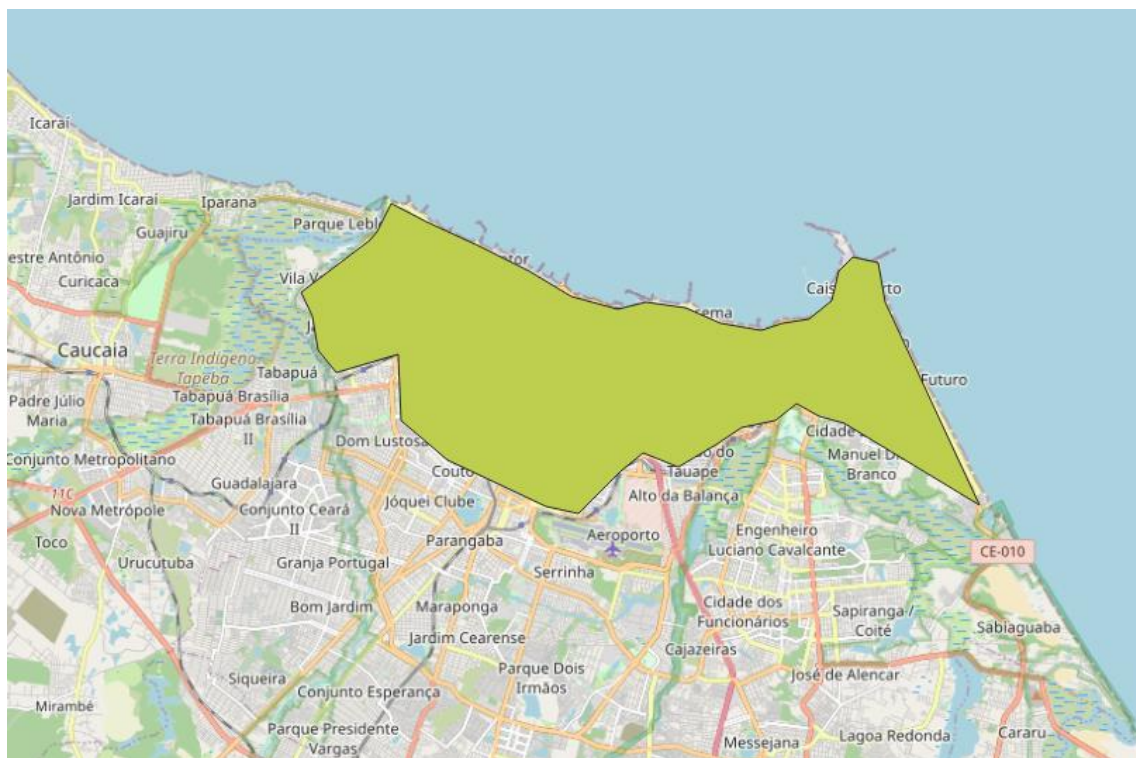


Figura 5.11 – Fortaleza área de interesse

Os pontos de entrega foram gerados aleatoriamente, com base no parâmetro densidade (pontos/km²), considerando uma entrega por km², com uma distância mínima de 100 m entre pontos. Originando, assim, 66 pontos localizados dentro da área de interesse, como ilustrado na Figura 5.12.

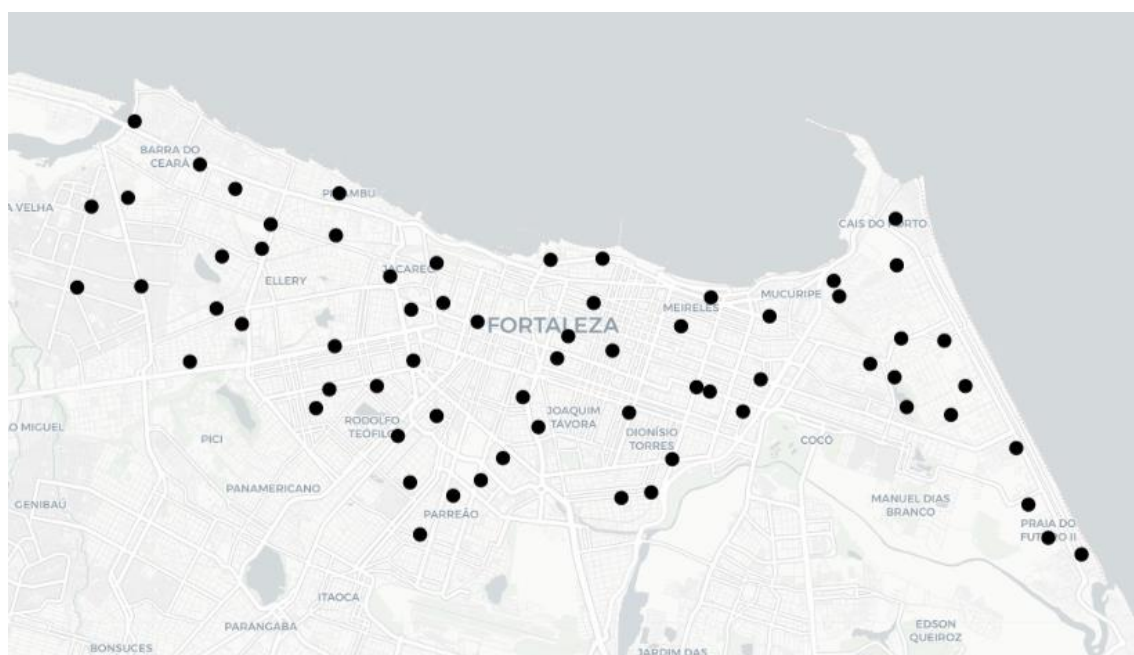


Figura 5.12 – Salvador com os pontos de demanda

O agrupamento foi realizado considerando as distâncias euclidianas, distâncias reais e tempos. Para cada um dos critérios de agrupamento realizou-se o particionamento dos pontos em um intervalo, variando k de 1 a 5, semelhante ao intervalo utilizado na cidade do Rio de Janeiro, devido à similaridade com relação ao tamanho da área de interesse e quantidade de pontos de demanda.

5.7 Resumo dos parâmetros das cidades utilizados na aplicação do método de particionamento de território urbano

Foram analisadas as áreas urbanas de seis cidades com representatividade no volume populacional e do comércio eletrônico, a Tabela 5.1 apresenta os parâmetros de Área (km²), Quantidade de pontos de demanda de entregas e Densidade dos Pontos (pontos/km²) para as cidades de São Paulo, Rio de Janeiro, Curitiba, Salvador, Porto Alegre e Fortaleza.

Tabela 5.1 - Valores das áreas e número de pontos gerados para cada cidade

	Área de Interesse (km ²)	Quantidade de pontos	Densidade de pontos (pontos/km ²)
São Paulo	102	101	0,99
Rio de Janeiro	15	49	3,27
Curitiba	95	95	1,03
Salvador	86	83	0,97
Porto Alegre	113	112	0,99
Fortaleza	65	66	1,02

6 RESULTADOS DA APLICAÇÃO DO MÉTODO PARA PARTICIONAMENTO DE TERRITÓRIO

Neste capítulo apresenta-se os resultados da aplicação do método para particionamento de território descritos no Capítulo 5, correspondentes aos distritos formados através dos diferentes critérios de agrupamento, de distâncias euclidianas, distâncias reais e tempos de deslocamento, para as cidades de São Paulo, Rio de Janeiro, Curitiba, Salvador, Porto Alegre e Fortaleza, em cada intervalo de k . Assim como os mapas dos agrupamentos e roteirização dos pontos de demanda, as distâncias e tempos para cada critério de agrupamento em cada distrito.

6.1 São Paulo

Na Figura 6.1 observa-se o histograma da distribuição do fator de circuidade dos pontos de demanda. A distribuição encontrada apresentou uma média de 1,55, ou seja, para um par de pontos dentro da cidade de São Paulo, têm-se em média, a distância real igual a 1,55 vezes maior que a distância euclidiana, com um desvio padrão de 0,32, resultando em uma amostra homogênea, sem grandes desvios e com pontos que tendem a ficar próximos a média (Wan *et al.*, 2014).

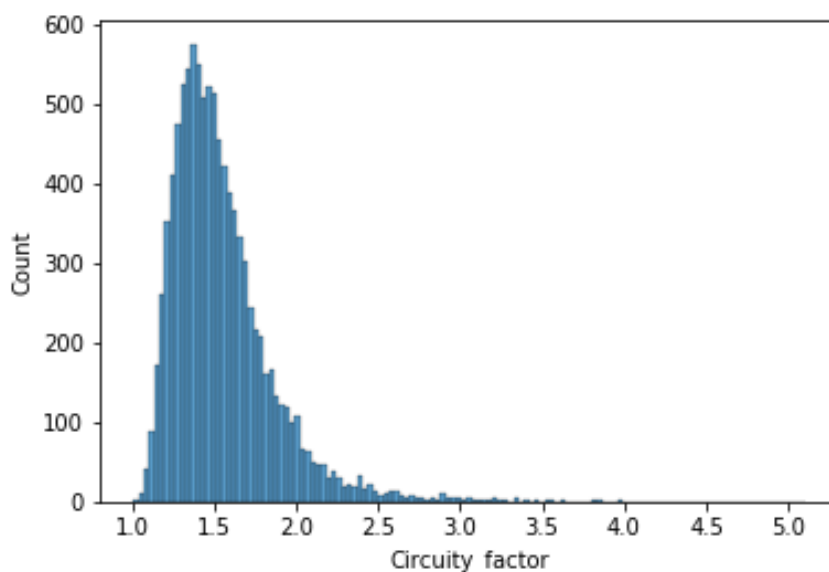
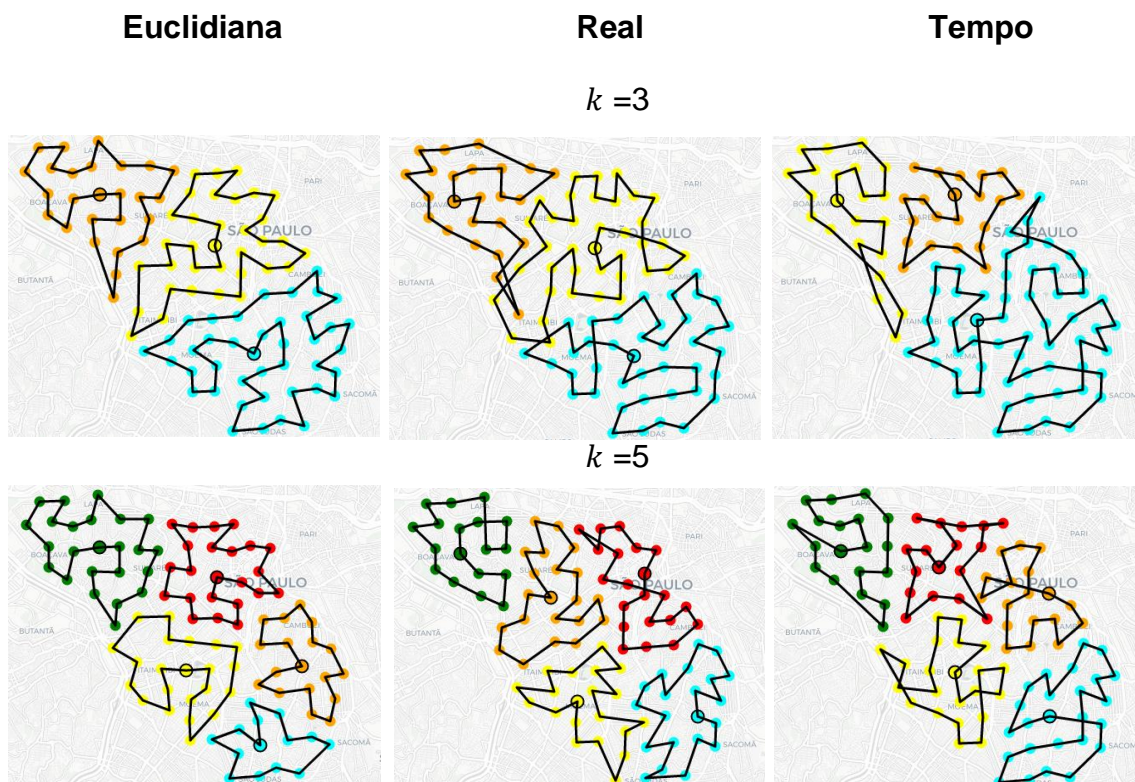


Figura 6.1: Histograma fator de circuidade São Paulo

O resultado da aplicação do método de particionamento de território para os critérios de agrupamento por distâncias euclidianas, distâncias reais e tempos, para k igual a 3, 5, 7 e 10, é apresentado na Figura 6.2. Cada critério de particionamento mostra uma configuração específica, ou seja, distritos geometricamente diferentes, com relação a quantidade de pontos, localização do centroide e formação do roteiro.



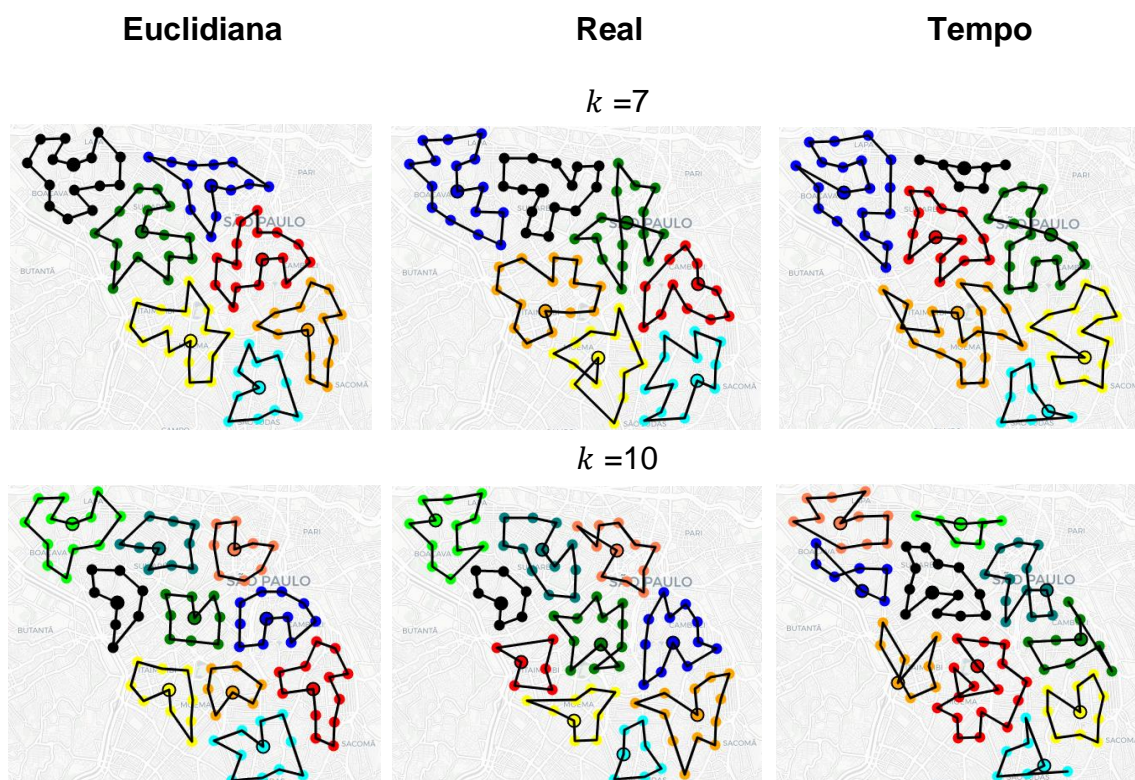


Figura 6.2: São Paulo: Particionamento e Roteirização para k igual a 3, 5, 7 e 10

É possível observar diferentes geometrias e quantidades de pontos em cada critério de agrupamento, como por exemplo para k igual a 3, detalhado na Tabela 6.1, o distrito 1 (distrito azul na Figura 6.2) possui 41 pontos no particionamento obtidos através de distâncias euclidianas, 40 pontos no particionamento através das distâncias reais e 58 pontos no particionamento por tempo. Essas diferenças são encontradas devido à natureza do problema da p -mediana, o qual aloca os pontos de demanda de entrega n ao centroide do grupo k , de forma a minimizar o parâmetro (distância euclidiana, distância real ou tempo), dessa forma não há qualquer restrição com relação a carga de trabalho de cada distrito, ou seja, a quantidade de pontos de entrega de demanda, por isso temos distritos com diferentes quantidades de pontos.

Tabela 6.1- Quantidade de pontos em cada distrito para agrupamento euclidiano, real e por tempo para São Paulo $k = 3$

São Paulo, $k=3$			
Agrupamento	Distrito 1 (Qtd. Pontos)	Distrito 2 (Qtd. Pontos)	Distrito 3 (Qtd. Pontos)
Euclidiano	41	34	26
Real	40	37	24
Tempo	58	22	21

Rossit *et al.* (2019) afirmam que roteiros eficientes devem prover “atratividade visual”, ou seja, um conjunto de características para terem melhores resultados em aplicações reais, sendo roteiros compactos, sem cruzamento de rotas e de formato simples. Ao comparar, por exemplo, a formação do distrito e o roteiro formado para k igual a 3, quando agrupado por distância euclidiana (Figura 6.3) encontram-se distritos mais uniformes, com roteiros sem sobreposição de rotas, aparentemente, distritos mais balanceados com relação a quantidade de pontos.

Porém, ao se olhar para o agrupamento por distâncias reais (Figura 6.4), observa-se distritos com geometrias diferentes do formado por distâncias euclidianas, com algumas sobreposições de rotas devido a realidade da malha viária, sentido obrigatório das vias e conversões; com pontos afastados os quais parecem estar mais perto de outro distrito; e com cruzamento de rotas e formato complexo. Entretanto ao destacar os distritos formados pelo critério de tempo (Figura 6.5), obtém-se distritos completamente diferente dos anteriores, com uma geometria também divergente ao encontrado e recomendado pela literatura (Rossit *et al.*, 2019).

Essas alterações na geometria dos distritos, devido ao critério de particionamento, pode ser observada no detalhe quando acompanha-se um ponto específico nos agrupamentos, como por exemplo o ponto 62, no particionamento através da distância euclidiana (Figura 6.3), é o ponto que representa o centroide do distrito amarelo, assim como no particionamento através de distâncias reais (Figura 6.4); porém no particionamento utilizando o tempo entre os pontos (Figura 6.5), o ponto 62 tornou-se apenas um ponto de demanda do distrito laranja, ou seja, a formação dos distritos é diretamente afetada pelo critério de agrupamento, e o tempo de deslocamento entre os pontos de demanda na cidade de São Paulo parece ter influência maior na maneira como os distritos se formam do que as distâncias, sejam elas euclidianas ou reais, devido as maiores alterações na geometria do distrito e no roteiro.

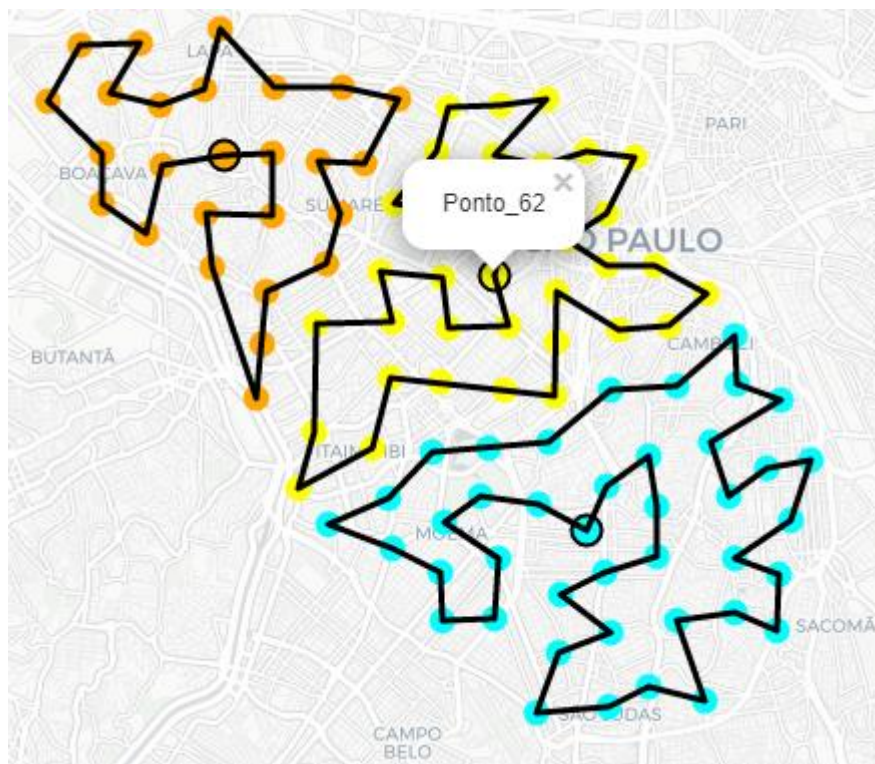


Figura 6.3: São Paulo - Agrupamento Distância Euclidiana k igual a 3



Figura 6.4: São Paulo - Agrupamento Distância Real, k igual a 3

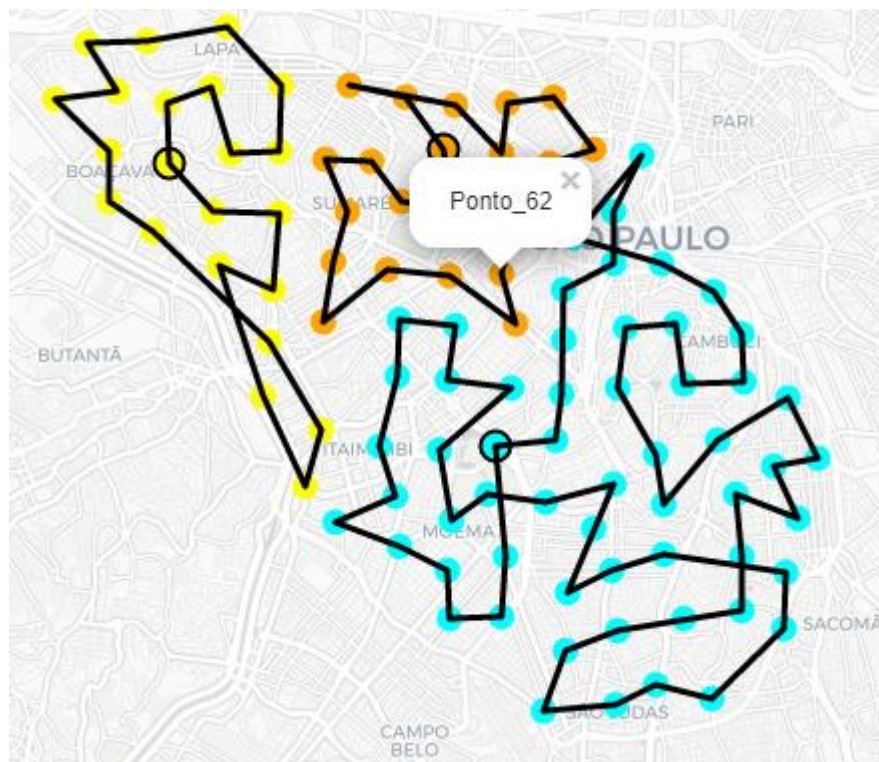


Figura 6.5: São Paulo - Agrupamento Tempo, k igual a 3

As diferenças encontradas na formação dos distritos são detalhadas na Tabela 6.2, com as distâncias euclidianas totais, distâncias reais totais, e tempos totais para cada quantidade de grupos k . Por exemplo, os agrupamentos para k igual a 5, utilizando o critério de distâncias euclidianas, obteve-se uma distância euclidiana total de 104,53 km, distância real total de 194,25km, e um tempo total de 9,77 horas, para visitar todos os pontos de demanda. Ao comparar com o resultado obtido através do agrupamento por distância real, observa-se uma distância real de 173,92 km, ou seja, 20,33 km a menos do que o agrupamento euclidiano, e um tempo de 8,74 horas, 1,03 horas a menos, também comparado aos resultados obtidos através do agrupamento por distância euclidiana.

Tabela 6.2: Resultado para particionamento com critérios para São Paulo

Qtd. Grupos (k)	Agrupamento	Roteirização	Dist. Real Total (km)	Dist. Euclidiana Total (km)	Tempo total (horas)
1	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	183,11	98,79	9,43
2	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	180,11	101,51	9,09
3	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	189,8	104,6	9,40
4	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	183,83	104,03	9,36
5	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	194,25	104,53	9,77
6	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	196,11	105,12	9,72
7	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	189,02	105,21	9,69
8	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	187,41	103,92	9,50
9	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	191,15	104,00	9,73
10	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	188,05	104,99	9,54
1	Dist. Reais	Dist. Reais	163,22	109,67	8,46
2	Dist. Reais	Dist. Reais	171,38	115,43	8,74
3	Dist. Reais	Dist. Reais	175,29	115	8,87
4	Dist. Reais	Dist. Reais	174,48	110,34	8,96
5	Dist. Reais	Dist. Reais	173,92	113,3	8,74
6	Dist. Reais	Dist. Reais	174,93	113,46	8,90
7	Dist. Reais	Dist. Reais	177,56	112,24	8,81
8	Dist. Reais	Dist. Reais	173,76	113,74	8,75
9	Dist. Reais	Dist. Reais	171,02	109,68	8,85
10	Dist. Reais	Dist. Reais	176,53	113,7	8,98
1	Tempos	Tempos	178,85	117,33	8,11

Qtd. Grupos (k)	Agrupamento	Roteirização	Dist. Real Total (km)	Dist. Euclidiana Total (km)	Tempo total (horas)
2	Tempos	Tempos	177,85	116,91	8,45
3	Tempos	Tempos	174,73	115,36	8,41
4	Tempos	Tempos	181,87	120,13	8,63
5	Tempos	Tempos	183,14	117,81	8,68
6	Tempos	Tempos	184,9	117,81	8,79
7	Tempos	Tempos	181,73	114,77	8,67
8	Tempos	Tempos	188,52	121,38	8,69
9	Tempos	Tempos	187,01	120,63	8,78
10	Tempos	Tempos	190,70	123,41	8,84

A partir da Tabela 6.2 foi possível identificar que para percorrer todos os pontos dentro da cidade de São Paulo, obteve-se a menor distância real e o menor tempo para k igual a 1, o que faz sentido, pois a configuração de apenas um único distrito é que a tem a menor quantidade de retornos ao ponto de início do roteiro (*tour*) após a última entrega.

6.1.1 *Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir das distâncias euclidianas para a cidade de São Paulo*

Para a análise dos grupos formados na cidade de São Paulo através do agrupamento utilizando distâncias euclidianas obteve-se um gráfico combinado, apresentado na Figura 6.6, no qual o eixo horizontal é a quantidade de grupos k , o eixo vertical esquerdo representa o tempo do roteiro em horas, e o eixo vertical direito as distâncias em quilômetros.

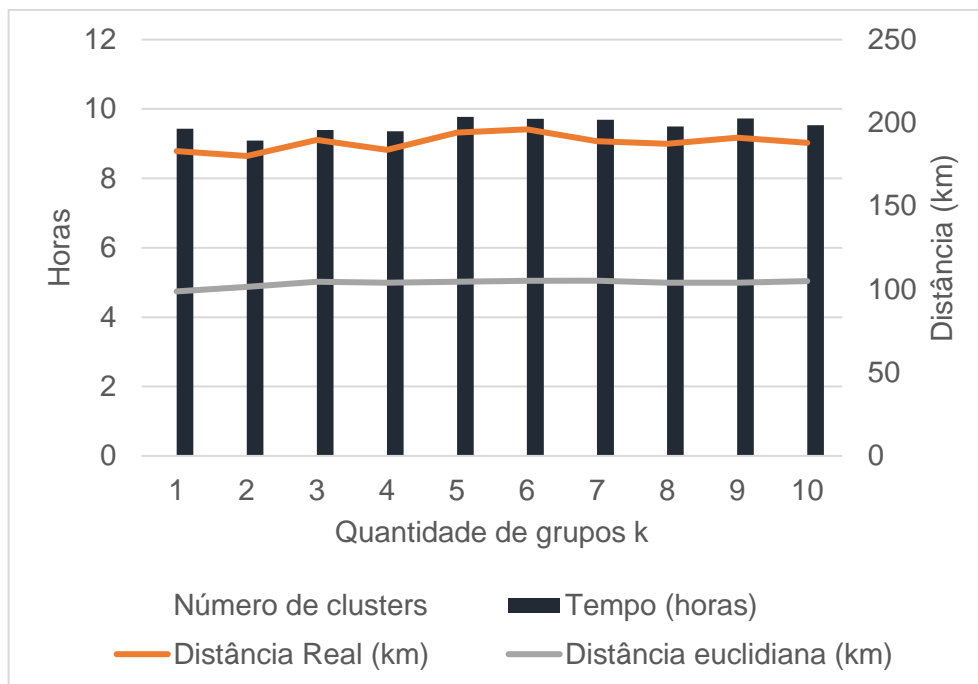


Figura 6.6: Análise dos resultados do particionamento da cidade de São Paulo para o agrupamento através das distâncias euclidianas

A Tabela 6.3 apresenta as médias da distância euclidiana, distância real e tempo para todos os k distritos, para o agrupamento da cidade de São Paulo através das distâncias euclidianas.

Tabela 6.3: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade de São Paulo a partir do agrupamento através da distância euclidiana

Médias	Euclidiana
Média Distância Euclidiana (km)	103,67
Média Distância Real (km)	188,28
Média Tempo (horas)	9,52

A partir da Figura 6.6 e Tabela 6.3 observa-se que, dentro de um critério específico de particionamento, no caso, por distância euclidiana, ao segmentar a cidade de São Paulo em grupos de 1 a 10 distritos, não encontram-se alterações significativas nas distâncias euclidianas totais, distâncias reais totais e tempos totais, ou seja, caso a escolha seja particionar a área em 3 ou em 9 distritos, por mais que as geometrias dos distritos sejam completamente diferentes, as alterações de distâncias e tempos totais não são expressivas. Semelhante ao encontrado no

trabalho de Newell e Daganzo (1986a, 1986b), que afirmam que pequenas variações na forma dos distritos e em sua orientação não afetam significativamente a distância total percorrida para toda a região.

6.1.2 Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir das distâncias reais para a cidade de São Paulo

Para a análise dos grupos formados através do agrupamento utilizando distâncias reais obteve-se um gráfico combinado, representado na Figura 6.7.

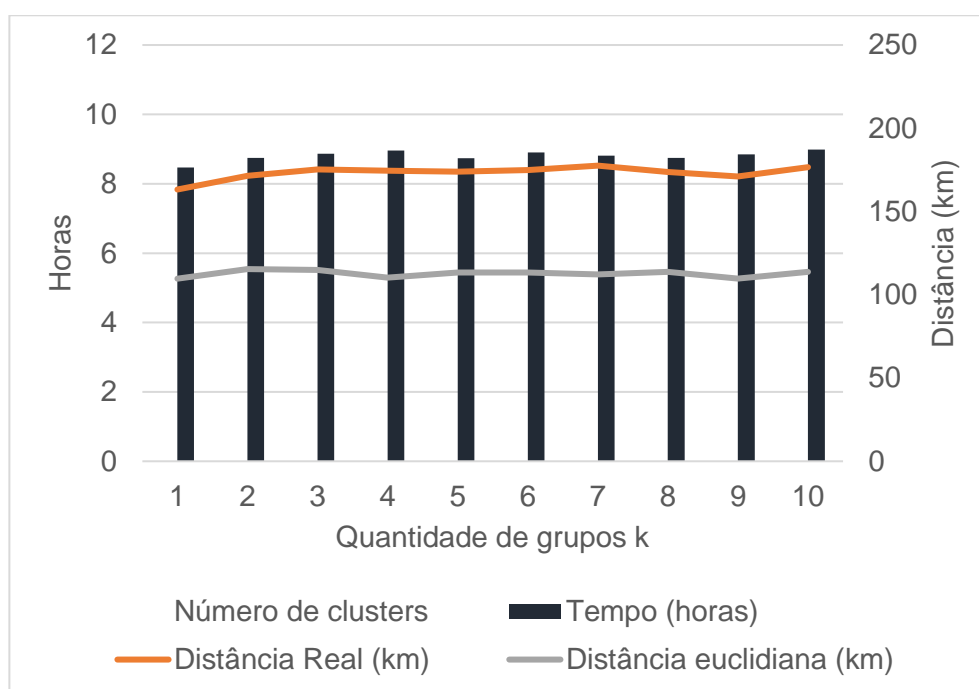


Figura 6.7: Análise dos resultados do particionamento da cidade de São Paulo para o agrupamento através das distâncias reais

A Tabela 6.4 demonstra as médias da distância euclidiana, distância real e tempo para todos os k distritos, através das distâncias euclidianas e reais, e as diferenças percentuais entre os agrupamentos.

Tabela 6.4: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade de São Paulo a partir do agrupamento através da distância real comparado a euclidiana

Médias	Euclidiana	Real	Real versus Euclidiana (%)
Média Distância Euclidiana (km)	103,67	112,66	+8,7%
Média Distância Real (km)	188,28	173,21	-8,0%
Média Tempo (horas)	9,52	8,81	-7,5%

Ao agrupar os pontos através das distâncias euclidianas tem-se uma distância euclidiana de 103,67 km e uma distância real de 188,28 km; porém ao agrupar por distância real, tem-se uma distância euclidiana de 112,6 km e uma distância real de 173,21 km, 8% menor do que o agrupamento euclidiano. Os resultados seguem semelhantes para as médias de tempos, obtém-se um tempo de 9,52 horas para o agrupamento euclidiano, e 8,81 horas para o agrupamento utilizando distâncias reais, ou seja, 7,5% menor. Sendo assim, é possível observar que o agrupamento através de distâncias reais, geram menores distâncias reais e menores tempos, devido ao fato de que as distâncias reais, que representam o impacto da malha viária, ser o fator decisório do agrupamento, ou seja, quando agrupamos através das distâncias reais, obtém-se o agrupamento ótimo considerando o impacto da malha viária.

6.1.3 *Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir dos tempos para a cidade de São Paulo*

Para a análise dos grupos formados na cidade de São Paulo através do agrupamento utilizando os tempos entre os pontos de demanda obteve-se um gráfico combinado, o qual está representado na Figura 6.8.

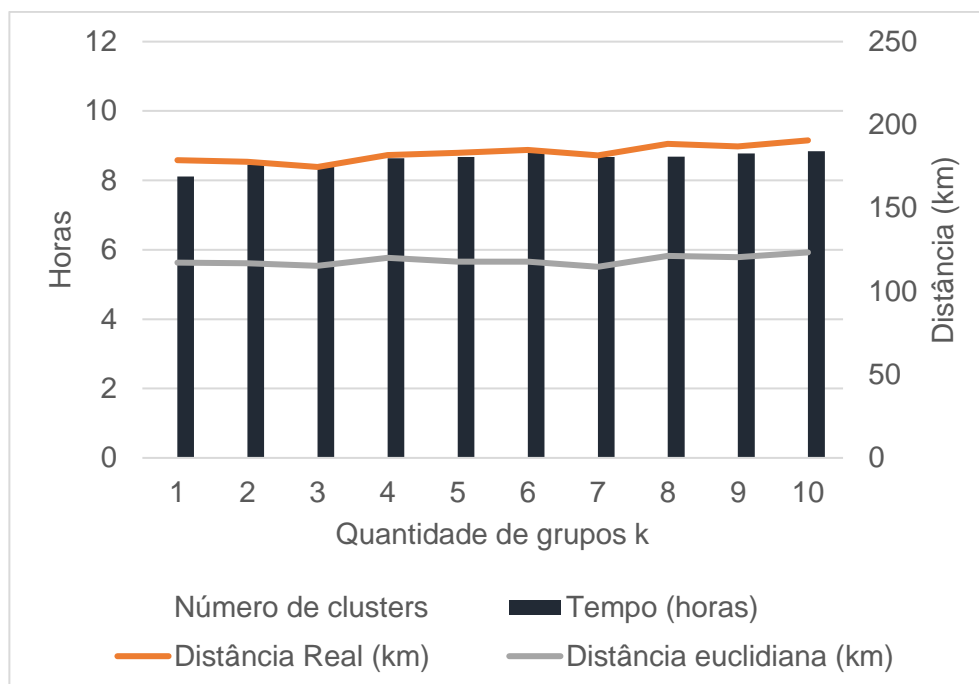


Figura 6.8: Análise dos resultados do particionamento da cidade de São Paulo para o agrupamento através dos tempos

A Tabela 6.5 apresenta as médias da distância euclidiana, distância real e tempo de todos os k distritos, para o agrupamento da cidade de São Paulo através do tempo entre os pontos.

Tabela 6.5: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade de São Paulo a partir do agrupamento através do tempo comparado ao euclidiano

Médias	Euclidiana	Real	Tempo	Tempo versus Euclidiana (%)
Média Distância Euclidiana (km)	103,67	112,66	118,55	+14,4%
Média Distância Real (km)	188,28	173,21	182,93	-2,8%
Média Tempo (horas)	9,52	8,81	8,60	-9,6%

Ao agrupar os pontos através do critério de tempo, obtém-se um tempo médio de 8,6 horas para visitar todos os pontos de demanda. Quando comparado com o

tempo médio no agrupamento, através das distâncias euclidianas tem-se um ganho de tempo de 9,6%; porém, ao compararmos com o tempo médio obtido no agrupamento por distância real, o ganho de tempo é menor. Esses resultados sugerem que o agrupamento dos pontos utilizando distâncias reais, reduz consideravelmente a distância real média percorrida e o tempo médio, comparado ao agrupamento euclidiano, e quando agrupado por tempo, aumenta-se a distância real e o ganho de tempo não é tão significativo, ou seja, para a cidade de São Paulo, agrupar os pontos por distâncias reais pode gerar distâncias reais e tempos menores, já o agrupamento por tempo, pode até gerar tempos menores, porém, obtém-se um aumento na distância real.

6.2 Rio de Janeiro

A Figura 6.9 demonstra a distribuição do fator de circuidade dos pontos de demanda da cidade de Rio de Janeiro. A distribuição encontrada apresentou uma média de 2,06 e um desvio padrão de 0,99.

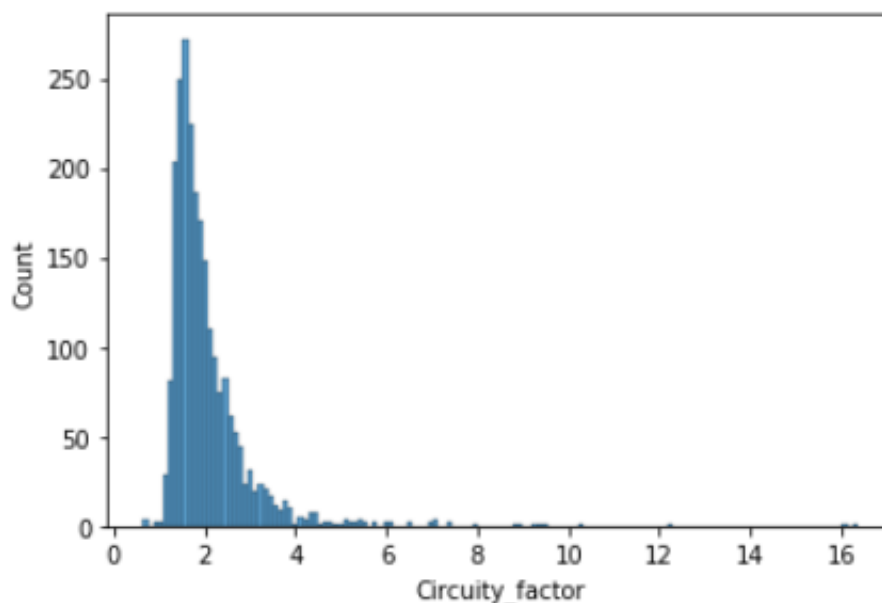


Figura 6.9: Histograma fator de circuidade Rio de Janeiro

O resultado da aplicação do método de particionamento de território na cidade do Rio de Janeiro, para os critérios de agrupamento por distâncias euclidianas,

distâncias reais e tempos, para k igual a 2, 3 e 5, é apresentado na Figura 6.10. Cada critério de particionamento apresenta uma configuração específica, ou seja, distritos geometricamente diferentes, com relação a quantidade de pontos, localização do centroide e formação do roteiro.

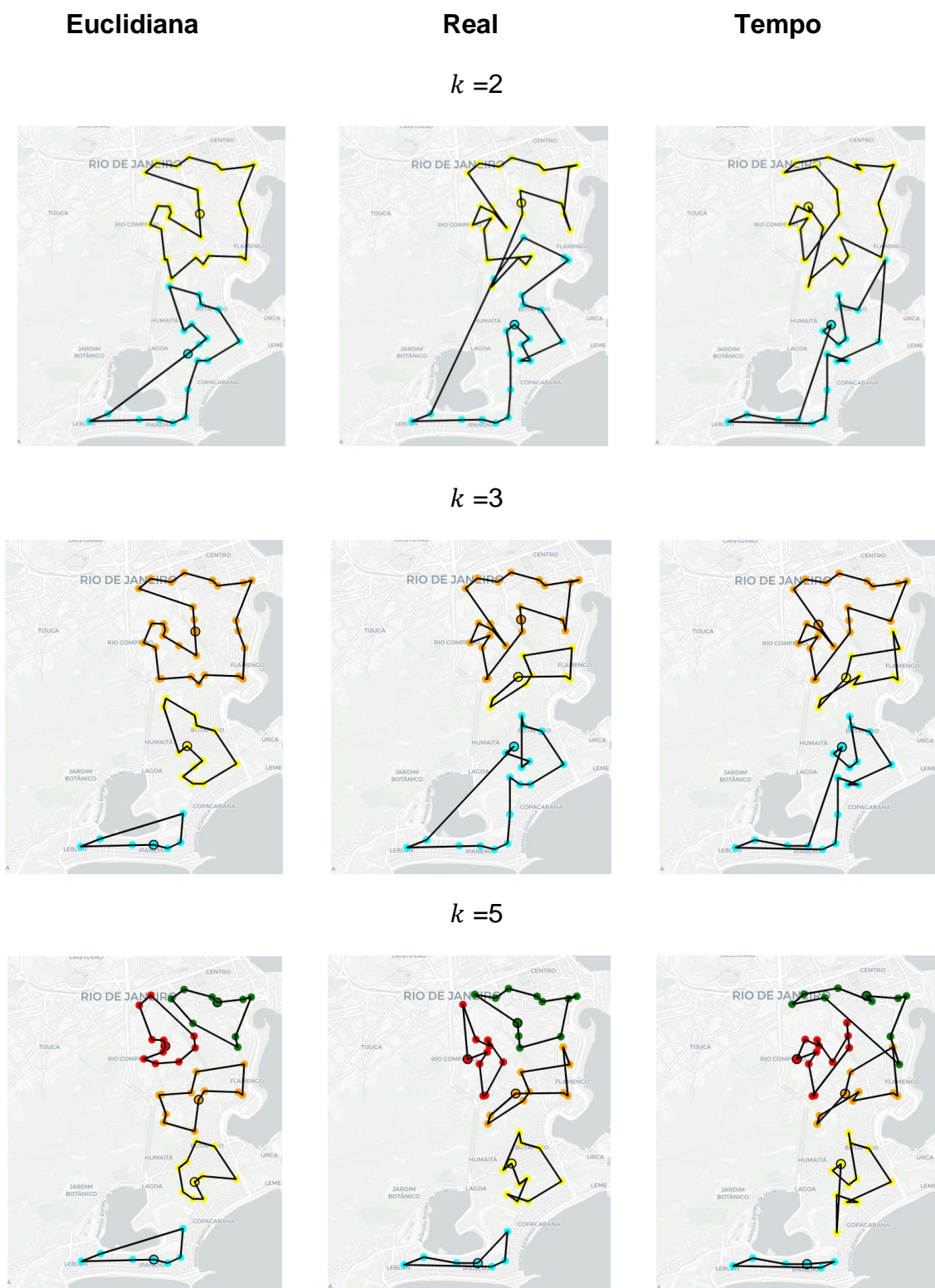


Figura 6.10: Rio de Janeiro: Particionamento e Roteirização para k igual a 2, 3 e 5

Tabela 6.6, demonstram as diferenças nas quantidades de pontos em cada critério de agrupamento.

Tabela 6.6 - Quantidade de pontos em cada distrito para agrupamento euclidiano, real e por tempo para o Rio de Janeiro $k=3$

Rio de Janeiro, $k=3$			
Agrupamento	Distrito 1 (Qtd. Pontos)	Distrito 2 (Qtd. Pontos)	Distrito 3 (Qtd. Pontos)
Euclidiano	7	13	29
Real	18	9	22
Tempo	18	10	21

Com relação as diferenças de geometria dos distritos, por exemplo o ponto 22 para k igual a 3, no particionamento através da distância real (Figura 6.12) e por tempo (Figura 6.13), é o ponto que representa o centroide do distrito amarelo, porém no particionamento utilizando a distância euclidiana (Figura 6.11) entre os pontos, o ponto 22 tornou-se apenas um ponto de demanda do distrito laranja, sendo assim, a formação dos distritos segue sendo diretamente afetada pelo critério de agrupamento, e os critérios de distância real e tempo, parecem formar distritos mais similares, comparado ao agrupamento por distância euclidiana.

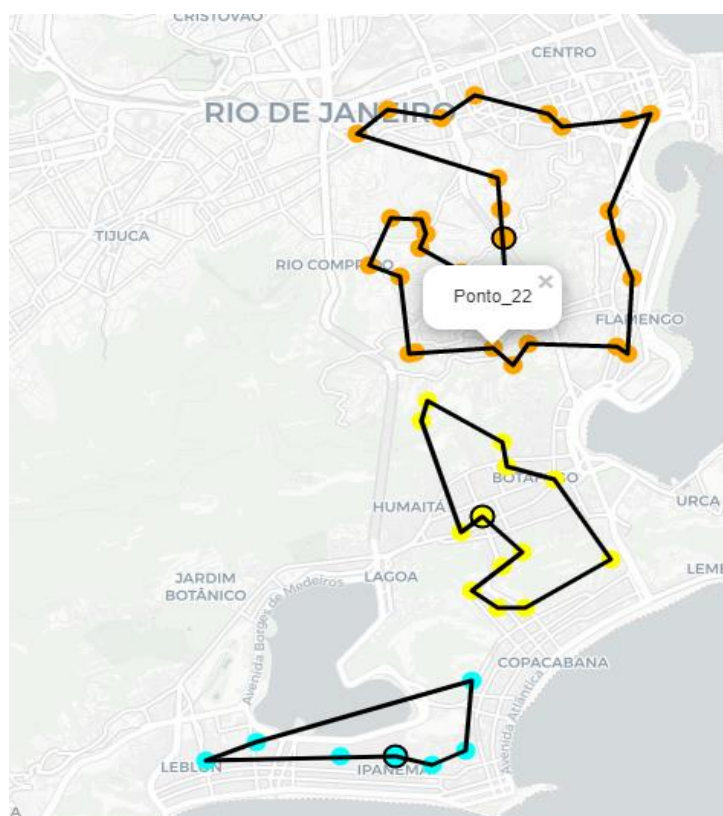


Figura 6.11: Rio de Janeiro - Agrupamento Distância euclidiana, $k=3$

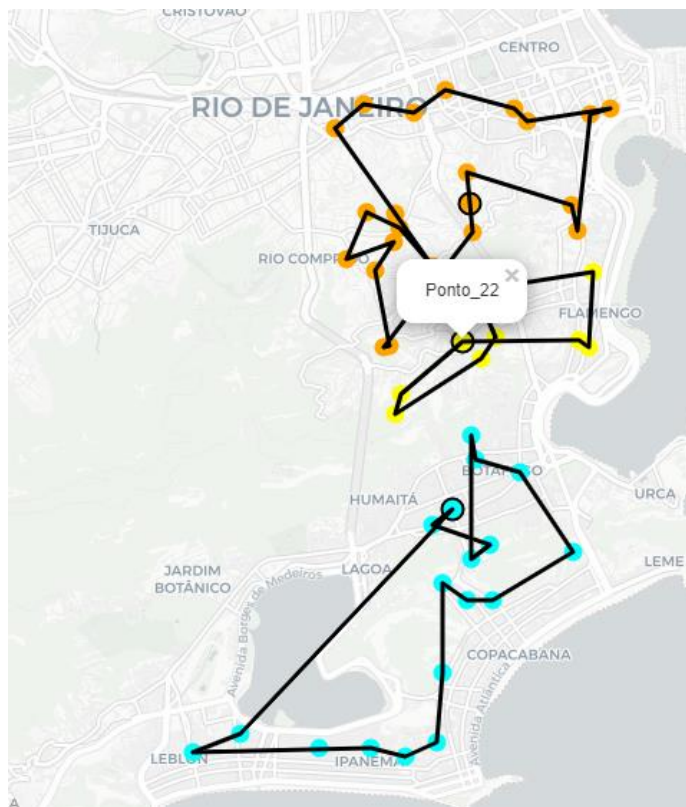


Figura 6.12: Rio de Janeiro - Agrupamento Distância real, $k = 3$

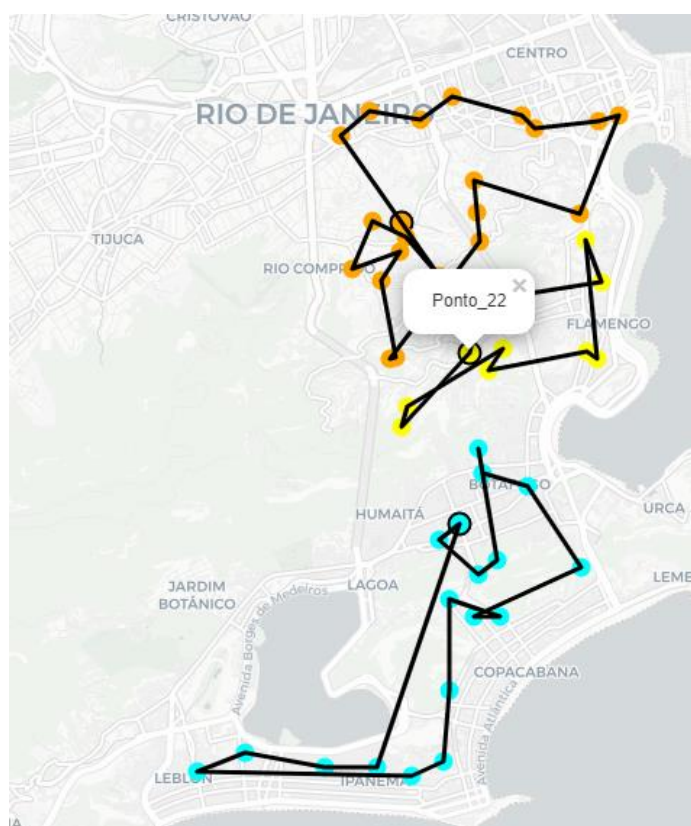


Figura 6.13: Rio de Janeiro - Agrupamento por tempos, $k = 3$

As diferenças encontradas na formação dos distritos são detalhadas na Tabela 6.7, com as distâncias euclidianas totais, distâncias reais totais, e tempos totais para cada quantidade de grupos k . Quando observado, por exemplo, o agrupamento para k igual a 5, utilizando o critério de distâncias euclidianas, obteve-se uma distância euclidiana total de 35,01 km, distância real total de 97,54km, e um tempo total de 4,82 horas, para visitar todos os pontos de demanda. Ao comparar com o resultado obtido através do agrupamento por distância real, obteve-se uma distância real de 73,84 km, ou seja, 23,7km a menos do que o agrupamento euclidiano, e um tempo de 3,91 horas, 0,92 horas a menos, também comparado com os resultados obtidos através do agrupamento por distância euclidiana.

Tabela 6.7: Resultado para particionamento com critérios para o Rio de Janeiro

Qtd. Grupos (k)	Agrupamento	Roteirização	Dist. Real Total (km)	Dist. Euclidiana Total (km)	Tempo total (horas)
1	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	90,04	32,54	4,39
2	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	91,42	33,41	4,44
3	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	90,86	31,91	4,36
4	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	98,71	33,46	4,83
5	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	97,54	35,01	4,82
1	Dist. Reais	Dist. Reais	70,79	39,57	3,77
2	Dist. Reais	Dist. Reais	74,97	41,86	3,79
3	Dist. Reais	Dist. Reais	70,79	39,05	3,74
4	Dist. Reais	Dist. Reais	70,92	37,71	3,77
5	Dist. Reais	Dist. Reais	73,84	38,78	3,91
1	Tempos	Tempos	74,7	43,12	3,58
2	Tempos	Tempos	74,81	41,86	3,63
3	Tempos	Tempos	72,17	40,67	3,64

Qtd. Grupos (k)	Agrupamento	Roteirização	Dist. Real Total (km)	Dist. Euclidiana Total (km)	Tempo total (horas)
4	Tempos	Tempos	72,98	39,52	3,66
5	Tempos	Tempos	77,13	42,25	3,75

6.2.1 Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir das distâncias euclidianas para a cidade do Rio de Janeiro

Para a análise dos grupos formados através do agrupamento utilizando distâncias euclidianas obteve-se um gráfico combinado, representado na Figura 6.14, no qual o eixo horizontal é a quantidade de grupos k , o eixo vertical esquerdo representa o tempo do roteiro em horas, e o eixo vertical direito as distâncias em quilômetros.

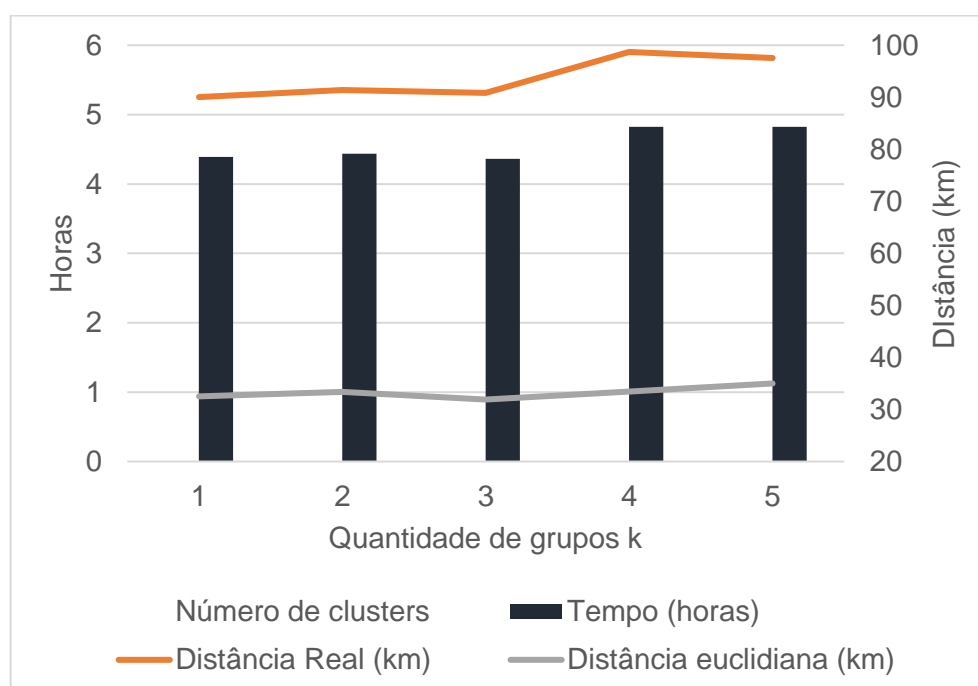


Figura 6.14: Análise dos resultados do particionamento da cidade do Rio de Janeiro com agrupamento através das distâncias euclidianas

A Tabela 6.8 demonstra as médias da distância euclidiana, distância real e tempo para todos os k distritos, para o agrupamento da cidade do Rio de Janeiro

através das distâncias euclidianas.

Tabela 6.8: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade do Rio de Janeiro a partir do agrupamento através da distância euclidiana

Médias	Euclidiana
Média Distância Euclidiana (km)	33,26
Média Distância Real (km)	93,71
Média Tempo (horas)	4,57

A partir da Figura 6.14 e Tabela 6.8 observa-se que, dentro de um critério específico de particionamento, no caso, por distância euclidiana, ao segmentar a cidade do Rio de Janeiro em grupos de 1 a 5 distritos, não encontram-se alterações significativas nas distâncias euclidianas totais, semelhante ao encontrado no trabalho de Newell e Daganzo (1986a, 1986b); porém observa-se uma diferença significativa nas distâncias reais, principalmente ao comparar o agrupamento por 3 e 4 grupos, com um aumento de 8 km.

6.2.2 *Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir das distâncias reais para a cidade do Rio de Janeiro*

Para a análise dos grupos formados através do agrupamento utilizando distâncias reais obteve-se um gráfico combinado, demonstrado na Figura 6.15.

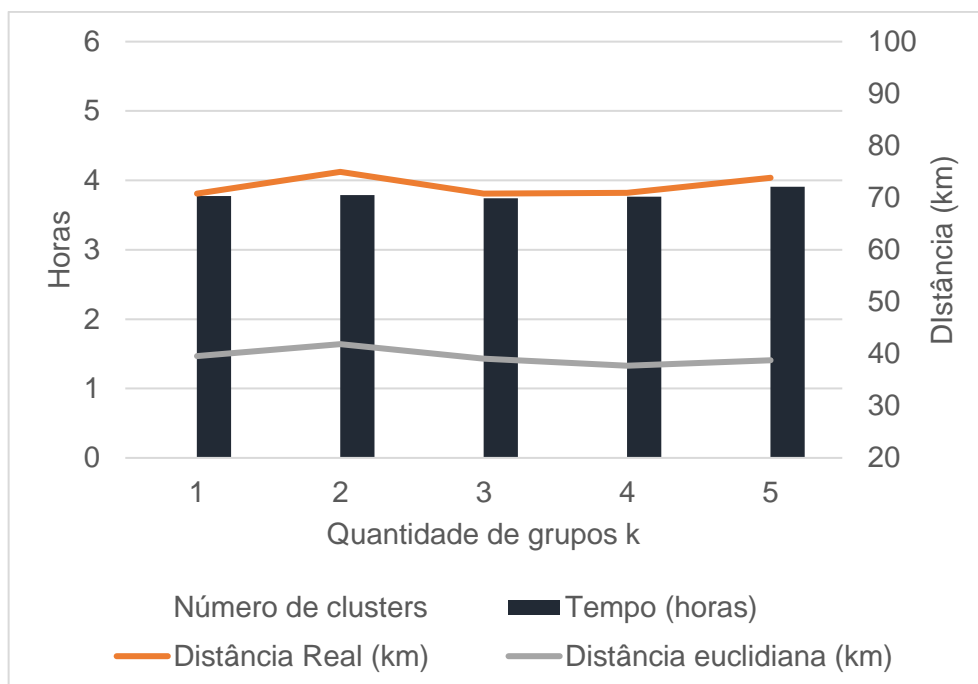


Figura 6.15: Análise dos resultados do particionamento da cidade do Rio de Janeiro com agrupamento através das distâncias reais

A Tabela 6.9 demonstra as médias da distância euclidiana, distância real e tempo para todos os k distritos, para o agrupamento da cidade do Rio de Janeiro através das distâncias reais, e as diferenças percentuais entre os agrupamentos euclidianos e reais.

Tabela 6.9: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade do Rio de Janeiro a partir do agrupamento através da distância real comparado a euclidiana

Agrupamento	Distância Real	Euclidiana	Real	Real versus Euclidiana (%)
Média Distância Euclidiana (km)		33,26	39,39	+18,4%
Média Distância Real (km)	93,71		72,26	-22,9%
Média Tempo (horas)		4,57	3,79	-16,9%

Ao agrupar os pontos através das distâncias euclidianas, tem-se uma distância real de 93,71 km e distância euclidiana de 33,26 km; porém ao agrupar por distância real, tem-se uma distância euclidiana de 39,39 km e uma distância real de

72,26.47 km, 22,8% menor. Com relação ao tempo, tem-se uma diferença percentual de 16,9% do agrupamento euclidiano para o real, sendo assim, é possível observar que o agrupamento através de distâncias reais, geram menores distâncias reais e menores tempos.

6.2.3 Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir dos tempos para a cidade do Rio de Janeiro

Para a análise dos grupos formados na cidade do Rio de Janeiro através do agrupamento utilizando os tempos entre os pontos de demanda obteve-se um gráfico combinado, representado na Figura 6.16.

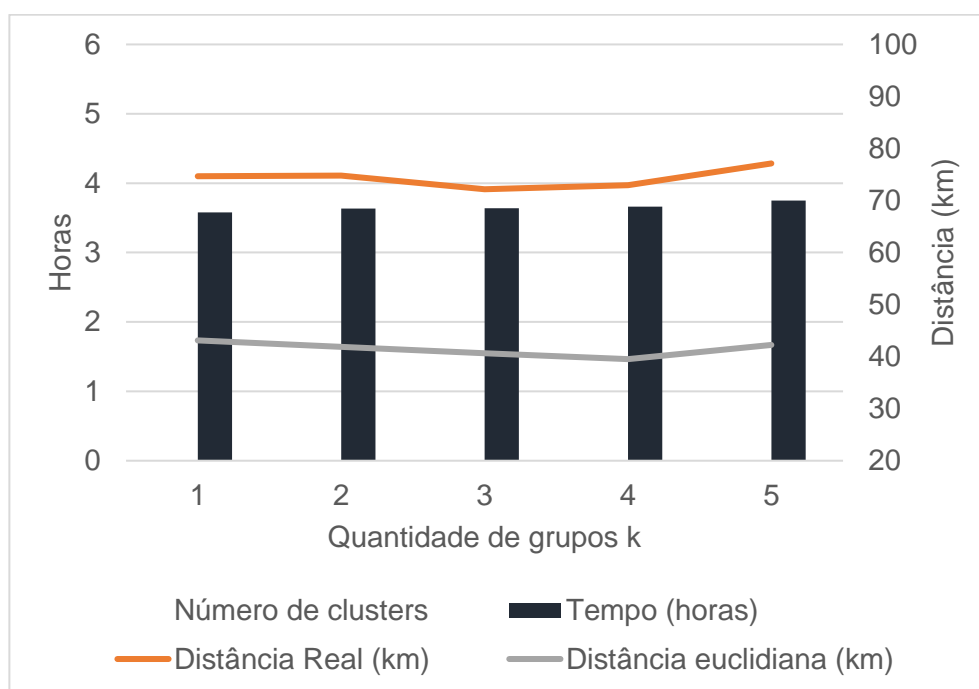


Figura 6.16: Análise dos resultados do particionamento da cidade do Rio de Janeiro com agrupamento através dos tempos.

A Tabela 6.10 demonstra as médias da distância euclidiana, distância real e tempo de todos os k distritos, para o agrupamento da cidade do Rio de Janeiro através do tempo entre os pontos.

Tabela 6.10: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade do Rio de Janeiro a partir do agrupamento através do tempo comparado a euclidiana

Métricas	Euclidiana	Real	Tempo	Tempo versus Euclidiana (%)
Média Distância Euclidiana (km)	33,26	39,39	41,48	+24,7%
Média Distância Real (km)	93,71	72,26	74,36	-20,7%
Média Tempo (horas)	4,57	3,79	3,65	-20,0%

Ao agrupar os pontos através das distâncias reais, tem-se uma distância real média de 72,26 km e um tempo de 3,79 horas; porém ao agrupar por tempo, tem-se uma distância real de 74,36 km e um tempo de 3,65 horas, resultando em um tempo menor de 0,14 horas. Esses resultados sugerem que o agrupamento dos pontos utilizando distâncias reais, reduz significamente a distância real percorrida e o tempo, comparado ao agrupamento euclidiano, porém ao comparar com os resultados do agrupamento por tempo, tem-se um aumento na distância real, e o ganho de tempo não significativo.

6.3 Curitiba

Na Figura 6.17 observa-se a distribuição do fator de circuidade dos pontos de demanda para a cidade de Curitiba. A distribuição encontrada apresentou uma média de 1,5 e um desvio padrão de 0,39.

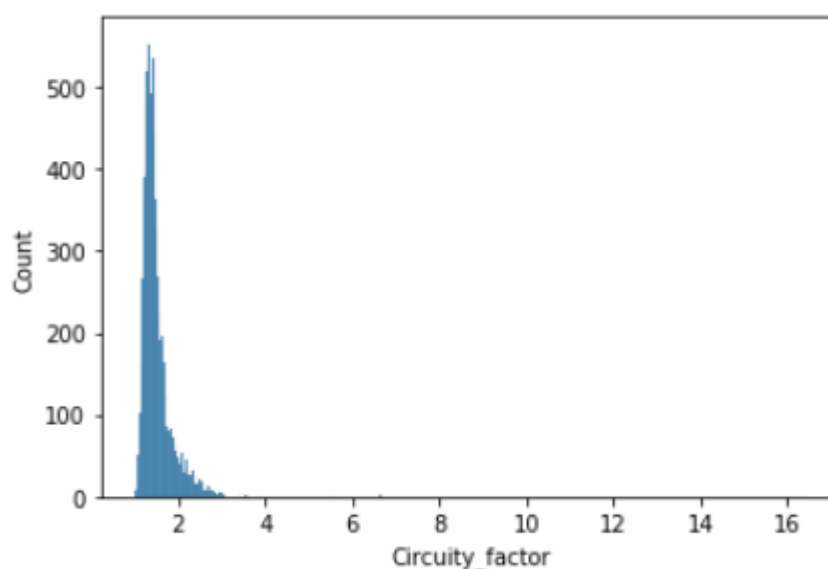


Figura 6.17- Histograma fator de circuidade Curitiba

Alguns pares de pontos na cidade de Curitiba apresentaram altos fatores de circuidade, como por exemplo entre o Ponto 2 e Ponto 3 com o fator de circuidade de 16,42, como ilustrado na Figura 6.18, com os dois pontos muito próximos no mapa, os quais possuem uma distância euclidiana da 0,38 km, e uma distância real de 6,4 km.

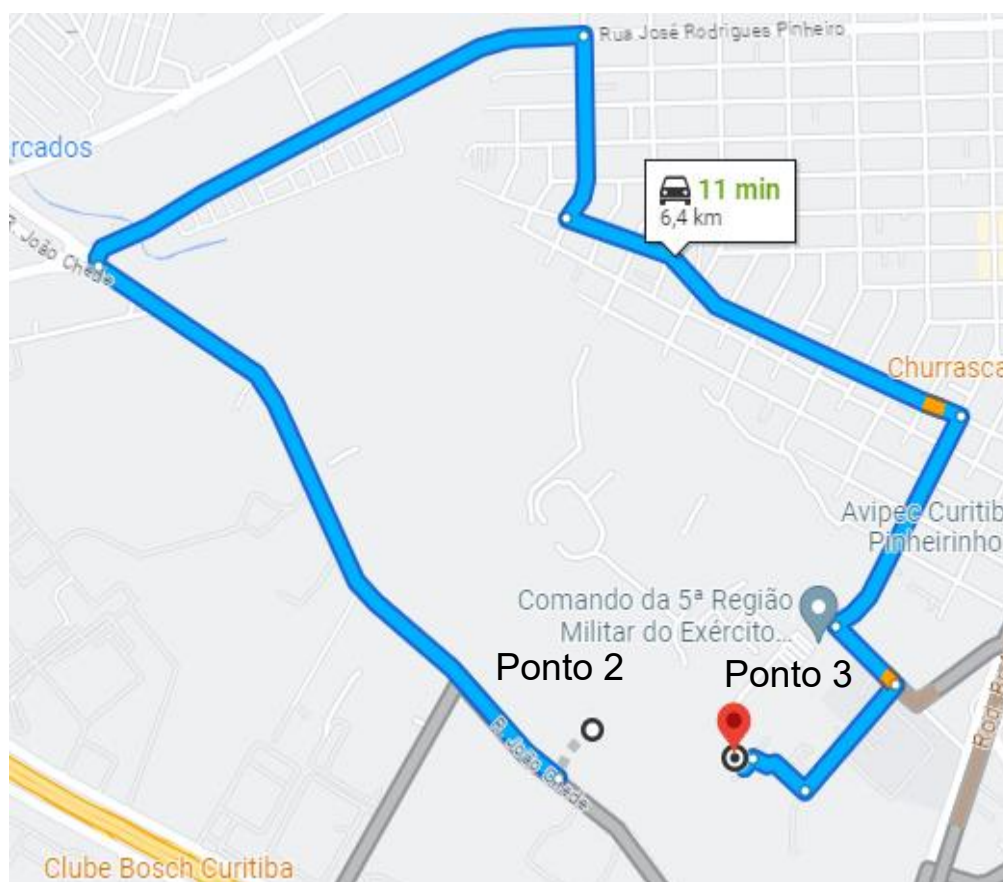


Figura 6.18: Mapa entre ponto 2 e ponto 3, um exemplo do impacto da malha viária na cidade de Curitiba.

O resultado da aplicação do método de particionamento de território é apresentado na Figura 6.19. Cada critério de particionamento apresenta uma configuração específica, ou seja, distritos geometricamente diferentes, com relação a quantidade de pontos, localização do centroide e formação do roteiro.

Euclidiana

Real

Tempo

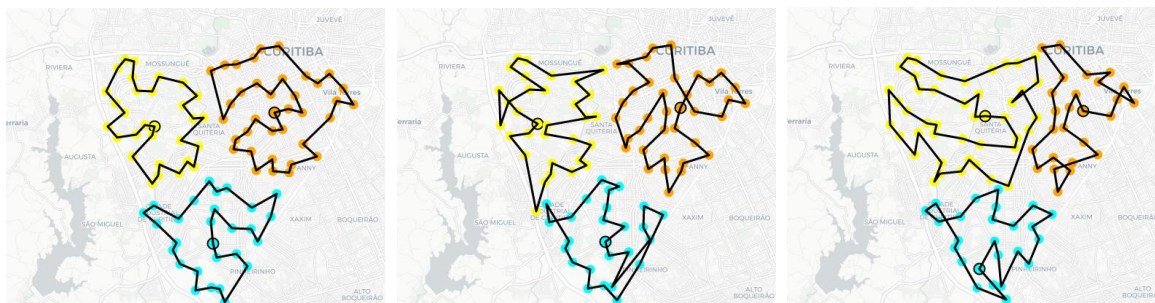
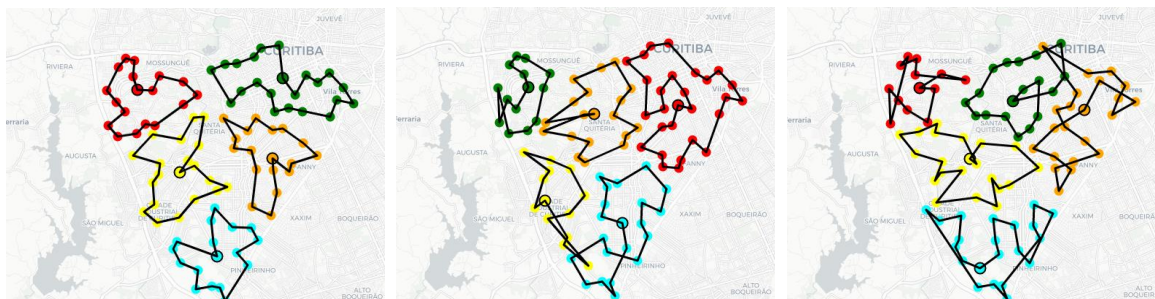
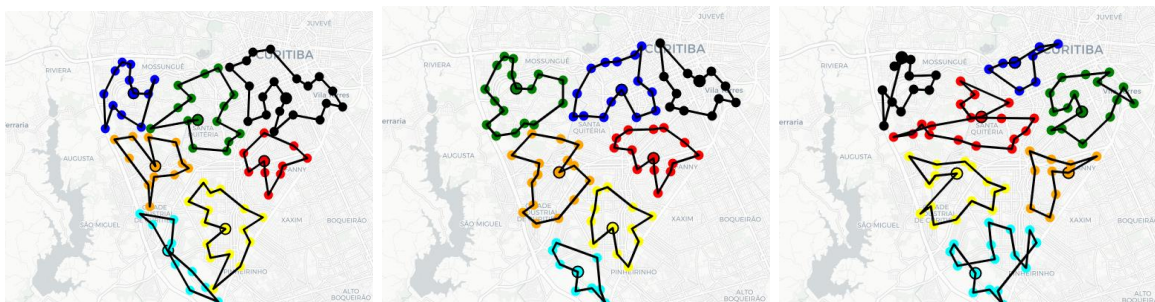
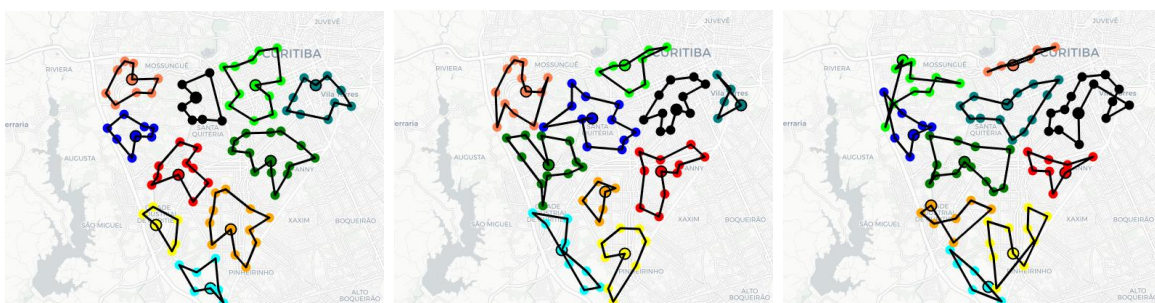
 $k = 3$  $k = 5$  $k = 7$  $k = 10$ 

Figura 6.19: Curitiba: Particionamento e Roteirização para k igual a 3, 5, 7 e 10

É possível observar diferentes geometrias e quantidades de pontos em cada critério de agrupamento, como por exemplo para k igual a 3, detalhado na Tabela 6.11, o distrito 2 (distrito amarelo na Figura 6.19) possui 30 pontos no particionamento euclidiano, 32 pontos no particionamento real e 44 pontos no particionamento por tempo.

Tabela 6.11: Quantidade de pontos em cada distrito para agrupamento euclidiano, real e por tempo para Curitiba $k = 3$

Curitiba, $k = 3$			
Agrupamento	Distrito 1 (Qtd. Pontos)	Distrito 2 (Qtd. Pontos)	Distrito 3 (Qtd. Pontos)
Euclidiano	28	30	37
Real	26	32	37
Tempo	25	44	26

Ao comparar, por exemplo, a formação do distrito e o roteiro formado para k igual a 5, quando agrupado por distância euclidiana (Figura 6.20) encontram-se distritos mais uniformes, com roteiros sem sobreposição de rotas, aparentemente, distritos mais equilibrados com relação a quantidade de pontos. Porém, ao olharmos para o agrupamento por distâncias reais (Figura 6.21), temos distritos com geometrias diferentes do formado por distâncias euclidianas, e com algumas sobreposições de rotas. Por fim, ao destacarmos os distritos formados pelo critério de tempo (Figura 6.22), obtém-se distritos completamente diferente dos anteriores, com uma geométrica complexa, e com sobreposição de roteiros, divergente ao encontrado e recomendado pela literatura (Rossit *et al.*, 2019).

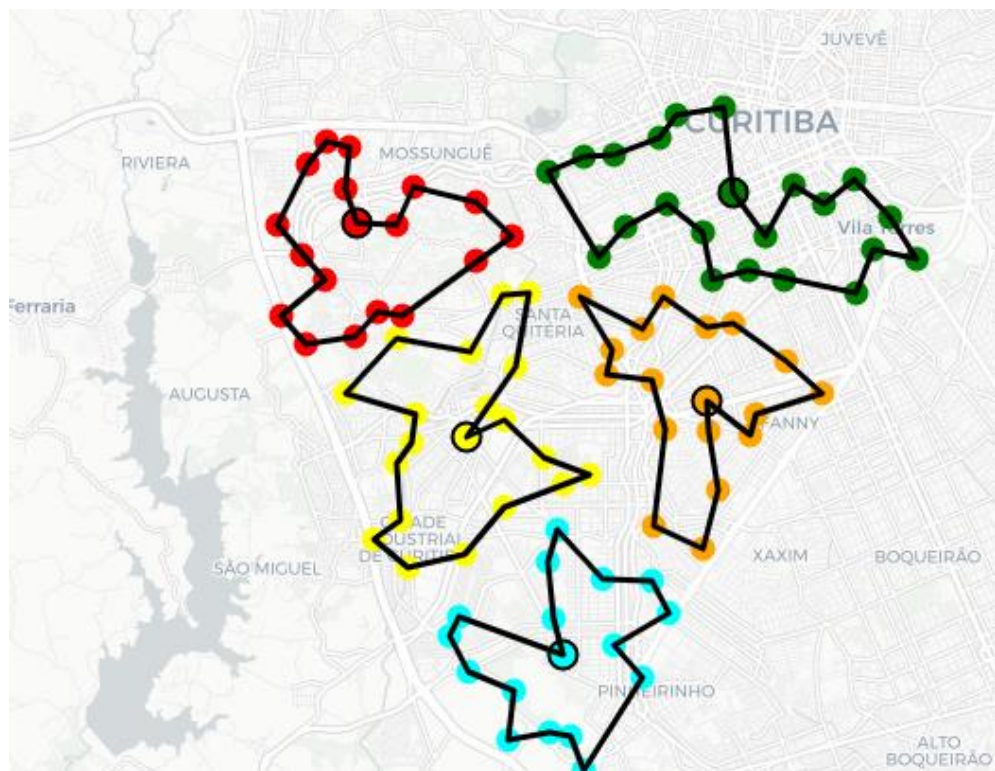


Figura 6.20: Curitiba - Agrupamento Distância Euclidiana, k igual a 5

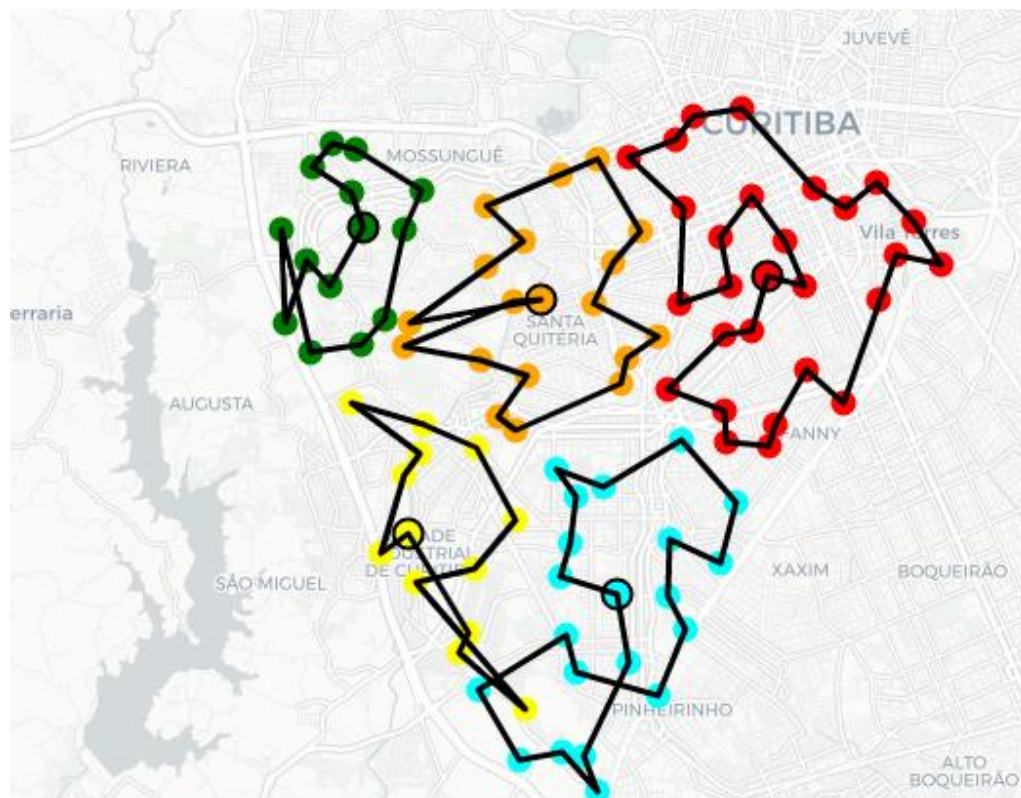


Figura 6.21: Curitiba - Agrupamento Distância Real, k igual a 5

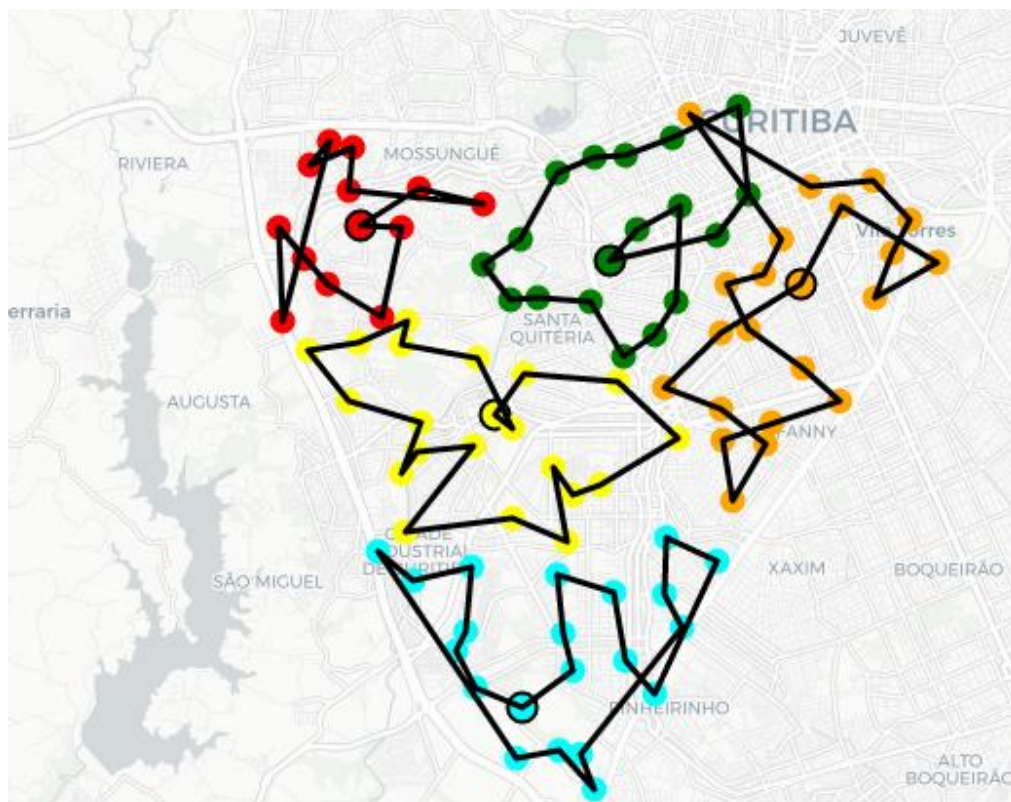


Figura 6.22: Curitiba - Agrupamento Tempo, k igual a 5

As diferenças encontradas na formação dos distritos são detalhadas na Tabela 6.12, com as distâncias totais euclidianas, totais reais, e tempos para cada quantidade de grupos k . Quando observados, por exemplo, os agrupamentos para k igual a 5, utilizando o critério de distâncias euclidianas, obteve-se uma distância euclidiana total de 85,7 km, distância real total de 159,9 km, e um tempo total de 8,01 horas, para visitar todos os pontos de demanda. Ao comparar com o resultado obtido através do agrupamento por distância real, obteve-se uma distância real de 149,13 km, ou seja, 10,7 km a menos do que o agrupamento euclidiano, e um tempo de 8.74 horas, 1.03 horas a menos do que o obtido através do agrupamento por distância euclidiana.

Tabela 6.12: Resultado para particionamento com critérios para Curitiba

Qtd. Grupos (k)	Agrupamento	Roteirização	Dist. Real Total (km)	Dist. Euclidiana Total (km)	Tempo total (horas)
1	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	149,1	80,8	7,70
2	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	158,8	82,3	8,00
3	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	159,5	82,6	8,11
4	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	160,5	86,5	7,83
5	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	159,9	85,7	8,01
6	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	162,2	86,7	8,15
7	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	159,6	87,2	8,11
8	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	168,1	90,3	8,22
9	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	160,2	87,1	7,87
10	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	162,0	88,5	7,87
1	Dist. Reais	Dist. Reais	136,57	92,38	7,34
2	Dist. Reais	Dist. Reais	140,47	98,18	7,30
3	Dist. Reais	Dist. Reais	140,09	99,04	7,24
4	Dist. Reais	Dist. Reais	145,56	100,99	7,50
5	Dist. Reais	Dist. Reais	149,13	102,50	8,07
6	Dist. Reais	Dist. Reais	150,57	101,91	7,71
7	Dist. Reais	Dist. Reais	150,21	102,18	7,58
8	Dist. Reais	Dist. Reais	151,73	102,38	7,61
9	Dist. Reais	Dist. Reais	147,50	101,72	7,50
10	Dist. Reais	Dist. Reais	152,89	102,74	7,67
1	Tempos	Tempos	150,61	103,14	6,81

Qtd. Grupos (k)	Agrupamento	Roteirização	Dist. Real Total (km)	Dist. Euclidiana Total (km)	Tempo total (horas)
2	Tempos	Tempos	168,11	117,17	7,37
3	Tempos	Tempos	147,25	97,80	6,98
4	Tempos	Tempos	166,73	114,55	7,38
5	Tempos	Tempos	165,29	111,03	7,50
6	Tempos	Tempos	166,33	112,24	7,50
7	Tempos	Tempos	156,93	104,10	7,30
8	Tempos	Tempos	160,42	106,12	7,34
9	Tempos	Tempos	156,59	105,62	7,23
10	Tempos	Tempos	157,14	107,07	7,23

6.3.1 Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir das distâncias euclidianas para a cidade de Curitiba

Para a análise dos grupos formados através do agrupamento utilizando distâncias euclidianas obteve-se um gráfico combinado, representado na Figura 6.23.

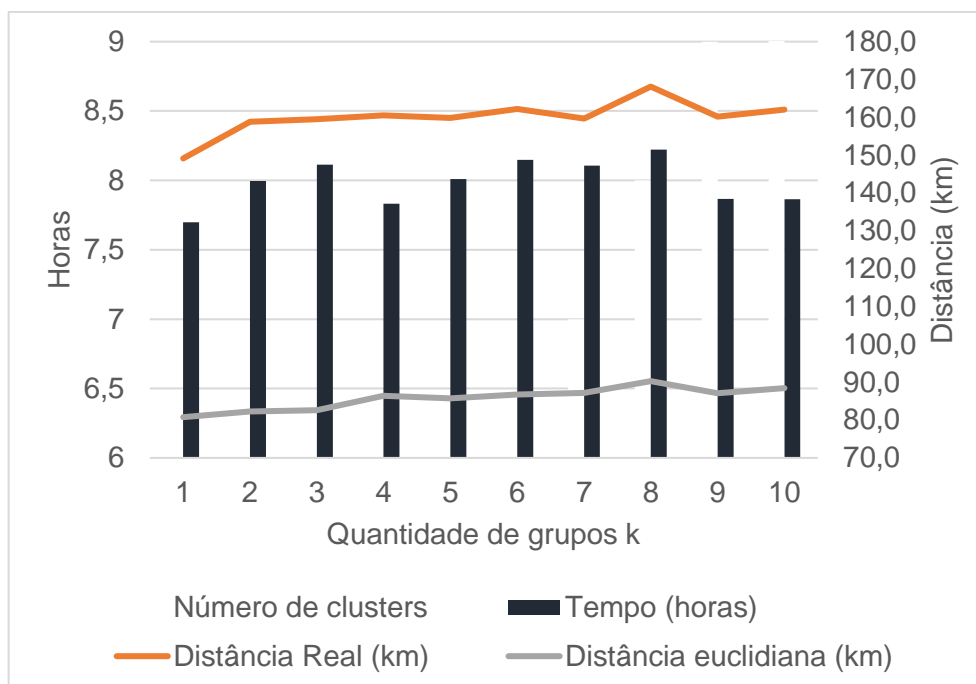


Figura 6.23: Análise dos resultados do particionamento da cidade de Curitiba para o agrupamento através das distâncias euclidianas

A Tabela 6.13 demonstra as médias da distância euclidiana, distância real e tempo para todos os k distritos, para o agrupamento da cidade de Curitiba através das distâncias euclidianas.

Tabela 6.13: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade de Curitiba a partir do agrupamento através da distância euclidiana

Médias	Euclidiana
Média Distância Euclidiana (km)	85,75
Média Distância Real (km)	159,98
Média Tempo (horas)	8,01

Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir das distâncias reais para a cidade de Curitiba. A partir da Figura 6.23 e a Tabela 6.13 observa-se que, dentro de um critério específico de particionamento, no caso, por distância euclidiana, ao segmentar a cidade de Curitiba em grupos de 1 a 10 distritos, não encontram-se alterações significativas nas distâncias euclidianas totais, ou seja, caso a escolha seja particionar a área em 3 ou em 9 distritos, semelhante ao encontrado para a cidade do Rio de Janeiro. Porém para a distância real e tempo, observam-se algumas oscilações

mais expressivas, como por exemplo entre o k igual a 8 e o k igual a 9, no qual entende-se que particionar a cidade de Curitiba em 9 distritos apresenta tempos e distâncias menores do que em 8 distritos.

6.3.2 Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir dos tempos para a cidade de Curitiba

Para a análise dos grupos formados na cidade de Curitiba através do agrupamento utilizando distâncias reais obteve-se um gráfico combinado, representado na Figura 6.24.

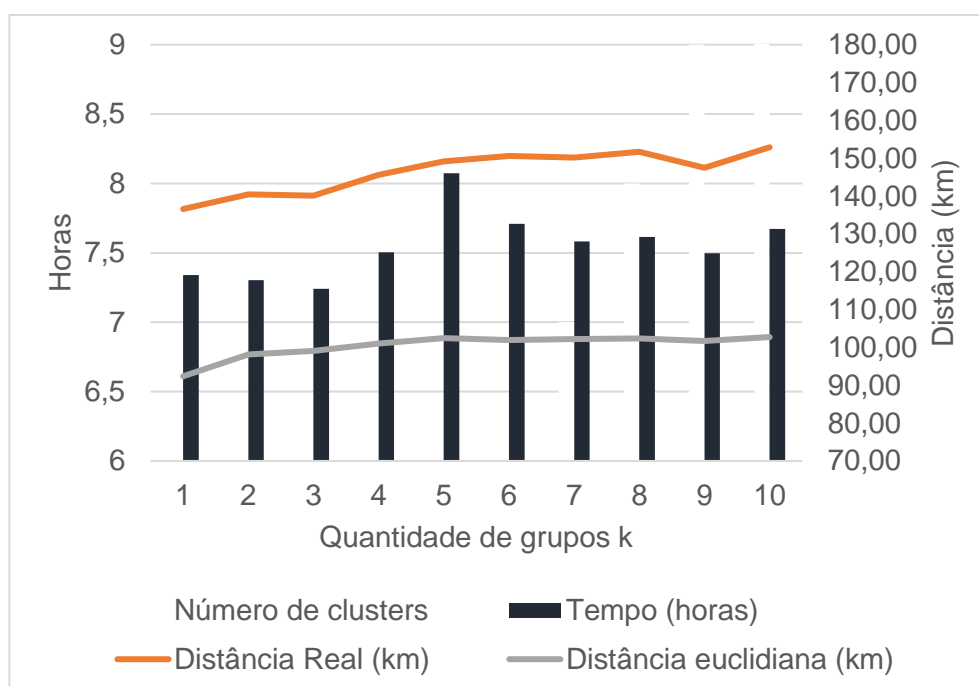


Figura 6.24: Análise dos resultados do particionamento da cidade de Curitiba para o agrupamento através das distâncias reais

A partir da Figura 6.24 e observa-se que, dentro de um critério específico de particionamento, no caso, por distância real, ao segmentar a cidade de Curitiba em grupos de 1 a 10 distritos, não encontram-se alterações significativas nas distâncias euclidianas totais, ou seja, caso a escolha seja particionar a área em 3 ou em 9 distritos, semelhante ao encontrado para a cidade do Rio de Janeiro e Curitiba. Porém para a distância real e tempo, observam-se oscilações mais significativas, como por exemplo para o k igual a 5, o qual apresenta maior tempo.

Na Tabela 6.14 detalha-se as médias da distância euclidiana, distância real e tempo para todos os k distritos, para o agrupamento da cidade de Curitiba através das distâncias euclidianas, a partir da qual, observa-se as diferenças percentuais entre os agrupamentos euclidianos e reais.

Tabela 6.14: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade de Curitiba a partir do agrupamento através da distância real comparado a euclidiana

Médias	Euclidiana	Real	Real versus Euclidiana (%)
Média Distância Euclidiana (km)	85,75	100,40	+17,1%
Média Distância Real (km)	159,98	146,47	-8,4%
Média Tempo (horas)	8,01	7,55	-5,6%

Ao agrupar os pontos através das distâncias euclidianas tem-se uma distância euclidiana média de 85,75 km e uma distância real de 159,98 km; porém ao agrupar por distância real, tem-se uma distância euclidiana de 100,40 km e uma distância real de 146,47 km, 8,4% menor. Os resultados seguem semelhantes para as médias de tempos, obtendo-se um tempo 5,6% menor para o agrupamento utilizando distâncias reais.

6.3.3 *Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir dos tempos para a cidade de Curitiba*

Para a análise dos grupos formados na cidade de Curitiba através do agrupamento utilizando os tempos entre os pontos de demanda obteve-se um gráfico combinado, representado na Figura 6.25.

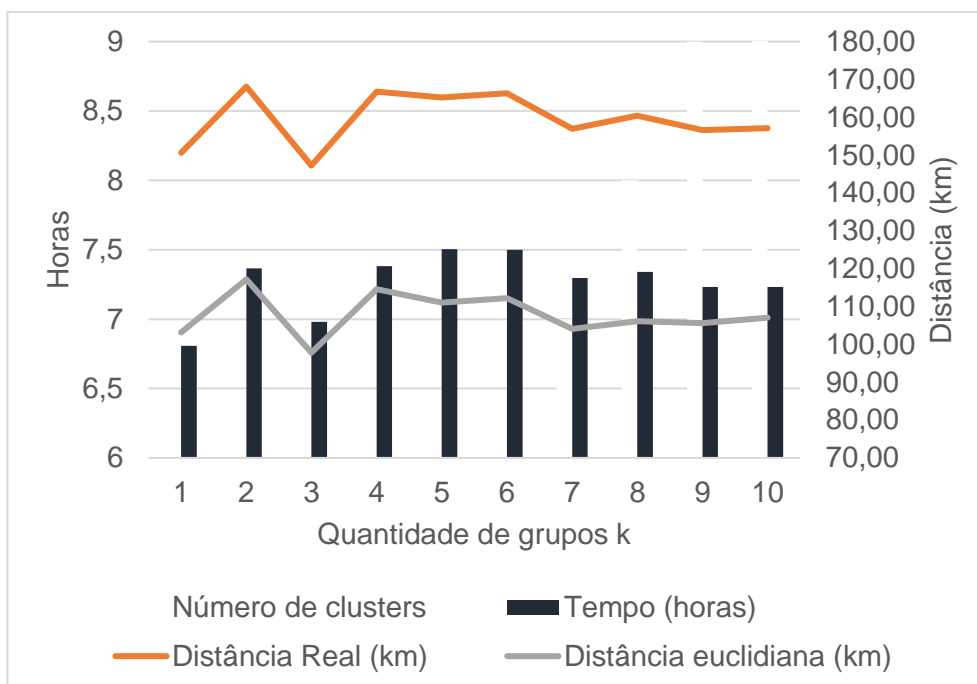


Figura 6.25: Análise dos resultados do particionamento da cidade de Curitiba para o agrupamento através dos tempos

A Tabela 6.15 demonstra as médias da distância euclidiana, distância real e tempo de todos os k distritos, para o agrupamento da cidade de Curitiba através do tempo entre os pontos.

Tabela 6.15: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade de Curitiba a partir do agrupamento através do tempo comparado ao euclidiano

Médias	Euclidiana	Real	Tempo	Tempo versus Euclidiana (%)
Média Distância Euclidiana (km)	85,75	100,40	107,88	+25,8%
Média Distância Real (km)	159,98	146,47	159,54	-0,3%
Média Tempo (horas)	8,01	7,55	7,26	-9,2%

Ao agrupar os pontos através das distâncias reais, tem-se uma distância real de 146,47 km e um tempo de 7,55 horas; porém ao agrupar por tempo, tem-se uma

distância real de 159,54 km, similar a encontrada pelo agrupamento por distância euclidiana, e um tempo de 7,26 horas, 9,2% menor. Esses resultados sugerem que o agrupamento dos pontos utilizando distâncias reais, reduz significativamente a distância real percorrida e o tempo, comparado ao agrupamento euclidiano, e quando agrupado por tempo, aumenta-se a distância real e o ganho de tempo não é significativo, ou seja, para a cidade de Curitiba, agrupar os pontos por tempos podem gerar distâncias reais maiores e tempos menores comparado ao agrupamento por distância real.

6.4 Salvador

Na Figura 6.26 observa-se a distribuição do fator de circuidade dos pontos de demanda para a cidade de Salvador. A distribuição encontrada apresentou uma média de 1,88 com um desvio padrão de 0,62.

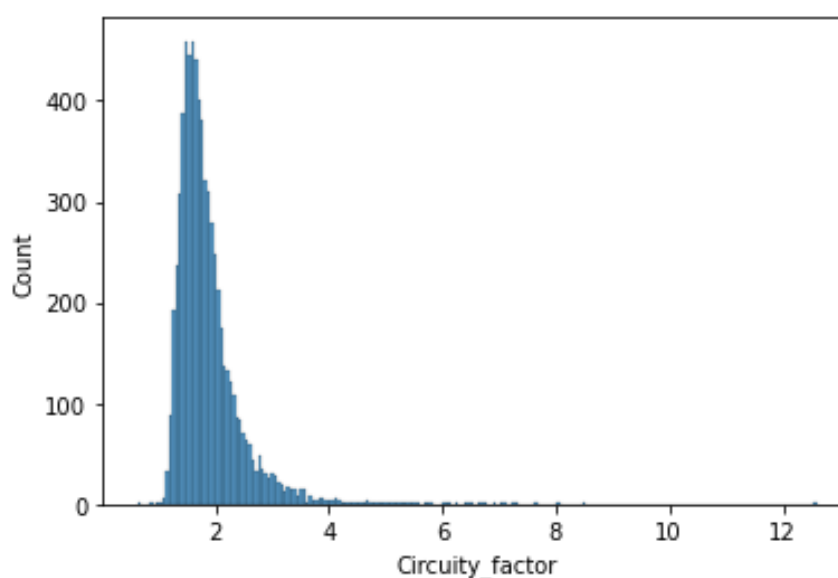


Figura 6.26: Histograma do fator de circuidade para Salvador

Alguns pares de pontos na cidade de Salvador apresentaram altos fatores de circuidade, como por exemplo entre o Ponto 6 e Ponto 13 com o fator de circuidade de 6, como na Figura 6.27, com os dois pontos muito próximos no mapa, a uma distância euclidiana de 0,9 km, e uma distância real de 5,4 km, devido a malha viária, disponibilidade de cruzamentos e sentido das vias.



Figura 6.27: Mapa entre ponto 2 e ponto 3, um exemplo do impacto da malha viária na cidade de Salvador.

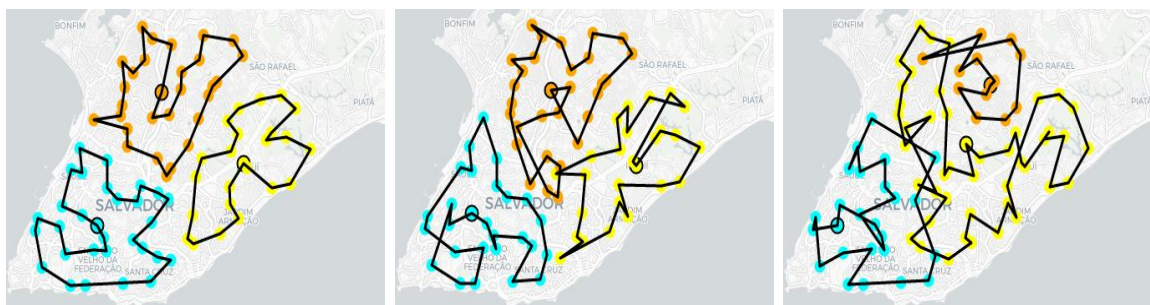
O resultado da aplicação do método de particionamento de território está na Figura 6.28.

Euclidiana

Real

Tempo

$k = 3$



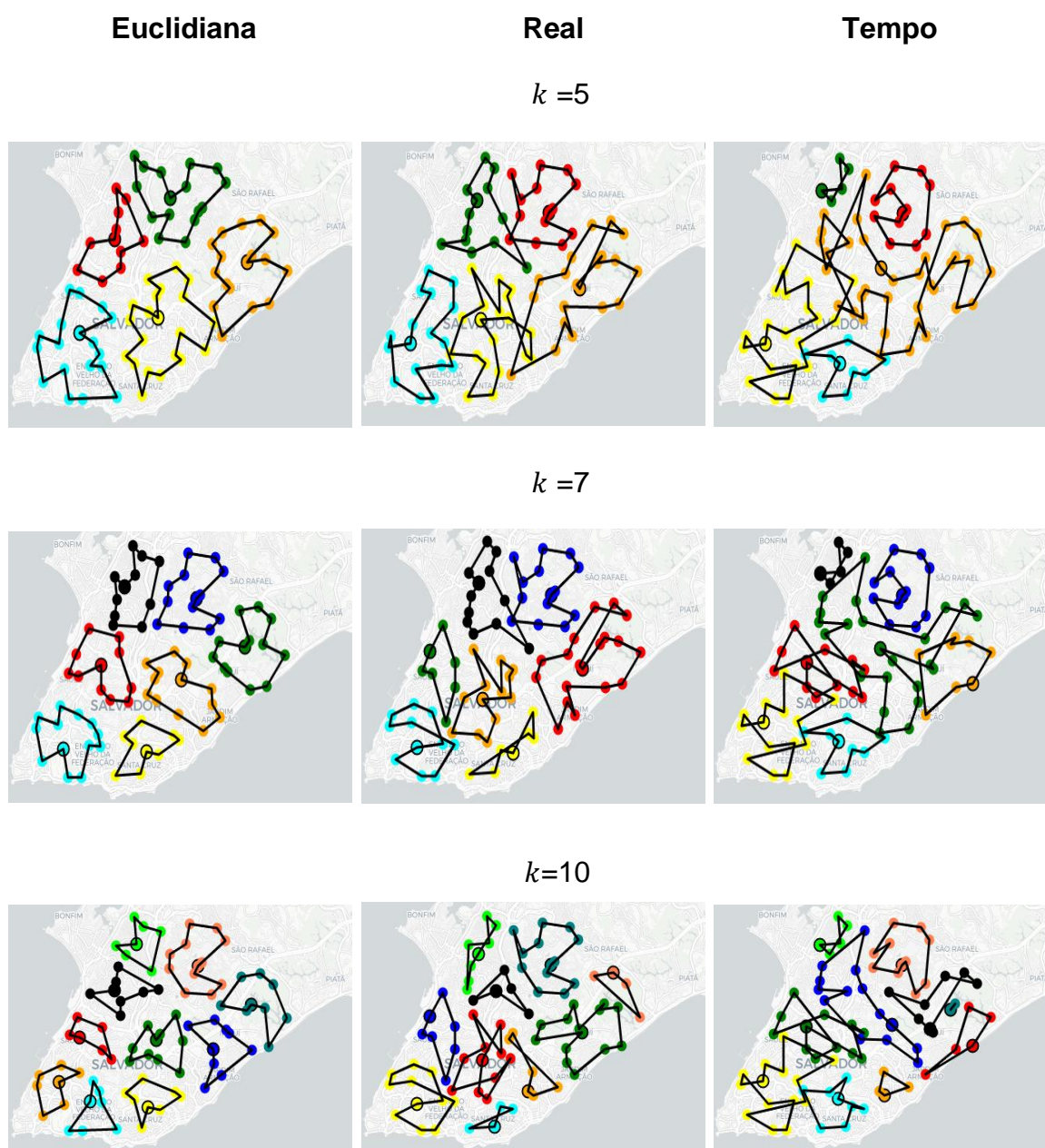


Figura 6.28: Salvador: Particionamento e Roteirização para k igual a 3, 5, 7 e 10

É possível observar diferentes geometrias e quantidades de pontos em cada critério agrupamento, como por exemplo para k igual a 3, detalhado na Tabela 6.16, o distrito 2 possui 24 pontos no particionamento euclidiano, 26 no particionamento real e 45 pontos no particionamento por tempo.

Tabela 6.16: Quantidade de pontos em cada distrito para agrupamento euclidiano, real e por tempo para Salvador $k = 3$

Salvador, $k = 3$			
Agrupamento	Distrito 1 (Qtd. Pontos)	Distrito 2 (Qtd. Pontos)	Distrito 3 (Qtd. Pontos)
Euclidiano	30	24	29
Real	27	26	30
Tempo	25	45	13

Ao comparar, por exemplo, a formação do distrito e o roteiro formado para k igual a 5, quando agrupado por distância euclidiana (Figura 6.29) encontram-se distritos mais uniformes, com roteiros sem sobreposição de rotas, aparentemente, distritos mais equilibrados com relação a quantidade de pontos. Porém, ao olharmos para o agrupamento por distâncias reais (Figura 6.30), temos distritos com geometrias diferentes do formado por distâncias euclidianas, e com algumas sobreposições de rotas. Por fim, ao destacarmos os distritos formados pelo critério de tempo (Figura 6.31), obtém-se distritos completamente diferente dos anteriores, com uma geométrica complexa, e com sobreposição de roteiros, divergente ao encontrado e recomendado pela literatura (Rossit *et al.*, 2019).

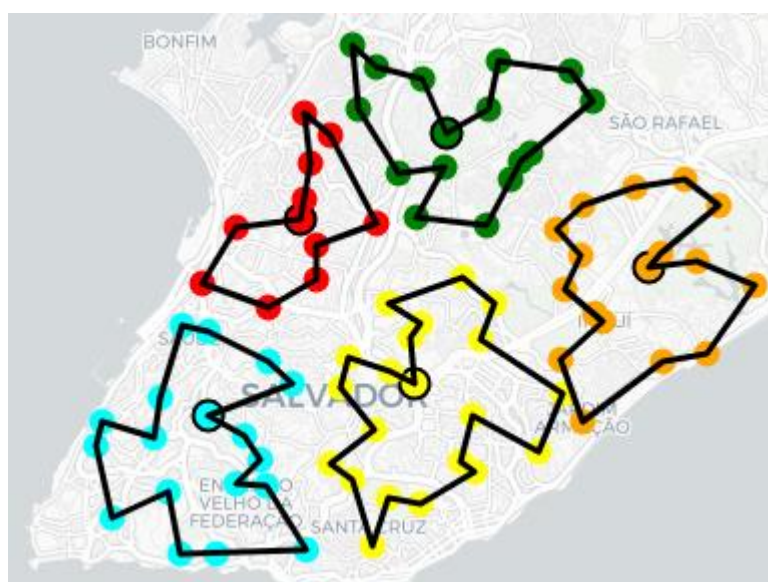


Figura 6.29: Salvador - Agrupamento Distância Euclidiana, k igual a 5



Figura 6.30: Salvador - Agrupamento Distância Real, k igual a 5

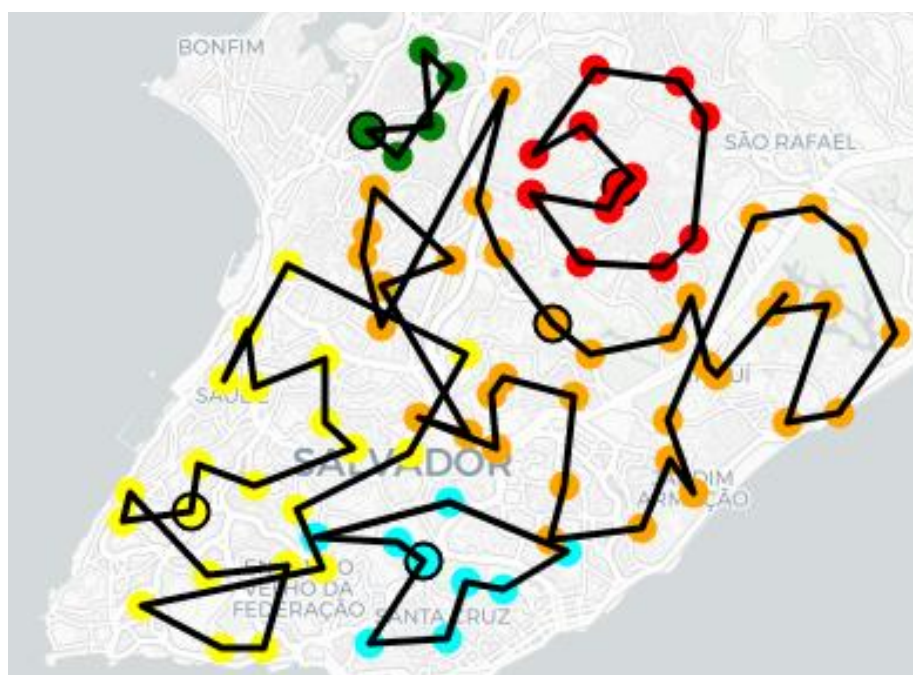


Figura 6.31: Salvador - Agrupamento Tempo, k igual a 5

As diferenças encontradas na formação dos distritos são detalhadas na Tabela 6.17, com as distâncias euclidianas totais, distâncias reais totais, e tempos totais para cada quantidade de grupos k . Quando observados, por exemplo, os agrupamentos para k igual a 5, utilizando o critério de distâncias euclidianas, obteve-se uma distância euclidiana total de 78,86 km, distância real total de 209,16 km, e um

tempo total de 9,60 horas, para visitar todos os pontos de demanda. Ao comparar com o resultado obtido através do agrupamento por distância real, obteve-se uma distância real de 186,4 km, ou seja, 22,76 km a menos do que o agrupamento euclidiano, e um tempo de 9,16 horas, 0,44 horas a menos do que o obtido através do agrupamento por distância euclidiana.

Tabela 6.17: Resultado para particionamento com critérios para São Paulo

Qtd. Grupos (k)	Agrupamento	Roteirização	Dist. Real Total (km)	Dist. Euclidiana Total (km)	Tempo total (horas)
1	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	209,36	73,68	9,57
2	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	208,13	77,43	9,42
3	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	206,11	75,43	9,44
4	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	207,74	79,3	9,53
5	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	209,16	78,86	9,60
6	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	217,69	80,87	9,82
7	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	211,59	77,43	9,55
8	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	206,83	81,98	9,41
9	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	223,41	85,58	9,91
10	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	227,84	85,7	10,08
1	Dist. Reais	Dist. Reais	163,25	86,33	8,43
2	Dist. Reais	Dist. Reais	172,95	91,71	8,59
3	Dist. Reais	Dist. Reais	180,36	91,9	9,06
4	Dist. Reais	Dist. Reais	185,7	94,91	9,07
5	Dist. Reais	Dist. Reais	186,4	97,36	9,16
6	Dist. Reais	Dist. Reais	184,16	94,54	9,02
7	Dist. Reais	Dist. Reais	187,03	96,33	9,07
8	Dist. Reais	Dist. Reais	188,3	96,16	9,09

Qtd. Grupos (k)	Agrupamento	Roteirização	Dist. Real Total (km)	Dist. Euclidiana Total (km)	Tempo total (horas)
9	Dist. Reais	Dist. Reais	192,68	101,02	9,21
10	Dist. Reais	Dist. Reais	192,07	102,7	9,22
1	Tempos	Tempos	169,89	94,88	8,07
2	Tempos	Tempos	186,11	94,03	8,37
3	Tempos	Tempos	197,21	101,41	8,74
4	Tempos	Tempos	196,44	100	8,69
5	Tempos	Tempos	195,02	103,78	8,82
6	Tempos	Tempos	200,68	109,59	8,99
7	Tempos	Tempos	210,54	111,99	9,24
8	Tempos	Tempos	211,46	105,45	9,15
9	Tempos	Tempos	214,5	111,05	9,25
10	Tempos	Tempos	211,4	108,64	9,04

6.4.1 Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir das distâncias euclidianas para a cidade de Salvador

Para a análise dos grupos formados através do agrupamento utilizando distâncias euclidianas obteve-se um gráfico combinado, representado na Figura 6.32.

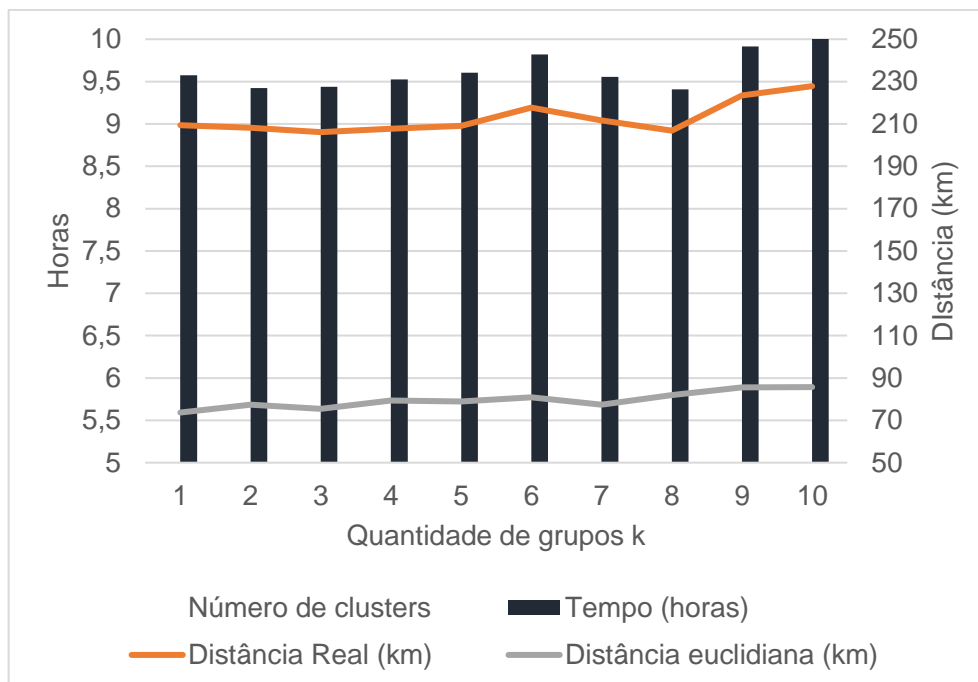


Figura 6.32: Análise dos resultados do particionamento da cidade de Salvador para o agrupamento através das distâncias euclidianas

A Tabela 6.18 detalha as distâncias euclidiana médias, distâncias reais média e tempos médios para todos os k distritos, para o agrupamento da cidade de Salvador através das distâncias euclidianas.

Tabela 6.18: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade de Salvador a partir do agrupamento através da distância euclidiana

Médias	Euclidiana
Média Distância Euclidiana (km)	79,62
Média Distância Real (km)	212,78
Média Tempo (horas)	9,63

A partir da Figura 6.32 e a Tabela 6.18 observa-se que, dentro de um critério específico de particionamento, no caso, por distância euclidiana, ao segmentar a cidade de Salvador em grupos de 1 a 10 distritos, não encontram-se alterações significativas nas distâncias euclidianas totais, ou seja, caso a escolha seja particionar a área em 3 ou em 9 distritos. Porém para a distância real e tempo, observam-se algumas variações, como por exemplo entre o k igual a 8 e o k igual a 9, no qual entende-se que particionar a cidade de Salvador em 8 grupos apresenta tempos e distâncias menores do que em 9 grupos.

6.4.2 Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir das distâncias reais para a cidade de Salvador

Para a análise dos grupos formados através do agrupamento utilizando distâncias reais obteve-se um gráfico combinado, representado na Figura 6.33.

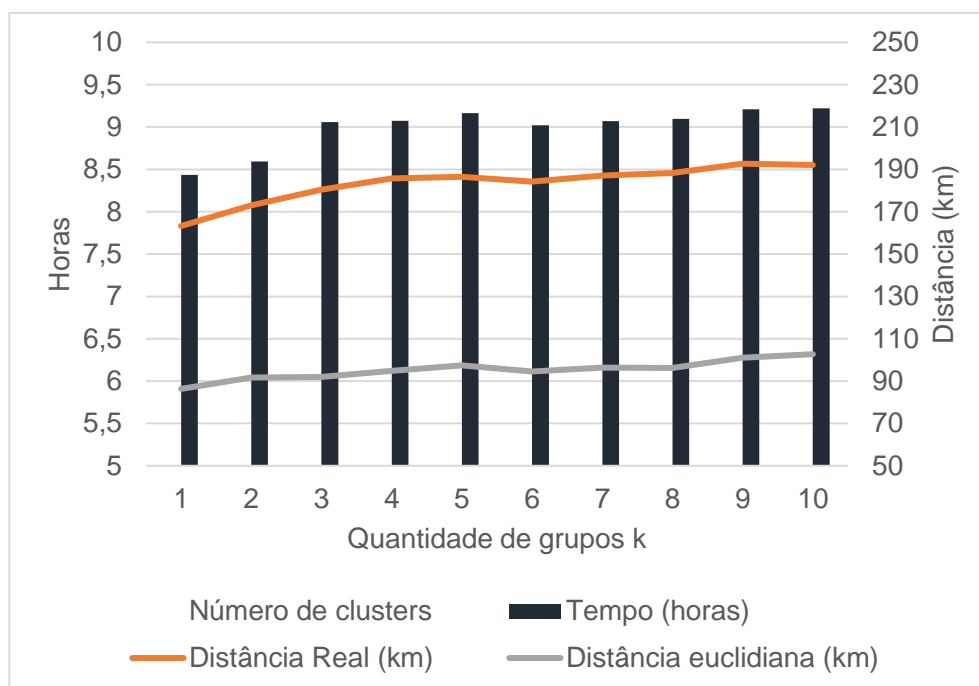


Figura 6.33: Análise dos resultados do particionamento da cidade de Salvador para o agrupamento através das distâncias reais

A partir da Figura 6.33 observa-se que para o critério de particionamento utilizando distância real, ao segmentar a cidade de Salvador em grupos de 1 a 10 distritos, não se encontram alterações significativas nas distâncias euclidianas totais, ou seja, caso a escolha seja particionar a área em 3 ou em 9 distritos, semelhante ao encontrado para a cidade do Rio de Janeiro e São Paulo. Porém para a distância real e tempo, observam-se variações significativas. As médias das distâncias euclidianas, distância real e tempo estão em destaque na Tabela 6.19.

Tabela 6.19: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade de Salvador a partir do agrupamento através da distância real comparado a euclidiana

Médias	Euclidiana	Real	Real versus Euclidiana (%)
Média Distância Euclidiana (km)	79,62	95,30	+19,7%
Média Distância Real (km)	212,78	183,3	-13,9%
Média Tempo (horas)	9,63	8,99	-6,7%

Ao agrupar os pontos através das distâncias euclidianas tem-se uma distância euclidiana média de 79,62 km e uma distância real de 212,78 km; porém ao agrupar por distância real, tem-se uma distância euclidiana de 95,30 km e uma distância real de 183,3 km, 29,5 km menor. Os resultados seguem semelhantes para as médias de tempos, obtendo-se um tempo 6,7% menor para o agrupamento utilizando distâncias reais comparado ao agrupamento por distância euclidiana.

6.4.3 Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir dos tempos para a cidade de Salvador

Para a análise dos grupos formados através do agrupamento utilizando os tempos entre os pontos de demanda obteve-se um gráfico combinado, representado na Figura 6.34.

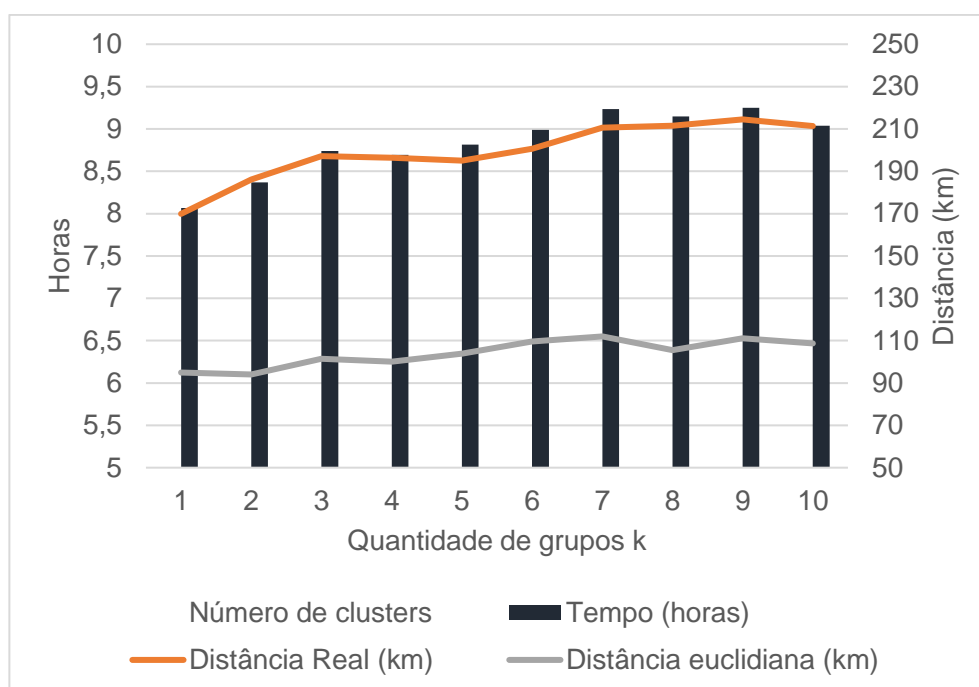


Figura 6.34: Análise dos resultados do particionamento da cidade de Salvador para o agrupamento através dos tempos

Na Figura 6.34 observam-se variações significativas das distâncias e tempos para os diferentes valores de k , principalmente ao compararmos k igual a 1 e k igual a 9. A Tabela 6.15 apresenta as médias da distância euclidiana, distância real e tempo de todos os k distritos, para o agrupamento da cidade de Salvador através do tempo entre os pontos.

Tabela 6.20: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade de Salvador a partir do agrupamento através do tempo comparado ao euclidiano

Médias	Euclidiana	Real	Tempo	Tempo versus Euclidiana (%)
Média Distância Euclidiana (km)	79,62	95,30	104,08	+30,7%
Média Distância Real (km)	212,78	183,30	199,34	-6,3%
Média Tempo (horas)	9,63	8,99	8,83	-8,3%

Ao agrupar os pontos através das distâncias reais, tem-se uma distância real média de 183,30 km e um tempo de 8,99 horas; porém ao agrupar por tempo, tem-se uma distância real média de 199,34 km, e um tempo de 8,83 horas, 0,16 menor. Esses resultados sugerem que o agrupamento dos pontos utilizando distâncias reais, reduz significativamente a distância real média percorrida e o tempo médio, comparado ao agrupamento euclidiano, e quando agrupado por tempo, aumenta-se a distância real média e o ganho de tempo médio não é significativo, ou seja, para a cidade de Salvador, o agrupamento a partir das distâncias reais geram menores distâncias e tempos.

6.5 Porto Alegre

Na Figura 6.35 observa-se a distribuição do fator de circuidade dos pontos de demanda para a cidade de Porto Alegre. A distribuição encontrada apresentou uma média de 1,61 com um desvio padrão de 0,52.

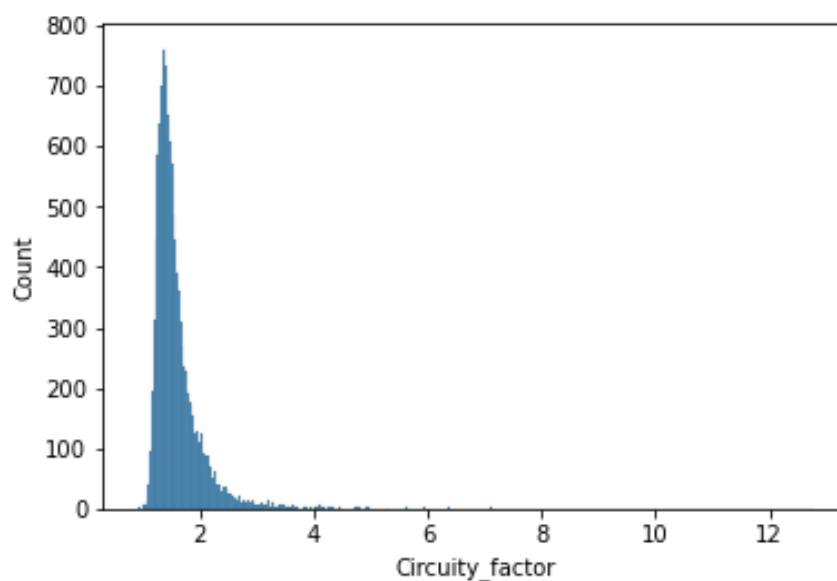


Figura 6.35: Histograma do fator de circuidade para Porto Alegre

Alguns pares de pontos apresentaram altos fatores de circuidade, como por exemplo entre o Ponto 89 e Ponto 80 com o fator de circuidade de 6, como na Figura 6.36, com os dois pontos muito próximos no mapa, a uma distância euclidiana da 0,6 km, e uma distância real de 3,6 km, devido a malha viária, disponibilidade de cruzamentos e sentido das vias.

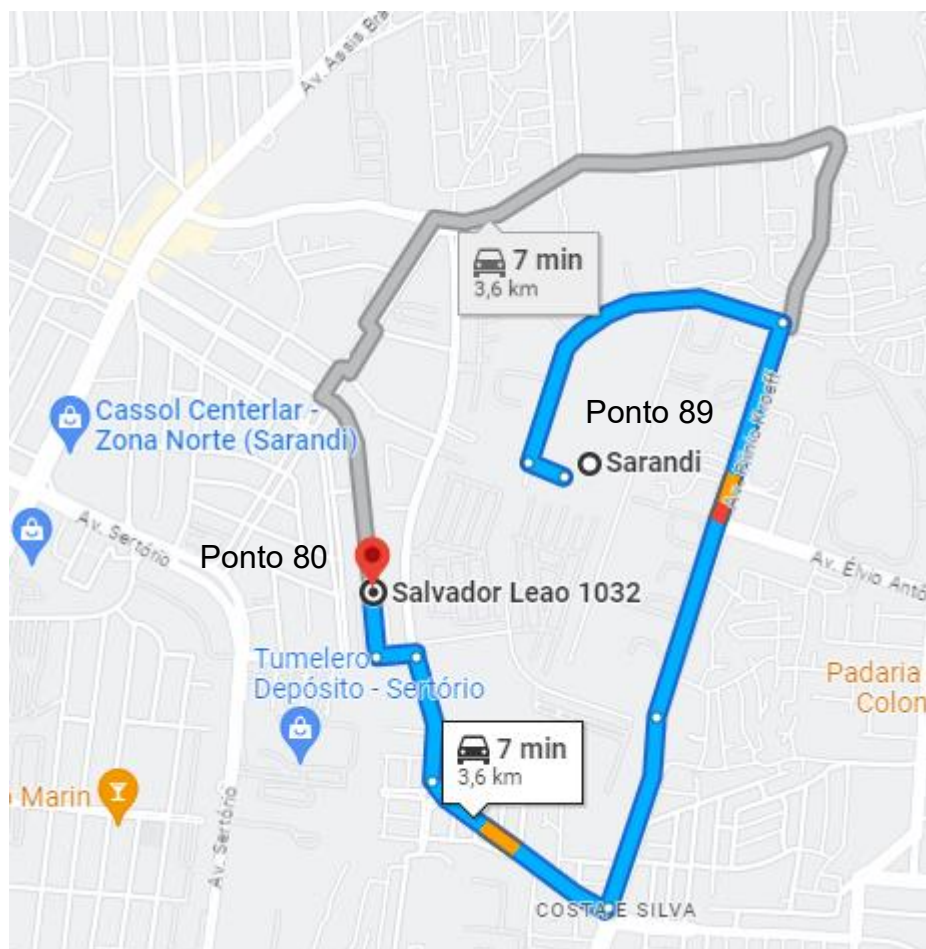


Figura 6.36: Mapa entre ponto 89 e ponto 89, um exemplo do impacto da malha viária na cidade de Porto Alegre.

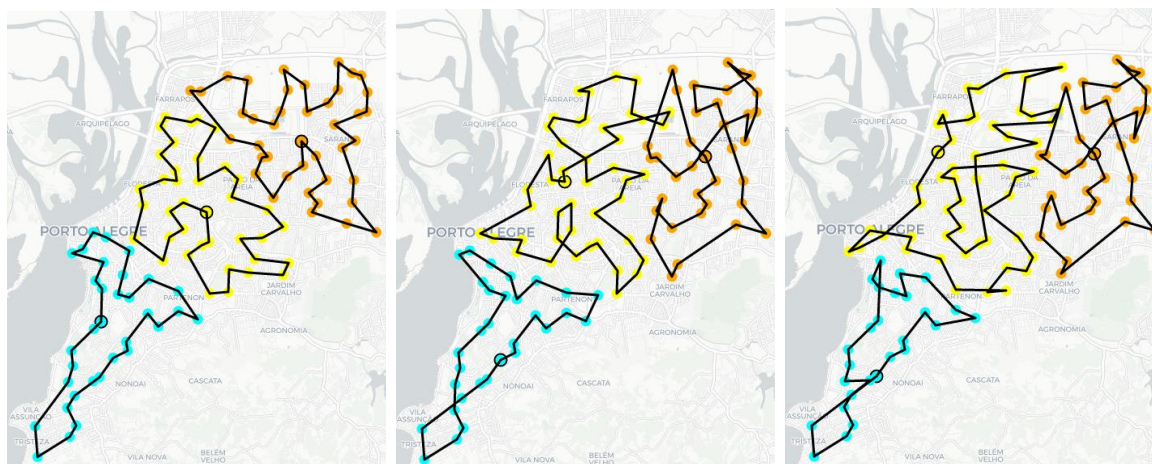
O resultado da aplicação do método de particionamento de território está na Figura 6.37.

Euclidiana

Real

Tempo

$k = 3$



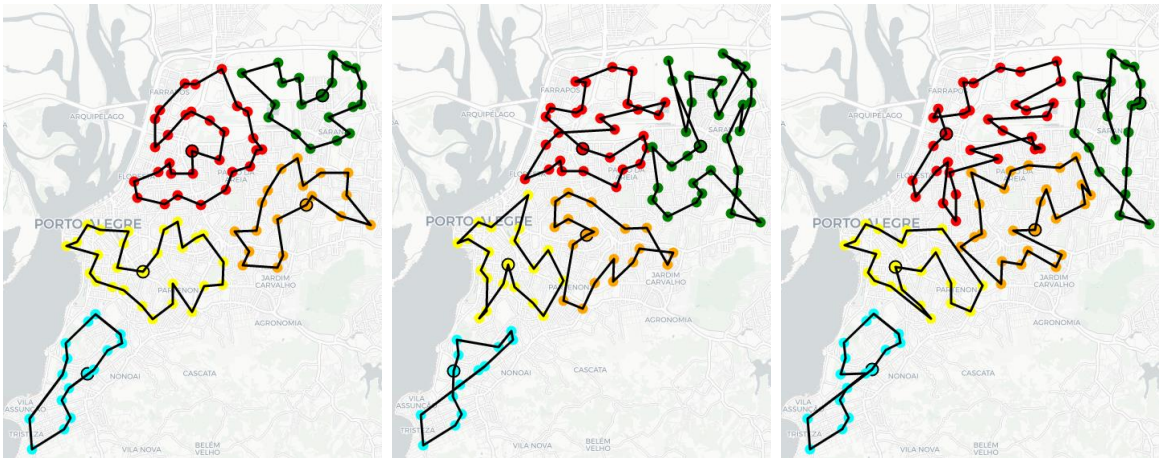
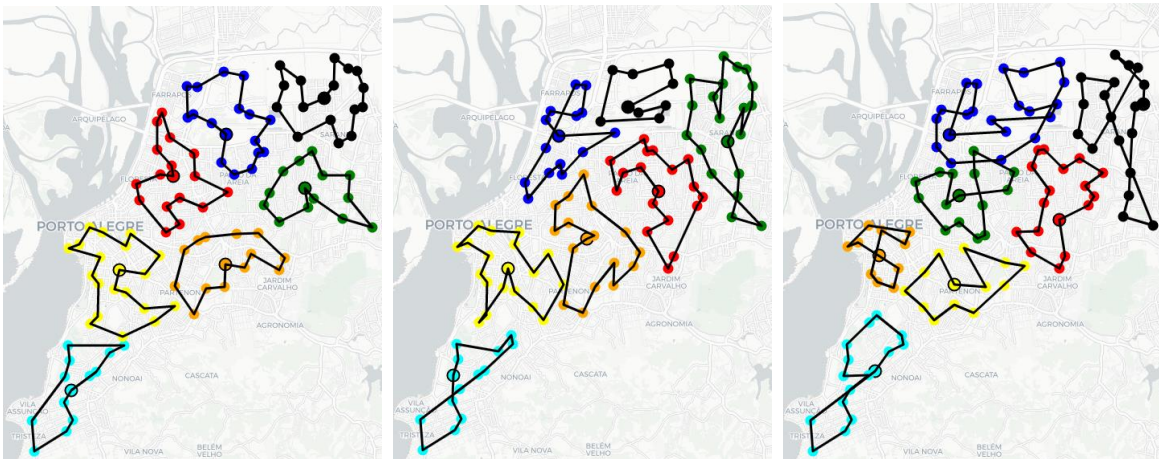
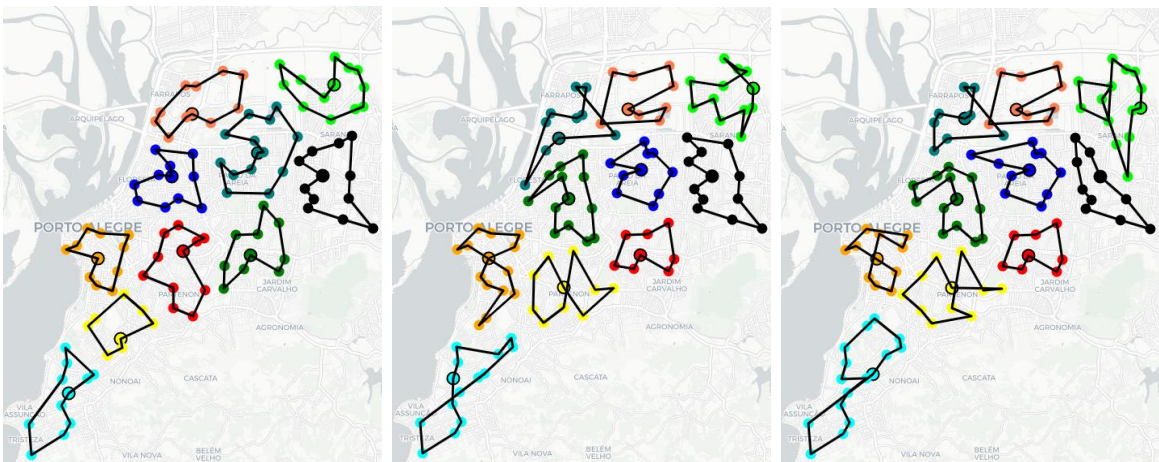
$k = 5$  $k = 7$  $k = 10$ 

Figura 6.37: Porto Alegre: Particionamento e Roteirização para k igual a 3, 5, 7 e 10

É possível observar diferentes geometrias e quantidades de pontos em cada critério agrupamento, como por exemplo para k igual a 3, detalhado na Tabela 6.21, o distrito 2 possui 38 pontos no particionamento euclidiano, 45 no particionamento real e 51 pontos no particionamento por tempo. Essas diferenças são encontradas devido à natureza do problema da p -medianas, como discutido na subseção 6.1 para a cidade de São Paulo.

Tabela 6.21: Quantidade de pontos em cada distrito para agrupamento euclidiano, real e por tempo para Porto Alegre $k = 3$

Porto Alegre, $k = 3$			
Agrupamento	Distrito 1 (Qtd. Pontos)	Distrito 2 (Qtd. Pontos)	Distrito 3 (Qtd. Pontos)
Euclidiano	33	38	41
Real	31	45	36
Tempo	27	51	34

Ao comparar, por exemplo, a formação do distrito e o roteiro formado para k igual a 5, quando agrupado por distância euclidiana (Figura 6.38) encontram-se distritos mais uniformes, com roteiros sem sobreposição de rotas, aparentemente, distritos mais equilibrados com relação a quantidade de pontos. Porém, ao olharmos para o agrupamento por distâncias reais (Figura 6.39), temos distritos com geometrias diferentes do formado por distâncias euclidianas, e com algumas sobreposições de rotas. Entretanto, ao destacarmos os distritos formados pelo critério de tempo (Figura 6.40), obtém-se distritos completamente diferente dos anteriores, com uma geométrica complexa, e com sobreposição de roteiros. Outro detalhe importante mencionar é ao acompanhar um ponto individualmente nos agrupamentos utilizando diferentes critérios, como por exemplo, o ponto 24, observa-se o mesmo próximo ao centroide do distrito 2 (grupo amarelo na Figura 6.38); já nos agrupamentos a partir de distancias reais e tempo, o ponto 24 é o centroide do distrito 2 (grupo amarelo na Figura 6.39 e Figura 6.40).

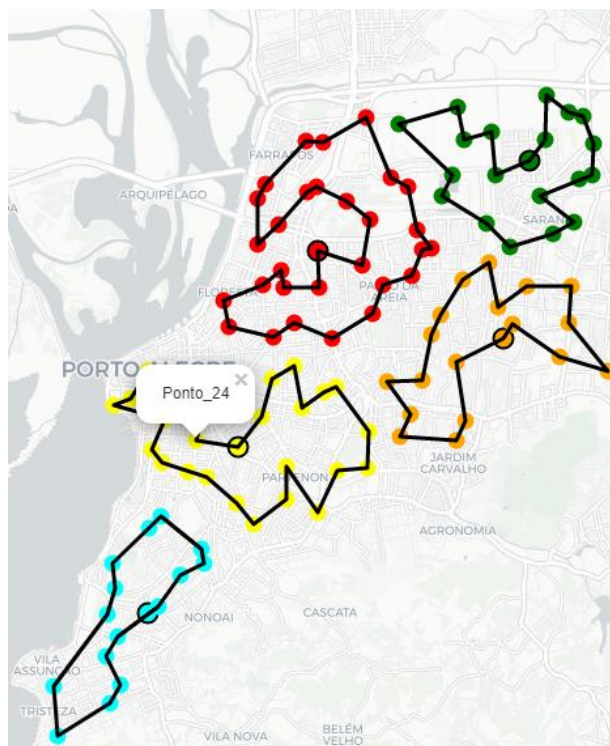


Figura 6.38: Porto Alegre - Agrupamento Distância Euclidiana, k igual a 5

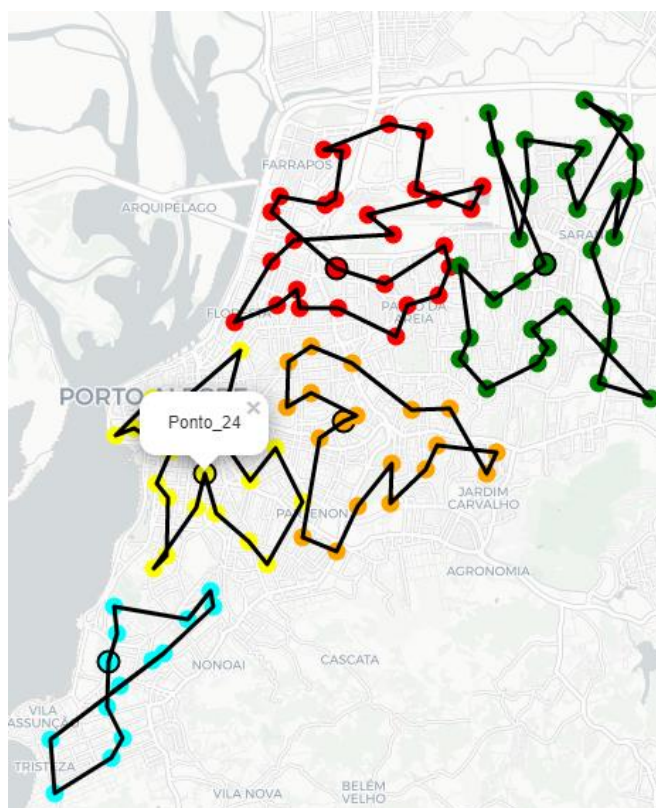


Figura 6.39: Porto Alegre - Agrupamento Distância Real, k igual a 5

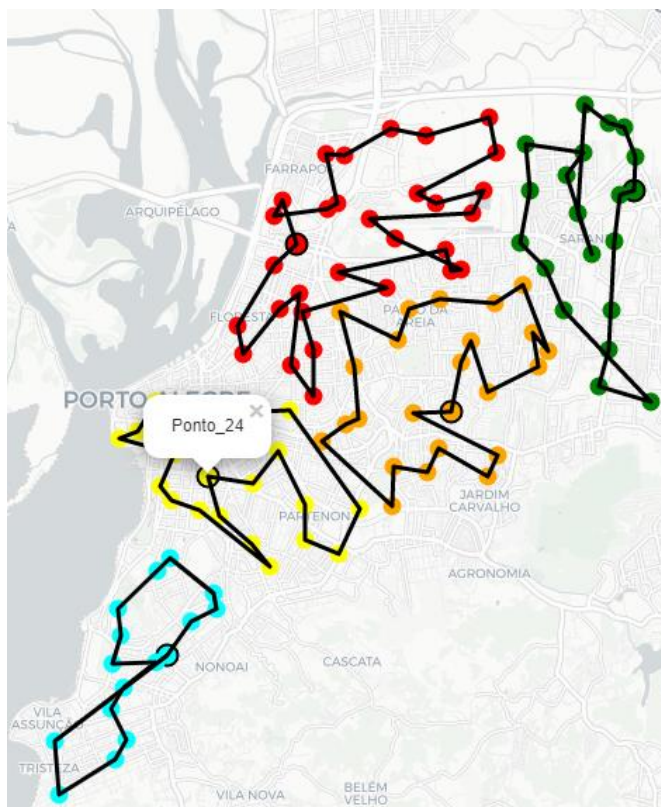


Figura 6.40: Porto Alegre - Agrupamento Tempo, k igual a 5

As diferenças encontradas na formação dos distritos são detalhadas na Tabela 6.22, com as distâncias totais euclidianas, totais reais, e tempos para cada quantidade de grupos k . Quando observados, por exemplo, os agrupamentos para k igual a 5, utilizando o critério de distâncias euclidianas, obteve-se uma distância euclidiana total de 78,86 km, distância real total de 209,16 km, e um tempo total de 9,60 horas, para visitar todos os pontos de demanda. Ao comparar com o resultado obtido através do agrupamento por distância real, obteve-se uma distância real de 186,4 km, ou seja, 22,76 km a menos do que o agrupamento euclidiano, e um tempo de 9,16 horas, 0,44 horas a menos do que o obtido através do agrupamento por distância euclidiana.

Tabela 6.22: Resultado para particionamento com critérios para Porto Alegre

Qtd. Grupos (k)	Agrupamento	Roteirização	Dist. Real Total (km)	Dist. Euclidiana Total (km)	Tempo total (horas)
1	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	217,49	99,31	9,96
2	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	211,82	100,82	9,99
3	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	224,99	103,81	10,36
4	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	226,93	104,06	10,47
5	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	221,62	101,78	10,32
6	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	225,11	106,79	10,54
7	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	235,43	105,25	10,70
8	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	225,52	109,53	10,64
9	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	221,99	109,84	10,36
10	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	219,65	106,63	10,30
1	Dist. Reais	Dist. Reais	178,98	113,81	8,91
2	Dist. Reais	Dist. Reais	183,74	116,76	8,93
3	Dist. Reais	Dist. Reais	192,96	120,03	9,27
4	Dist. Reais	Dist. Reais	192,42	121,8	9,56
5	Dist. Reais	Dist. Reais	193,15	123,22	9,45
6	Dist. Reais	Dist. Reais	186,95	123,06	9,14
7	Dist. Reais	Dist. Reais	188,01	121,33	9,16
8	Dist. Reais	Dist. Reais	190,03	123,04	9,07
9	Dist. Reais	Dist. Reais	191,92	124,43	9,24
10	Dist. Reais	Dist. Reais	190,11	122,74	8,97
1	Tempos	Tempos	189,61	124,51	8,54

Qtd. Grupos (k)	Agrupamento	Roteirização	Dist. Real Total (km)	Dist. Euclidiana Total (km)	Tempo total (horas)
2	Tempos	Tempos	195,45	131,3	8,69
3	Tempos	Tempos	196,46	127,39	8,76
4	Tempos	Tempos	208,63	134,79	9,07
5	Tempos	Tempos	198,82	122,19	8,96
6	Tempos	Tempos	195,78	122,89	8,82
7	Tempos	Tempos	197,51	125,15	9,13
8	Tempos	Tempos	195,44	123,94	9,02
9	Tempos	Tempos	192,14	124,93	8,92
10	Tempos	Tempos	193,89	122,68	8,79

6.5.1 *Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir das distâncias euclidianas para a cidade de Porto Alegre*

Para a análise dos grupos formados através do agrupamento utilizando distâncias euclidianas obteve-se um gráfico combinado, representado na Figura 6.41, no qual o eixo horizontal é a quantidade de grupos k , o eixo vertical esquerdo representa o tempo do roteiro em horas, e o eixo vertical direito as distâncias em quilômetros.

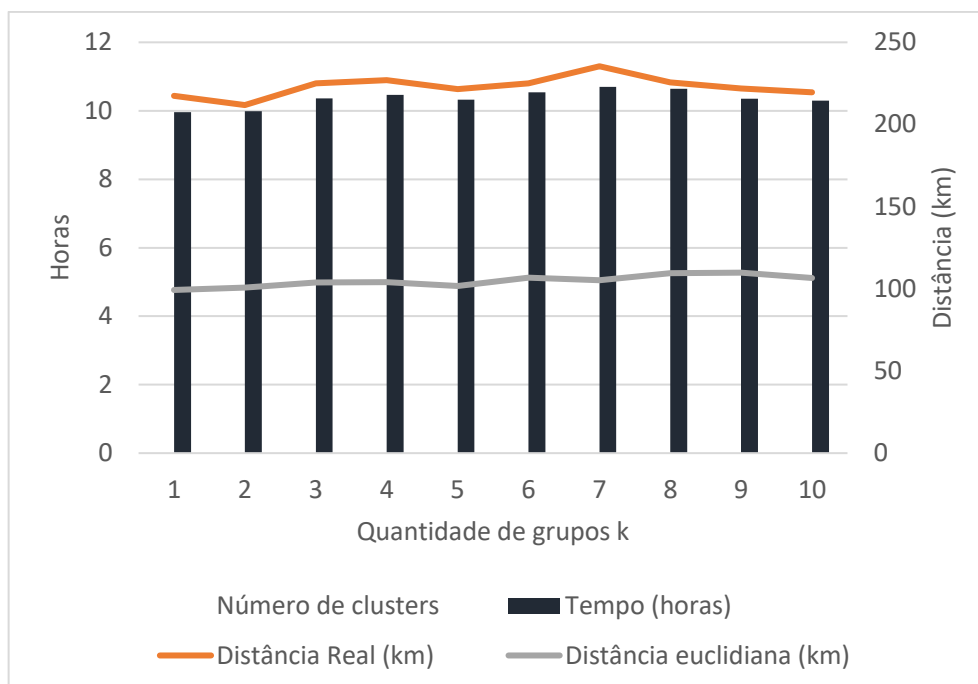


Figura 6.41: Análise dos resultados do particionamento da cidade de Porto Alegre para o agrupamento através das distâncias euclidianas

A Tabela 6.23 detalha a distância euclidiana média, distância real média e tempo médio para todos os k distritos, para o agrupamento da cidade de Porto Alegre através das distâncias euclidianas.

Tabela 6.23: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade de Porto Alegre a partir do agrupamento através da distância euclidiana

Médias	Euclidiana
Média Distância Euclidiana (km)	104,78
Média Distância Real (km)	223,05
Média Tempo (horas)	10,36

A partir da Figura 6.41 e a Tabela 6.23 observa-se que, para o critério de agrupamento por distância euclidiana, ao segmentar a cidade de Porto Alegre em grupos de 1 a 10 distritos, não encontram-se alterações significativas nas distâncias euclidianas totais caso a escolha seja particionar a área em 3 ou em 9 distritos, semelhante ao encontrado para a cidade de São Paulo, Rio de Janeiro, Curitiba e Salvador. Porém para a distância real, observam-se algumas variações, como por exemplo entre o k igual a 6 e o k igual a 7, no qual entende-se que particionar a cidade

de Porto Alegre em 6 grupos apresenta distâncias menores do que em 7 grupos.

6.5.2 Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir das distâncias reais para a cidade de Porto Alegre

Para a análise dos grupos formados na cidade de Porto Alegre através do agrupamento utilizando distâncias reais obteve-se o gráfico combinado, ilustrado na Figura 6.42.

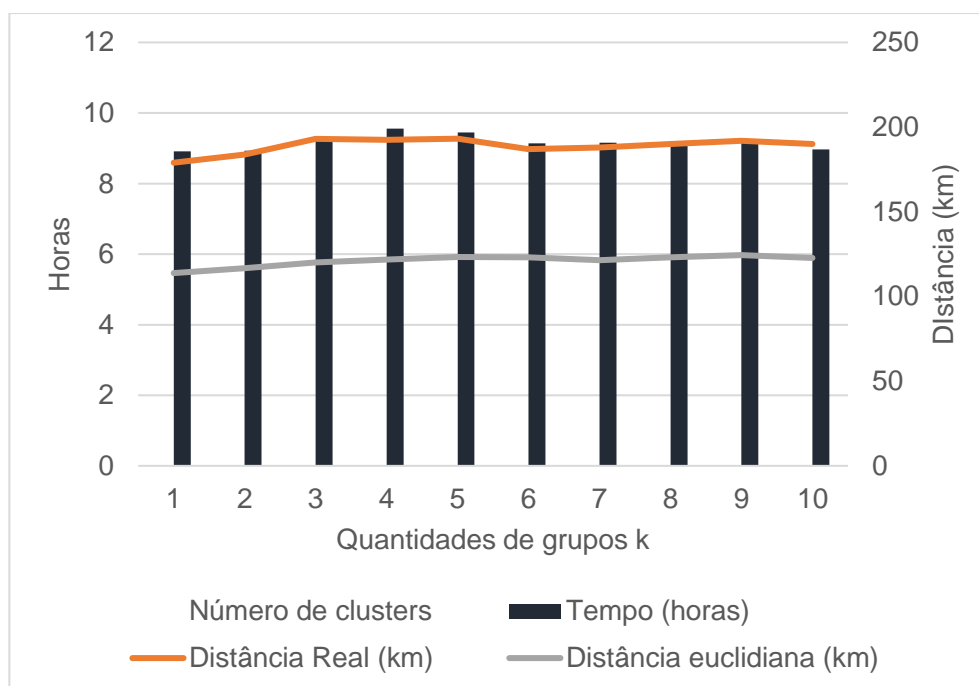


Figura 6.42: Análise dos resultados do particionamento da cidade de Porto Alegre para o agrupamento através das distâncias reais

A partir da Figura 6.42 e observa-se que para o critério de particionamento utilizando distância real, ao segmentar a cidade de Porto Alegre em grupos de 1 a 10 distritos, não encontram-se alterações significativas nas distâncias euclidianas totais, distâncias reais e tempos. As médias das distâncias euclidianas, distância real e tempo estão em destaque na Tabela 6.24.

Tabela 6.24: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade de Porto Alegre a partir do agrupamento através da distância real comparado a euclidiana

Médias	Euclidiana	Real	Real versus Euclidiana (%)
Média Distância Euclidiana (km)	104,78	121,02	+15,5%
Média Distância Real (km)	223,05	188,83	-15,3%
Média Tempo (horas)	10,36	9,17	-11,5%

Ao agrupar os pontos através das distâncias euclidianas tem-se uma distância euclidiana média de 104,78 km e uma distância real de 223,05 km; porém ao agrupar por distância real, tem-se uma distância euclidiana de 121,02 km e uma distância real de 188,83 km, 34,23 km menor. Os resultados seguem semelhantes para as médias de tempos, obtendo-se um tempo 11,5% menor para o agrupamento utilizando distâncias reais comparado ao agrupamento por distância euclidiana.

6.5.3 *Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir dos tempos para a cidade de Porto Alegre*

Para a análise dos grupos formados através do agrupamento utilizando os tempos entre os pontos de demanda obteve-se um gráfico combinado, representado na Figura 6.43.

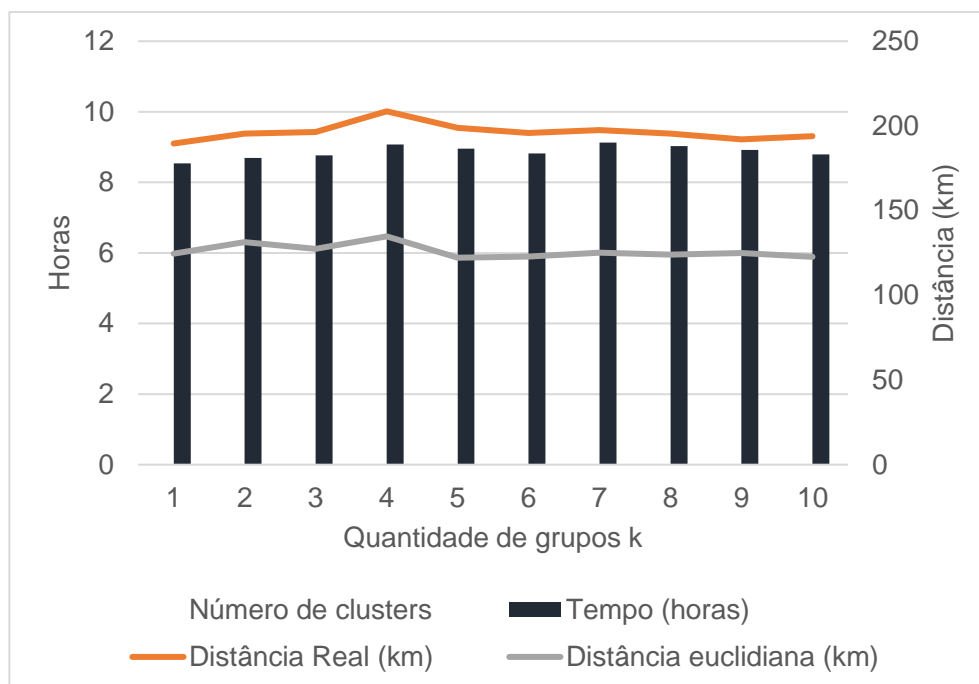


Figura 6.43: Análise dos resultados do particionamento da cidade de Porto Alegre para o agrupamento através dos tempos

Na Figura 6.43 observam-se variações significativas das distâncias reais para os diferentes valores de k , principalmente ao compararmos k , igual a 3 e k , igual a 4. A Tabela 6.25 apresentam as médias da distância euclidiana, distância real e tempo de todos os k distritos, para o agrupamento da cidade de Porto Alegre através do tempo entre os pontos.

Tabela 6.25: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade de Porto Alegre a partir do agrupamento através do tempo comparado ao euclidiano

Médias	Euclidiana	Real	Tempo	Tempo versus Euclidiana (%)
Média Distância Euclidiana (km)	104,78	121,02	125,98	+20,2%
Média Distância Real (km)	223,05	188,83	196,37	-12,0%
Média Tempo (horas)	10,36	9,17	8,87	-14,4%

Ao agrupar os pontos através das distâncias reais, tem-se uma distância real média de 188,83 km e um tempo de 9,17 horas; porém ao agrupar por tempo, tem-se uma distância real média de 196,37 km, e um tempo de 8,87 horas, 0,3 menor. Esses resultados sugerem que o agrupamento dos pontos utilizando distâncias reais, reduz significativamente a distância real média percorrida e o tempo médio, comparado ao agrupamento euclidiano, e quando agrupado por tempo, aumenta-se a distância real média e o ganho de tempo médio não é significativo, ou seja, para a cidade de Porto Alegre, o agrupamento a partir das distâncias reais geram menores distâncias e tempos.

6.6 Fortaleza

Na Figura 6.44 observa-se a distribuição do fator de circuidade dos pontos de demanda para a cidade de Fortaleza. A distribuição encontrada apresentou uma média de 1,36 com um desvio padrão de 0,22.

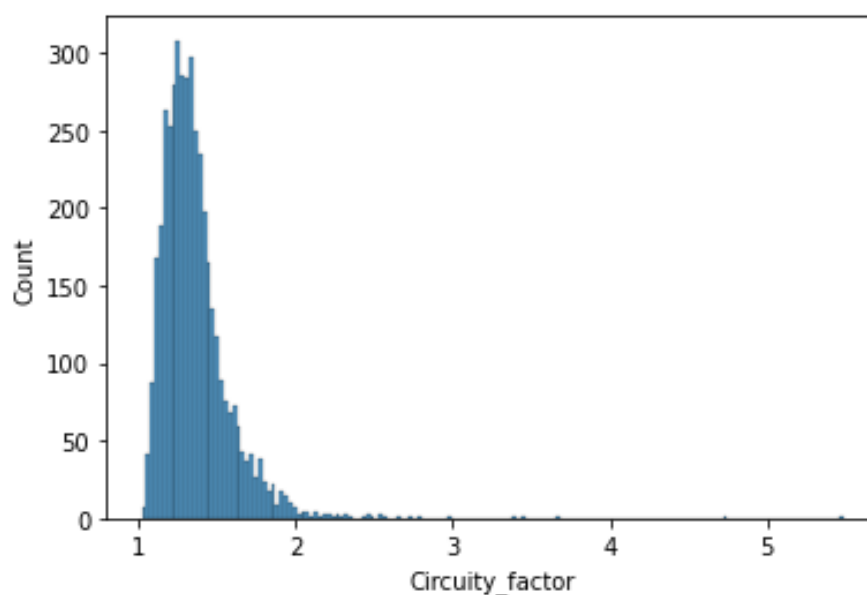


Figura 6.44: Histograma do fator de circuidade para Fortaleza

O resultado da aplicação do método de particionamento de território está na Figura 6.45.

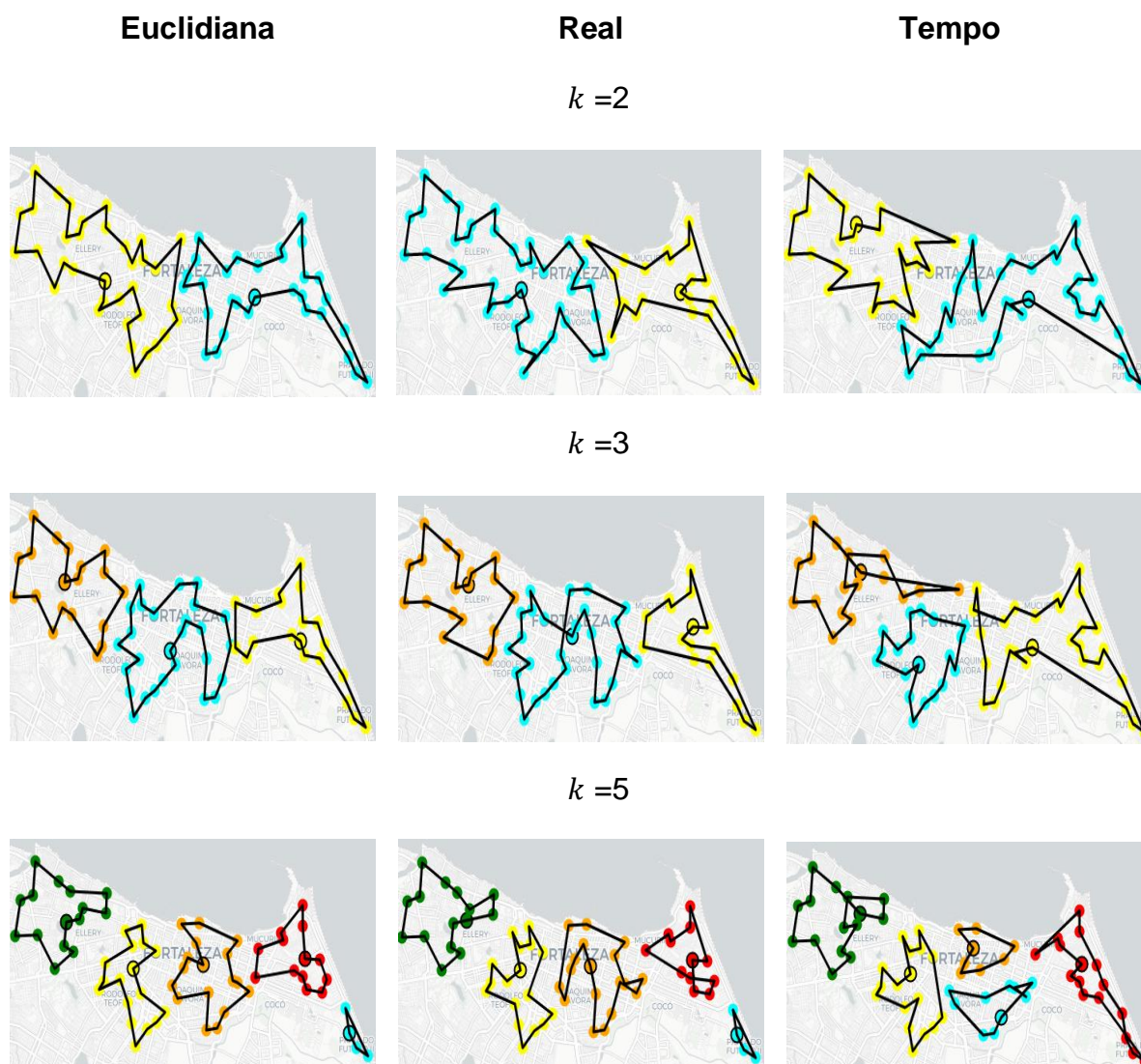


Figura 6.45: Fortaleza: Particionamento e Roteirização para k igual a 2, 3 e 5

É possível observar diferentes geometrias e quantidades de pontos em cada critério agrupamento, como por exemplo para k igual a 3, detalhado na Tabela 6.26, o distrito 2 possui 20 pontos no particionamento euclidiano, 17 no particionamento real e 29 pontos no particionamento por tempo. Essas diferenças são encontradas devido à natureza do problema da p -mediana, como discutido na subseção 6.1 para a cidade de São Paulo.

Tabela 6.26: Quantidade de pontos em cada distrito para agrupamento euclidiano, real e por tempo para Fortaleza $k = 3$

Fortaleza, $k = 3$			
Agrupamento	Distrito 1 (Qtd. Pontos)	Distrito 2 (Qtd. Pontos)	Distrito 3 (Qtd. Pontos)
Euclidiano	27	20	19
Real	30	17	19
Tempo	19	29	18

Ao comparar, por exemplo, a formação do distrito e o roteiro formado para k igual a 5, quando agrupado por distância euclidiana (Figura 6.46) encontram-se distritos mais uniformes, com roteiros sem sobreposição de rotas, aparentemente, distritos mais equilibrados com relação a quantidade de pontos. Porém, ao olharmos para o agrupamento por distâncias reais (Figura 6.47), temos distritos com geometrias diferentes do formado por distâncias euclidianas, e com algumas sobreposições de rotas. Entretanto, ao destacarmos os distritos formados pelo critério de tempo (Figura 6.48), obtém-se distritos completamente diferente dos anteriores, com uma geométrica complexa, e com sobreposição de roteiros. Outro detalhe importante mencionar é ao acompanhar um ponto individualmente nos agrupamentos utilizando diferentes critérios, como por exemplo, o ponto 24, observa-se o mesmo próximo ao centroide do distrito 2 (grupo amarelo na Figura 6.46); já nos agrupamentos a partir de distancias reais e tempo, o ponto 24 é o centroide do distrito 2 (grupo amarelo na Figura 6.47 e Figura 6.48).

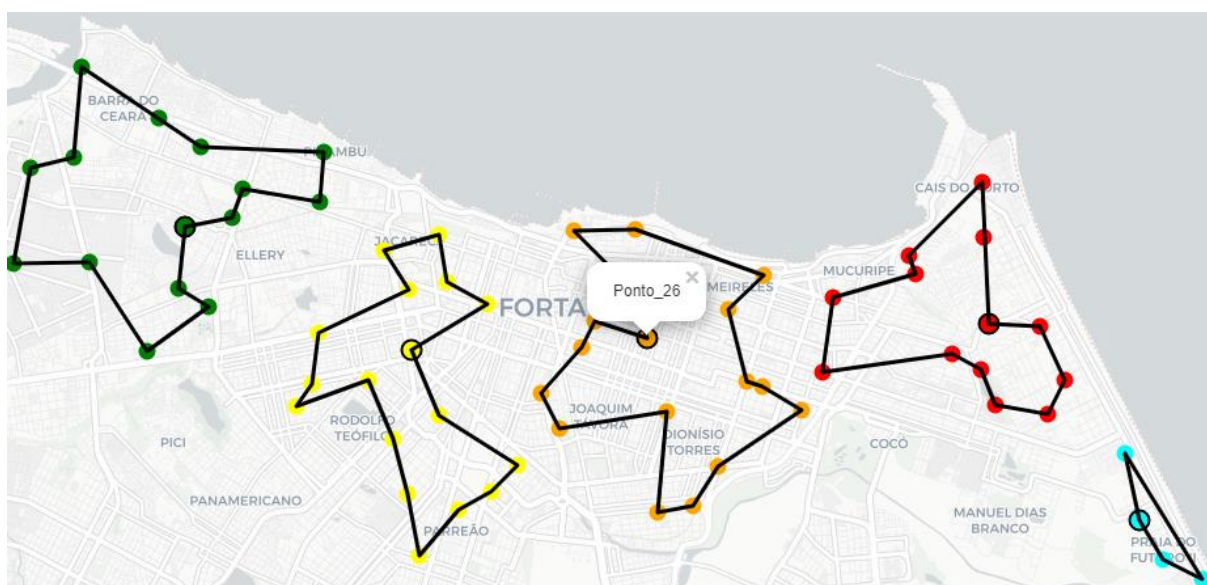


Figura 6.46: Fortaleza - Agrupamento Distância Euclidiana, k igual a 5

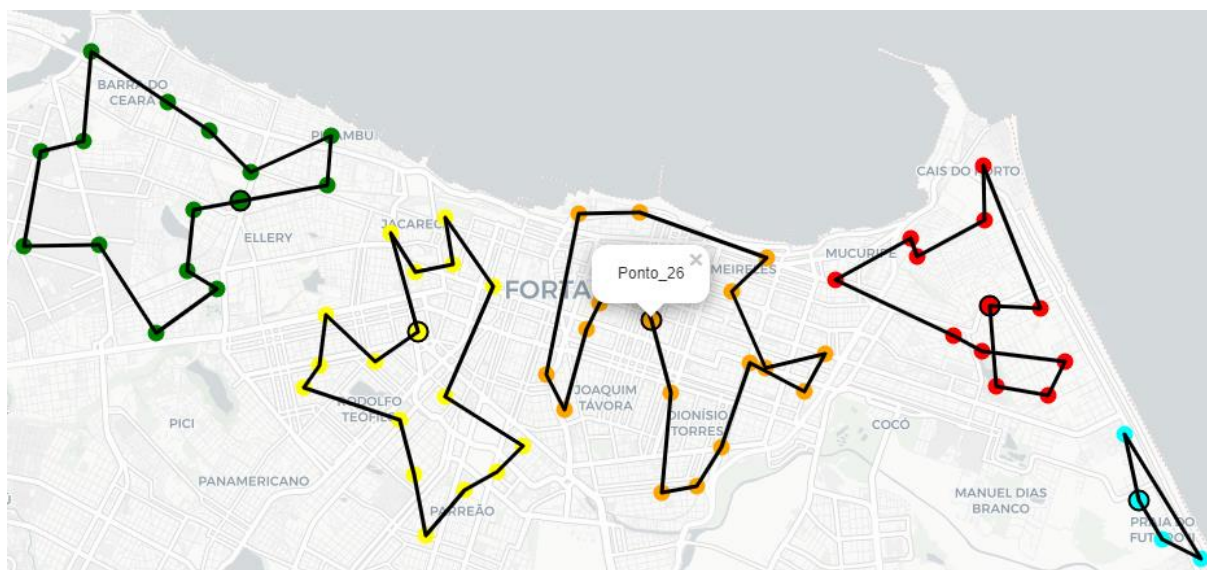


Figura 6.47: Fortaleza - Agrupamento Distância Real, k igual a 5

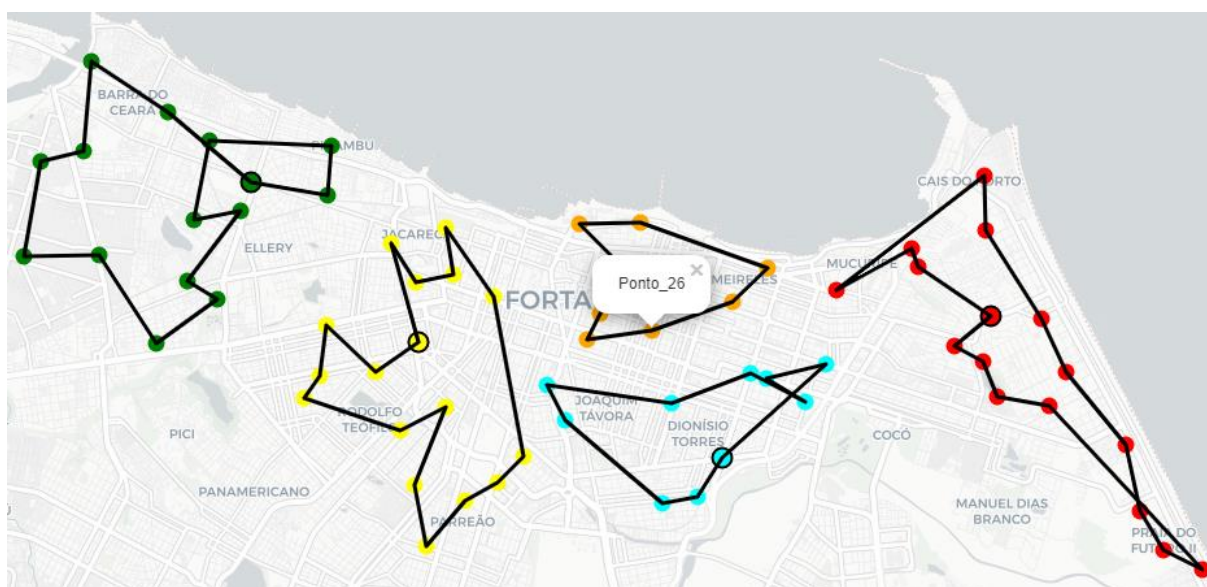


Figura 6.48: Fortaleza - Agrupamento Tempo, k igual a 5

As diferenças encontradas na formação dos distritos são detalhadas na Tabela 6.28, com as distâncias totais euclidianas, totais reais, e tempos para cada quantidade de grupos k . Quando observados, por exemplo, os agrupamentos para k igual a 5, utilizando o critério de distâncias euclidianas, obteve-se uma distância euclidiana total de 62,66 km, distância real total de 101,78 km, e um tempo total de 5,76 horas, para visitar todos os pontos de demanda. Ao comparar com o resultado obtido através do agrupamento por distância real, obteve-se uma distância real de 95,13 km, ou seja, 6,65 km a menos do que o agrupamento euclidiano, e um tempo

de 5,72 horas, 0,04 horas a menos do que o obtido através do agrupamento por distância euclidiana.

Tabela 6.27: Resultado para particionamento com critérios para São Paulo

Qtd. Grupos (k)	Agrupamento	Roteirização	Dist. Real Total (km)	Dist. Euclidiana Total (km)	Tempo total (horas)
1	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	100,73	62,15	5,91
2	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	101,05	63,87	5,84
3	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	103,03	64,9	6,02
4	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	102,97	64,55	5,82
5	Dist. Euclidianas	Dist. Euclidianas	101,78	62,66	5,76
1	Dist. Reais	Dist. Reais	94,27	68,11	5,57
2	Dist. Reais	Dist. Reais	100,2	70,15	5,78
3	Dist. Reais	Dist. Reais	98,99	68,59	5,91
4	Dist. Reais	Dist. Reais	96,53	67,83	5,83
5	Dist. Reais	Dist. Reais	95,13	66,79	5,72
1	Tempos	Tempos	98,72	68,58	5,27
2	Tempos	Tempos	105,04	73,92	5,54
3	Tempos	Tempos	104,34	73,44	5,54
4	Tempos	Tempos	105,11	73,39	5,61
5	Tempos	Tempos	102,19	70,98	5,51

6.6.1 *Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir das distâncias euclidianas para a cidade de Fortaleza*

Para a análise dos grupos formados através do agrupamento utilizando distâncias euclidianas obteve-se um gráfico combinado, representado na Figura 6.49,

no qual o eixo horizontal é a quantidade de grupos k , o eixo vertical esquerdo representa o tempo do roteiro em horas, e o eixo vertical direito as distâncias em quilômetros.

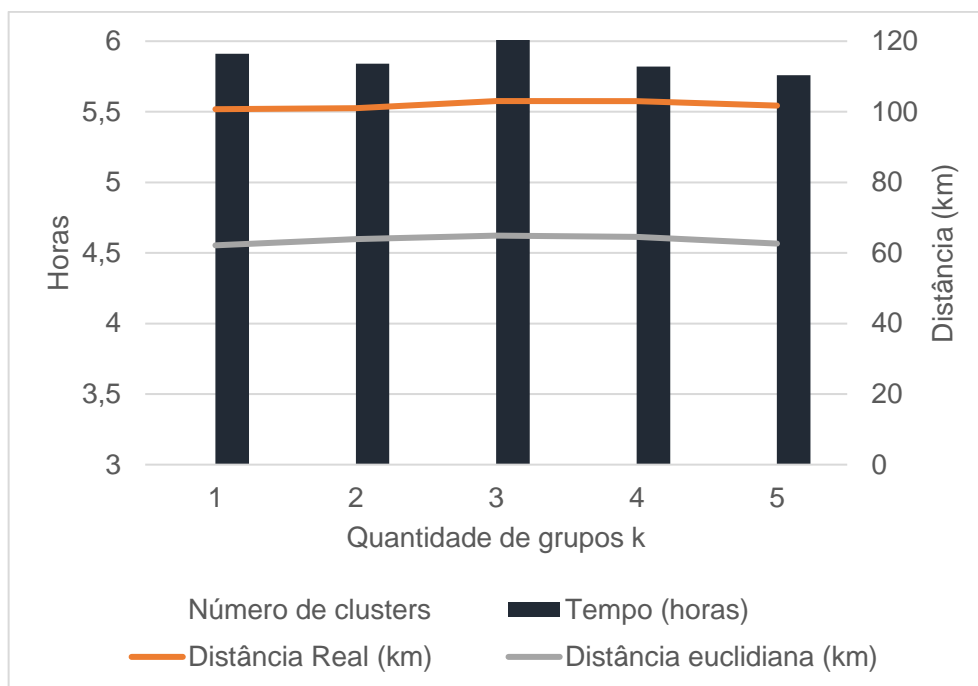


Figura 6.49: Análise dos resultados do particionamento da cidade de Fortaleza para o agrupamento através das distâncias euclidianas

A partir da Figura 6.49 e a Tabela 6.29 observa-se que, para o critério de agrupamento por distância euclidiana, ao segmentar a cidade de Fortaleza em grupos de 1 a 5 distritos, não encontram-se alterações significativas nas distâncias euclidianas totais, distâncias reais ou tempos.

A Tabela 6.29 detalha a distância euclidiana média, distância real média e tempo médio para todos os k distritos, para o agrupamento da cidade de Fortaleza através das distâncias euclidianas.

Tabela 6.28: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade de Fortaleza a partir do agrupamento através da distância euclidiana

Médias	Euclidiana
Média Distância Euclidiana (km)	63,62
Média Distância Real (km)	101,91
Média Tempo (horas)	5,87

6.6.2 Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir das distâncias reais para a cidade de Fortaleza

Para a análise dos grupos formados na cidade de Fortaleza através do agrupamento utilizando distâncias reais obteve-se o gráfico combinado, ilustrado na Figura 6.50.

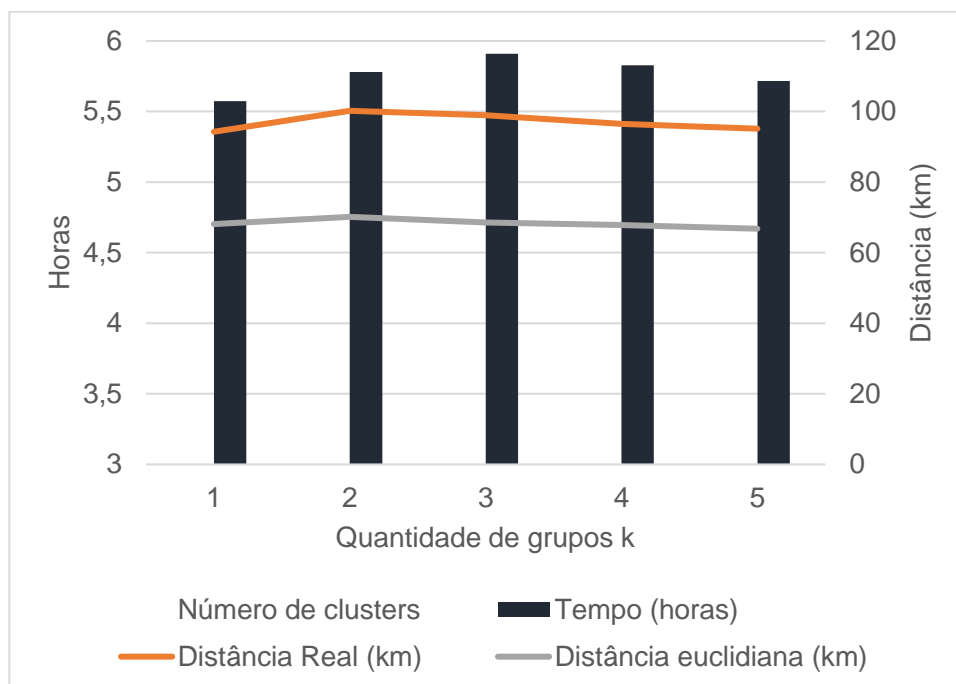


Figura 6.50: Análise dos resultados do particionamento da cidade de Fortaleza para o agrupamento através das distâncias reais

A partir da Figura 6.50 observa-se que para o critério de particionamento utilizando distância real, ao segmentar a cidade de Fortaleza em grupos de 1 a 5 distritos, não encontram-se alterações significativas nas distâncias euclidianas totais, porém observa-se uma variação na distância real total e o no tempo total, principalmente quando comparamos k igual a 1 e k igual a 3. As médias das distâncias euclidianas, distância real e tempo estão em destaque na Tabela 6.30.

Tabela 6.29: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade de Fortaleza a partir do agrupamento através da distância real comparado a euclidiana

Médias	Euclidiana	Real	Real versus Euclidiana (%)
Média Distância Euclidiana (km)	63,62	68,29	+7,3%
Média Distância Real (km)	101,91	97,02	-4,8%
Média Tempo (horas)	5,87	5,76	-1,8%

Ao agrupar os pontos através das distâncias euclidianas tem-se uma distância euclidiana média de 63,62 km e uma distância real de 101,91 km; porém ao agrupar por distância real, tem-se uma distância euclidiana de 68,29 km e uma distância real de 97,02 km, 4,89 km menor. Os resultados seguem semelhantes para as médias de tempos, obtendo-se um tempo apenas 1,8% menor para o agrupamento utilizando distâncias reais comparado ao agrupamento por distância euclidiana. Esses resultados sugerem que não há diferença significativa nas distâncias e tempos em agrupar a cidade de Fortaleza através das distâncias euclidianas ou reais.

6.6.3 *Análise do resultado do particionamento e roteirização a partir dos tempos para a cidade de Fortaleza*

Para a análise dos grupos formados através do agrupamento utilizando os tempos entre os pontos de demanda obteve-se um gráfico combinado, representado na Figura 6.51.

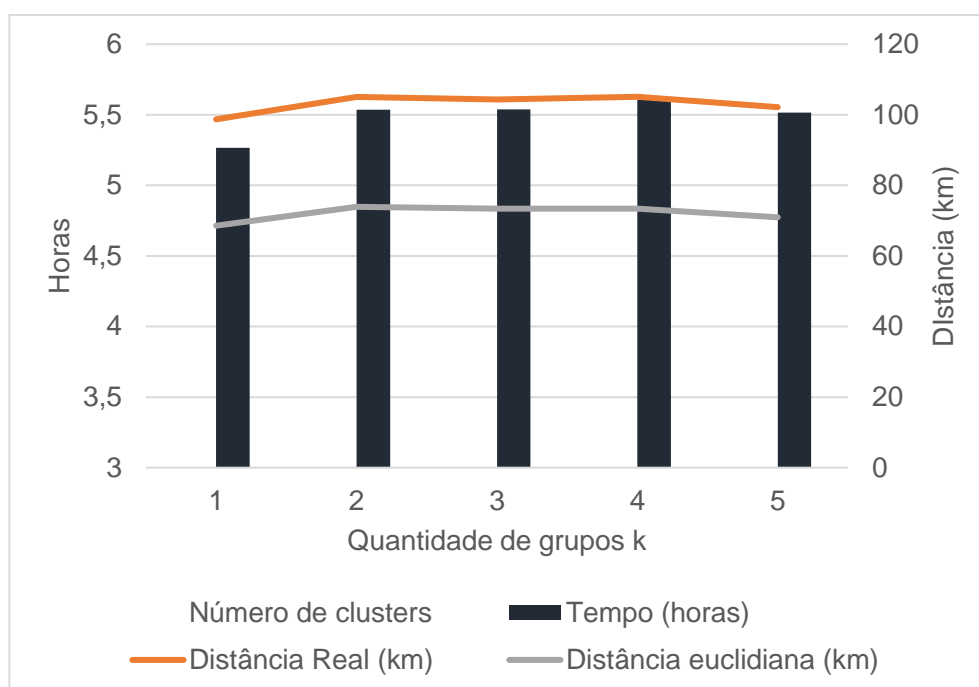


Figura 6.51: Análise dos resultados do particionamento da cidade de Fortaleza para o agrupamento através dos tempos

Na Figura 6.51 observam-se pequenas variações das distâncias reais para os diferentes valores de k , principalmente ao compararmos k igual a 1 e k igual a 2. A Tabela 6.31 apresentam as médias da distância euclidiana, distância real e tempo de todos os k distritos, para o agrupamento da cidade de Fortaleza através do tempo entre os pontos.

Tabela 6.30: Médias das distâncias e tempos para o particionamento da cidade de Fortaleza a partir do agrupamento através do tempo comparado ao euclidiano

Médias	Euclidiana	Real	Tempo	Tempo versus Euclidiana (%)
Média Distância Euclidiana (km)	63,62	68,29	73,39	+15,3%
Média Distância Real (km)	101,91	97,02	103,08	+1,1%
Média Tempo (horas)	5,87	5,76	5,49	-6,4%

Ao agrupar os pontos através das distâncias reais, tem-se uma distância real média de 97,02 km e um tempo de 5,76 horas; porém ao agrupar por tempo, tem-se uma distância real média de 103,08 km, e um tempo de 5,49 horas, 0,27 menor. Esses resultados sugerem que o agrupamento dos pontos utilizando distâncias reais, não possuem impacto significativo na distância real média percorrida e o tempo médio, comparado ao agrupamento euclidiano; e quando agrupado por tempo, aumenta-se a distância real média e o ganho de tempo médio é muito pequeno. Para a cidade de Fortaleza, o agrupamento a partir das distâncias reais geram menores distâncias e tempos, porém esses resultados sugerem não haver diferença significativa do impacto da malha viária na distribuição urbana na cidade de Fortaleza, visto que agrupar os pontos de demanda de entrega através de distâncias euclidianas, reais ou tempos praticamente não alteraram as distâncias euclidianas médias, distâncias reais médias e tempos médios dos grupos.

6.7 Resumo dos resultados da aplicação do método

A tabela 6.31 demonstra as distâncias euclidianas médias, distâncias reais médias e tempos médios consolidados para todas as cidades, para cada critério de agrupamento por distância euclidiana, distância real e tempo. A partir da qual observam-se alguns pontos importantes para destacar:

Tabela 6.31: Resumo resultados da aplicação do método

Cidade	Médias	Agrup. Distância Euclidiana	Agrup. Distância Real	Agrup. Tempo	Real versus euclidia na (%)	Tempo versus euclidia na (%)	Tempo versus Real (%)
São Paulo	Média Dist. Euclidiana (km)	103,67	112,66	118,6	8,7%	14,4%	5,2%
	Média Dist. Real (km)	188,28	173,21	182,9	-8,0%	-2,8%	5,6%
	Média Tempo (horas)	9,52	8,81	8,6	-7,5%	-9,7%	-2,4%
Rio de Janeiro	Média Dist. Euclidiana (km)	33,26	39,39	41,48	18,4%	24,7%	5,3%
	Média Dist. Real (km)	93,71	72,26	74,36	-22,9%	-20,6%	2,9%
	Média Tempo (horas)	4,57	3,79	3,65	-17,1%	-20,1%	-3,7%

Cidade	Médias	Agrup. Distância Euclidiana	Agrup. Distância Real	Agrup. Tempo	Real versus euclidian a (%)	Tempo versus euclidian a (%)	Tempo versus Real (%)
Curitiba	Média Dist. Euclidiana (km)	85,75	100,4	107,9	17,1%	25,8%	7,5%
	Média Dist. Real (km)	159,98	146,47	159,5	-8,4%	-0,3%	8,9%
	Média Tempo (horas)	8,01	7,55	7,26	-5,7%	-9,4%	-3,8%
Salvador	Média Dist. Euclidiana (km)	79,62	95,3	104,1	19,7%	30,7%	9,2%
	Média Dist. Real (km)	212,78	183,3	199,3	-13,9%	-6,3%	8,8%
	Média Tempo (horas)	9,63	8,99	8,83	-6,6%	-8,3%	-1,8%
Porto Alegre	Média Dist. Euclidiana (km)	104,78	121,02	125,98	15,5%	20,2%	4,1%
	Média Dist. Real (km)	223,05	188,83	196,37	-15,3%	-12,0%	4,0%
	Média Tempo (horas)	10,36	9,17	8,87	-11,5%	-14,4%	-3,3%
Fortaleza	Média Dist. Euclidiana (km)	63,62	68,29	73,39	7,3%	15,4%	7,5%
	Média Dist. Real (km)	101,91	97,02	103,08	-4,8%	1,1%	6,2%
	Média Tempo (horas)	5,87	5,76	5,49	-1,9%	-6,5%	-4,7%

- Quando agrupamos os pontos de demanda através das distâncias euclidianas, encontram-se em média, as menores distâncias para visitar todos os pontos, porém essa distância não é real, a realidade da operação de distribuição é representada pela distância real. Para todas as cidades, ao se agrupar os pontos utilizando distância euclidiana, obtemos uma distância real média 14,5% maior, comparado a distância real média obtida através do agrupamento das distâncias reais;
- O agrupamento através do critério de distâncias reais gerou em média distâncias reais e tempos menores, -12,5% e -8,4%, respectivamente, comparado ao agrupamento através do critério de distâncias euclidianas. Entretanto os roteiros observados através do critério de agrupamento por distâncias reais, apresentaram diversas sobreposições de rotas e formato complexo. Tem-se

clareza de como esses resultados divergem da recomendação da literatura, porém, quando trabalha-se com dados reais de malha viária e tempo, parece ser necessário cruzar a mesma via mais do que uma vez, devido a permissões de conversões, congestionamento e direção da via;

- O agrupamento através do critério de tempo, apresentou os menores tempos para todas as cidades, porém gerou um adicional de distância real média de 6,1% comparado ao agrupamento através de distâncias reais. Ao compararmos os resultados do agrupamento através do critério de distâncias euclidianas com os resultados do agrupamento por tempo, obteve-se tempos médios 11,4% menores, e comparado ao agrupamento através de distâncias reais obteve-se um tempo 3,3% menor.

Tabela 6.32: Trade-off ganho de tempo versus impacto na distância real em cada critério de agrupamento para todas as cidades

Cidade	Médias	Agrup. Real	Agrup. Tempo	Agrup. Real versus Agrup. Tempo (%)
São Paulo	Média Dist. Real (km)	173,21	182,9	5,61%
	Média Tempo (horas)	8,81	8,6	-2,38%
Rio de Janeiro	Média Dist. Real (km)	72,26	74,36	2,91%
	Média Tempo (horas)	3,79	3,65	-3,69%
Curitiba	Média Dist. Real (km)	146,47	159,5	8,92%
	Média Tempo (horas)	7,55	7,26	-3,84%
Salvador	Média Dist. Real (km)	183,3	199,3	8,75%
	Média Tempo (horas)	8,99	8,83	-1,78%
Porto Alegre	Média Dist. Real (km)	188,83	196,37	3,99%
	Média Tempo (horas)	9,17	8,87	-3,27%
Fortaleza	Média Dist. Real (km)	97,02	103,08	6,25%
	Média Tempo (horas)	5,76	5,49	-4,69%

- Com relação a quantidade de distritos k , os resultados encontrados para a cidade de Fortaleza demonstram não haver alterações significativas nos valores médios de distâncias e tempos, ou seja, independente se a área será particionada em 2 ou em 5 clusters, não vemos impactos, similar ao encontrado nos trabalhos de Newell e Daganzo (1986a, 1986b). Porém, ao particionarmos as outras cidades através dos critérios de distâncias euclidianas, distâncias reais e tempos, observam-se algumas alterações pontuais nas distâncias reais e

tempos, dependendo do valor de k , como destacado nas cidades de São Paulo, Rio de Janeiro, Curitiba, Salvador e Porto Alegre.

- Como sugerido na pesquisa de Sandoval *et al.* (2022), utilizar variáveis não tradicionais, como o tempo, no particionamento e na roteirização realmente apresentam bons resultados, e refletem a realidade da operação, diferente do que utilizar as distâncias euclidianas, ou aproximações. Porém vimos que a melhor configuração de distâncias e tempos foram obtidas, para todas as cidades, quando utilizam-se o critério de agrupamento através das distâncias reais, devido a influência da malha viária.
- Ao trabalharmos com dados reais de distâncias em áreas urbanas é possível assimilar a dificuldade de obter aproximações que realmente representem o impacto da malha viária, como por exemplo os fatores de circuidade encontrados nas cidades como Rio de Janeiro e Salvador, com valores altos, na ordem de grandeza de 16.

7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Com o volume de compras do comércio eletrônico aumentando a cada ano, as entregas em áreas urbanas são consideravelmente impactadas pela malha viária, devido ao intenso fluxo de veículos, pessoas e restrições de deslocamento.

Este trabalho de pesquisa vem a contribuir para avaliar o impacto da malha viária no particionamento de território urbano para entregas do comércio eletrônico nas cidades de São Paulo, Rio de Janeiro, Curitiba, Salvador, Porto Alegre e Fortaleza.

O problema consiste no particionamento de território urbano, através do agrupamento de pontos de demanda de entregas de última milha sob diferentes critérios de agrupamento, através da distância euclidiana, distância real, tempo entre os pontos, com a finalidade de quantificar o impacto da malha viária nas operações de distribuição.

A metodologia proposta consiste em cinco etapas: a primeira compreende a definição da área de interesse através da utilização da ferramenta do Open Street Maps (OSM,2020); seguido pela definição dos pontos de demanda, gerados aleatoriamente, assim como proposto por Amaral e Cunha (2020); a terceira etapa corresponde à construção das matrizes: de distâncias euclidianas, a qual utilizou-se da formulação de Haversine (Robusto, 1957), de distâncias reais e a matriz de tempos, as quais foram construídas com base nas solicitações a plataforma do Bing Maps API (Microsoft, 2021a), que retorna as distâncias e tempos, em tempo real, entre os pares de pontos no momento da solicitação); a quarta etapa consiste na formação dos distritos através do agrupamento dos pontos de demanda através da abordagem do problema da p-mediana, responsável pelo agrupamento considerando os critérios de distância euclidiana, distância real e tempos); a quinta e última etapa consiste na roteirização de cada distrito, através da abordagem do Problema do Caixeiro Viajante Assimétrico. Os entregáveis deste trabalho foram as configurações dos distritos, ou seja, quais pontos pertencem a quais grupos, com os mapas dos agrupamentos e

roteiros para visualização, para cada critério de agrupamento em cada uma das cidades consideradas.

Com relação a etapa dois da metodologia, os pontos de demanda de entrega foram gerados aleatoriamente, sendo o *input* o *shapfile* da área de interesse e *output* a lista dos pontos de demanda com as coordenadas geográficas (latitude e longitude). A formação dos pontos de demanda é controlada através das variáveis de distância e densidade entre os pontos (pontos/km²). Sendo importante mencionar que a distribuição desses pontos, sendo feita de maneira aleatória, não impede que pontos possam ser criados em localizações de difícil acesso, como, por exemplo, no centro do parque Ibirapuera, na cidade de São Paulo, ou então pontos que dificilmente teriam entregas de comércio eletrônico, como por exemplo no meio da floresta da Tijuca, na cidade do Rio de Janeiro. Porém, a plataforma do Bing Maps (Microsoft, 2023) ajusta automaticamente essas localizações para as ruas/vias mais próximas. Essa incerteza relacionada a localização exata do ponto de demanda é uma oportunidade para trabalhos futuros, pois a utilização de dados reais de demanda de entrega, com certeza afetaria a maneira como os distritos foram construídos, devido às localizações e a malha viária da região.

A etapa de construção da matriz de distância real e matriz de tempo, traz as informações em tempo real no momento da solicitação, ou seja, caso a solicitação tenha sido feita ao meio-dia ou a meia noite, os resultados de distância e tempo podem ser diferentes, devido aos diferentes roteiros que o Bing Maps pode sugerir por conta das condições de tráfego e direções das vias, no exato momento da solicitação.

Os resultados apresentados contemplam as métricas, mapas e gráficos para caracterizar qualitativamente e quantitativamente os distritos formados a partir de cada critério de agrupamento, comparando as médias das distâncias euclidianas, distâncias reais e tempos obtidas para cada distrito, em uma análise exploratória com relação a quantidade k , ou seja, para cada cidade explorou-se o impacto da malha viária na formação dos distritos para uma série de quantidades de grupos.

Do ponto de vista científico, espera-se que este trabalho venha a contribuir para com as pesquisas de particionamento de território urbano, através da inovação por utilizar as distâncias reais e tempos entre os pontos, visto que não existem muitos estudos utilizando essas informações provenientes de APIs como o Bing Maps

(Microsoft, 2023), ou até mesmo o Google Maps (Google, 2023b), como na pesquisa de Amaral e Cunha (2020). A utilização de informações de distâncias reais e tempos reais, entre pontos, permite incorporar as limitações operacionais nas decisões e análises estratégicas do planejamento de distribuição urbana, ou seja, ao utilizar-as distâncias reais atribuindo as características da malha viária, como a direção das vias, disponibilidade de conversões, semáforos e *etc.*, obtém-se resultados mais realistas e melhores do que quando se utiliza distâncias euclidianas.

Observou-se também que os roteiros obtidos através do agrupamento dos pontos utilizando o critério de distâncias reais, resultou em menores distâncias reais e menores tempos, comparado ao agrupamento utilizando o critério de distâncias euclidianas. Entretanto, esses roteiros apresentaram formato complexo e cruzamento de rotas, o que são características que a literatura entende como não favorável para um roteiro eficiente. Porém, quando se utiliza distâncias reais entre os pontos, depara-se com diversas limitações da malha viária dos centros urbanos, como vias de sentido único, pontes, viadutos, parques, rios e lagos, sendo assim nesse trabalho sugere-se ser aceitável esse cruzamento de roteiros e um formato complexo, e que essa característica não torna o roteiro ineficiente, muito pelo contrário, as menores distâncias e tempos encontrados, foram em roteiros com geometria complexa e cruzamento de rotas.

O método aqui apresentado é passível de melhorias, as quais podem ser exploradas em trabalhos futuros, como: (i) utilização de localizações reais de pontos de entrega de demanda, com intuito de evitar pontos em locais improváveis e consequentemente aproximações; (ii) alocação de pesos em determinados pontos e regiões e bairros das cidades de detenham maior demanda de entrega; e (iii) análise exploratória sobre o impacto das diferentes velocidades e tempos durante o dia na formação dos distritos e roteiros; e (iv) considerar a inclusão de novas restrições relacionadas a jornada de entrega, como por exemplo 8 horas de trabalho, e o trecho de abastecimento dos centroides.

REFERÊNCIAS¹

Amaral JC. Análise da complexidade da malha viária para distribuição de última milha em áreas urbanas 2018.

Amaral JC, Cunha CB. An exploratory evaluation of urban street networks for last mile distribution. *Cities* 2020;107:102916.

ArcGIS. Shapefiles 2021. <https://enterprise.arcgis.com/pt-br/portal/latest/use/shapefiles.htm> (acessado 20 de novembro de 2021).

Aurenhammer F. Voronoi diagrams—a survey of a fundamental geometric data structure. *ACM Comput Surv* 1991;23:345–405.

Balas E, Toth P. Branch and Bound Methods for the Traveling Salesman Problem. 1983:71.

Ballou RH, Rahardja H, Sakai N. Selected country circuitry factors for road travel distance estimation. *Transp Res Part A Policy Pract* 2002;36:843–8.

Batty M. *The new science of cities*. Cambridge, MA: 2013.

Van Binsbergen A, Visser J. New urban goods distribution systems. *Conf Urban Transp Syst* 1999.

Boeing G. OSMnx: New methods for acquiring, constructing, analyzing, and visualizing complex street networks. *Comput Environ Urban Syst* 2017;65:126–39.

Braekers K, Ramaekers K, Van Nieuwenhuyse I. The vehicle routing problem: State of the art classification and review. *Comput Ind Eng* 2016;99:300–13.

Brasil E. E-Commerce Paulista 2021. <https://www.ecommercebrasil.com.br/noticias/comercio-eletronico-paulista-cresce/> (acessado 21 de novembro de 2021).

Cara X, Zhou Y. Deliveries to residential units : A rising form of freight transportation in the U . S . *Transp Res Part C* 2015;58:46–55.

Carlsson JG. Dividing a territory among several vehicles. *INFORMS J Comput* 2012;24:565–77.

Cattrysse D, Oudheusden D Van, Lotan T. The problem of efficient districting. *OR Insight* 1997;10:9–13.

CET. ZMRC - Zona Máxima de Restrição de Circulação em São Paulo 2021. <http://www.cetsp.com.br/consultas/caminhoes/locais-com-restricao-ao-caminhao/zona-de-maxima-restricao-de-circulacao-zmrc.aspx> (acessado 21 de novembro de 2021).

¹ De acordo com Estilo Vancouver.

Chassein A, Goerigk M. On the recoverable robust traveling salesman problem. *Optim Lett* 2016;10:1479–92.

Church RL. The Regionally Constrained p-Median Problem. *Geogr Anal* 1990;22:22–32.

CNT. Cidades mais congestionadas do Brasil 2016. <https://www.cnt.org.br/agencia-cnt/brasil-tem-cinco-das-cidades-mais-congestionadas-do-mundo> (acessado 15 de outubro de 2022).

Cooper L. *Location-Allocation Problems* 1963.

Crucitti P, Latora V, Porta S. Centrality measures in spatial networks of urban streets. *Phys Rev E - Stat Nonlinear, Soft Matter Phys* 2006;73:1–5.

Cunha CB. *Contribuição à modelagem de problemas em logística e transportes* 2006:21.

Dablanc L. Goods transport in large European cities: Difficult to organize, difficult to modernize. *Transp Res Part A Policy Pract* 2007;41:280–5.

Daganzo C. *Logistics system analysis*. Berlin: Springer Science & Business Media; 2005.

Daganzo CF. The Distance Traveled to Visit N Points with a Maximum of C Stops per Vehicle: An Analytic Model and an Application. *Transp Sci* 1984;18:331–50.

Dantzig G, Fulkerson R, Johnson S. Solution of a large-scale traveling-salesman problem. *J Oper Res Soc Am* 1954;2:393–410.

Daskin MS, Maass KL. *Location Science*. *Locat Sci* 2015.

E-Commerce Brasil. E-Commerce no Rio de Janeiro 2022. <https://www.ecommercebrasil.com.br/noticias/e-commerce-no-rio-de-janeiro-cresce-acima-da-da-media-da-regiao-sudeste-segundo-nielseniq-ebit> (acessado 22 de agosto de 2022).

Ebit/Nielsen. *Webshoppers*. Ebit, São Paulo 2020:39.

Ebit|Nielsen. *Webshoppers* 43 2021:1–40.

Ebit|Nielsen. *Webshoppers* 39 2019:39.

Estadão J. Cidades mais populosas do Brasil 2022. <https://www.estadao.com.br/brasil/quais-sao-cidades-mais-populosas-brasil-veja-lista-divulgada-ibge-nprm/> (acessado 8 de janeiro de 2023).

Fleischmann B, Gietz M, Gnutzmann S. Time-Varying Travel Times in Vehicle Routing. *Transp Sci* 2004;38:160–73.

Fleischmann B, Paraschis JN. Solving a large scale districting problem: a case report. *Comput Oper Res* 1988;15:521–33.

Flood MM. *The Traveling-Salesman Problem* 1956.

Galvão LC, Novaes AGN, Souza De Cursi JE, Souza JC. A multiplicatively-weighted Voronoi diagram approach to logistics districting. *Comput Oper Res* 2006;33:93–114.

Globo. Valor investe 2020. <https://valorinveste.globo.com/objetivo/gastar-bem/noticia/2020/08/01/quais-as-cidades-que-mais-compraram-pela-internet-este-ano.ghtml> (acessado 20 de outubro de 2021).

Gnägi M, Baumann P. A matheuristic for large-scale capacitated clustering. *Comput Oper Res* 2021;132:105304.

Google. Google Developers 2023a. <https://developers.google.com/?hl=pt-br> (acessado 1 de fevereiro de 2023).

Google. Google Maps 2023b. <https://www.google.com.br/maps> (acessado 30 de janeiro de 2023).

Google. Google Maps API 2021. <https://developers.google.com/maps> (acessado 20 de novembro de 2021).

Gouldson A, Colenbrander S, Sudmant A, Godfrey N, Millward-Hopkins J, Fang W, *et al.* Accelerating Low-Carbon Development in the World's Cities 2015:1–38.

Gurobi. Gurobi Optimization 2023. <https://www.gurobi.com/>.

Hakimi SL. Optimum Locations of Switching Centers and the Absolute Centers and Medians of a Graph. *Oper Res* 1964;12:450–9.

Haugland D, Ho S, Laporte G. Designing delivery districts for the vehicle routing problem with stochastic demands. *Eur J Oper Res* 2007;180:997–1010.

Huang J, Levinson DM. Circuitry in urban transit networks. *JTRG* 2015;48:145–53.

Huang Y, Savelsbergh M, Zhao L. Designing logistics systems for home delivery in densely populated urban areas. *Transp Res Part B Methodol* 2018;115:95–125.

IBGE. Panorama Populacional do Brasil 2020. <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/sp/sao-paulo/panorama>.

Jornal Badevalor. Empreendedores na Bahia aumentam 161% do faturamento com E-Commerce 2021. <https://badevalor.com.br/pmes-da-bahia-aumentam-em-161-o-faturamento-com-e-commerce-no-1o-semester/> (acessado 12 de dezembro de 2022).

Jornal Bem Parana. Curitiba é a 4ª cidade em compras no comercio eletronico 2018. <https://www.bemparana.com.br/noticias/economia/curitiba-e-a-quarta-cidade-do-pais->

em-compras-no-comercio-online/ (acessado 11 de novembro de 2022).

Jornal Expansão. Pequeno empreendedor do RS aumentam em 88% o faturamento com o E-commerce 2022. <https://expansao.co/pmes-do-rs-aumentaram-em-88-o-faturamento-com-o-e-commerce-em-2021/> (acessado 5 de janeiro de 2023).

Jornal Focus. E-commerce no Ceará faturam mais de 118 milhões em 2021 2022. focus.jor.br/e-commerce-pequenos-e-medios-negocios-do-ceara-faturaram-mais-de-r-118-milhoes-em-2021/ (acessado 10 de janeiro de 2023).

Kim BI, Kim S, Sahoo S. Waste collection vehicle routing problem with time windows. *Comput Oper Res* 2006;33:3624–42.

Kim RY. The Impact of COVID-19 on Consumers: Preparing for Digital Sales 2020;48:212–8.

Kin B, Verlinde S, Macharis C. Sustainable urban freight transport in megacities in emerging markets. *Sustain Cities Soc* 2017;32:31–41.

Laranjeiro PF, Merchán D, Godoy LA, Giannotti M, Yoshizaki HTY, Winkenbach M, *et al.* Using GPS data to explore speed patterns and temporal fluctuations in urban logistics: The case of São Paulo, Brazil. *J Transp Geogr* 2019;76:114–29.

Levinson D. Network structure and city size. *PLoS One* 2012;7.

Levinson D, El-Geneidy A. The minimum circuitry frontier and the journey to work. *Reg Sci Urban Econ* 2009;39:732–8.

Lindholm M, Behrends S. Challenges in urban freight transport planning - a review in the Baltic Sea Region. *J Transp Geogr* 2012;22:129–36.

Loranca M, R. Velázquez, M. Analco. The P-Median Problem: A Tabu Search Approximation Proposal Applied to Districts. *J Math Syst Sci* 2015;5:100–12.

MacHaris C, Melo S. City Distribution and Urban Freight Transport: Multiple Perspectives. 2011.

Maden W, Eglese R, Black D. Vehicle routing and scheduling with time-varying data: A case study. *J Oper Res Soc* 2010;61:515–22.

Manerba D, Mansini R, Zanotti R. Attended Home Delivery: reducing environmental impact reducing by changing Home Delivery: Delivery: environmental impact reducing by changing Delivery: reducing customer habits environmental impact last-mile environmental impact by by changing changin. *IFAC-PapersOnLine* 2018;51:55–60.

Marsten RE. Algorithm for Large Set Partitioning Problems. *Manage Sci* 1974;20:774–87.

McKinsey & Company. Consumer sentiment and behavior continue to reflect the uncertainty of the COVID-19 crisis. *Mark Sales Pract* 2020:103.

Microsoft. Bing Maps 2023. <https://www.bing.com/maps/?cp=-23.503552~-46.680908&lvl=7.0> (acessado 30 de janeiro de 2023).

Microsoft. Bing Maps 2021a. <https://www.bing.com/maps> (acessado 20 de novembro de 2021).

Microsoft. Microsoft 2021b. <https://www.microsoft.com/pt-br> (acessado 20 de novembro de 2021).

Morganti E, Dablanc L, Fortin F. Research in Transportation Business & Management Final deliveries for online shopping : The deployment of pickup point networks in urban and suburban areas 2014;11:23–31.

Moroz M, Polkowski Z. The last mile issue and urban logistics : choosing parcel machines in the context of the ecological attitudes of the Y generation consumers purchasing online 2016;16:378–93.

Muyldermans L, Cattrysse D, Van Oudheusden D, Lotan T. Districting for salt spreading operations. Eur J Oper Res 2002;139:521–32.

Ndiaye F, Ndiaye BM, Ly I. Application of the p-Median Problem in School Allocation. Am J Oper Res 2012;02:253–9.

Newell GF, Daganzo CF. Design of multiple-vehicle delivery tours-I a ring-radial network. Transp Res Part B 1986a;20:345–63.

Newell GF, Daganzo CF. Design of multiple vehicle delivery tours-II other metrics. Transp Res Part B 1986b;20:365–76.

Novaes António G N, de Cursi JE, Graciolli OD. A continuous approach to the design of physical distribution systems. Comput Opera 2000;27:877–93.

Novaes Antonio G.N., Souza De Cursi JE, Graciolli OD. A continuous approach to the design of physical distribution systems. Comput Oper Res 2000;27:877–93.

Novaes AGN, Souza de Cursi JE, da Silva ACL, Souza JC. Solving continuous location-districting problems with Voronoi diagrams. Comput Oper Res 2009;36:40–59.

Okabe A, Boots B SK. Spatial tessellations concepts and applications of Voronoi diagramsTitle. 2nd ed. Chichester: Wiley; 2000.

Oliveira LK de. Diagnóstico das vagas de carga e descarga para a distribuição urbana de mercadorias: um estudo de caso em Belo Horizonte. vol. 8. 2014.

OSM. Open Street Map 2020. <https://www.openstreetmap.org/>.

Osman IH, Ahmadi S. Guided construction search metaheuristics for the capacitated p-median problem with single source constraint. J Oper Res Soc 2007;58:100–14.

- Paiva C. Veículos que circulam em São Paulo. 2007.
- Patel S, Sihmar S, Jatain A. A study of hierarchical clustering algorithms. 2015 Int Conf Comput Sustain Glob Dev INDIACom 2015 2015;3:537–41.
- Paulo G de S. Pesquisa Origem Destino 2021. <http://www.metro.sp.gov.br/pesquisa-od/pesquisa-od.aspx> (acessado 21 de novembro de 2021).
- Pereira FMT. Partição Multicritério de um Território em Zonas: Modelos, Algoritmos e Aplicações 2006:156.
- Pezzella F, Bonanno R, Nicoletti B. A system approach to the optimal health-care districting. *Eur J Oper Res* 1981;8:139–46.
- QGIS. QGIS 2020.
- Ríos-Mercado RZ, Álvarez-Socarrás AM, Castrillón A, López-Locés MC. A location-allocation-improvement heuristic for districting with multiple-activity balancing constraints and p-median-based dispersion minimization. *Comput Oper Res* 2021;126:105106.
- Roberti R, Toth P. Models and algorithms for the Asymmetric Traveling Salesman Problem: an experimental comparison. *EURO J Transp Logist* 2012;1:113–33.
- Robusto C. The Cosine-haversine Formula. *Am. Math. Mon.*, vol. 64, 1957, p. 38–40.
- Rossit DG, Vigo D, Tohmé F, Frutos M. Visual attractiveness in routing problems: A review. *Comput Oper Res* 2019;103:13–34.
- Sandoval MG, Álvarez-miranda E, Pereira J, Ríos-mercado RZ, Díaz JA. A novel districting design approach for on-time last-mile delivery: An application on an express postal company. *Omega* 2022;113:102687.
- Singanamala P, Dharma Reddy K, Venkataramaiah P. Solution to a Multi Depot Vehicle Routing Problem Using K-means Algorithm, Clarke and Wright Algorithm and Ant Colony Optimization. *Int J Appl Eng Res* 2018;13:15236–46.
- Story R. Folium Library Python 2013. <https://python-visualization.github.io/folium/>.
- Taubenböck H, Esch T, Felbier A, Wiesner M, Roth A, Dech S. Monitoring urbanization in mega cities from space. *Remote Sens Environ* 2012;117:162–76.
- Taylor K. The retail apocalypse is far from over as analysts predict 75,000 more store closures. *Bus Insid* 2019. <https://www.businessinsider.es/retail-apocalypse-thousands-store-closures-predicted-2019-4?r=US&IR=T> (acessado 21 de abril de 2021).
- Toth, Vigo. The vehicle routing problem. *Soc Ind Appl Math* 2002.
- United Nations. World Population Prospects 2019. 2019.
- United Nations Department of Economic and Social Affairs Population Division. World Urbanization Prospects 2018. New Yor: The United Nations; 2018.

Wan X, Wang W, Liu J, Tong T. Estimating the sample mean and standard deviation from the sample size, median, range and/or interquartile range. *BMC Med Res Methodol* 2014;14:1–13.

Zamzuzi N de C. Metodologia para a avaliação de medidas voltadas à distribuição urbana de cargas através do uso da microssimulação de tráfego. Universidade de São Paulo, 2015.