UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS
DEPARTAMENTO ENGENHARIA DE TRANSPORTES

BRUNA KURAMOTO

**EXPLORAÇÃO DE DADOS DE MAPAS COLABORATIVOS EM AVALIAÇÕES DE
MORFOLOGIAS URBANAS BRASILEIRAS**

São Carlos
2019

BRUNA KURAMOTO

**EXPLORAÇÃO DE DADOS DE MAPAS COLABORATIVOS EM AVALIAÇÕES DE
MORFOLOGIAS URBANAS BRASILEIRAS**

**Programa de Pós-graduação em Engenharia
de Transportes da EESC-USP**

**Exemplar definitivo (corrigido). O exemplar
original está disponível na CPG da EESC-USP**

São Carlos, 02/07/2019

RESOLUÇÃO CoPG N.º 6018, DE 13 DE OUTUBRO DE 2011, artigo 5º

Dissertação apresentada à Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, para a obtenção do título de Mestre em Ciências – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Transportes.

Área de concentração: Planejamento e Operação de Sistemas de Transporte.

Orientador: Prof. Dr. André Luiz Barbosa Nunes da Cunha.

São Carlos

2019

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

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

K95e	<p>Kuramoto, Bruna</p> <p>Exploração de dados de mapas colaborativos em avaliações de morfologias urbanas / Bruna Kuramoto; orientador André Luiz Barbosa Nunes da Cunha. São Carlos, 2019.</p> <p>Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Transportes e Área de Concentração em Planejamento e Operação de Sistemas de Transporte -- Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, 2019.</p> <p>1. Planejamento Urbano. 2. Teoria dos Grafos. 3. Sistemas Viários. 4. Informações Geográficas Voluntárias. 5. Mapas Colaborativos. 6. OpenStreetMap. I. Título.</p>
------	---

Agradecimentos

À minha família, em especial aos meus pais, Luci e Nilson, pelo suporte e pelos primeiros ensinamentos éticos e morais.

Ao Prof. André Luiz Cunha, pela orientação, paciência e pelo incentivo a sair da zona de conforto.

Ao meu enorme grupo de pesquisa, pelo companheirismo em todas situações: Alceu Júnior, André Morelli, Adriano Belletti, Elaine Ribeiro, Gabriel Oliveira, Helena Stein, Leandro Marcomini, Mariana Thebit e Natália Panice.

Aos amigos sempre presentes: Adrian Grasson, Ana Caroline Marques, Ana Laura Moraes, Andressa Lima, Bianca Farias, Caroline Camilo, Cláudia Naizer, Denise Capasso, Júlia Cocozza, Livia Magion, Mariana Aires e Paula Gerencer.

À Urze Companhia de Dança, pelo aprendizado que não se adquire em livros.

Aos colegas deste período de pós-graduação, pelo apoio e pelos momentos de descontração.

À Universidade de São Paulo e à Escola de Engenharia de São Carlos, pela estrutura disponibilizada.

Aos professores do Departamento de Engenharia de Transportes, pelos ensinamentos e aos técnicos e funcionários, pela atenção.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico, pela bolsa de estudos concedida para o desenvolvimento da pesquisa.

RESUMO

KURAMOTO, B. **Exploração de dados de mapas colaborativos em avaliações de morfologias urbanas brasileiras**. 135 p. Dissertação de Mestrado – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos – SP, 2019

Esta dissertação está inserida na área de configuração urbana, com foco em sistemas viários segregados por cidades. O objetivo desta pesquisa foi a exploração de dados viários urbanos disponíveis na Web e a extração de parâmetros com aplicabilidade em análises de morfologias de cidades. A intenção do trabalho foi corroborar a hipótese: A qualidade adquirida por dados de mapas colaborativos permite sua utilização em análises da morfologia urbana a nível local. Mapas colaborativos são plataformas online que agregam informações geográficas fornecidas pelos próprios usuários, de acordo com a experiência local. O Projeto *OpenStreetMap* foi utilizado como fonte de dados para avaliar o potencial e as limitações dos mapas colaborativos na representação das malhas viárias de municípios brasileiros. Os sistemas viários foram expressos em forma de grafos, em que as arestas representaram as ruas e os nós, as interseções entre ruas. Do ponto de vista da Engenharia de Transportes, o foco do uso da Teoria de Grafos em pesquisas de morfologias viárias está em questões como mensuração da acessibilidade, eficiência e resiliência da rede a falhas. As principais ferramentas computacionais utilizadas foram as bibliotecas *OSMnx* e *Networkx*, escritas em linguagem *Python*, com funções de construção e análises de redes. Para avaliar a viabilidade de utilização das ferramentas e da plataforma de dados propostos, foi realizada uma comparação com o estudo de Lima, Silva e van der Waerden (2003). Esse trabalho avaliou a compacidade e a acessibilidade global das malhas viárias de 11 cidades, com intuito de comparar exemplos brasileiros com estrangeiros. A reprodução do estudo de referência foi possível, com construção de redes com aumento médio de 47% de elementos, o que indicou expansão e maior detalhamento dos sistemas viários. Além disso, foi detectada uma diferença na comparação das cidades brasileiras com o panorama internacional. Marília e São Carlos apresentaram malhas mais próximas do padrão americano, junto com Piracicaba que já estava nesse grupo. Por outro lado, a malha viária de Presidente Prudente passou ao grupo de cidades mais próximas do padrão europeu. Em seguida, os materiais propostos neste trabalho foram utilizados para montar um banco de dados com mais de 300 cidades brasileiras de diferentes portes. Os parâmetros avaliados caracterizaram os municípios de acordo com a conectividade, acessibilidade e regularidade da malha viária. A grande variação destes aspectos ressaltou a diferença nas

configurações ocasionadas pelos fatores influentes na formação de malhas viárias: processo histórico-social de crescimento urbano, limites geográficos e diferentes políticas de expansão.

Palavras-chave: Planejamento urbano, Teoria dos grafos, Sistemas viários, Informações Geográficas Voluntárias, *OpenStreetMap*.

ABSTRACT

KURAMOTO, B. **Data exploration of collaborative maps in evaluations of Brazilian urban morphologies.** 135 p. Master Thesis – São Carlos School of Engineering, University of São Paulo, São Carlos – SP, 2019

This dissertation is inserted in the area of urban configuration, focusing on road systems segregated by cities. The objective of this research was the exploration of urban road data available on the Web and the extraction of parameters with applicability in analyzes of city morphologies. The intention of the work was to corroborate the hypothesis: The quality acquired by collaborative maps data allows its use in analyzes of the urban morphology at the local level. Collaborative maps are online platforms that aggregate geographic information provided by the users themselves, according to local experience. The OpenStreetMap Project was used as a data source to evaluate the potential and limitations of collaborative maps in the representation of road networks in Brazilian municipalities. The road systems were expressed in graph form, in which the edges represented the streets and nodes, the intersections between streets. From the point of view of Transport Engineering, the focus of the use of Graph Theory in research on road morphologies is on issues such as accessibility, efficiency and network resilience to failure measurement. The main computational tools used were the OSMnx and Networkx libraries, written in Python language, with built-in functions and network analysis. To evaluate the feasibility of using the proposed tools and data platform, a comparison was made with the study by Lima, Silva and van der Waerden (2003). This work evaluated the compactness and global accessibility of the road networks of 11 cities, in order to compare Brazilian examples with foreigners. The reproduction of the reference study was possible, with construction of networks with an average increase of 47% of elements, which indicated expansion and greater detailing of the road systems. In addition, a difference was detected in the comparison of Brazilian cities with the international panorama. Marília and São Carlos presented meshes closer to the American standard, along with Piracicaba who was already in that group. On the other hand, the road network of Presidente Prudente passed to the group of cities closest to the European standard. Then, the materials proposed in this work were used to build a database with more than 300 Brazilian cities of different sizes. The evaluated parameters characterized the municipalities according to the connectivity, accessibility and regularity of the road network. The great varia-

tion of these aspects highlighted the difference in the configurations caused by influencing factors in the formation of road networks: historical-social process of urban growth, geographical limits and different expansion policies.

Keywords: Urban planning, Graph Theory, Road System, Volunteered Geographical Information, OpenStreetMap.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Disposição das pontes de Königsberg (a) e representação na forma de grafo (b)	22
Figura 2 – Grafo relativo à rede rodoviária europeia	23
Figura 3 – Representações dos grafos correspondentes a malhas viárias de 1 km ²	24
Figura 4 – Mapa axial referente a malha viária de Brasília - DF	26
Figura 5 – Comparação entre representações primais e duas de 6 cidades	27
Figura 8 – Cobertura do território brasileiro por escalas	38
Figura 9 – Representação da infraestrutura rodoviária brasileira	39
Figura 10 – Página inicial do editor iD do <i>OpenStreetMap</i>	40
Figura 11 – Página de edição de elemento do editor iD	41
Figura 12 – Etapas de mapeamento do editor JOSM	41
Figura 13 – Captura de tela da página da ferramenta Nominatim obtida em resposta à busca “São Carlos-Sp, Brazil”	42
Figura 14 - Sobreposição das redes viárias extraídas do <i>OpenStreetMap</i> (linhas brancas) e do PNL (linhas vermelhas)	43
Figura 7 – Exemplos de extração de redes viárias com o <i>OSMnx</i>	46
Figura 15 – Sobreposição de parte de um grafo em uma visualização de imagem de satélite disponível no software <i>Google Earth</i>	47
Figura 16 – Viaduto representado no grafo	47
Figura 17 - Grafos da mesma região, não simplificado e simplificado	50
Figura 18 - Grafos extraídos com a função <i>graph_from_point</i> (sem escala)	51
Figura 19 - Grafo extraído a partir da função <i>graph_from_bbox</i>	54
Figura 20 - Grafos extraídos com a função <i>graph_from_address</i> (sem escala)	56
Figura 21 - Grafo extraído com a função <i>graph_from_place</i>	59
Figura 22 - Comparação entre grafos fortemente e fracamente conectado	60
Figura 23 – Redes viárias	67
Figura 24 - Comparação de quantidade de nós e índice E_{real} entre 2003 e 2019	72
Figura 25 - Comparação das variações percentuais dos índices E_{circ} em relação aos E_{real} , entre os dois períodos	76
Figura 26 - Valores normalizados de compacidade por Eindhoven e Madison	77
Figura 27 - Valores normalizados de compacidade por Eindhoven e Columbus	78
Figura 28 - Distribuição das cidades coletadas por Estado e Região	80

Figura 29 – Distribuição das cidades do banco de dados, classificadas por porte demográfico.	81
Figura 30 – Proporções médias por Estado de elementos excluídos na extração do grafo direcionado fortemente conectado (DS)	82
Figura 31 – Proporção média por Estado de arestas excluídas na extração do grafo não direcionado fortemente conectado	82
Figura 32 – Histogramas de distribuição de frequência dos valores de graus dos nós	89
Figura 33 – Distribuições espaciais de valor de graus dos nós de Dourados e Petrópolis	90
Figura 34 - Histogramas de distribuição de frequência de centralidade de intermediação dos nós.....	93
Figura 35 – Distribuições espaciais dos valores de centralidade de intermediação de nós das cidades de Dourados e Petrópolis	95
Figura 36 – Representação de redes viárias e limites administrativos de Altamira e São Caetano do Sul	98
Figura 37 – Distribuição espacial dos índices de acessibilidade local de Barreiras e de São Caetano do Sul	99
Figura 38 - Índices de acessibilidade global em ordem crescente	101
Figura 39 – Acessibilidade média em quilômetros	101
Figura 40 – Distribuição espacial dos índices de acessibilidade local em Angra dos Reis-RJ	102
Figura 41 – Representações das redes viárias e respectivos histogramas polares de Nilópolis e Salvador.....	103
Figura 42 – Histograma de distribuição de frequência dos valores de entropia de orientação	104
Figura 43 – Histogramas polares de distribuição de frequência de orientação de ruas	105
Figura 44 – Distribuição das cidades por porte e grupo de entropia de orientação ...	107
Figura 45 – Diagramas de caixa de I_C, I_O, C e K dos grupos 1 e 2	108

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Tipos de valores da linguagem Python	44
Tabela 2 – Parâmetros de entrada da função <i>graph_from_point</i>	48
Tabela 3 – Opções de configuração do parâmetro <i>network_type</i>	49
Tabela 4 – Valores inserido nos parâmetros de entrada da função <i>graph_from_point</i> .	50
Tabela 5 – Parâmetros de entrada da função <i>graph_from_bbox</i>	53
Tabela 6 – Parâmetros de entrada da função <i>graph_from_address</i>	55
Tabela 7 – Parâmetros de entrada da função <i>graph_from_place</i>	58
Tabela 8 – Funções para cálculos de parâmetros	61
Tabela 9 – Parâmetros de entrada da função <i>basic_stats</i>	61
Tabela 10 – Critérios dos dados de saída da função <i>basic_stats</i>	62
Tabela 11 – Dados de saída da função <i>basic_stats</i>	62
Tabela 12 - Funções e formatos de exportação de grafos	63
Tabela 13 – Características dos grafos de malhas viárias urbanas	67
Tabela 14 – Parâmetros de entrada da função <i>all_pairs_dijkstra_path_length</i>	70
Tabela 15 – Parte da matriz de caminhos mínimos de São Carlos	71
Tabela 16 - Resultados de acessibilidade global real	72
Tabela 17 – Valores de E_{real} e E_{ideal} e variações percentuais em relação a E_{real} (resultados de 2003)	74
Tabela 18 - Valores de E_{real} e E_{ideal} e variações percentuais em relação a E_{real} (resultados atuais)	75
Tabela 19 - Estatística descritiva das variáveis	87
Tabela 20 – Coeficientes de correlação de Pearson entre as variáveis	88
Tabela 21 – Testes não-paramétricos de homogeneidade entre as distribuições de valores de grau dos nós	89
Tabela 22 – Teste de Kolmogorov-Smirnov de homogeneidade de distribuições da variável centralidade de intermediação de nós	94
Tabela 23 – Teste de Kolmogorov-Smirnov de homogeneidade das distribuições de valores de acessibilidade local	100
Tabela 24 – Estatística descritiva das variáveis de cada grupo	108
Tabela 25 – Classificações do Teste de Mann - Whitney	109
Tabela 26 - Resultados do Teste de Mann - Whitney	109
Tabela 27 – Banco de dados de métricas topológicas e topo-geométricas	123

Sumário

1	Introdução.....	17
1.1	Objetivo	18
1.2	Justificativa	18
1.3	Estrutura da dissertação	20
2	Revisão Bibliográfica.....	21
2.1	Teoria de Grafos na Engenharia de Transportes.....	21
2.1.1	Tipos de grafo	27
2.1.2	Métricas de grafos	29
2.2	Mapas colaborativos	31
2.2.1	Análises de qualidade.....	33
2.2.2	Utilização em trabalhos acadêmicos	34
3	Mapas disponíveis na Web e Ferramentas de análise de rede.....	37
3.1	Fontes governamentais	37
3.2	Projeto <i>OpenStreetMap</i>	39
3.2.1	Criação de Mapas.....	40
3.2.2	Acesso aos dados da plataforma	42
3.3	Comparação do <i>OSM</i> com o <i>PNL</i>	43
3.4	Bibliotecas <i>OSMnx</i> e <i>Networkx</i>	44
3.4.1	Python	44
3.4.2	Funções de extração	46
3.4.3	Tipos de grafo	60
3.4.4	Funções de cálculo de métricas.....	60
3.4.5	Exportação dos dados.....	63
3.5	Considerações finais	64
4	Verificação da qualidade dos dados de mapas colaborativos	65
4.1	Grafos de redes viárias e matrizes de menores caminhos.....	66

4.2	Acessibilidade global	72
4.3	Acessibilidade global ideal.....	74
4.4	Panorama internacional	76
4.5	Considerações finais.....	78
5	Banco de dados de métricas morfológicas.....	79
5.1	Cidades brasileiras.....	79
5.2	Grafos de malhas viárias urbanas	81
5.3	Banco de Dados e análises da morfologia das redes viárias urbanas brasileiras	
	83	
5.3.1	Métricas de grafo direcionado	84
5.3.2	Métricas de grafo não direcionado	86
5.3.3	Análises de morfologia urbana	87
5.4	Considerações finais.....	110
6	Conclusões e recomendações futuras	111
	Referências	116
	Apêndice A – Banco de dados de métricas topológicas e topo-geométricas	122

1 INTRODUÇÃO

Questões sobre eficiência operacional e sustentabilidade das cidades são importantes nas pautas de projetos de engenheiros, gestores e planejadores de cidades. O sistema de transportes é alvo dessas questões pois é quem promove os diversos tipos de movimentos em uma aglomeração. Uma forma de diagnosticar a situação envolve medidas que traduzem a configuração da rede, assunto inserido na morfologia viária urbana, que é o estudo da forma dos sistemas viários presentes nas cidades.

Um modo de avaliar o sistema de transportes é através da forma de grafos por meio de diversas formas de abstração. Grafos são formas de representação das relações entre diferentes elementos e possuem uma ampla teoria embasada na matemática. Os grafos podem ser de diferentes tipos, de acordo com as relações mais importantes para cada tipo de análise. Por exemplo, no contexto urbano, a versão não direcionada do grafo representa somente a estrutura física disponível para a malha viária, enquanto a versão direcionada representa as restrições de direções dos movimentos nas ruas e é utilizada em casos de avaliação do impacto dessas limitações na eficiência do uso da rede. Independentemente do tipo de construção, informações como geometria e limitações do movimento podem ser inseridas no grafo através de atributos. Da perspectiva da Engenharia de Transportes, o foco do uso da Teoria de Grafos em pesquisas de morfologias urbanas está em questões como mensuração da acessibilidade, eficiência e resiliência da rede a falhas. Ao conhecer a cidade a partir desses conceitos, o gestor pode direcionar os investimentos no sentido favorável ou contrário a cada um desses parâmetros.

A construção do grafo de redes viárias a nível municipal depende de dados georreferenciados detalhados e atualizados, por isso estudos anteriores eram limitados pela quantidade e qualidade das informações de malha viária disponíveis. No caso do Brasil, um país em desenvolvimento e de extensão continental, havia dificuldade nos trabalhos de reconhecimento do território diante da ausência de informações oficiais (LIMA *et al.*, 2010). Além disso, quando essas informações existiam, eram disponibilizadas em formatos digitais inadequados para edição, manipulação ou desatualizados, com inconsistências. Outras vezes, nem o formato digital da malha era disponibilizado, acarretando em uso de mesas digitalizadoras ou *scanners*. Essas dificuldades comprometiam a conferência dos estudos e a replicabilidade dos métodos em outros locais.

Com a popularização dos aparelhos de GPS e a evolução de plataformas de mapeamento colaborativo, essa demanda começou a ser atendida (GOODCHILD, 2007). As informações geográficas voluntárias, outro termo utilizado para denominar os mapas colaborativos, possuem grande potencial de aplicações em diversas áreas como base georreferenciada para desenvolvimento de outros estudos. Apesar de algumas desvantagens, principalmente em relação à qualidade dos dados, a escalabilidade e a inovação que as informações geográficas voluntárias podem fornecer às pesquisas devem ser exploradas.

Com o exposto, este trabalho buscou aliar as informações de mapas voluntários às análises de rede viárias urbanas expressas em forma de grafo. O intuito foi avaliar o potencial de utilização de dados de mapas colaborativos em análises de morfologia urbana. O método proposto pretende verificar a abrangência do território brasileiro por mapas voluntários e analisar os sistemas viários a partir das informações disponibilizadas na web.

1.1 Objetivo

O objetivo desta pesquisa é explorar dados viários urbanos disponíveis na web e extrair parâmetros topológicos e topo-geométricos da Teoria de Grafos aplicáveis em análises de morfologia de cidades. A hipótese deste trabalho é: A qualidade adquirida por dados de mapas colaborativos permite sua utilização em análises da morfologia urbana a nível local. Para atingir o objetivo são propostas as seguintes metas:

- I. Avaliar a disponibilidade de dados viários urbanos de mapas colaborativos;
- II. Obter a rede viária urbana e computar parâmetros topológicos e topo-geométricos;
- III. Verificar a qualidade dos dados de mapas colaborativos;
- IV. Construir e um banco de dados de redes viárias urbanas brasileiras.

1.2 Justificativa

A justificativa desta pesquisa está baseada em três aspectos:

- a) modelagem baseada em grafos
- b) escassez de informações urbanas para planejamento
- c) disponibilidade de mapas colaborativos online.

A etapa de modelagem de redes na transposição das informações reais para a simplificação na forma de grafo é crítica e deve ser feita de forma transparente e embasada em uma teoria. As opções de modelagem envolvem escolhas sobre quais atributos da rede serão priorizados e quais aspectos serão avaliados, sendo que a primeira decisão abrange a fonte dos dados que construirão os grafos.

Em alguns estudos, as redes viárias foram desenhadas manualmente, uma abordagem considerada subjetiva e trabalhosa, que limita a reprodução e o alcance das pesquisas com esse objeto de estudo (MARSHALL et al., 2018). Essa dificuldade começou a ser diminuída com a evolução de aparelhos de GPS e de bases de dados cartográficos, juntamente com outros avanços da tecnologia de internet, como o compartilhamento de informações. Nesse contexto, o desenvolvimento de ferramentas computacionais auxilia na construção e análise de redes, por isso devem ser avaliadas do ponto de vista da aplicação em temas específicos, como a engenharia de transportes.

A outra questão deste trabalho é a falta de dados viários em questão de cobertura territorial e formato digital adequado para manipulação computacional. Esta atividade encontra obstáculos na atualização e na disponibilização de informações. No Brasil, a falta de investimentos na área de reconhecimento do território levou a uma realidade de mapeamento com cobertura escassa e mal distribuída (CAMBOIM; BRAVO; SLUTER, 2015). Além disso, as malhas viárias fornecidas por agentes governamentais como prefeituras e departamento de trânsito, nem sempre estão no formato digital mais adequado (LIMA et al., 2010).

Por outro lado, a informação acerca dos espaços, principalmente os urbanos, tem se tornado mais acessível devido a disponibilização de mapas colaborativos online, construídos com o conhecimento do contribuidor sobre o local. Essa iniciativa de voluntários pode fazer parte da solução para as falhas de mapeamento oficiais (SZWOCH, 2019). O principal representante desse tema é o Projeto *OpenStreetMap*, iniciado em 2004 e que hoje reúne contribuições de pessoas comuns, órgãos oficiais, universidades e empresas privadas. Além disso, essa plataforma fornece livre acesso a seus dados que podem ser exportados em diversos formatos que permitem a manipulação computacional. As potencialidades e limitações dessa fonte de dados têm sido exploradas nos estudos acadêmicos da área nos últimos anos (ARSANJANI et al., 2015).

1.3 Estrutura da dissertação

Esta dissertação é dividida em 6 capítulos e o primeiro traz a introdução dos assuntos abordados junto com o objetivo e a justificativa deste estudo. O segundo capítulo aborda os conceitos de Teoria dos Grafos e Informações Geográficas Voluntárias que embasaram este trabalho.

Os resultados obtidos estão reunidos a partir do capítulo 3, que aborda algumas fontes de dados viários urbanos disponíveis na web e reúne as funcionalidades das ferramentas de análise de rede utilizadas neste estudo. O capítulo 4 compara os resultados obtidos por informações geográficas voluntárias com os obtidos através de malhas digitalizadas em um estudo sobre acessibilidade por separação espacial. O capítulo 5 apresenta o banco de dados de métricas topológicas de rede construído e sua aplicação em análises morfologia urbana. O capítulo 6 finaliza a dissertação com as conclusões e sugestões para pesquisas futuras.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Este capítulo discorre sobre as bases conceituais de Teoria dos Grafos e Mapas Colaborativos. O primeiro tema foca na utilização de grafos em estudos de Engenharia de Transportes e inclui os benefícios e as limitações dessa ferramenta. O segundo tópico aborda a importância dos Mapas Colaborativos no contexto do fornecimento de dados e sua aplicação em estudos acadêmicos.

2.1 Teoria de Grafos na Engenharia de Transportes

No campo da matemática, redes, representações de relacionamentos entre elementos, são denominadas grafos e possuem uma densa teoria com conceitos e propriedades aplicáveis a diferentes situações (ALBERT; BARABÁSI, 2002). Um grafo é uma estrutura que relaciona nós através de arestas, por isso Lipschutz e Lipson (2004) afirmam que um grafo $G(V, E)$ consiste em um par de conjuntos finitos:

- a) um conjunto V cujos elementos são chamados vértices, pontos ou nós;
- b) um conjunto E de pares não ordenados de nós distintos, chamados de arestas ou arcos.

O grau é uma propriedade dos elementos dos grafos que quantifica as relações com outros elementos, por exemplo, o grau de um nó é a quantidade de nós com os quais ele se conecta. Dentro da teoria dos grafos há a definição de cadeia como uma sequência alternada de nós e arestas, conectados entre si. Quando não há aresta repetida em uma cadeia, essa é chamada de trilha e quando não há nós repetidos, a denominação é caminho. O trabalho de 1736 do matemático Leonhard Euler é apontado como o início da Teoria de Grafos, nele foi abordado o problema das pontes de Königsberg, na antiga Prússia (HARRIS; HIRST; MOSSINGHOFF, 2008). Euler buscou responder a um desafio dos habitantes locais, percorrer as setes pontes que cortavam o rio Pregel, cuja disposição está representada na Figura 1, sem passar mais de uma vez sobre a mesma ponte. Ao avaliar a situação, o matemático constatou a irrelevância das distâncias envolvidas e focou na forma que as várias porções de terras estavam interligadas (SAMPAIO, 2002).

Figura 1 - Disposição das pontes de Königsberg (a) e representação na forma de grafo (b)

Fonte: Bondy e Murty (1976)

As ideias desenvolvidas por Euler então começaram a ser utilizadas em diferentes áreas do conhecimento para modelagem de diversos tipos de relações. Desde o surgimento da teoria, métodos e propriedades têm sido criados de forma a aumentar a sua abrangência. Um dos problemas clássicos da teoria dos grafos diz respeito a determinação do caminho mínimo. Nesse contexto, foi desenvolvido o algoritmo de Dijkstra, amplamente utilizado na determinação do caminho mais curto em grafos direcionados ou não, com arestas de peso não negativo (BONDY; MURTY, 1976).

Marshall et al. (2018) destacam que no caso de redes viárias, por serem suporte de muitos processos urbanos, há uma grande dedicação de estudiosos de diferentes disciplinas como planejadores de transportes, arquitetos, geógrafos, psicólogos ambientais e físicos. Os autores afirmam, que na área de transportes, o estudo de redes vem sendo utilizado para a compreensão do movimento e dos custos associados. Essas análises acontecem em diferentes escalas, desde relacionamento entre países até abordagens em vizinhanças, e abrangem vários tipos de redes como sistema metroviário, rotas aéreas e malhas rodoviárias.

Um estudo em escala continental foi realizado por Dupuy e Stransky (1996) com o intuito de avaliar hierarquia das cidades europeias de acordo com a posição de cada uma em relação a rede viária que as conectava. Os autores construíram um grafo relativo à malha rodoviária que interligava cidades de 14 países (Figura 2). Os nós do grafo foram posicionados nas cidades e em locais de bifurcações e extremidades das rodovias, as arestas (ou *links*), que correspondiam às ligações rodoviárias, foram ponderadas com medidas como comprimento e velocidade média para representar a capacidade de transmissão de fluxo. Os autores utilizaram propriedades dos grafos como indicadores para comparar as cidades segundo diferentes parâmetros.

Figura 2 – Grafo relativo à rede rodoviária europeia

Fonte: Dupuy e Stransky (1996)

A acessibilidade foi determinada de duas formas, por separação temporal e espacial. A primeira quantificou a quantidade de nós que podiam ser alcançados a partir de um nó, dentro de um limite de tempo. A segunda, denominada acessibilidade nodal, representou a soma das distâncias dos menores caminhos entre um nó e todos os outros nós do grafo. A conectividade foi definida nesse trabalho como o número de arestas entre os nós do grafo, porém foi medida através de dois índices: o índice α (alfa) comparou a quantidade de circuitos independentes existentes em relação à quantidade máxima possível devido à planaridade do grafo (condição em que duas arestas só interseccionam em nós); o índice γ (gama), com base na mesma condição de planaridade, calculou a relação entre a quantidade arestas do grafo e a quantidade máxima possível. Os parâmetros de velocidade, densidade de comprimento de via e de habitantes por área foram obtidos diretamente da formação da rede. Outra medida avaliada foi o grau de retidão de rotas (*degree circuitry*) que verificou a divergência da das rodovias da disposição “ideal”, a linha reta.

Em outra escala, a Teoria de Grafos forneceu o embasamento teórico para a comparação de 41 assentamentos não-planejados, localizados nos continentes europeu, africano e sul-americano, segundo termos de conectividade e eficiência (BUHL et al., 2006). Os grafos gerados de cada assentamento eram correspondentes a uma área de 1 quilômetro quadrado (exemplos na Figura 3), cuja malha viária foi obtida da base de dados de um laboratório universitário francês.

Figura 3 – Representações dos grafos correspondentes a malhas viárias de 1 km²

a) Verona - Itália

b) Martina Franca –
Itália

c) Benares - Índia

Fonte: Buhl et al. (2006)

A conectividade foi calculada através do índice α , conceito já mencionado no trabalho de Dupuy e Stransky (1996), e do coeficiente de assortatividade, que mede a correlação entre graus de nós adjacentes. Quando a assortatividade assume valores positivos é um indicativo de que os nós com um dado grau se conectam preferencialmente com nós de graus similares.

O conceito de eficiência, avaliação de como o tráfego poderia ser otimamente distribuído de forma a minimizar os congestionamentos, foi definida sob dois aspectos: a robustez e os caminhos mínimos computados pelas distâncias topológicas e geométricas. A distância topológica foi computada a partir da quantidade de nós do caminho mínimo, enquanto que a distância geométrica correspondeu à soma dos comprimentos das arestas do caminho mínimo.

Buhl et al. (2006) avaliaram a robustez do grafo através da análise da fragilidade da rede urbana contra falhas como interrupções causadas por deslizamentos de terras, alagamentos, desabamento de construções e outros eventos temporários. Essa característica verificou a diminuição do tamanho S do maior componente conexo (parte do grafo em que todos os nós são conectados por alguma cadeia) à medida que foram excluídos nós, de forma aleatória e seletiva em ordem decrescente de grau. A eficiência em função das distâncias topológicas e geométricas dos caminhos mínimos também foi determinada para cada grafo G gerado para cada assentamento. Os autores calcularam a eficiência global (E_{glob}) através da relação entre eficiência média de cada grafo $E(G)$ e a eficiência média $E(K_n)$ em um grafo completo de ordem n com os mesmos vértices mas com todas as $n(n-1)/2$ possíveis arestas.

$$E(G) = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{v_i \neq v_j} \frac{1}{d_{ij}}$$

$$E_{glob} = E(G)/E(K_n)$$

Sendo:

n : quantidade de nós

d_{ij} : distância do menor caminho entre os nós i e j

No Brasil também foram realizados estudos das malhas viárias urbanas, alguns sob a ótica da Sintaxe Espacial (SE) desenvolvida por Hillier e Hanson em 1984. Essa teoria estuda as implicações sociais do espaço arquitetônico, caracterizado pela “configuração urbana”, e possui métricas que dialogam com as da Teoria de Grafos. Dentro desse contexto, Medeiros (2006) avaliou uma amostra de 164 assentamentos, sendo 44 cidades brasileiras através da exploração de quatro grupos de variáveis: forma e distribuição, densidade e compacidade, topologia e zoneamento e centralidades. Na tentativa de identificar um tipo de cidade brasileira, o autor destacou expressões como “colcha de retalhos” e “oásis no labirinto”.

O autor explicou o termo “colcha de retalhos” como um fenômeno presente em grande parte das cidades do mundo, e nestas especialmente as brasileiras, em que, mesmo quando apresentam certo grau de planejamento e regulação, as malhas viárias são compostas de variadas grelhas sem uma articulação efetiva. Desta forma, as cidades crescem progressivamente e se tornam um conjunto de partes quase que independentes. Desta diversidade de configurações, surgem labirintos que aumentam a complexidade da rede.

Em outro trabalho para explorar o uso da teoria de Sintaxe Espacial e verificar a influência do espaço urbano nas atividades sociais, Pereira et al. (2011) fizeram análises de Regressão Linear entre uma variável de desempenho urbano e variáveis configuracionais. Os autores construíram representações dos sistemas viários, chamadas de mapa axial, do Distrito Federal e de cada uma das 19 Regiões Administrativas a partir de malhas cartográficas. A Figura 4 traz a representação do mapa axial construído para Brasília.

Para cada local foram determinadas medidas de conectividade, acessibilidade topológica e topo-geométrica e de tempo médio de deslocamento por modo (utilitário e táxi). A variável temporal foi adotada para a avaliação do desempenho do transporte urbano e obtida a partir da Pesquisa Origem-Destino realizada no DF no ano 2000. Dentre as conclusões desse trabalho, está a sugestão de que sistemas viários mais integrados e mais compactos tendem a ser economicamente eficientes e ambientalmente menos agressivos quanto às questões de consumo energético e emissão de poluentes.

Figura 4 – Mapa axial referente a malha viária de Brasília - DF

Fonte: Pereira et al. (2011)

Dentro do contexto da Sintaxe Espacial, Hajrasouliha e Yin (2015) avaliaram o poder explicativo de medidas de conectividade sobre o “movimento natural.”. Esse termo, cunhado por Hillier et al.(1993) é referente à proporção de fluxo de movimentos de pedestres determinada somente pela configuração da malha, sem a consideração de elementos atratores ou destinos de viagens. Os autores elencaram diversas medidas de conectividade de ruas como densidade de interseções, comprimento médio de quarteirões, porcentagem de interseções de 4 vias e razão entre quantidade de arestas e nós. Um dos pressupostos adotados foi de que quarteirões menores e malhas viárias mais granulares promovem maiores taxas de caminhadas e aumentam o número de viagens utilitárias ou não-laborais. Os autores também destacaram que padrões de rua curvilíneos representam padrões típicos de subúrbios que muitas vezes têm alinhamentos curvos e geralmente ramificações de forma hierárquica, terminando em becos sem saída. Ao contrário das redes de rua curvilíneas, a geometria da grelha permite linhas de visão longa que podem ajudar os pedestres a entender melhor o ambiente e promover uma navegação melhor pela rede de ruas. Na conclusão foi destacado o alto impacto que a conectividade possui sobre a caminhabilidade e características como densidade de segmentos e interseções na rede e diversidade do uso do solo.

2.1.1 Tipos de grafo

Em alguns estudos da Engenharia de Transporte e do Urbanismo, as redes representam sistemas viários, cujas estruturas são essenciais no cotidiano por influenciarem diretamente nos tempos de viagem e nos custos de transportes (COSTA et al., 2011). O tipo de grafo mais adequado para representar o relacionamento entre os elementos depende da informação em análise.

A representação primal do grafo é uma forma de abstração em que os eixos dos segmentos de ruas de uma cidade são associados às arestas e as interseções e as extremidades aos nós. Nesse caso, os nós são lugares importantes para tomada de decisão acerca do movimento dentro da rede (SOARES, 2007). Por outro lado, no grafo dual as ruas são representadas pelos nós e as interseções são as arestas. Essa configuração foi empregada em alguns trabalhos que focaram na questão de design urbano, segurança, acessibilidade, etc. (PORTA; CRUCITTI; LATORA, 2006a). Entretanto, a forma primal é a que tem sido adotada nos trabalhos que utilizam grafos para investigações de mobilidade urbana e engenharia de transportes (MARSHALL et al., 2018). A Figura 5 ilustra a diferença entre as formas de representações primal e dual para seis cidades.

Figura 5 – Comparação entre representações primais e duais de 6 cidades

- a) Representações primais dos grafos referentes às malhas urbanas de 1 km²: 1 – Ahmedabad, 2 – Barcelona, 3- São Francisco, 4 – Veneza, 5 – Viena, 6 – Walnut Creek

- b) Representações duais dos grafos referentes às malhas urbanas de 1 km², na mesma ordem

Fonte: Porta, Crucitti e Latora, (2006a)

Uma forma de manter a fidelidade da geometria das malhas viárias na representação por meio de grafos é através da ponderação dos elementos. Esse processo pode ser realizado com qualquer tipo de informação, tanto nas arestas como nos nós. Nos elementos lineares, os pesos podem representar o comprimento e largura dos segmentos de ruas, a quantidade de faixas de rolamento, a inclinação, etc. Além das características reais, outros tipos de impedâncias podem ser impostos para estudos com simulações.

O grafo também pode ser do tipo direcionado (dígrafo) ou não direcionado, de acordo com a existência ou não de restrição na direção do movimento. A representação direcionada de uma malha viária considera as ruas de sentido único ou duplo, por isso descreve a rede do ponto de vista dos controles instituídos. Esse tipo mantém a semântica original da rede viária por representar como ela é utilizada pelos usuários. Por outro lado, a versão não direcionada ilustra a estrutura da rede viária, visto que representa a base física disponível sem restrições de movimento.

O direcionamento das arestas também influencia na distinção dos grafos quanto à conectividade. Os grafos direcionados são fortemente conectados se entre quaisquer pares de vértices v e u existe um caminho direto de v para u e vice-versa, sendo o caminho a sequência de arestas adjacentes. Quando esta reciprocidade não existe, os grafos direcionados são fracamente conectados, ou seja, existe caminho direto de v para u mas não existe o inverso. Para casos de grafos não direcionados, se existe um par de vértice não interligado por um caminho, o grafo é desconexo, caso contrário é conexo.

Outra variação dos tipos de grafo envolve a continuidade espacial da rede representada. Casos de redes de única camada podem ser associados aos grafos planares por formarem vértices sempre que há cruzamento entre duas arestas (CARDILLO et al., 2006). Por exemplo, um sistema viário exclusivamente com ruas no mesmo plano, sem considerar elementos em outros

níveis, como túneis e pontes. A adequação ao grafo planar permite absorver parâmetros exclusivos para este tipo de rede e tem sido a principal forma utilizada na literatura, especialmente em análises de centros urbanos europeus antigos.

Porém, as cidades mais recentes vêm experimentando investimentos massivos em estruturas voltadas ao uso de automóveis, como túneis e viadutos, que geraram cidades com malha tipo grade cortadas por rodovias. Com base nessas diferenças, o estudo de Boeing (2018b) avaliou as áreas centrais urbanas das 50 maiores cidades mundiais. O autor concluiu que a consideração das redes viárias como grafos planares pode enviesar análises ao superestimar contagens de interseções, subestimar comprimentos de segmentos e deturpar indicadores de conectividade.

2.1.2 Métricas de grafos

As métricas de um grafo podem ser divididas em duas classes de acordo com o objeto estudado. As métricas locais são referentes aos elementos da rede, os nós (também chamados de vértices) e as arestas (laços, arcos) (GERVASONI et al., 2017). Por outro lado, as métricas globais identificam comportamentos do conjunto todo e permitem a comparação entre redes.

Uma categoria de métrica local é denominada centralidades, pois são medidas de hierarquização da importância de cada elemento de acordo com diferentes aspectos como participação em caminhos mínimos e distância média de outros elementos (CRUCITTI; LATORA; PORTA, 2006). Sharifi (2019) destacou a despolarização da centralidade de intermediação, ou seja, a busca pela uniformidade desses valores, como prática para diminuir o alcance das falhas da rede. Essa métrica quantifica a participação de cada elemento nos caminhos mínimos do grafo; seus valores elevados indicam pontos de vulnerabilidade visto que uma intervenção neles pode interromper mais de um caminho mínimo. O autor também afirmou que o desenvolvimento de um índice de resiliência de uma rede envolve minimizar a quantidade de segmentos isolados e evitar o posicionamento de serviços críticos próximo a eles. Tal comportamento pode ser avaliado com a determinação da centralidade de proximidade, que é uma medida de integração da rede e dimensiona a distância de cada nó até todos os outros nós da rede, através dos caminhos mínimos.

As médias das métricas locais geram métricas globais, que permitem a descrição de toda a rede por uma única medida. Com grafos primais, planares e não direcionados, Lima et al. (2000) calcularam o índice de acessibilidade global baseado em separação espacial idealizado

por Allen, Liu e Singer (1993) de alguns municípios brasileiros buscando avaliar a proximidade deles com os padrões de cidades norte-americanas e europeias. A escolha desses padrões foi justificada pela tradição de cidades europeias serem mais compactas e orientadas ao uso de transporte público, enquanto as norte-americanas são mais esparsas e priorizam o automóvel particular. Uma das críticas do índice de acessibilidade por separação espacial é baseada na sua natureza reflexiva (BHAT et al., 2000). O modo como é calculada tradicionalmente, não há diferenciação quanto ao uso do solo ou às restrições de movimento, a acessibilidade de um ponto A para B é a mesma da de B para A. A influência das restrições de movimento na acessibilidade pode ser avaliada através da consideração do sentido das ruas.

Em uma utilização prática dos conceitos topológicos em análises de planejamento urbano, o Plano de Mobilidade de Manaus aplicou conceitos da Sintaxe Espacial para diagnosticar o sistema viário urbano da capital amazonense. Em uma abordagem de macrocirculação, o Plano avaliou o grau de homogeneidade da rede referente à distribuição dos fluxos de tráfego urbanos nos segmentos. Baseado no estudo de Penn et al. (1998), que sugeriu alguns parâmetros de configuração viária urbana altamente correlacionados com fluxo de tráfego, o Plano adotou o pressuposto de que a homogeneidade é favorecida pela maior proporção de nós de cruzamento em detrimento dos nós de entroncamento, informações fornecidas pelo grau, nos conceitos topológicos. Nós de grau 1 são terminações, de grau 2 são junções e de graus maiores são interseções, sendo que nós de grau 3 geralmente são encontrados em limites ou interrupções de rede.

O indicador orgânico (ou razão orgânica), denominação que enfatiza o conceito de cidade como sistema vivo, quantifica interrupções na rede e é apropriado para o dimensionamento do “efeito barreira”, que de acordo com Sousa e Braga (2011) é ocasionado por algum elemento decorrente de fenômenos naturais ou obras de engenharia. Esses obstáculos influenciam na mobilidade de indivíduos ao diminuir a acessibilidade de locais além de serem fortes candidatos a criarem gargalos no fluxo de movimentos.

Apesar de não existir um consenso sobre quais valores de cada métrica descrevem a melhor forma de planejamento urbano, há estudos para comparar o desempenho de diferentes sistemas viários e as vantagens e desvantagens que cada um deles traz para o funcionamento da cidade como um todo. Em um estudo preliminar em busca de padrões, Boeing (2019) analisou a direção, a linearização de rotas e o comprimento de ruas de 100 cidades de diferentes continentes, sendo a maioria da amostra composta de países asiáticos, europeus e norte-americanos, cujas malhas foram obtidas da plataforma do *OpenStreetMap*. Os grafos construídos eram primais, não direcionados e não planares. A desordem da malha foi contabilizada pelo grau de

variação das orientações das arestas, que foi denominada entropia de orientação. O autor verificou que a orientação mais presente foi a norte-sul-leste-oeste. Cidades norte-americanas apresentaram maior número de malhas do tipo grade, característica relacionada a baixos valores de entropia da orientação das arestas. O autor comprovou a hipótese de cidades com malhas próximas do tipo grade tendem a ter mais ruas por nós, mais cruzamentos, ruas menos sinuosas e menos nós com grau 1, encontrados nas comumente chamadas “ruas sem saída”.

Sharifi (2019) afirma que pode ser problemático a adoção de parâmetros ideais de projeto e de diretrizes específicas de planejamento sem a devida consideração do contexto. Ou seja, a análise mais eficiente para cada cidade deve ser com base em dados próprios. No caso do Brasil, a proporção continental do território e a falta de investimento dificultam a construção de bancos de dados estruturados, detalhados e abrangentes. Por isso, Camboim e Slutter (2015) declararam a importância da contribuição da comunidade científica para o subsídio da cartografia nacional. Mesmo que algumas cidades disponibilizem suas malhas viárias em formato digital, nem sempre elas estão atualizadas ou em formato de fácil manipulação, o que cria um outro obstáculo para o reconhecimento do território por parte de acadêmicos, gestores e habitantes.

As investigações das áreas de engenharia de transportes e de urbanismo ganharam impulso com o desenvolvimento dos Sistemas Inteligentes de Transportes (ITS *Intelligent Transportation System*) e de *Big Data*. Sobre as vantagens oferecidas pela “Revolução Telemática”, Marchetti et al. (2015) afirmam que o *Big Data* pode ser um fornecedor mais rápido de variáveis auxiliares do que fontes oficiais de dados para modelos de pequenas áreas, mesmo com a indisponibilidade de informações individuais, devido às restrições de privacidade. Os autores ainda ressaltam o desafio de trabalhar com dados relacionados às novas Tecnologias de Comunicação e Informação (*Information and Communication Technology - ICT*). Esse desafio é justificado pela heterogeneidade, falta de estrutura e grande volume dos dados. Para que esta vantagem seja eficientemente aproveitada, as informações devem ser organizadas de forma rápida e precisa para serem interpretadas pelos engenheiros e urbanistas.

2.2 Mapas colaborativos

As pessoas absorvem informações a todo momento dos ambientes que frequentam como os nomes dos locais, as características topográficas, as redes de transportes, etc. Esse conheci-

mento pode ser ampliado com o uso de dispositivos que coletam outras informações geográficas, de celulares e veículos equipados com GPS, de câmeras e outros sensores (GOODCHILD, 2007). Com o início do compartilhamento voluntário desses dados, através do que Turner (2006) chamou de Neogeografia, mapas começaram a ser criados e utilizados sem exigir conhecimentos especializados em cartografia. Diversos termos são utilizados como referência às bases de dados fornecidas de forma voluntária (NEIS; ZIELSTRA, 2014). Neste trabalho, as nomenclaturas adotadas foram mapas colaborativo e informações geográficas voluntárias (*Volunteered Geographic Information – VGI*).

Goodchild (2007) destacou as principais diferenças entre as plataformas *VGI* e as agências tradicionais de mapeamento. As agências seguem uma estrutura autoritária e hierárquica, em que especialistas da área produzem a informação consumida por amadores. O progresso é lento e custoso, além de exigir um consenso para definir as diretrizes do avanço. Por outro lado, de forma caótica e informal, as plataformas *VGI* são ampliadas por um processo constante de criação e cruzamento de informações. Neste contexto, produtores e consumidores de dados não apresentam distinções e o avanço não segue direção definida.

Neis e Zielstra (2014) elencaram exemplos recentes de projetos de informações geográficas voluntárias. Os mais antigos são o *OpenStreetMap*¹ (*OSM*), fundado em 2004, e seu similar *WikiMapia*², em 2006. Posteriormente, com bases de dados parcialmente estruturadas por empresas, surgiram: *MapMaker* (Google)³, *Here Map Creator* (Nokia)⁴, *Map Share* (TomTom)⁵, *Waze*⁶, dentre outros. A principal diferença entre essas plataformas está na disponibilidade do uso dos dados, pois a maioria está sob propriedade de companhias privadas. A licença de conteúdo do *WikiMapia* permite a alteração e o compartilhamento dos dados, desde que os devidos créditos sejam atribuídos. O *OSM* é disponibilizado em dados abertos e é hospedado por diversas organizações, como a Universidade College London (UCL), a Universidade de Zagreb e a Universidade de Zaragoza.

¹ <https://www.openstreetmap.org/>

² <https://wikimapia.org/>

³ O *MapMaker* foi descontinuado em 2017 e alguns recursos foram integrados com o *Google Maps*

⁴ <https://mapcreator.here.com/>

⁵ <https://www.tomtom.com/mapshare/tools>

⁶ <https://www.waze.com/pt-BR>

2.2.1 Análises de qualidade

Diferentemente dos dados coletados em sistemas comerciais de *Big Data*, os fornecidos por plataformas *VGI* possuem origem na experiência local de cada usuário. Por isso, há uma preocupação acerca da qualidade das informações obtidas por essas fontes. No caso do *OSM*, membros da comunidade organizados em grupos de trabalhos voluntários são responsáveis pela correção dos dados, juntamente com algoritmos automáticos de manutenção (SZWOCH, 2019).

Em um estudo que avaliou informações do *OSM* em relação ao banco de dados da agência nacional de mapeamento do Reino Unido, Haklay (2010) elencou os parâmetros de qualidade de informações espaciais sintetizados por Oort (2006):

- a) Histórico: aspecto sobre a história do banco de dados, como foi coletado e como evoluiu.
- b) Precisão posicional: avaliação da relação entre a posição do objeto no banco de dados e a posição real.
- c) Precisão de atributos: avaliação de quão correto estão informações adicionais.
- d) Consistência lógica: consistência interna do banco de dados em termos de correção topológica.
- e) Integridade: medida da falta de dados.
- f) Precisão semântica: avalia a interpretação do objeto no banco de dados em relação ao significado no mundo real.
- g) Qualidade temporal: medida da validade das mudanças no banco de dados em relação às mudanças no mundo real.
- h) Usabilidade e limitações: qualidade relacionada à adequação de finalidade, deve ajudar usuários em potencial a decidir como os dados podem ser usados.

Para as amostras britânicas, o autor detectou na época uma acurácia de 6 metros na posição de lugares na área urbana e uma sobreposição completa sobre a base oficial das rodovias cadastradas no *OSM*. Acerca da integridade, em 6 anos de funcionamento da plataforma *VGI*, quase 30% das rodovias inglesas já estavam adequadamente cobertas. Descontinuidades da cobertura foram detectadas com maior frequência em regiões mais pobres através da inspeção visual da integridade e precisão do atributo existência de ocupação. Por isso, o autor afirma que não existe uma distribuição aleatória dos erros entre as bases de dados tradicionais e as

voluntárias. Segundo Arsanjani et al., 2015, em 2014, o Brasil foi um dos países emergentes em que mais foram criados elementos na plataforma *OSM*.

Camboim e Slutter (2015) investigaram o parâmetro de qualidade consistência lógica através da avaliação da compatibilidade das *VGI* fornecidas pelos sistemas do *OpenStreetMap* e do *Wikimapia* com o perfil de metadados oficial do Brasil. Com base nas regras determinadas pela Comissão Nacional de Cartografia (CONCAR), o perfil oficial é o adotado na estruturação da Infraestrutura Nacional de Dados Espaciais (INDE-BR). O *OSM* forneceu todos os elementos estruturantes obrigatórios do perfil e apresentou vantagens quanto a forma de distribuição ao permitir o download das informações de forma direta e em diversos formatos de arquivo (XML, SHP, PDF, SVG, WMS e OGC, padrão adotado pela INDE_BR)

No trabalho de Camboim e Slutter (2015), foram investigadas a qualidade temporal e a integridade dos dados do *OSM* em áreas urbanas e rurais da Região Metropolitana de Curitiba. A tendência de maior disponibilização de dados voluntários em áreas urbanas densamente povoadas em áreas brasileiras corrobora as observadas em estudos internacionais. Outros parâmetros de qualidades não puderam ser medidos devido à ausência de bancos de dados confiáveis, porém a disponibilização desses dados é uma oportunidade sem precedentes para análises viárias contextualizadas e em larga escala (SHARIFI, 2019).

2.2.2 Utilização em trabalhos acadêmicos

Lima et al. (2010) afirmam que o mapeamento colaborativo apareceu como solução concreta para a falta de informações espaciais atualizadas e consistentes. Esse estudo teve o intuito de ilustrar a utilização dos mapas colaborativos na obtenção de mapas digitais para aplicações em transporte. Na ocasião, os autores desenvolveram o mapa do município mineiro de Itajubá através do Projeto *Tracksource*⁷, representante brasileiro na nova fase da cartografia.

No âmbito do gerenciamento de desastres naturais, Hirata et al. (2013) desenvolveram o esquema conceitual do sistema “Pontos de Alagamento”, protótipo cujo objetivo foi mapear os pontos de alagamento da cidade de São Paulo através de informações voluntárias fornecidas pelos cidadãos em tempo real. Apesar das complexidades inerentes à dinamicidade do evento avaliado, os autores constataram a utilidade pública e o interesse da população pela aplicação.

⁷ tracksource.org.br/

No caso do projeto de mapa colaborativo *OpenStreetMap*, o uso das informações tem sido ampliado por métodos e ferramentas como os criados na proposta de Szwoch (2019) para combinar dados viários do *OSM* com bancos de dados mantidos por autoridades oficiais administrativas. Em outra iniciativa, Boeing (2016) desenvolveu uma biblioteca em linguagem de programação *Python* que extrai os dados disponíveis na plataforma *OSM* através de interfaces de programação de aplicação (*API*) e constrói objetos do tipo grafo, incorporado espacialmente. O autor demonstrou aplicações da biblioteca *OSMnx* através de análises em múltiplas escalas de mais de 27.000 redes viárias urbanas (BOEING, 2018a).

Gervasoni et al. (2017) avaliaram o espalhamento urbano de Grenoble (França), Manhattan (EUA) e Mays Chapel (EUA) através de informações coletadas da plataforma *OSM*. Os autores utilizaram funções da *OSMnx* e de outras ferramentas para avaliar a dispersão da ocupação, a acessibilidade a atividades e a proximidade entre diferentes tipos de uso de solo. A biblioteca também foi utilizada como ferramenta em simulações de emissão de CO₂ por tráfego de carros para a cidade austríaca de Graz (HOFER; JÄGER; FÜLLSACK, 2018).

Em outra aplicação de dados abertos, Dingil et al. (2018) analisaram indicadores socioeconômicos de transportes e de performance de transporte em 151 áreas urbanas de diferentes portes populacionais, espalhadas por 51 países. Os dados socioeconômicos foram obtidos do site *City Population*⁸ e da base de dados da Organização para Cooperação Econômica e Desenvolvimento⁹. Um indicador denominado acessibilidade a infraestrutura foi calculado a partir de dados do *OSM* e quantificou a infraestrutura de transporte disponível por tipo (rodovia, ferrovia e ciclovia) em metros para cada 10 habitantes. A performance de transporte foi avaliada através dos níveis de congestionamento, em termos de tempo médio extra diário de viagem. Os dados foram obtidos da base de dados de tráfego da *TomTom* através das informações dos usuários dos produtos da empresa. Os autores avaliaram a correlação entre os indicadores e as características socioeconômicas e encontraram evidências significativas de que em cidades com altas densidade de população, um aumento na acessibilidade a infraestrutura ferroviárias é mais desgestionante do que um aumento na acessibilidade a infraestrutura rodoviária.

A utilização das informações geográficas voluntárias do projeto *OSM*, na forma de redes extraídas pela ferramenta *OSMnx*, tem potencial nos estudos acadêmicos de mobilidade e planejamento urbano. No Brasil, essa possibilidade diminui os efeitos da ausência de base de dados

⁸ www.citypopulation.de

⁹ <https://stats.oecd.org>

detalhados. Trabalhos neste sentido devem ser desenvolvidos para investigar a capacidade de tornar mapas colaborativos um recurso de reconhecimento do território e subsídio para pesquisadores.

3 MAPAS DISPONÍVEIS NA WEB E FERRAMENTAS DE ANÁLISE DE REDE

O objeto de estudo desta pesquisa é o sistema viário de ruas das cidades brasileiras. Tradicionalmente, as análises de morfologia urbana são realizadas a partir de informações da malha viárias disponibilizadas por órgãos governamentais, como prefeituras e departamentos de trânsito. No entanto, essas bases de dados geralmente eram fornecidas em formatos digitais inadequados para edição, manipulação ou desatualizados, com inconsistências (LIMA et al., 2010). Outras vezes, nem o formato digital da malha era disponibilizado, acarretando em uso de mesas digitalizadoras ou *scanners*.

O desenvolvimento de novas tecnologias contribuiu para a geração dos mapas digitais, inicialmente com o advento das mesas digitalizadoras e em seguida com a popularização dos aparelhos equipados com GPS e da internet (GOODCHILD, 2007). Por isso, as informações de mapas estão cada vez mais disponíveis e acessíveis na web, o que culminou no objetivo deste trabalho de explorar esses dados disponíveis. Este capítulo buscou atender as metas de avaliar a disponibilidade de dados viários urbanos no projeto de mapas colaborativos, obter a rede viária urbana e computar parâmetros topológicos e topo-geométricos.

3.1 Fontes governamentais

Como o território é um elemento constitutivo do Estado, o conhecimento acerca dele é uma das prioridades do governo. No Brasil, diversas entidades, públicas e privadas, executam trabalhos topográficos e compõem o Sistema Cartográfico Nacional, como o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), a Diretoria de Serviço Geográfico (DSG), a Diretoria de Hidrografia e Navegação (DHN) e o Instituto de Cartografia Aeronáutica (ICA). O mapeamento topográfico do Brasil é representado de forma sistemática e contínua nas escalas padrão de 1:1.000.000, 1:500.000, 1:250.000, 1:100.000, 1:50.000 e 1:25.000 (BRASIL, 1967). A Figura 6 mostra a cobertura do mapeamento topográfico no Brasil por escalas em 2015. Na escala de 1:250.000, quase a integralidade do território está mapeada, porém, na escala 1:25.000 somente alguns locais foram elencados.

Figura 6 – Cobertura do território brasileiro por escalas

Fonte: Camboim, Bravo e Sluter (2015)

Outras iniciativas governamentais surgiram para mapeamentos de elementos específicos, como por exemplo a rede georreferenciada dos modos de transporte de carga. Essa rede é um dos produtos do Plano Nacional de Logística (PNL), resposta do governo brasileiro ao problema de dependência do país em relação ao transporte de cargas por rodovias (CHAPOLA, 2018). Um dos objetivos do PNL é representar a realidade da infraestrutura atual e as alternativas futuras, utilizando elementos geográficos dos diferentes sistemas de transporte do país. Apesar de levantar informações de infraestrutura de diferentes modos de transportes, o foco do PNL é na matriz de transporte de cargas, por isso não há detalhamento das redes viárias internas das cidades, mas somente da conexão entre elas. A Figura 7 traz a representação do cenário atual da rede rodoviária brasileira projetada no ambiente do *software Google Earth* e disponibilizada pelo PNL (EPL, 2018).

Figura 7 – Representação da infraestrutura rodoviária brasileira

Fonte: Captura de tela do *Google Earth*

Entretanto, os dados fornecidos pelo PNL não são suficientes visto que o foco da pesquisa foi delimitado para estruturas viárias no nível das cidades. Logo, a busca por outras fontes de dados seguiu para iniciativas não governamentais e, para garantir a replicação deste trabalho, alternativas gratuitas e de acesso livre.

Dentre as opções de empresas privadas como *Google Earth* e *TomTom*, os termos de usos restritivos para pesquisas foram o principal critério de exclusão do rol de opções. Das fontes de dados, gratuitos e de livre acesso, os mapas colaborativos (também referenciados como informações geográficas voluntárias) surgiram como escolha adequada. O representante mais expoente desta categoria é o *OpenStreetMap (OSM)*, que tem sido utilizado em estudos acadêmicos de diferentes áreas do conhecimento que necessitam de informações estruturais locais.

3.2 Projeto *OpenStreetMap*

O Projeto *OpenStreetMap* é uma iniciativa para criar e fornecer dados geográficos de forma gratuita para todos os interessados através da web (Fundação *OpenStreetMap*; 2018). A plataforma possui mais de 5 milhões de usuários cadastrados além de diversas entidades oficiais como fonte de dados. No Brasil o Departamento Nacional de Infraestrutura de Transportes (DNIT), O Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), O Instituto Chico Mendes de

Conservação da Biodiversidade (ICMBio) e o Banco de Dados Geográficos do Exército Brasileiro (BDGEx) provem dados ao projeto *OSM* (*OpenStreetMap Wiki*; 2018)

3.2.1 Criação de Mapas

Qualquer pessoa pode colaborar com o Projeto *OSM*, com inserções e alterações de informações. Para isso, os contribuidores criam um cadastro na plataforma e concordam com o compartilhamento das contribuições sob a licença do *OSM*. O mapeamento pode ser realizado de diferentes formas, as principais são realizadas por meio de programas editores. (*OpenStreetMap Wiki*, 2018a). O editor mais básico é o iD, utilizável diretamente do navegador, com interface mais simples e amigável para o iniciantes (*OpenStreetMap Wiki*, 2018b) A Figura 8 mostra a página inicial do editor iD do *OSM*. Além das boas vindas, um aviso sobre a vedação de cópia de dados de outras fontes é apresentado.

Figura 8 – Página inicial do editor iD do *OpenStreetMap*

Fonte: OpenStreetMap Wiki (2018b)

A Figura 9 retrata a página de edição de um elemento do tipo caminho no editor iD. Neste exemplo de edição, é possível inserir ou alterar dados como nome da rua, tipo, sentido de deslocamento, limite de velocidade e total de faixas de rolamento.

Figura 9 – Página de edição de elemento do editor iD

Fonte: OpenStreetMap Wiki (2018b)

Outro editor utilizado é o JOSM (*Java OpenStreetMap*) escrito em linguagem *JAVA* e disponível gratuitamente. A Figura 10 mostra o esquema de etapas de mapeamento através do editor JOSM.

Figura 10 – Etapas de mapeamento do editor JOSM

Fonte: *OpenStreetMap Wiki* (2018a)

A primeira etapa consiste na coleta de dados que pode ocorrer com uso de aparelhos equipados com *GPS*, traçado sobre imagens aéreas e conhecimento local. A segunda fase é a transferência dos dados coletados para a plataforma. Em seguida, dentro do ambiente do editor, o mapa é criado a partir dos elementos nós, caminhos, área e relações. Esses elementos podem ser descritos na etapa de edição de dados, com rotulações e detalhamentos. Por fim, o mapa é compilado e disponibilizado para os usuários.

3.2.2 Acesso aos dados da plataforma

As informações disponíveis pelo Projeto *OSM* podem ser acessadas através do site da plataforma. Para usuários que desejam utilizar os dados de forma diversa da simples visualização, o projeto disponibiliza uma interface de programação de aplicação (*API*) (*OpenStreetMap Wiki*, 2018a). Através desta interface, programadores desenvolveram ferramentas para facilitar a exploração das potencialidades da plataforma, como a biblioteca escrita em linguagem *Python*, *OSMnx* (BOEING, 2017). Outras opções para obtenção de dados são encontradas online como o arquivo *Planet OSM*¹⁰, um retrato de toda a base de dados atualizado semanalmente, as extrações regionais fornecidas pela empresa GEOFABRIK e as ferramenta *osmosis* e *osmium* (BARRON; NEIS; ZIPF, 2014).

Outro instrumento importante para a exploração dos dados da plataforma do *OSM* é o Nominatim¹¹, ferramenta de busca de informações através do nome de local ou endereço. O Nominatim também realiza a busca reversa, em que a partir das coordenadas geográficas são procurados os nomes e endereços dos locais. A Figura 11 traz parte da resposta que a ferramenta retorna quando o endereço “São Carlos-SP, Brazil” é requerido.

Figura 11 – Captura de tela da página da ferramenta Nominatim obtida em resposta à busca “São Carlos-Sp, Brazil”

The screenshot displays the Nominatim search results for 'São Carlos'. The interface includes a header with the Nominatim logo, a 'Data last updated' timestamp (2019/03/10 16:55 GMT), and an 'About & Help' link. The main content area features the search result 'São Carlos' with a 'link to this page' button. Below this, a table lists various attributes of the location, including its name in different languages, type, administrative level, rank, importance, coverage, center point, OSM relation, Wikipedia link, and extra tags. To the right of the table is a map showing the location of São Carlos in Brazil, with an inset map showing its location relative to Rio de Janeiro and São Paulo.

Name	Sanca (loc_name) São Carlos (name) São Carlos (name:pt) São Carlos do Pinhal (old_name)
Type	boundary:administrative
Last Updated	Sun, 20 Jan 19 00:45:19 +0000
Admin Level	8
Rank	city
Importance	0.491080302081554
Coverage	Polygon
Centre Point	-22.0183367,-47.890932
OSM	relation 297986
Wikipedia Calculated	en:São_Carlos
Computed Postcode	
Address Tags	
Extra Tags	city (place) 238958 (population) Q194338 (wikidata) pt:São Carlos (São Paulo) (wikipedia)

Fonte: Nominatim (2019)

¹⁰ <https://planet.openstreetmap.org/>

¹¹ <https://nominatim.openstreetmap.org/>

3.3 Comparação do *OSM* com o *PNL*

A Figura 12 traz a sobreposição das redes viárias extraídas do *OSM* e do *PNL* da cidade de São Carlos no estado de São Paulo. A imagem permite a diferenciação entre as abrangências de cada rede. Enquanto as informações do *PNL* são restritas às rodovias, as do *OSM* cobrem rodovias, ruas, avenidas e acessos.

Figura 12 - Sobreposição das redes viárias extraídas do *OpenStreetMap* (linhas brancas) e do *PNL* (linhas vermelhas)

Fonte: Captura de tela do *Google Earth*

O Projeto *OpenStreetMap* (*OSM*) foi escolhido para o fornecimento das informações geográficas voluntárias utilizadas neste trabalho por ser uma fonte de dados viários urbanos de livre acesso. Além disso, ele é a principal iniciativa utilizada em trabalhos acadêmicos e referência para diversas ferramentas de criação e exploração de dados. As informações extraídas, referentes às configurações da infraestrutura viária, foram traduzidas em forma de grafos através do uso de funções da biblioteca *OSMnx* e da construção de rotinas computacionais em linguagem *Python*. Além da localização de pontos e conexões internos da malha viárias, também foram obtidas informações como comprimento do segmento de rua e direção de movimento permitidas. Estes dados são cadastrados, alterados e corrigidos na plataforma quando os contribuidores criam elementos e ficam disponibilizados para consulta e manipulação através de API.

3.4 Bibliotecas *OSMnx* e *Networkx*

As redes viárias urbanas são representadas por corredores de circulação conectados e possuem diversas camadas. A camada referente às ruas e suas interseções foi selecionada como objeto de estudo e esta seção tem como objetivo exemplificar modos de construí-la em forma de grafo, exportar os resultados para vários formatos de arquivo e analisar segundo diferentes parâmetros. Para atender ao objetivo de reconhecimento das bibliotecas de análise de rede, foram consultadas as documentações das bibliotecas *OSMnx*, versão 0.8.2 e *Networkx*, versão 2.1. As rotinas computacionais foram escritas em linguagem de programação *Python*.

3.4.1 Python

Python é uma linguagem de programação poderosa, com estruturas de dados de alto nível e uma abordagem simples e eficaz para programação orientada a objetos (Python Software Foundation). Os comandos da linguagem são mais próximos da linguagem humana do que a de máquina e são flexíveis para diversos usos. O campo de aplicações envolve desenvolvimento *web*, computação científica, desenvolvimento de *softwares*, aplicações de negócios, etc. A sintaxe do Python envolve a associação de valores a variáveis que podem ser de diferentes tipos, conforme exemplificado na Tabela 1.

Tabela 1 – Tipos de valores da linguagem Python

Tipo de valor	Descrição
string	sequência de letras
int	números inteiros
float	números decimais
bool	binário

Fonte: Adaptado de Severance (2009)

As variáveis podem ser manipuladas através de operadores como adição (+), subtração (-), multiplicação (*), divisão (/), exponenciação (**), entre outros. Outra forma de manipulação ocorre através de expressões condicionais e iterativas, estruturas frequentemente utilizadas na confecção de programas (*scripts*). Os dados ainda podem ser organizados em diferentes tipos de estruturas como listas, tuplas (pares de valores), dicionários (valores referenciados por chaves), matrizes, etc.

O interpretador do *Python* e a biblioteca padrão de pacotes de *softwares* são distribuídos de forma gratuita através do site oficial que também traz a documentação das diferentes versões

da linguagem. Outros pacotes também são encontrados no repositório oficial *PyPi* (*Python Software Foundation*). Alguns pacotes são componentes da instalação padrão do Python e fornecem diversas funcionalidades. O *NumPy* e o *SciPy* são bibliotecas para aplicações científicas com diversas funções matemáticas (OLIPHANT, 2007) e o *Matplotlib* reúne ferramentas de construção de diferentes tipos de gráficos e figuras (HUNTER, 2007). O pacote *Pandas* é uma biblioteca de estrutura de dados e ferramentas estatísticas desenvolvida para diversas áreas, desde manipulação de dados financeiros até de tempo (MCKINNEY, 2010)

3.4.1.1 Biblioteca *Networkx*

Em 2002, existia a necessidade de uma ferramenta capaz de analisar dados e estratégias de intervenção na disseminação de doenças epidêmicas e de estudar estruturas e dinâmica de redes sociais, biológicas e de infraestrutura (HAGBERG; SCHULT; SWART, 2008). Neste contexto, foi desenvolvido o *Networkx*, um pacote de ferramentas para exploração e análise de redes e algoritmos de redes. O pacote foi liberado como software de código aberto em 2005, possui núcleo escrito completamente em linguagem *Python* e foi desenvolvido no Laboratório Nacional de Los Alamos. A instalação é fácil e a biblioteca interage com outros pacotes como *NumPy*, *SciPy* e *Matplotlib*.

3.4.1.2 Biblioteca *OSMnx*

O pacote *OSMnx* é uma extensão das funções da biblioteca *Networkx*, pois coleta fronteiras administrativas e redes viárias a partir da base de dados do *OpenStreetMap*. A extração dos dados é feita quando o usuário determina uma área de interesse. A região de interesse pode ser definida de diferentes formas: a partir do nome da cidade e do país; definição de coordenadas dos extremos de um retângulo ou as coordenadas de um ponto central. A Figura 13 ilustra os resultados de duas áreas extraídas da cidade de Goiânia, em Goiás, por diferentes formas de determinação da região de interesse.

Figura 13 – Exemplos de extração de redes viárias com o *OSMnx*

a) Extração por nome de cidade

b) Extração por retângulo delimitante

Fonte: A autora

Além disso, é possível especificar o tipo de rede, como exclusivamente dirigível, ou que as podem ser utilizadas por pedestres e/ou ciclistas, entre outras. Este pacote também é gratuito, possui código aberto e realiza análises de redes pois é construído com base em bibliotecas do *Python* como o próprio *Networkx*, *Matplotlib* e *Geopandas* (BOEING, 2017).

3.4.2 Funções de extração

A biblioteca *OSMnx* possui funções pré-construídas para a extração do grafo de acordo com a preferência do usuário quanto aos critérios de entrada (BOEING, 2017). As funções possuem muitas configurações em comum e são diferenciadas basicamente pelo tipo de informação que embasa o requerimento. Todas as funções geram multidígrafos não planares. Os multidígrafos são dígrafos que permitem a ocorrência de arestas paralelas, aquelas que possuem nós iniciais e finais iguais. A característica de não planaridade ocorre nos grafos em que as arestas se cruzam sem formar nós. O exemplo da Figura 14 apresenta a sobreposição de parte de um grafo em uma visualização de imagem de satélite disponível no software *Google Earth*. As arestas do grafo são as linhas brancas e nos pontos de interseções com outras arestas estão os nós, representados por círculos com pontos pretos internos. Cruzamentos de arestas sem interseção não criam nó, como no caso retratado na Figura 15 em que ocorre a passagem de um viaduto sobre uma via.

Figura 14 – Sobreposição de parte de um grafo em uma visualização de imagem de satélite disponível no software *Google Earth*.

Fonte: Captura de tela do *Google Earth*

Figura 15 – Viaduto representado no grafo

Fonte: Captura de tela do *Google Street View*

3.4.2.1 Ponto e raio

A função *graph_from_point* extrai o grafo a partir do fornecimento de coordenadas de um ponto e de uma distância referente ao raio da área abrangida em torno do ponto. A sintaxe da função e os parâmetros de entrada os valores padrões são os seguintes:

Sintaxe:

```
osmnx.core.graph_from_point(center_point, distance=1000, distance_type='bbox', network_type='all_private', simplify=True, retain_all=False, truncate_by_edge=False, name='unnamed', timeout=180, memory=None, max_query_area_size=2500000000, clean_periphery=True, infrastructure='way["highway"]', custom_filter=None)).
```

A Tabela 2 traz a descrição de cada parâmetro de entrada e o tipo de dado que cada parâmetro aceita como valor.

Tabela 2 – Parâmetros de entrada da função *graph_from_point*

Parâmetro	Tipo de dado	Descrição
<i>center_point</i>	tupla	As coordenadas do ponto central em torno do qual construir o grafo
<i>distance</i>	inteiro	Distância em metros a partir do <i>center_point</i> que delimita a área abrangida pelo grafo
<i>distance_type</i>	<i>string</i>	Critério para criação da área do grafo. Se assume valor “ <i>bbox</i> ”, a rede é limitada por um retângulo cujo centro é o <i>center_point</i> e os lados são o dobro do valor estabelecido no parâmetro <i>distance</i> . Se assume valor “ <i>network</i> ”, são retidos na rede os nós dentro da distância estabelecida no parâmetro <i>distance</i> .
<i>network_type</i>	<i>string</i>	Tipo de rede viária que comporá o grafo (ver Tabela 3)
<i>simplify</i>	booleano	Se assume valor <i>True</i> , simplifica a topologia do grafo
<i>retain_all</i>	booleano	Se assume valor <i>True</i> retorna todo grafo interno à área, mesmo que desconexo.
<i>truncate_by_edge</i>	booleano	Se assume valor <i>True</i> , nós que estão fora da área delimitada, mas possuem vizinhos que estão dentro são retidos no grafo
<i>name</i>	<i>string</i>	Nome do grafo
<i>timeout</i>	inteiro	Intervalo de tempo limite para obter resposta da <i>API</i>
<i>memory</i>	inteiro	Tamanho em <i>bytes</i> da alocação de memória do servidor. Se nenhum valor é determinado, o servidor utilizará o tamanho padrão
<i>max_query_area_size</i>	decimal	Tamanho máximo da área delimitado em metros quadrados. Se o grafo possuir área maior que este limite, será dividido em várias consultas para a <i>API</i>
<i>clean_periphery</i>	booleano	Se assume valor <i>True</i> e o parâmetro <i>simplify</i> também está ativado, utiliza uma margem de 0,5 km para extrair um grafo maior que o requerido, que em seguida é simplificado e truncado para o tamanho delimitado
<i>infrastructure</i>	<i>string</i>	Tipo de infra-estrutura. O padrão é rua (<i>highway</i>)

continua

Parâmetro	Tipo de dado	Descrição
<i>custom-filter</i>	<i>string</i>	Filtro de rede personalizado a ser usado em vez das predefinições do tipo determinado em <i>network_type</i> .
conclusão		

Fonte: Adaptado de Boeing (2018)

Tabela 3 – Opções de configuração do parâmetro *network_type*

Tipo de rede	Descrição
<i>drive</i>	Ruas públicas dirigíveis, exceto estradas de serviço
<i>drive_service</i>	Ruas públicas dirigíveis, incluindo estradas de serviço
<i>walk</i>	Todas as ruas e caminhos que podem ser utilizadas por pedestres
<i>bike</i>	Todas as ruas e caminhos que podem ser utilizados por ciclistas
<i>all</i>	Todas as ruas e caminhos não privativos
<i>all_private</i>	Todas as ruas e caminhos, incluindo as de acesso privativo

Fonte: Adaptado de Boeing (2016)

O parâmetro *simplify*, influencia no modo de extração do grafo (completo ou simplificado). O processo de simplificação corrige a topologia da rede ao retirar nós que não representam conexões entre arestas e foram criados somente para adequação geométrica, conforme pode ser comparado na Figura 16. Os nós que permanecem são interseções entre arestas ou nós finais (*dead-ends*). A geometria espacial dos elementos descartados é mantida, assim como atributos relevantes como o comprimento das arestas. Os grafos exemplificados neste capítulo utilizaram o modo simplificado.

Figura 16 - Grafos da mesma região, não simplificado e simplificado

Fonte: A autora

Para exemplificar o uso desta função, foram extraídos grafos referentes a diferentes tamanhos de área, cujo ponto central escolhido foi o Departamento de Engenharia de Transporte da EESC-USP, em São Carlos, São Paulo. A Tabela 4 traz os valores dos parâmetros de entrada que foram inseridos na sintaxe da função. Os outros parâmetros foram mantidos de acordo com os valores padrões.

Tabela 4 – Valores inserido nos parâmetros de entrada da função `graph_from_point`

Parâmetro	Valor
<i>center_point</i>	-22,0048, -47,8991
<i>distance</i>	Variação de 1000 a 5000, com incremento de 1000
<i>network_type</i>	<i>all</i>

Fonte: A autora

A Figura 17 traz as representações dos grafos extraídos para cada valor de distância atribuído ao parâmetro *distance*. O ponto em vermelho é o referente ao ponto central definido no parâmetro *center_point*.

Figura 17 - Grafos extraídos com a função *graph_from_point* (sem escala)

a) Distância = 1000 m

b) Distância = 2000m

c) Distância = 3000 m

d) Distância = 4000m

e) Distância = 5000m

Fonte: A autora

3.4.2.2 Limite retangular

A função *graph_from_bbox* possui como parâmetros de entrada as coordenadas de um retângulo que abrange a área desejada.

Sintaxe:

```
osmnx.core.graph_from_bbox(north, south, east, west, network_type='all_private',
simplify=True, retain_all=False, truncate_by_edge=False, name='un-
named', timeout=180, memory=None, max_query_area_size=2500000000, clean_periph-
ery=True, infrastructure='way["highway"]', custom_filter=None)
```


A Tabela 5 traz a descrição de cada parâmetro de entrada e o tipo de dado que cada parâmetro aceita como valor.

Tabela 5 – Parâmetros de entrada da função *graph_from_bbox*

Parâmetro	Tipo de dado	Descrição
<i>north</i>	decimal	Latitude do ponto extremo ao norte do retângulo
<i>south</i>	decimal	Latitude do ponto extremo ao sul do retângulo
<i>east</i>	decimal	Longitude do ponto extremo ao leste do retângulo
<i>west</i>	decimal	Longitude do ponto extremo a oeste do retângulo
<i>network_type</i>	<i>string</i>	Tipo de rede viária que comporá o grafo (ver Tabela 3)
<i>simplify</i>	booleano	Se assume valor <i>True</i> , simplifica a topologia do grafo
<i>retain_all</i>	booleano	Se assume valor <i>True</i> retorna todo grafo interno à área, mesmo que desconexo.
<i>truncate_by_edge</i>	booleano	Se assume valor <i>True</i> , nós que estão fora da área delimitada, mas possuem vizinhos que estão dentro são retidos no grafo
<i>name</i>	<i>string</i>	Nome do grafo
<i>timeout</i>	inteiro	Intervalo de tempo limite para obter resposta da <i>API</i>
<i>memory</i>	inteiro	Tamanho em <i>bytes</i> da alocação de memória do servidor. Se nenhum valor é determinado, o servidor utilizará o tamanho padrão
<i>max_query_area_size</i>	decimal	Tamanho máximo da área delimitado em metros quadrados. Se o grafo possuir área maior que este limite, será dividido em várias consultas para a <i>API</i>
<i>clean_periphery</i>	booleano	Se assume valor <i>True</i> e o parâmetro <i>simplify</i> também está ativado, utiliza uma margem de 0,5 km para extrair um grafo maior que o requerido, que em seguida é simplificado e truncado para o tamanho delimitado
<i>infrastructure</i>	<i>string</i>	Tipo de infra-estrutura. O padrão é rua (<i>highway</i>)
<i>custom-filter</i>	<i>string</i>	Filtro de rede personalizado a ser usado em vez das predefinições do tipo determinado em <i>network_type</i> .

Fonte: Adaptado de Boeing (2018)

São necessários dois valores de latitudes, referentes aos extremos norte e sul da área, e dois de longitude, referente aos extremos leste e oeste. A Figura 18 mostra o grafo obtido a partir das coordenadas de dois hospitais de São Carlos-SP, A Santa Casa (latitude = -22.0142° e longitude = -47.8997°) e o Hospital Escola (latitude = -22.0029° e longitude = -47.8891°).

Figura 18 - Grafo extraído a partir da função *graph_from_bbox*

Fonte: A autora

3.4.2.3 Endereço

A função *graph_from_address* extrai o grafo a partir do fornecimento de um endereço, que é relacionado a um ponto automaticamente atribuído pela plataforma do OSM. Este ponto é um dos retornos da função, juntamente com o grafo. O endereço é codificado com o uso da interface de programação de aplicativos (*API*) Nominatim do *OSM*.

Sintaxe:

```
osmnx.core.graph_from_address(address, distance=1000, distance_type='bbox', network_type='all_private', simplify=True, retain_all=False, truncate_by_edge=False, return_coords=False, name='unnamed', timeout=180, memory=None, max_query_area_size=2500000000, clean_periphery=True, infrastructure='way["high-way"]', custom_filter=None)
```

A Tabela 6 traz a descrição de cada parâmetro de entrada e o tipo de dado que cada parâmetro aceita como valor.

Tabela 6 – Parâmetros de entrada da função *graph_from_address*

Parâmetro	Tipo de dado	Descrição
<i>address</i>	string	O endereço para codificação
<i>distance</i>	inteiro	Distância em metros a partir do <i>center_point</i> que delimita a área abrangida pelo grafo
<i>distance_type</i>	string	Critério para criação da área do grafo. Se assume valor “ <i>bbox</i> ”, a rede é limitada por um retângulo cujo centro é o <i>center_point</i> e os lados são o dobro do valor estabelecido no parâmetro <i>distance</i> . Se assume valor “ <i>network</i> ”, são retidos na rede os nós dentro da distância estabelecida no parâmetro <i>distance</i> .
<i>network_type</i>	string	Tipo de rede viária que comporá o grafo (ver Tabela 3)
<i>simplify</i>	booleano	Se assume valor <i>True</i> , simplifica a topologia do grafo
<i>retain_all</i>	booleano	Se assume valor <i>True</i> retorna todo grafo interno à área, mesmo que desconexo.
<i>truncate_by_edge</i>	booleano	Se assume valor <i>True</i> , nós que estão fora da área delimitada, mas possuem vizinhos que estão dentro são retidos no grafo
<i>return_coords</i>	booleano	Se assume valor <i>True</i> , retorna com resultado da função as coordenadas geocodificadas do endereço
<i>name</i>	string	Nome do grafo
<i>timeout</i>	inteiro	Intervalo de tempo limite para obter resposta da <i>API</i>
<i>memory</i>	inteiro	Tamanho em <i>bytes</i> da alocação de memória do servidor. Se nenhum valor é determinado, o servidor utilizará o tamanho padrão
<i>max_query_area_size</i>	decimal	Tamanho máximo da área delimitado em metros quadrados. Se o grafo possuir área maior que este limite, será dividido em várias consultas para a <i>API</i>
<i>clean_periphery</i>	booleano	Se assume valor <i>True</i> e o parâmetro <i>simplify</i> também está ativado, utiliza uma margem de 0,5 km para extrair um grafo maior que o requerido, que em seguida é simplificado e truncado para o tamanho delimitado
<i>infrastructure</i>	string	Tipo de infra-estrutura. O padrão é rua (<i>highway</i>)
<i>custom-filter</i>	string	Filtro de rede personalizado a ser usado em vez das predefinições do tipo determinado em <i>network_type</i> .

Fonte: Adaptado de Boeing (2018)

A Figura 19 traz os exemplos dos grafos extraídos com o parâmetro de endereço com valor “Sao Carlos-SP, Brazil” e o de distância variando de 1 a 5 km. O ponto obtido como resposta deste requerimento foi referente à localização da Catedral de São Carlos (latitude = -22,0183° e longitude = -47,8909°).

Figura 19 - Grafos extraídos com a função *graph_from_address* (sem escala)

a) Distância = 1000 m

b) Distância = 2000m

c) Distância = 3000 m

d) Distância = 4000m

e) Distância = 5000m

Fonte: A autora

3.4.2.4 Nome de lugar

A função *graph_from_place* recebe o nome de um local como parâmetro de entrada que é codificado pela *API Nominatim*. O local pode receber nomes de lugares oficiais como países, estados, distritos, regiões, províncias e municípios ou de assentamentos povoados como bairros, subúrbios, vizinhanças, etc., desde que disponível no *OSM* (BOEING, 2017). O grafo obtido como resposta é relativo a toda estrutura interna aos limites administrativos do local requerido cadastrados no *OSM*.

Sintaxe:

```
osmnx.core.graph_from_place(query, network_type='all_private', simplify=True, retain_all=False, truncate_by_edge=False, name='unnamed', which_result=1, buffer_dist=None, timeout=180, memory=None, max_query_area_size=2500000000, clean_periphery=True, infrastructure='way["highway"]', custom_filter=None)
```

A Tabela 7 traz a descrição de cada parâmetro de entrada e o tipo de dado que cada parâmetro aceita como valor.

Tabela 7 – Parâmetros de entrada da função *graph_from_place*

Parâmetro	Tipo de dado	Descrição
<i>query</i>	<i>string</i>	O lugar para codificação
<i>network_type</i>	<i>string</i>	Tipo de rede viária que comporá o grafo (ver Tabela 3)
<i>simplify</i>	booleano	Se assume valor <i>True</i> , simplifica a topologia do grafo
<i>retain_all</i>	booleano	Se assume valor <i>True</i> retorna todo grafo interno à área, mesmo que desconexo.
<i>truncate_by_edge</i>	booleano	Se assume valor <i>True</i> , nós que estão fora da área delimitada, mas possuem vizinhos que estão dentro são retidos no grafo
<i>name</i>	<i>string</i>	Nome do grafo
<i>which_result</i>	inteiro	número máximo de resultados a serem retornados e quais processar após o recebimento dos dados
<i>buffer_dist</i>	decimal	distância em metros para aumentar a área abrangida em torno da geometria requisitada
<i>timeout</i>	inteiro	Intervalo de tempo limite para obter resposta da <i>API</i>
<i>memory</i>	inteiro	Tamanho em bytes da alocação de memória do servidor. Se nenhum valor é determinado, o servidor utilizará o tamanho padrão
<i>max_query_area_size</i>	decimal	Tamanho máximo da área delimitado em metros quadrados. Se o grafo possuir área maior que este limite, será dividido em várias consultas para a <i>API</i>
<i>clean_periphery</i>	booleano	Se assume valor <i>True</i> e o parâmetro <i>simplify</i> também está ativado, utiliza uma margem de 0,5 km para extrair um grafo maior que o requerido, que em seguida é simplificado e truncado para o tamanho delimitado
<i>infrastructure</i>	<i>string</i>	Tipo de infra-estrutura. O padrão é rua (<i>highway</i>)
<i>custom_filter</i>	<i>string</i>	Filtro de rede personalizado a ser usado em vez das predefinições do tipo determinado em <i>network_type</i> .

Fonte: Adaptado de Boeing (2018)

A Figura 20 mostra o grafo obtido com o parâmetro de entrada “Sao Carlos-SP, Brazil”.

Figura 20 - Grafo extraído com a função *graph_from_place*

Fonte: A autora

3.4.3 Tipos de grafo

Os grafos obtidos pelas funções descritas anteriormente fazem parte da classe *MultiDi-graphs*, grafos direcionados em que arestas paralelas não são excluídas. A reprodução das vias de sentido duplo é feita com duas arestas idênticas, porém com direções contrárias. Outros tipos de grafo podem ser obtidos a partir do *MultiDigraph* com o uso de funções da biblioteca *OSMnx* e *Networkx* que realizam essas transformações. A versão não direcionada do grafo pode ser obtida através da função *to_undirected* da *Networkx* que gera um grafo com os mesmos nós e substitui as arestas que representam vias de duplo sentido por uma única, sem direção.

Uma função que pode ser aplicada aos objetos da classe *MultiDigraph* da biblioteca *OSMnx* é a *get_largest_component*, que seleciona a maior porção do grafo conectada por pelo menos uma aresta. Esta função permite acionar o critério *strongly*, que se for falso define que o subgrafo gerado será fracamente conectado, e será analisada a sua forma não direcionada. Caso o critério *strongly* assuma valor verdadeiro, o subgrafo será fortemente conectado, o que ocorre quando cada um dos nós pode ser alcançado por todos os outros por meio de um caminho. A Figura 21 exemplifica a diferença obtida com esta função através da representação dos dois tipos de grafo, em que os elementos destacados em vermelho na Figura 21a foram excluídos pois são partes da malha separadas por rodovias e vias de acesso.

Figura 21 - Comparação entre grafos fortemente e fracamente conectado

a) Grafo fracamente conectado

b) Grafo fortemente conectado

Fonte: A autora

3.4.4 Funções de cálculo de métricas

Além da obtenção dos grafos, as bibliotecas possuem funções para o cálculo de diversas medidas de desempenho. A Tabela 8 resume a sintaxe de cada função de acordo com a métrica

desejada, sendo as que pertencem à biblioteca *Networkx* as que iniciam com *nx* e as da *OSMnx*, as que iniciam com *ox*.

Tabela 8 – Funções para cálculos de parâmetros

Parâmetro	Tipo de grafo	Sintaxe
Quantidade de nós	Todos	<i>nx.number_of_nodes(G)</i>
Quantidade de arestas	Todos	<i>nx.number_of_edges(G)</i>
Grau do nó	Todos	<i>nx.degree(G)</i>
Centralidade de intermediação de nós	Todos	<i>nx.betweenness_centrality(G)</i>
Comprimentos de todos caminhos mínimos	Ponderado	<i>nx.all_pairs_dijkstra_path_length(G, weight='length')</i>
Comprimento médio dos menores caminhos	Conexo	<i>nx.average_shortest_path_length(G)</i>
Orientação das arestas	Direcionado	<i>ox.add_edge_bearings(G)</i>

Fonte: A autora

A orientação das arestas é adicionada como atributo do elemento através da função mostrada na tabela. Após a inclusão deste dado é possível a contabilização da frequência. Outra função útil é a que reúne estatísticas básicas métricas e topológicas de um grafo. A sintaxe da função está descrita a seguir, os parâmetros de entrada estão na Tabela 9.

Sintaxe:

```
osmnx.stats.basic_stats(G, area=None, clean_intersects=False, tolerance=15,
    city_dist='gc')
```

Tabela 9 – Parâmetros de entrada da função *basic_stats*

Parâmetro	Tipo de dado	Descrição
<i>G</i>	Multidígrafo do <i>Networkx</i>	Objeto da análise
<i>area</i>	inteiro	Área em km ² coberta pela rede viária; se não for determinado nenhum valor, a função não calculará métricas baseadas em densidade
<i>clean_intersects</i>	booleano	Se assume valor <i>True</i> , considera nós que estão dentro de uma distância de tolerância como somente um nó no centroide
<i>tolerance</i>	inteiro	Distância de tolerância para considerar nós próximos como um nó

continua

Parâmetro	Tipo de dado	Descrição
<i>circuity_dist</i>	<i>string</i>	Forma de calcular distâncias em linha reta para medida de grau de rotas indiretas. Se assume valor <i>gc</i> , utiliza o grafo não projetado, se assume valor <i>euclidean</i> , utiliza o grafo projetado de acordo com a zona UTM.
conclusão		

Fonte: Adaptado de Boeing (2018a)

Os dados de saída foram denominados de forma diferente de acordo com alguns critérios, as padronizações adotadas estão na Tabela 10.

Tabela 10 – Critérios dos dados de saída da função *basic_stats*

Parâmetro de saída	Descrição
nó	ponto de junção entre duas arestas
interseção	nó com grau maior que 1
aresta	aresta em grafo direcionado
rua	aresta em grafo não direcionado

Fonte: Adaptado de Boeing (2018a)

Os resultados da função *basic_stats* são fornecidos no formato de dicionário, em que os valores são referenciados pelos nomes dos parâmetros, conforme a Tabela 11.

Tabela 11 – Dados de saída da função *basic_stats*

Parâmetro de saída	Tipo de dado	Descrição
<i>n</i>	inteiro	número de nós do grafo
<i>m</i>	inteiro	número de arestas do grafo
<i>k_avg</i>	decimal	média dos graus dos nós do grafo
<i>intersection_count</i>	inteiro	número de interseções
<i>streets_per_node_avg</i>	<i>string</i>	média de ruas adjacentes por nó
<i>streets_per_node_counts</i>	dicionário	número de ruas adjacentes de cada nó
<i>streets_per_node_proportion</i>	dicionário	igual ao anterior, porém em termos de proporção do total
<i>edge_length_total</i>	decimal	soma de todos comprimentos das arestas em metros
<i>edge_length_avg</i>	decimal	média de comprimento das arestas
<i>street_length_total</i>	decimal	soma de todos comprimentos das ruas
<i>street_length_avg</i>	decimal	média de comprimentos das ruas
<i>street_segments_count</i>	inteiro	número de ruas
<i>node_density_km</i>	decimal	número de nós dividido pela área
continua		

Parâmetro de saída	Tipo de dado	Descrição
<i>intersection_density_km</i>	decimal	úmero de interseções dividido pela área
<i>edge_density_km</i>	decimal	comprimento total das arestas dividido pela área
<i>street_density_km</i>	decimal	comprimento total das ruas dividido pela área
<i>circuitry_avg</i>	decimal	comprimento total das arestas dividido pela soma das distâncias em linha reta entre nós adjacentes
<i>self_loop_proportion</i>	decimal	proporção de arestas que possuem um único ponto como extremos
<i>clean_intersection_count</i>	inteiro	número de interseções na rede após a junção de nós próximos em um nó simples
<i>clean_intersection_density_km</i>	decimal	valor anterior dividido pela área
conclusão		

Fonte: Adaptado de Boeing (2018a)

3.4.5 Exportação dos dados

Os grafos extraídos carregam, informações sobre as relações topológicas dos elementos e atributos cadastrados na plataforma *OSM* (nome da rua, limite de velocidade, comprimento e classificação viária dos segmentos de via, coordenadas dos nós, tipo de sinalização na interseção). Através de uma estrutura de dicionário, as informações de cada elemento são detalhadas com a ativação do parâmetro *data* nos comandos *MultiDigraph.edges(data=True)* para arestas e *MultiDigraph.nodes(data=True)* para nós. Este tipo de mapeamento permite ser manipulado para tabelas que podem ser exportadas para arquivos de formato texto (txt) ou separados por vírgulas (csv). Outros formatos para armazenar os dados dos grafos são apresentados na Tabela 12, juntamente com as funções para exportação de cada biblioteca.

Tabela 12 - Funções e formatos de exportação de grafos

Formato	Sintaxe
GeoDataFrame	<code>ox.save_load.graph_to_gdfs(G, nodes=True, edges=True, node_geometry=True, fill_edge_geometry=True)</code>
GraphML	<code>ox.save_load.save_graphml(G, filename='graph.graphml', folder=None, gephi=False)</code>
ESRI shapefile	<code>ox.save_load.save_graph_shapefile(G, filename='graph', folder=None, encoding='utf-8')</code>
Lista de adjacência	<code>nx.write_adjlist(G, path, comments='#', delimiter=' ', encoding='utf-8')</code>
Lista de arestas	<code>nx.write_weighted_edgelist(G, path, comments='#', delimiter=' ', encoding='utf-8')</code>
GEXF (Graph Exchange XML Format)	<code>nx.write_gexf(G, path, encoding='utf-8', prettyprint=True, version='1.2draft')</code>

continua

Formato	Sintaxe
GML, the Graph Modelling Language	<code>nx.write_gml(G, path, stringizer=None)</code>
Pickle	<code>nx.write_gpickle(G, path, protocol=2)</code>
GraphML	<code>nx.write_graphml(G, path, encoding='utf-8', prettyprint=True, infer_numeric_types=False)</code>
JSON	<code>nx.adjacency_graph(data, directed=False, multigraph=True, attrs={'id': 'id', 'key': 'key'})</code>
LEDa	<code>nx.adjacency_graph(data, directed=False, multigraph=True, attrs={'id': 'id', 'key': 'key'})</code>
YAML	<code>nx.write_yaml(G_to_be_yaml, path_for_yaml_output, **kws)</code>
SparseGraph6	<code>nx.write_graph6(G, path, nodes=None, header=True)</code>
Pajek	<code>nx.write_pajek(G, path, encoding='UTF-8')</code>
GIS Shapefile	<code>nx.write_shp(G, outdir)</code>
conclusão	

Fonte: A autora

Os atributos e métricas de cada elementos foram organizados em tabelas e exportados no formato csv para arquivamento e manipulação em planilhas. Os grafos gerados foram arquivados em formato GPICKLE, que armazenam todos os atributos dos elementos, inclusive as informações de direções das arestas.

3.5 Considerações finais

Este capítulo apresentou os materiais utilizados para a exploração dos dados de mapas colaborativos e a extração das malhas viárias em diferentes tipos de grafos. Inicialmente a abrangência e o detalhamento dos dados obtidos de fontes governamentais e do Projeto *OpenStreetMap* foram comparados para justificar a escolha da plataforma de mapas colaborativos como origem das informações. Em seguida foi realizado o reconhecimento de algumas funções das bibliotecas de análises de rede *OSMNx* e *Networkx*.

4 VERIFICAÇÃO DA QUALIDADE DOS DADOS DE MAPAS COLABORATIVOS

Este capítulo buscou atender a meta de verificação da qualidade dos dados de mapas colaborativos através da avaliação do parâmetro “usabilidade e limitações”. Por demonstrar possíveis aplicações de métricas topo-geométricas em análises de morfologia viárias, foi realizada a repetição do estudo de Lima, Silva e Van der Waerden realizado em 2003, que teve como objeto malhas viárias urbanas analisadas em ambientes de sistemas de informações geográficas. O estudo de referência teve como objetivo analisar características das redes viárias de cidades brasileiras e estrangeiras e identificar a aproximação em relação a dois padrões: cidades espalhadas e dependentes do automóvel e cidades compactas e adaptadas aos sistemas de transporte público. As cidades foram representadas através das respectivas malhas viárias, com informações de comprimento das ruas e pontos de interseção.

O estudo comparou os índices de acessibilidade real (E_{real}) de cada rede com sua variante adotada como ideal, calculada para redes circulares com a mesma quantidade de interseções (E_{circ}). A acessibilidade de rede viária urbana real foi determinada através do Índice de Allen, em que o custo do deslocamento entre dois pontos foi adotado como a separação espacial entre eles, segundo a equação (1).

$$E_{real} = \frac{1}{v} \sum_i \frac{1}{v-1} \sum_j c_{ij} \quad (1)$$

Sendo:

c_{ij} : custo do deslocamento entre os nós i e j .

Para a determinação de E_{circ} , os autores adotaram que no padrão ideal de cidade circular, com quadras de 100 por 100 metros, o número de interseções da rede equivale ao número de habitantes dividido pela densidade populacional (hab/ha) (LIMA et al., 2000). Desta forma, o valor de E_{circ} ficou definido como abaixo:

$$E_{circ} = 0,0651 * I^{0.4995} \quad (2)$$

Sendo:

E_{circ} : índice de acessibilidade global de uma cidade circular;
 I : quantidade de interseções.

A consideração dos autores foi que o padrão ideal em termos de compacidade é o circular, portanto, quanto mais próximo o valor real do E_{circ} , melhor a configuração da cidade. Com base nisso, eles avaliaram as diferenças entre os valores reais e os ideais para cada cidade. Ao final, foi verificada a proximidade dos índices brasileiros com os das cidades estrangeiras.

As cidades brasileiras avaliadas foram Araraquara, Presidente Prudente, São Carlos, Marília, Limeira, Maringá, Bauru e Piracicaba. Os autores verificaram que as cidades brasileiras apresentaram níveis de compacidade intermediários entre os extremos encontrados nas cidades estrangeiras. As representantes americanas foram as cidades de Columbus e Madison, que, segundo os autores, apresentaram padrões urbanos de menores índices de compacidade. Por outro lado, a representante europeia, Eindhoven, apresentou o maior nível de compacidade.

A repetição do estudo visou verificar a acessibilidade e a compacidade das mesmas cidades, porém com o uso de dados da plataforma *OpenStreetMap* e de ferramentas computacionais de análises de rede (*OSMnx* e *Networkx*). Além de avaliar a viabilidade de obtenção das malhas viárias atualizadas e em formatos digitais, este capítulo analisou as diferenças entre os resultados obtidos e suas razões.

4.1 Grafos de redes viárias e matrizes de menores caminhos

O primeiro passo envolveu a extração das redes viárias das cidades, a partir da informação disponível na plataforma do Projeto *OSM*, através de uma rotina computacional desenvolvida com as funções apresentadas no Capítulo 3.4. A função *graph_from_place* foi utilizada para extrair os grafos das malhas viárias das cidades. Os únicos parâmetros de entrada função alterados foram *query* e *network_type* que recebeu o valor *drive*.

Após a extração dos dados, os grafos gerados pela função foram convertidos para as versões não-direcionadas através da função *to_undirected* da biblioteca *Networkx*. A Tabela 13 traz características das cidades do grupo de estudo, obtidas através dos grafos das redes viárias. As malhas viárias resultantes deste processo foram extraídas entre os meses de agosto e outubro de 2018 e estão representadas na Figura 22. As quantidades de arestas e de nós são relativas ao grafo conexo e não direcionado e estão detalhadas na tabela, junto com o comprimento médio das arestas em metros (C) e a média dos graus dos nós (K).

Tabela 13 – Características dos grafos de malhas viárias urbanas

Local	Arestas	Nós	K	C [m]
Araraquara-SP	13063	8118	3,23	127,47
Bauru-SP	17585	10683	3,32	105,38
Columbus-GA	12699	9206	2,75	195,36
Eindhoven-NB	10284	7109	2,91	99,33
Limeira-SP	12235	8018	3,11	123,60
Madison-WI	11700	7940	3,11	131,63
Marília-SP	12067	7744	3,13	140,36
Maringá-PR	16249	9930	3,29	127,53
Piracicaba-SP	17035	11580	2,96	131,63
Presidente Prudente-SP	13899	8706	3,21	107,91
São Carlos-SP	11260	7191	3,14	133,57

Fonte: A autora

Figura 22 – Redes viárias

Columbus – GA

Eindhoven - NB

Limeira – SP

Madison - WI

Marília – SP

Maringá – PR

Piracicaba - SP

Presidente Prudente - SP

São Carlos - SP

Fonte: A autora

Em seguida, outra rotina foi desenvolvida para a determinação de uma matriz com os comprimentos dos caminhos mínimos entre todos os nós da rede, com o uso do algoritmo de Dijkstra. A biblioteca *Networkx* possui a função *all_pairs_dijkstra_path_length* que aplica o algoritmo de modo iterativo para todos os pares de nós. A sintaxe da função está descrita a seguir e os parâmetros de entrada estão na Tabela 14.

Sintaxe:

```
nx.algorithms.shortest_paths.weighted.all_pairs_dijkstra_path_length(G,  
cutoff=None, weight='weight')
```

Tabela 14 – Parâmetros de entrada da função *all_pairs_dijkstra_path_length*

Parâmetro	Tipo de dado	Descrição
<i>G</i>	Grafo do Networkx	Objeto de análise
<i>cutoff</i>	inteiro ou decima	Limite máximo de caminho mínimo a ser computado
<i>weight</i>	<i>string</i>	Nome do atributo que será considerado como peso nas arestas. Se assume valor <i>length</i> , computa os caminhos mínimos com o valores dos comprimentos das arestas

Fonte: Adaptado de Boeing (2018a)

Os resultados da função *all_pairs_dijkstra_path_length* foram modelados em forma de matriz em que a primeira coluna e a primeira linha receberam os nós do grafo. Os valores dos caminhos mínimos entre cada par de nó preencheram a matriz. A Tabela 15 traz uma parte da matriz de caminhos mínimos gerada para a cidade de São Carlos.

Em seguida, para cada nó foi calculada média dos comprimentos dos caminhos mínimos originados nele. Este cálculo foi realizado para todas as colunas, com a soma dos valores e a divisão pela quantidade de nós, menos uma unidade, referente à distância do nó a ele mesmo. Desta forma foi obtida uma medida de acessibilidade local para cada nó. A obtenção da acessibilidade global foi realizada com a determinação da média da acessibilidade local de todos os nós do grafo.

Tabela 15 – Parte da matriz de caminhos mínimos de São Carlos

7191 nós

7191 nós	Nós	997687296	1015709698	1015709703	1015709706	1015709710	...	539721721	539721722	539721723	539721724	1015709695
	997687296	0.000	6732.988	7033.863	6695.191	6409.032	...	5923.358	5684.201	5604.541	5527.118	6219.194
	1015709698	6732.988	0.000	515.740	326.117	539.164	...	6601.790	6655.778	6621.560	6544.137	795.337
	1015709703	7033.863	515.740	0.000	339.409	865.821	...	6940.264	6994.253	6960.035	6882.612	1120.950
	1015709706	6695.191	326.117	339.409	0.000	526.412	...	6601.592	6655.580	6621.362	6543.940	781.541
	1015709710	6409.032	539.164	865.821	526.412	0.000	...	6178.552	6232.541	6198.322	6120.900	275.427
	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
	539721721	5923.358	6601.790	6940.264	6601.592	6178.552	...	0.000	239.158	318.818	396.240	5903.125
	539721722	5684.201	6655.778	6994.253	6655.580	6232.541	...	239.158	0.000	79.660	157.082	5957.114
	539721723	5604.541	6621.560	6960.035	6621.362	6198.322	...	318.818	79.660	0.000	77.423	5922.895
	539721724	5527.118	6544.137	6882.612	6543.940	6120.900	...	396.240	157.082	77.423	0.000	5845.473
	1015709695	6219.194	795.337	1120.950	781.541	275.427	...	5903.125	5957.114	5922.895	5845.473	0.000

Fonte: A autora

4.2 Acessibilidade global

Nesta seção são comparados os resultados de índice de acessibilidade global real obtidos para as cidades do grupo de estudo. A quantidade de nós, assim como os índices de acessibilidade global real calculados para a cidade estão apresentados na Tabela 16 juntamente com o resumo dos resultados do estudo anterior. Os resultados também estão demonstrados no gráfico Figura 23.

Tabela 16 - Resultados de acessibilidade global real

Cidades	2003		2019	
	Nós	E _{real}	Nós	E _{real}
Araraquara – SP	4893	5,66	8118	6,91
Bauru – SP	10518	7,49	10683	6,72
Columbus-GA	8498	9,69	9206	11,68
Eindhoven-NB	5814	4,98	7109	5,29
Limeira – SP	4872	4,97	8018	6,91
Madison-WI	7228	10,37	7940	11,92
Marília – SP	5301	6,32	7744	8,57
Maringá – PR	7268	6,70	9930	7,73
Piracicaba – SP	6372	7,11	11580	9,67
Presidente Prudente – SP	5323	6,01	8706	7,37
São Carlos - SP	4957	5,23	7191	7,93

Fonte: A autora

Figura 23 - Comparação de quantidade de nós e índice E_{real} entre 2003 e 2019

Fonte: A autora

O índice E_{real} é uma medida de distância média entre as interseções de uma rede expresso em quilômetros, quanto maior a separação entre os nós, maior o seu valor. Em 9 das 11 cidades analisadas houve um aumento médio de 47% da quantidade de nós no período analisado, associado a um acréscimo médio de 29% do índice E_{real} , provavelmente devido à expansão das cidades. A quantidade de vértices em Piracicaba apresentou o maior aumento de 82%, com um índice E_{real} passando de 7,11 km para 9,67 km. Este comportamento não foi verificado nas cidades de Bauru e Eindhoven.

A cidade de Bauru apresentou uma diferença de somente 2% na quantidade de nós entre os períodos analisado, e na contramão da tendência do grupo, o índice E diminuiu 10% no cálculo atual em relação ao valor encontrado em 2003. Uma possível explicação para esse fato pode ser a criação de ligações entre as interseções, ou seja, a abertura de novas ruas, que podem ter alterado a topologia da rede e diminuído o comprimento dos caminhos mínimos entre esses nós. De fato, os dados da Figura 23 mostram que a rede viária de Bauru foi a que apresentou maior valor de média de grau dos nós e o segundo menor comprimento médio de aresta, que indicam uma malha conectada e compacta.

Apesar de ter sido detectado um aumento de 22% no tamanho da malha para a cidade de Eindhoven, o índice E_{real} aumentou somente 6%. Isto pode indicar que os nós acrescidos na rede a expandiram, porém de forma mais compacta do que o detectado nas outras cidades. Esta constatação também pode ser feita através da Tabela 13 em que a cidade de Eindhoven apresenta o menor comprimento médio de aresta, de 99,33 metros. Esta situação pode ter ocorrido devido a uma maior densidade urbana na cidade europeia, em relação aos outros casos avaliados.

Esta seção mostrou a possibilidade de modelar grafos a partir de informações geográficas voluntárias extraídas do *OpenStreetMap* com o uso das funções da biblioteca *OSMnx*. Esta etapa foi realizada para as cidades brasileiras e estrangeiras e obteve um retrato de aumento da quantidade nós em todas as redes extraídas. Esse fato, aliado às representações gráficas geradas indicam que as malhas viárias estão mais detalhadas do que as utilizadas por Lima; Silva e van der Waerden (2003) e que ocorreram processos de expansão urbana com espalhamento das cidades por áreas antes não ocupadas.

As computações de índices de acessibilidade global foram realizadas da mesma forma que o estudo de referência, porém com a função da biblioteca *Networkx*. A diferença entre os

valores do índice E para as mesmas cidades pode ser atribuída ao processo natural de expansão das aglomerações urbanas.

4.3 Acessibilidade global ideal

Além do diagnóstico da acessibilidade global das cidades, o estudo de 2003 buscou identificar o quão distante as cidades analisadas estavam de um padrão idealizados pelos autores, o da rede circular. Foram comparados os resultados das variações dos índices ideais em relação aos índices reais, valores indicadores do grau de compacidade. Em seguida os autores compararam todas as cidades em um panorama internacional. As Tabela 17 e Tabela 18 mostram os resultados do estudo de 2003 e deste trabalho, respectivamente, em ordem crescente de grau de compacidade. Como o objetivo desta seção é comparar os resultados obtidos pelos métodos de construção da rede do estudo de 2003 com os atuais, foram analisadas somente as variações dos índices E_{circ} , que utilizam a quantidade de nós como parâmetro de cálculo. Os outros índices ideais (E_{dens50} e E_{dens100}) foram calculados com dados de população, que não são dependentes dos grafos extraídos.

Tabela 17 – Valores de E_{real} e E_{ideal} e variações percentuais em relação a E_{real} (resultados de 2003)

Cidade	Nós	E_{real}	E_{circ}	Variação de E_{circ} %
Eindhoven	5.814	4,98	4,94	0,8%
Limeira	4.872	4,97	4,52	9,1%
Bauru	10.518	7,49	6,65	11,2%
São Carlos	4.957	5,23	4,56	12,8%
Maringá	7.268	6,7	5,53	17,5%
Araraquara	4.893	5,66	4,53	20,0%
Presidente Prudente	5.323	6,01	4,73	21,3%
Marília	5.301	6,32	4,72	25,3%
Piracicaba	6.372	7,11	5,17	27,3%
Columbus	8.498	9,69	5,97	38,4%
Madison	7.228	10,37	5,51	46,9%

Fonte: Lima; Silva e van der Waerden (2003)

Tabela 18 - Valores de E_{real} e E_{ideal} e variações percentuais em relação a E_{real} (resultados atuais)

Cidade	Nós	E_{real}	E_{circ}	Variação de E_{circ} %
Eindhoven	7109	5,29	5,46	-3,3%
Bauru	10683	6,72	6,70	0,3%
Araraquara	8118	6,91	5,84	15,6%
Limeira	8018	6,91	5,80	16,0%
Maringá	9930	7,73	6,46	16,5%
Presidente Prudente	8706	7,37	6,05	17,9%
Piracicaba	11580	9,67	6,97	27,9%
São Carlos	7191	7,93	5,50	30,7%
Marília	7744	8,57	5,70	33,5%
Columbus	9206	11,68	6,22	46,8%
Madison	7940	11,92	5,77	51,5%

Fonte: A autora

O valor negativo do grau de compacidade calculado para a rede atual de Eindhoven mostra a necessidade de revisão do padrão ideal (malha circular com quadras de 100 x 100 metros) proposto por Lima; Silva e van der Waerden (2003). Mesmo com esta demanda, o resultado encontrado foi coerente com a premissa adotada pelos autores de que a cidade europeia é a mais compactada. A Figura 24 mostra os valores de variação percentual de E_{circ} em relação ao E_{real} em cada cidade, para os dois períodos comparados. A primeira percepção está na proximidade dos pontos nas cidades de Maringá e Piracicaba, que mostra que houve pouca mudança na compacidade das redes em relação ao considerado ideal.

Figura 24 - Comparação das variações percentuais dos índices E_{circ} em relação aos E_{real} , entre os dois períodos

Fonte: A autora

As cidades de Araraquara, Bauru, Eindhoven, e Presidente Prudente apresentaram diminuição da variação percentual de E_{circ} , o que indica que as novas conexões aproximaram as redes do modelo circular. As maiores variações positiva de E_{circ} ocorreram nas cidades de Columbus, Limeira, Madison, Marília e São Carlos, o que sugere que estas redes foram desenvolvidas de encontro ao modelo adotado como ideal. A posição de cidade mais próxima do ideal, continuou ocupada por Eindhoven, seguida por Bauru. As cidades mais distantes do modelo circular continuam sendo as americanas, caracterizadas pelos autores como espalhadas e altamente dependente de automóveis.

4.4 Panorama internacional

O objetivo do trabalho de Lima, Silva e; van der Waerden (2003) foi identificar de qual padrão viário as cidades brasileiras mais se aproximavam, em termo de compacidade ($(E_{real} - E_{circ})/E_{real}$). Os valores de variação percentual de E_{circ} das cidades americanas foram utilizados como extremos superiores e os da cidade holandesa como extremo inferior. A classificação das cidades brasileiras verificou se os valores de compacidade estavam acima de 0,5, o que indicou uma proximidade do padrão americano, ou abaixo, o que mostrou inclinação ao padrão holan-

dês/europeu. A Figura 25 mostra a classificação com Eindhoven e Madison como padrões europeu e americano, respectivamente. A cidade de São Carlos, que antes aparecia no grupo do padrão europeu, apresentou valor de compacidade que a aproxima mais do padrão americano. As outras cidades continuaram com a mesma classificação.

Figura 25 - Valores normalizados de compacidade por Eindhoven e Madison

A Figura 26 mostra a classificação com Eindhoven e Columbus como extremos. A opção por esta segunda análise envolveu o fato de Madison ser uma cidade com presença de grandes lagos em sua forma física, o que influencia na escolha dela como bom parâmetro de padrão americano. Esta segunda classificação mostrou uma dinâmica diferente da constatada no estudo de 2003. Neste trabalho, Presidente Prudente e Araraquara mudaram de grupo e apresentaram valores de compacidade mais próximos do de Eindhoven, enquanto que São Carlos passou a se aproximar mais do comportamento de Columbus.

Figura 26 - Valores normalizados de compacidade por Eindhoven e Columbus

Fonte: A autora

As divergências entre os panoramas visualizados em cada estudo não indicam erro no método adotado neste trabalho, mas somente uma atualização da situação de cada cidade. Com as ferramentas apresentadas, outras cidades podem ser incluídas no panorama de forma a obter mais exemplos que formem o padrão de cada região.

4.5 Considerações finais

A repetição do estudo de Lima; Silva e van der Waerden (2003) verificou a acessibilidade e a compacidade das mesmas cidades com o uso de dados da plataforma *OpenStreetMap* e de ferramentas computacionais de análises de rede (*OSMnx* e *Networkx*). As malhas viárias foram obtidas de maneira rápida em forma de grafos computacionalmente manipuláveis. O capítulo também analisou as diferenças entre os resultados obtidos no estudo de referência e no atual e suas razões. Apesar das diferenças entre as ferramentas utilizadas, as maiores diferenças nos indicadores calculados ocorreram devido às atualizações das malhas viárias que foram alteradas no intervalo de 15 anos entre os trabalhos.

Este capítulo permitiu a avaliação da qualidade dos dados de mapas colaborativos ao demonstrar a usabilidade e as limitações deles em avaliações de acessibilidade de diferentes cidades.

5 BANCO DE DADOS DE MÉTRICAS MORFOLÓGICAS

Este capítulo atende a meta de construir um banco de dados de redes viárias urbanas de cidades brasileiras. A partir da ferramenta *OSMNx* apresentada no capítulo 3, as malhas viárias cadastradas no *OSM* foram extraídas em forma de grafo. As características foram selecionadas de acordo com os significados que assumem na morfologia urbana e calculadas por rotinas computacionais escritas em linguagem *Python*. As métricas foram determinadas para diferentes tipos de grafos de acordo com a natureza das informações no contexto aplicado. O capítulo está dividido em três partes: a primeira descreve a seleção das cidades, a segunda os grafos gerados, e a terceira o banco de dados construído e as análises das variáveis obtidas.

As análises das variáveis do banco de dados utilizaram estatística descritiva, análises de correlações e testes não-paramétricos, obtidos a partir do *software* estatístico SPSS. Os testes não-paramétricos avaliaram a igualdade de distribuições de variáveis (Kolmogorov -Smirnov e Qui-Quadrado) e a igualdade de medianas em amostras independentes (Mann - Whitney). Além de avaliar os diferentes tipos de ordenamento viário, foi verificado se para as cidades brasileiras é corroborada a hipótese de Boeing (2019) de que cidades com malhas mais regulares tendem a apresentar maior conectividade em termos de grau dos nós e índice de cruzamentos e menor perda de eficiência em rotas indiretas.

5.1 Cidades brasileiras

A estimativa populacional para 2017 feita pelo IBGE (2017b) apontou que cerca de 56% dos residentes brasileiros estavam reunidos em 310 municípios com mais de 100 mil habitantes. Portanto, optou-se por selecionar essas cidades como a amostra inicial da pesquisa, visto que abrange a maioria da população nacional. A extração das redes viárias da base de dados do projeto *OSM* ocorreu nos meses de agosto a outubro de 2018. Nesse período, não foram detectados elementos viários cadastrados nos municípios de Campo Largo-PR, Ourinhos-SP e Tailândia-PA, por isso eles foram excluídos da amostra.

Por outro lado, Brasília-DF também foi excluída devido ao tamanho da rede nos limites administrativos cadastrados no projeto *OSM*. Brasília é a capital federal e é dividida em 31 regiões administrativas, abrangendo uma área de mais de 5 mil km² e uma população de mais de 2 milhões de pessoas. Apesar de possuir elementos viários cadastrados, a quantidade total não foi extraída por extrapolar o limite de resposta da solicitação feita à plataforma *OSM*.

Desta forma, a amostra final ficou composta de 306 municípios dos 5.570 que formam o Brasil (IBGE, 2017a). Apesar de representar uma pequena parcela (5,5%) da totalidade de cidades brasileiras, as populações que habitam essas cidades somam 55% do total nacional, segundo estimativas do IBGE em 2017. Embora não exista consenso sobre os números limitantes, as cidades podem ser classificadas segundo critérios demográficos da seguinte forma: cidades médias (população entre 100 mil e 300 mil habitantes), cidades médias-grandes (população entre 300 mil e 500 mil habitantes), cidades grandes (população entre 500 mil e 1 milhão de habitantes) e metrópoles (população maior que 1 milhão de habitantes). A distribuição das cidades coletadas segundo as respectivas unidades federativas e regiões estão descritas na Figura 27 e Figura 28. A amostra escolhida contempla cidades em todas as unidades da federação, com no mínimo uma cidade por Estado, como é o caso do Acre e Roraima. A região Sudeste tem a maior amostra de cidades, sendo o Estado de São Paulo com 77 cidades, seguido pelo Estado de Minas Gerais com 32, o Rio de Janeiro com 27 e Espírito Santo com 9. A região Sul tem a menor amostra de cidades, com 13 cidades.

Figura 27 – Cidades com mais de 100 mil habitantes coletadas por Estado e Região

Fonte: A autora

Figura 28 – Distribuição das cidades do banco de dados, classificadas por porte demográfico.

Fonte: A autora

5.2 Grafos de malhas viárias urbanas

Para cada município, foram extraídos três grafos simplificados: grafo direcionado fracamente conectado (DW - *directed weakly connected*), grafo direcionado fortemente conectado (DS - *directed strongly connected*) e o grafo não direcionado fortemente conectado (US - *undirected strongly connected*). Entre esses grafos foram detectadas diferenças nas quantidades de elementos, visto que o DS é um subgrafo do DW e o US é a versão não direcionada do DS. A Figura 29 mostra a proporção média de elementos excluído na extração do grafo DS em relação à quantidade de elementos do grafo DW.

Figura 29 – Proporções médias por Estado de elementos excluídos na extração do grafo direcionado fortemente conectado (DS)

Fonte: A autora

Em média, houve redução de 1% na quantidade de arestas e de nós no processo de retirada das porções fracamente conectadas. As maiores perdas foram detectadas no Estado do Amapá, com apenas duas cidades na amostra - Macapá e Santana. Os grafos de Macapá acompanharam a proporção de redução do número de elementos, já os de Santana excluíram 3% das arestas e 4% dos nós, que correspondem respectivamente aos valores de 114 e 51 elementos, no processo de extração do grafo fortemente conectado. A diferença entre as proporções indica que a malha viária extraída da cidade de Santana apresenta uma porção desconectada da malha mais ampla, o que pode indicar: (1) ineficiência da rede real; (2) ausência de dados, (3) ou deficiência na consistência lógica na plataforma do *OSM*. A Figura 30 mostra a proporção média de arestas excluída na extração dos grafos não direcionados fortemente conectados.

Figura 30 – Proporção média por Estado de arestas excluídas na extração do grafo não direcionado fortemente conectado

Fonte: A autora

As informações sobre as quantidades dos elementos nos diferentes tipos de grafo mostram que as maiores variações ocorreram na conversão do grafo conexo direcionado para o não direcionado. Nesse processo, as arestas que estavam em duplicidade, por representarem segmentos de ruas com duplo sentido, foram excluídas, o que resultou em uma redução média de 45% da quantidade total de arestas. Nenhum nó foi excluído nesse processo, como esperado.

5.3 Banco de Dados e análises da morfologia das redes viárias urbanas brasileiras

Após a extração dos grafos das malhas viárias das cidades brasileiras selecionadas para o banco de dados, foram calculadas métricas topológicas e topo-geométricas globais e locais. Além destas métricas, o banco de dados incorporou informações sobre a área e a população de cada cidade e a quantidade de nós e arestas. As métricas foram selecionadas de acordo com os significados que assumem na caracterização da morfologia das redes e calculadas por meio de rotinas computacionais elaboradas na linguagem *Python*. As métricas foram determinadas para diferentes tipos de grafos de acordo com a natureza das informações no contexto aplicado. Em seguida foram realizadas análises da morfologia das redes viárias urbanas brasileiras extraídas. Dentre as análises, foi testada a hipótese de Boeing (2019) de que cidades com malhas mais regulares tendem a apresentar maior conectividade em termos de grau dos nós e índice de cruzamentos e menor perda de eficiência em rotas indiretas.

As avaliações do banco de dados foram realizadas com base em estatísticas descritivas, análises de correlações e testes não-paramétricos, obtidos a partir do *software* estatístico SPSS. Os testes não-paramétricos avaliaram a homogeneidade de distribuições de variáveis e a igualdade de medianas em amostras independentes.

A extração da rede viária com as funções da biblioteca *OSMnx* resultou em um grafo direcionado fracamente conectado. Porém, para diminuir as inconsistências devido à falta de elementos cadastrados na plataforma *OSM*, foi extraída o maior subgrafo fortemente conectado. A partir deste subgrafo, foram utilizadas as versões direcionada e não direcionada para a determinação das métricas deste trabalho. Grafos direcionados foram a base de métricas que traduzem a rede de acordo com a percepção do usuário. Grafos não direcionados foram utilizados para cálculo de métricas que refletem a estrutura disponível da malha viária.

5.3.1 Métricas de grafo direcionado

A partir do grafo direcionado fracamente conectado, foi extraído um subgrafo G_{df} referente aos elementos fortemente conectados da rede. Com este processo, grupos menores de elementos que estivessem totalmente separados dos maiores, ou seja, sem nenhuma ligação entre eles, foram excluídos. Em seguida, alguns parâmetros foram calculados.

a) Centralidade de intermediação

A centralidade de intermediação B_i (*betweenness centrality*) hierarquiza os elementos diante da importância deles na rede pois, um nó ou aresta com B_i alto implica que a maioria dos caminhos existentes de alguma forma passam por ele. Newman (2003) afirmou que a centralidade de intermediação também pode ser interpretada como uma medida de resiliência da rede, pois indica o efeito que a remoção de um nó tem sobre os comprimentos dos caminhos. Essa métrica foi calculada da seguinte forma para cada elemento i

$$B_i = \sum_{s,t \in V} \frac{\sigma(s,t|i)}{\sigma(s,t)} \quad (3)$$

Sendo:

- V : o conjunto de nós
- $\sigma(s, t)$: quantidade de caminhos mínimos entre os nós s e t
- $\sigma(s, t|i)$: quantidade de caminhos mínimos entre os nós s e t que passam pelo elemento i .

Esta variável indica a proporção de caminhos mínimos da rede que cada nó participa e pela justaposição deles é possível identificar essas rotas. Esta identificação permite o direcionamento de ações para evitar falhas em locais que concentram as principais conexões da rede.

b) Entropia de orientação

Ainda com base no grafo conexo, informações sobre a forma física da rede também foram descritas através da entropia de Shannon (SHANNON, 1948) da distribuição das orientações das arestas. Para representar a heterogeneidade da orientação da rede, foram considerados 36 setores de 10° . As arestas foram distribuídas entre os setores de acordo com o ângulo que cada uma formava com a horizontal. Em seguida, a frequência $P(s_i)$ em cada setor i foi calculada para a determinação da entropia de orientação H_O da seguinte forma:

$$H_O = - \sum_{i=1}^n P(s_i) \log_e P(s_i) \quad (4)$$

Matematicamente os valores de entropia de orientação podem variar de 0, situação de vias paralelas em uma direção, a 3,584, caso de distribuição uniforme de vias em todas as direções. Porém, o mais plausível é que a menor entropia de orientação seja 1,386, referente a uma rede tipo grade, com arestas perpendiculares entre si (BOEING, 2018d).

c) Centralidade de proximidade

A centralidade de proximidade mede o quão próximo um nó está de todos os outros nós de um grafo que deve ser conectado (PORTA; CRUCITTI; LATORA, 2006b). O inverso do valor de centralidade de proximidade corresponde à distância média de um nó para todos os outros nós da rede. Segundo Sharifi (2019), essa métrica de centralidade deve ser considerada no aumento da resiliência da forma urbana em termos de acessibilidade. De fato, a forma de cálculo deste índice é semelhante ao índice de acessibilidade global de Allen, utilizado no trabalho de Lima, Silva e Van Der Waerden (2003), a diferença está no tipo de grafo utilizado, que nesse trabalho foi não direcionado. Apesar desta divergência, através da analogia, a distância média do nó a todos os outros nós foi denominada acessibilidade local. Desta forma, a expressão da centralidade de proximidade e sua relação com a acessibilidade local é dada pela equação 8.

$$C(u) = a^{-1} = \frac{N-1}{\sum_{j \in G; j \neq i} d_{ij}} \quad (5)$$

Sendo:

$C(u)$:	centralidade de proximidade do nó u
N :	quantidade de nós
j, i :	nós do grafo
d_{ji} :	comprimento em metros do menor caminho entre os nós j e i.
a :	acessibilidade local do nó, equivalente à distância média do nó i para todos os outros nós

Para a totalidade da rede foi calculada a média dos valores de centralidade de proximidade dos nós. Por analogia, esta média foi denominada acessibilidade global no banco de dados deste trabalho.

5.3.2 Métricas de grafo não direcionado

Para o cálculo de algumas métricas que envolvem a quantidade de nós e arestas, foi utilizado a versão não direcionada do grafo G_{df} , o grafo G . Dessa forma, a representação topológica do sistema viário se aproximou mais da estrutura física disponível, pois todas as vias passaram a ser representadas por uma única aresta.

a) Índice de cruzamentos (Ic)

O índice de cruzamentos é a proporção de interseções onde as vias se atravessam e é representada pelos nós de grau maior ou igual a 4. Os nós de cruzamento proporcionam uma distribuição mais homogênea dos caminhos mínimos pela rede e, no caso de sistemas de transportes, fornecem mais opções para o fluxo nas ruas. O cálculo do índice de cruzamentos foi realizado da seguinte forma:

$$Ic = \frac{N_{k \geq 4}}{\sum N_k} \quad (6)$$

Sendo:

N_k : a quantidade de nós com grau k .

b) Indicador orgânico (Io)

O indicador orgânico é uma relação que representa a proporção de nós de entroncamentos ou terminais que pode ser influenciada pela presença de barreiras físicas como grandes vazios, cursos d'água, encostas ou depressões no relevo, etc. Estes obstáculos interrompem a rede e forçam o desvio do fluxo para outras ruas. Segundo Courtat, Gloaguen e Douady (2011), este parâmetro discrimina rapidamente se uma cidade foi planejada, com valores para Io próximos de 0, ou não, Io próximos de 1. A forma de obtenção do indicador orgânico é:

$$Io = \frac{N_{k=1} + N_{k=3}}{\sum_{k \neq 2} N_k} \quad (7)$$

Sendo:

N_k : quantidade de nós com grau k .

c) Grau de rotas indiretas

O grau de rotas indiretas (*circuitry average*) computa o quanto o caminho entre dois pontos imposto pela configuração do grafo é diferente do caminho mais curto (linha reta).

Sharifi (2019) aponta estudos que afirmam que rotas com menos desvios facilitam uma interação mais eficiente entre os nós.

$$C = \frac{\sum L}{\sum L_{euclidiana}} \quad (8)$$

Sendo:

$\sum L$: Soma dos comprimentos de todas as arestas
 $\sum L_{euclidiana}$: Soma das distâncias em linha reta entre todos os nós

5.3.3 Análises de morfologia urbana

O banco de dados gerado está apresentado em detalhes no Apêndice A, as medidas de posição e de dispersão de cada variável estão expostas na Tabela 19 e os coeficientes de correlação de Pearson entre as variáveis com as respectivas probabilidades de significância estão na Tabela 20. Com o intuito de explorar os dados extraídos da web e organizados no banco de dados, esta seção ilustra as possibilidades de análises de morfologia urbana. As análises focam no comportamento dos parâmetros de forma individual e inserida no conjunto.

Tabela 19 - Estatística descritiva das variáveis

	I _o	I _c	L [m]	B _i	K	H _o	A[km]	N/km ²	m/km ²	C
Média	0,754	0,246	147,053	0,010	2,971	3,440	9,180	19,653	3313,376	1,066
Mediana	0,763	0,237	135,032	0,009	2,975	3,510	7,932	9,631	1958,251	1,060
Desvio padrão	0,096	0,096	49,961	0,005	0,200	0,194	5,799	24,542	3526,984	0,037
Mínimo	0,497	0,039	76,183	0,001	2,310	2,357	2,522	0,013	4,390	1,013
Máximo	0,961	0,503	493,909	0,031	3,383	3,581	67,878	121,975	17189,161	1,270

Fonte: A autora

Tabela 20 – Coeficientes de correlação de Pearson entre as variáveis

	I_o	I_c	L	B_i	K	H_o	A	C	N/km²	m/km²
I_o	1,000	-1,000	-0,102	0,221	-0,729	0,405	0,062	0,462	0,276	0,289
valor-p	0,000	0,000	0,075	0,000	0,000	0,000	0,284	0,000	0,000	0,000
I_c	-1,000	1,000	0,102	-0,221	0,729	-0,405	-0,062	-0,462	-0,276	-0,289
valor-p	0,000	0,000	0,075	0,000	0,000	0,000	0,284	0,000	0,000	0,000
L	-0,102	0,102	1,000	0,149	-0,049	-0,122	0,537	0,542	-0,506	-0,495
valor-p	0,075	0,075	0,000	0,009	0,398	0,033	0,000	0,000	0,000	0,000
B_i	0,221	-0,221	0,149	1,000	-0,317	-0,117	-0,195	0,251	-0,056	-0,061
valor-p	0,000	0,000	0,009	0,000	0,000	0,041	0,001	0,000	0,327	0,284
K	-0,729	0,729	-0,049	-0,317	1,000	-0,184	-0,003	-0,480	-0,053	-0,064
valor-p	0,000	0,000	0,398	0,000	0,000	0,001	0,962	0,000	0,356	0,266
H_o	0,405	-0,405	-0,122	-0,117	-0,184	1,000	0,071	0,240	0,130	0,156
valor-p	0,000	0,000	0,033	0,041	0,001	0,000	0,215	0,000	0,023	0,006
A	0,062	-0,062	0,537	-0,195	-0,003	0,071	1,000	0,292	-0,204	-0,205
valor-p	0,284	0,284	0,000	0,001	0,962	0,215	0,000	0,000	0,000	0,000
C	0,462	-0,462	0,542	0,251	-0,480	0,240	0,292	1,000	-0,295	-0,282
valor-p	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
N/km²	0,276	-0,276	-0,506	-0,056	-0,053	0,130	-0,204	-0,295	1,000	0,989
valor-p	0,000	0,000	0,000	0,327	0,356	0,023	0,000	0,000	0,000	0,000
m/km²	0,289	-0,289	-0,495	-0,061	-0,064	0,156	-0,205	-0,282	0,989	1,000
valor-p	0,000	0,000	0,000	0,284	0,266	0,006	0,000	0,000	0,000	0,000

Fonte: A autora

5.3.3.1 Métricas topológicas

As métricas estritamente topológicas das redes apresentadas no banco de dados são o índice orgânico, o indicador de cruzamento, o grau dos nós e a centralidade de intermediação. Os índices orgânico e de cruzamento são complementares e inversamente proporcionais, e são obtidos a partir dos valores de grau de cada nó da rede. O valor de coeficiente de correlação desses índices com o grau médio dos nós ($|r(I_o)| = |r(I_c)| = 0.729$, $p = 0.000$) foi significativo e era esperado devido à interdependência entre os parâmetros. A Figura 31 mostra os histogramas de distribuição de frequência dos valores de graus para duas cidades com comportamentos diferentes em relação aos índices.

Figura 31 – Histogramas de distribuição de frequência dos valores de graus dos nós

Fonte: A autora

A rede viária de Dourados apresentou uma maior proporção de nós de grau maior igual a 4 que foi praticamente igualada com a quantidade de nós graus 1 e 3, ocasionando equilíbrio entre os índices de cruzamento e orgânico. Já a rede viária de Petrópolis exibiu uma proporção de 96% nós de grau 1 e 3 contra somente 3% de nós com grau maior igual a 4 da rede de Dourados. Além disso, os testes não-paramétricos de Qui-Quadrado (χ^2) e de Kolmogorov-Smirnov foram utilizados para testar a hipótese nula de que as amostras apresentavam distribuições iguais. Os testes apresentaram estatísticas superiores aos valores críticos, com o valor p igual a zero, ou seja, menor que o nível de significância de 5%, o que rejeitou a hipótese nula. Os resultados estão dispostos na Tabela 21.

Tabela 21 – Testes não-paramétricos de homogeneidade entre as distribuições de valores de grau dos nós

Kolmogorov Smirnov	0,458	χ^2	16911,25
Kolmogorov Smirnov crítico	0,02	χ^2 crítico	36,42
valor-p	0,00	valor-p	0,00

Fonte: A autora

As distribuições espaciais dos valores de grau de cada nó destas redes estão representadas na Figura 32

Figura 32 – Distribuições espaciais de valor de graus dos nós de Dourados e Petrópolis

a) Dourados – MS ($K_{\text{médio}} = 3,4$, $I_o = 0,50$ e $I_c = 0,50$)

b) Petrópolis – RJ ($K_{\text{médio}} = 2,31$, $I_o = 0,961$ e $I_c = 0,039$)

Fonte: A autora

Vale ressaltar que a rede viária de Dourados (Figura 32a) mostrou uma grande concentração dos nós de cruzamento cercados por nós limites, que formaram uma malha tipo grade. Na rede de Petrópolis, a predominância de nós limites não permitiu a identificação de uma malha cíclica, mas somente de ramos que partem de um eixo principal. Uma avaliação contextualizada da localização dos nós pode indicar a existência de obstáculos nos nós com grau 1 e 3. Córregos, desníveis, rodovias e linhas férreas são exemplos de estruturas que interrompem a malha viária urbana e favorecem a criação de gargalos nos fluxos de deslocamento. Nos casos em questão, as cidades possuem geografias físicas diferentes, enquanto Petrópolis tem o relevo extremamente acidentado, o que pode dificultar a continuidade das vias, Dourados está em um local com topografia plana, mais suscetível à expansão urbana

Malhas do tipo grade tendem a ter mais caminhos redundantes, característica que pode ser medida pelos valores de centralidade de intermediação dos nós da rede. Essa métrica relaciona para cada vértice a quantidade de caminhos mínimos que ele participa e a quantidade total de caminhos mínimos do grafo. Valores altos indicam nós mais importantes, pois mais caminhos mínimos dependem dele. Para Dourados, o valor médio da rede para esta variável foi de 0,005 e para Petrópolis foi de 0,011. Pela análise de correlação entre os valores de I_o , I_c e B_i , não foi possível perceber uma relação imediata entre as variáveis, pois o módulo do coeficiente de Pearson foi 0,221. Mas é válido ressaltar que os valores de B_i foram obtidos da média de todos os valores de centralidade de intermediação de cada nó da rede, o que não permite conclusões específicas sobre a hierarquia dos nós e ressalta a importância da variável a nível local.

Os histogramas de distribuição de frequência da centralidade de intermediação dos nós de Dourados e de Petrópolis, representados na Figura 33, explicam as diferenças entre os valores de B_i .

Figura 33 - Histogramas de distribuição de frequência de centralidade de intermediação dos nós

a) Dourados – MS (Bi=0.005)

b) Petrópolis – RJ (Bi = 0,011)

Fonte: A autora

Pelo histograma da Figura 33-a, cerca de 70% dos nós de Dourados apresentam centralidade de intermediação entre a faixa de valores de 0,005 e 0,01, enquanto que para Petrópolis esta faixa possui aproximadamente 36% dos nós. As curvas de frequência acumulada também apontam para uma maior homogeneidade de valores para a cidade de Dourados do que a de Petrópolis. A hipótese nula de que não há diferença entre as distribuições dos valores de centralidade de intermediação entre as duas cidades foi testada pelo teste não-paramétrico Kolmogorov-Smirnov, cujo resultado está na Tabela 22.

Tabela 22 – Teste de Kolmogorov-Smirnov de homogeneidade de distribuições da variável centralidade de intermediação de nós

Kolmogorov Smirnov	0,283
Kolmogorov Smirnov crítico	0,02
valor-p	0,00

Fonte: A autora

A obtenção do valor da estatística superior ao valor crítico rejeita a hipótese. A partir dessas informações foi possível inferir que os nós de Dourados, por serem distribuídos de forma mais concentrada em torno de um valor (0,01) participam de forma mais igual dos caminhos mínimos do sistema viários do que os de Petrópolis, nas respectivas redes. Os nós de Petrópolis foram divididos em basicamente duas categorias de valores de centralidade de intermediação, o que mostrou que existem nós com maior participação em caminhos mínimos do que outros. Uma opção para aprofundar esta análise é avaliar os valores locais em cada nó da centralidade de intermediação através da distribuição espacial destes valores, conforme demonstrado nas imagens da Figura 34. Para representar os nós em uma escala gradativa de cores, os valores de centralidade de intermediação de cada nó foram normalizados.

Figura 34 – Distribuições espaciais dos valores de centralidade de intermediação de nós das cidades de Dourados e Petrópolis

Fonte: A autora

Na representação de Dourados (Figura 34a) os nós com maiores Bi (tons de rosa) formaram pelo menos 2 eixos paralelos dentro da malha que concentrou nós com grau maior ou igual a 4. Na representação de Petrópolis, os nós com maiores Bi destacaram o eixo com concentração de nós de grau 3. As observações destes casos, mostraram que a topologia com a maior presença de nós de cruzamento favoreceu a homogeneidade da rede em relação à distribuição de caminhos mínimos. Por outro lado, o sistema viário com predominância de nós terminais de entroncamento promoveu a concentração das possibilidades de escoamento do fluxo de movimento em poucas vias.

As sequências formadas pela justaposição de nós com maiores valores de centralidade de intermediação geralmente identificam corredores troncais estruturados em avenidas ou marginais. Estas vias costumam ser as mais conhecidas dos usuários e atraem grande parte do volume de tráfego, por isso é necessário evitar que elas falhem, ou seja, deixem de funcionar dentro do sistema, seja por congestionamento, enchentes, etc. Outra prática que pode aumentar a resiliência viária é a construção de mais corredores, de forma a diminuir os valores de centralidade de intermediação dos já existentes e criar mais opções de rotas.

5.3.3.2 Métricas topo-geométricas

As métricas topo-geométricas captam características definidas pelas relações entre os nós em um contexto espacial. Desta forma, as arestas representam mais que conexões pois recebem informações de extensão e direção. Exemplos deste tipo de métrica são as densidades de elementos por área. Os dados de área foram obtidos do IBGE (2017a) por município e são referentes às regiões internas aos limites administrativos, por isso, os valores mínimos de densidade encontrados no banco de dados foram baixos.

A menor densidade de comprimento de segmentos de rua por área foi encontrada na cidade de Altamira, localizada no Estado do Pará, que em 2010 possuía mais de 70% da área ocupada por vegetação natural florestal (IBGE, 2013). Já a maior densidade de nós por área foi referente à malha viária da cidade de São Caetano do Sul, na Região Metropolitana de São Paulo. As redes viárias extraídas pela biblioteca *OSMnx* e os limites administrativos obtidos da base de dados do IBGE estão expressos na Figura 35 juntamente com os dados de área de densidades de elementos por município.

Figura 35 – Representação de redes viárias e limites administrativos de Altamira e São Caetano do Sul

Fonte: A autora

São Caetano do Sul também foi a cidade cuja malha viária apresentou a menor média de acessibilidade global, medida topo-geométrica formada pela média dos valores de acessibilidade local de uma rede. A acessibilidade local foi determinada para cada nó e expressa a distância média entre todos os nós da rede e o nó de referência. O extremo superior do índice foi encontrado no sistema viário de Barreiras, Bahia.

Para investigar as diferenças dessas cidades em termos de acessibilidade, a Figura 36 ilustra as distribuições espaciais dos índices de acessibilidade local de cada cidade.

Figura 36 – Distribuição espacial dos índices de acessibilidade local de Barreiras e de São Caetano do Sul

a) Barreiras – BA ($A = 67,878$ km)

b) São Caetano do Sul – SP ($A = 2,522$ km)

Fonte: A autora

As informações da Figura 36 mostram dois padrões de redes discrepantes. A acessibilidade local de São Caetano do Sul variou entre faixas de valores com menos de 5 km e aumentou

da área central para os limites de forma radial. Já a acessibilidade local de Barreiras variou de 46 km no extremo leste da cidade até 150 km no extremo oeste. A hipótese nula de igualdade entre as distribuições desta métrica para as cidades de São Caetano do Sul e Barreiras foi rejeitada a partir dos resultados do teste de Kolmogorov – Smirnov (Tabela 23).

Tabela 23 – Teste de Kolmogorov-Smirnov de homogeneidade das distribuições de valores de acessibilidade local

Kolmogorov Smirnov	1,00
Kolmogorov Smirnov crítico	0,03
valor-p	0,00

Fonte: A autora

A avaliação espacial da acessibilidade local permite identificar a localização e a forma das regiões mais afastadas do grafo. A acessibilidade local em São Caetano do Sul evoluiu de forma radial a partir da região central e mostrou um equilíbrio na distribuição da malha viária que permite inferir que a ocupação também ocorre de forma mais homogênea. Esta configuração, mais compacta, favorece o uso de modos de transportes não-motorizados aptos a vencer distâncias menores. Em uma situação extremamente oposta, na rede de Barreiras, a região mais acessível, representada por nós com valores de acessibilidade local entre 47,0 e 57,9 km, foi detectada perto do extremo leste. A expansão da rede praticamente ocorreu no sentido oeste até a divisa com o Estado do Tocantins, mas não de forma densa a ponto de deslocar a região central. O município de Barreiras é um dos 20 maiores produtores agrícolas (IBGE, 2016), o que justifica parte do seu território possuir menor densidade viária.

Como a média de acessibilidade global do banco de dados foi de 9,180 km com desvio padrão de 5,799, é possível afirmar que a cidade de Barreiras é um exemplo atípico de acessibilidade no contexto brasileiro. A Figura 37 mostra os valores do índice em ordem crescente e a Figura 38 mostra o mapa com a distribuição espacial da acessibilidade média por faixa de valores. Além de Barreira, somente Porto Seguro na Bahia e Porto Velho em Rondônia apresentaram índices superiores a 30 km.

Figura 37 - Índices de acessibilidade global em ordem crescente

Fonte: A autora

Figura 38 – Acessibilidade média em quilômetros

Fonte: A autora

Figura 37 mostra que cerca de 65% das cidades apresentaram índices de acessibilidade média limitados a 10 km, enquanto em somente 2% estes valores foram superiores a 25 km.

Pelo mapa da Figura 38 foi possível detectar as cidades com maiores valores médio de acessibilidade nas regiões Norte e Nordeste e no litoral da região Sudeste, como Angra dos Reis, cuja distribuição dos valores de acessibilidade local está representada na Figura 39.

Figura 39 – Distribuição espacial dos índices de acessibilidade local em Angra dos Reis-RJ

Os altos valores médios de acessibilidade em cidades como Angra dos Reis podem ser justificados pelas limitações geográficas impostas, pelo mar de um lado e pela serra no outro. Além disso, a rede viária foi desenvolvida ao longo do litoral, o que torna os caminhos mais sinuosos e aumentam as distâncias a serem percorridas. Uma opção para diminuição dos índices de acessibilidade local, nestes casos, está na construção de pontes e túneis que aumentem as alternativas de conexão da malha e tornem as rotas mais diretas.

O grau de rotas indiretas avalia a perda de eficiência da malha viária devido aos desvios impostos pela estrutura disponível ou limitantes espaciais como grandes áreas verdes ou de construções. Ou seja, a forma e o tamanho das quadras influenciam o grau de rotas indiretas e isto foi verificado com o alto coeficiente de correlação positivo com o comprimento médio das arestas ($r = 0,542$, $p = 0,000$) e negativo com o grau dos nós ($r = -0,480$, $p = 0,000$). O comprimento médio das arestas geralmente representa o tamanho das quadras e o grau dos nós revela a segmentação da malha. Em casos que as malhas são quadriculares, como as curvas são formadas por trechos retilíneos unidos nos nós, a menor quantidade de trechos contribui para que as rotas sejam mais diretas. A regularidade da malha viária também foi quantificada pela métrica entropia de orientação que avalia a variação das direções das arestas.

A entropia de orientação é uma medida da desordem do grafo obtida a partir da direção de cada aresta. Para esta pesquisa foram consideradas 36 categorias possíveis, ou seja, 36 setores de 10° . Os valores de entropia de orientação dos grafos assumiram valores entre os limites mínimos de 2,357 na rede de Nilópolis e de 3,581 na de Salvador. As representações das redes viárias de Nilópolis e de Salvador e os histogramas polares da distribuição das direções das arestas estão reunidos na Figura 40.

Figura 40 – Representações das redes viárias e respectivos histogramas polares de Nilópolis e Salvador

a) Nilópolis – RJ ($H_o = 2,357$, $C=1,013$)

b) Salvador – BA ($H_o = 3,581$, $C = 1,092$)

Fonte: A autora

Pelas imagens é possível perceber a presença de um ordenamento das ruas de Nilópolis nas direções nordeste e noroeste. Já as ruas de Salvador estão dispostas quase que uniformemente em todas as direções, por isso o valor de entropia de orientação próximo do máximo. Este caso pode ser um exemplo de ocorrência alta do fenômeno “colcha de retalhos” (MEDEIROS, 2006), em que diferentes padrões de malha viárias são articulados de forma independente.

Estas cidades também apresentaram graus de rotas indiretas divergentes, enquanto Nilópolis apresentou uma proporção de distâncias mais sinuosas de 1,3% maior do que as em linha reta, Salvador apresentou o valor de 9,2%. Estes resultados indicaram a menor perda de eficiência na malha mais regular, porém não foi detectado uma correlação forte entre as variáveis entropia de orientação e grau de rotas indiretas no banco de dados.

Estes extremos mostram a existência de diferentes padrões de ordenamentos das malhas viárias coletadas neste estudo. Os ordenamentos foram influenciados por fatores geográficos como relevo, e socioeconômicos como uso do solo e existência de planejamento contínuo da urbanização. A Figura 41 mostra o histograma da distribuição de frequência dos valores de entropia de orientação das 306 cidades coletadas.

Figura 41 – Histograma de distribuição de frequência dos valores de entropia de orientação

Fonte: A autora

A curva de frequência acumulada do histograma da Figura 41 mostra que 45,42% das cidades coletadas apresentam valores de entropia de orientação inferiores a 3,50, enquanto que

a outra parcela está concentrada na faixa de valores de H_0 que vai de 3,50 até 3,581. Um exemplo de evolução dos valores de H_0 associados aos respectivos histogramas polares de distribuição da orientação das arestas está exposto na Figura 42.

Figura 42 – Histogramas polares de distribuição de frequência de orientação de ruas

a) Nilópolis - RJ
(E=2,357)

b) Parintins - AM
(E=2,906)

c) Paço do Lumiar - MA
(E=3,008)

d) Timon - MA
(E=3,098)

e) Palmas - TO
(E=3,204)

f) Santarém - PA
(E=3,300)

g) Fortaleza - CE
(E=3,401)

h) Várzea Grande - MT
(E=3,500)

i) Porto Alegre - RS
(E=3,509)

j) Cuiabá - MT
(E=3,520)

k) Paulo Afonso - BA
(E=3,530)

l) Paulista - PE
(E=3,540)

m) Rio Branco – AC
(E=3,550)

n) Rio de Janeiro -RJ
(E=3,561)

o) Atibaia – SP
(E=3,570)

p) São Paulo – SP
(E=3,579)

q) Salvador – BA
(3,581)

Fonte: A autora

Os histogramas representados na Figura 42 mostram que o banco de dados pode ser separado em dois grandes grupos de acordo com o ordenamento das arestas. O grupo 1, agrega cidades cujas malhas viárias apresentam tendência a ortogonalidade, pode ser identificado por valores de H_0 que variam de 2,357 até 3,499. O grupo 2, de cidades com valores de H_0 no intervalo entre 3,500 e 3,581, apresenta malhas viárias com ruas sem orientação contínua definida.

A predominância de cidades no grupo 2 indica a preponderância de malhas viárias não regulares que podem ser produtos de falta ou descontinuidade de planejamento urbano. Apesar

de cada caso merecer um estudo detalhado, historicamente as cidades brasileiras foram expandidas de forma desordenada que comprometeram a eficiência do sistema. O gráfico da Figura 43 mostra que a diferença na composição dos grupos está nas cidades de portes maiores, enquanto as cidades médias estão igualmente divididas entre malhas ortogonais e desorientadas.

Figura 43 – Distribuição das cidades por porte e grupo de entropia de orientação

Fonte: A autora

Neste contexto, o desenvolvimento de planos diretores e planos de mobilidade são importantes para viabilizar a expansão dos municípios brasileiros no sentido de tornar as malhas viárias mais eficientes. A observação das políticas de expansão e de estrutura viária adotadas nas cidades do Grupo 1, especialmente as de maiores portes, pode direcionar para que crescimento de cidades menores ocorra de forma ordenada. Esta prática também pode ser adotada para as regiões limítrofes ou não ocupadas das cidades do Grupo 2, de forma a evitar que os níveis de entropia aumentem.

5.3.3.3 Relação entre métricas topológicas e topo-geométricas

Boeing (2019) propôs a hipótese de que cidades com malhas mais regulares tendem a apresentar maior conectividade em termos de grau dos nós e índice de cruzamentos e menor perda de eficiência em rotas indiretas. As estatísticas descritivas destas variáveis foram calculadas de forma separada para cada grupo e estão descritas na Tabela 24. A Figura 44 mostra, através de diagramas de caixa, as distribuições das métricas: índice de cruzamento, indicador orgânico, grau de rotas indiretas e média dos graus dos nós dos dois grupos.

Tabela 24 – Estatística descritiva das variáveis de cada grupo

Grupo 1	I _o	I _c	K	H _o	C
Média	0,706	0,294	3,040	3,311	1,055
Mediana	0,709	0,291	3,049	3,403	1,047
Desvio padrão	0,086	0,086	0,186	0,227	0,027
Contagem	139	139	139	139	139

Grupo 2	I _o	I _c	K	H _o	C
Média	0,794	0,206	2,928	3,547	1,076
Mediana	0,805	0,195	2,906	3,550	1,069
Desvio padrão	0,086	0,086	0,261	0,023	0,041
Contagem	167	167	167	167	167

Fonte: A autora

Figura 44 – Diagramas de caixa de I_c, I_o, C e K dos grupos 1 e 2

Fonte: A autora

Os diagramas de caixa da Figura 44 mostram que o grupo 1, formado por cidades com H_o menores que 3,50, possui maiores valores de média de grau dos nós, maior proporção de nós de cruzamento, menor de nós de entroncamento e menos desvios das rotas em linha reta do

que o grupo 2. Buscando corroborar a hipótese de Boeing (2019) para o caso de cidades brasileiras, foram realizados testes não-paramétricos de Mann – Whitney para as variáveis de cada grupo. O teste de Mann – Whitney verifica a hipótese de igualdade entre medianas das variáveis de amostras independentes com base no *ranking* das variáveis tomando as amostras em conjunto. A Tabela 25 traz os resultados obtidos a partir dos *rankings* das variáveis testadas na hipótese.

Tabela 25 – Classificações do Teste de Mann - Whitney

Classificações				
Grupo	N	Postos de média	Soma de Classificações	
I_o	1	139	108,44	15073,00
	2	167	191,01	31898,00
I_c	1	139	198,56	27600,00
	2	167	115,99	19371,00
H_o	1	139	70,00	9730,00
	2	167	223,00	37241,00
C	1	139	123,73	17198,00
	2	167	178,28	29773,00
K	1	139	184,32	25620,00
	2	167	127,85	21351,00

Fonte: A autora

A tabela de classificações permitiu comparar para cada variável, qual grupo apresentou os maiores valores, a partir da verificação da coluna de “Soma de Classificações”. Desta forma, a hipótese foi corroborada pois as variáveis índice de cruzamento e grau médio dos nós foram maiores no grupo 1, que reuniu as cidades com malha mais ordenada. Por outro lado, as variáveis índice de cruzamento e grau de rotas indiretas foram menores neste grupo. Os resultados estatísticos do Teste de Mann-Whitney estão na Tabela 26.

Tabela 26 - Resultados do Teste de Mann - Whitney

	IO	IC	C	K
U de Mann-Whitney	5,343	5,343	7,468	7,323
Z	-8,128	-8,128	-5,370	-5,558
p-valor	,000	,000	,000	,000

Fonte: A autora

Para um nível de significância de 5%, foi rejeitada a hipótese nula de igualdade entre as medianas para todas as variáveis.

5.4 Considerações finais

O banco de dados criado buscou retratar a variação do comportamento das cidades brasileiras em termos de configuração do sistema viário. Foram selecionadas cidades com população superior a 100 mil habitantes o que totalizou 310 cidades. Porém três cidades não possuíam dados cadastrados na plataforma *OSM* e por isso não foram incluídas no banco. Brasília também foi excluída devido ao tamanho da rede envolvida nos limites administrativos cadastrados na plataforma.

Para as 306 cidades restantes foram construídos diferentes tipos de grafos para o cálculo das métricas propostas para caracterizar as configurações das malhas viárias urbanas brasileiras. Com isso, as variáveis não ficaram restritas à representação da estrutura física do sistema viário, através do grafo não direcionado, mas envolveram também aspectos comportamentais definidos por limitações do movimento na rede, através do grafo direcionado.

As análises deste trabalho trataram cada parâmetro de forma isolada e conjunta com intuito de avaliar a conectividade, acessibilidade, eficiência e resiliência das redes viárias. Por fim, a hipótese de Boeing (2019) de que cidades com malhas mais regulares tendem a apresentar maior conectividade em termos de grau dos nós e índice de cruzamentos e menor perda de eficiência em rotas indiretas foi corroborada para os casos brasileiros.

6 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES FUTURAS

Esta dissertação está inserida na área de configuração urbana, com foco em sistemas viários segregados por cidades, abordada do ponto de vista de Engenharia e Planejamento de Transportes. O objetivo desta pesquisa foi explorar dados viários urbanos disponíveis na web e extrair parâmetros aplicáveis em análise de morfologia de cidades. A intenção do trabalho foi corroborar a hipótese: A qualidade adquirida por dados de mapas colaborativos permite sua utilização em análises da morfologia urbana a nível local. A finalidade do estudo foi alcançada para mais de 300 cidades brasileiras de diferentes portes com o uso das informações geográficas voluntárias disponíveis no mapa colaborativo do Projeto *OpenStreetMap*. As metas propostas foram cumpridas à medida que foram realizadas as etapas do método.

A revisão bibliográfica buscou a contextualização teórica envolvida na hipótese do trabalho e a atualização do cenário atual das ferramentas utilizadas. Base desta pesquisa, a Teoria dos Grafos tem amplo suporte conceitual na matemática e é aplicada no contexto de sistemas de transportes em diversos exemplos na literatura. A ampla gama de disciplinas que analisam a forma urbana com modelos de grafos criou uma dificuldade no entendimento do tema. Questões acerca de como modelar os grafos, quais dados utilizar, quais métricas calcular e seus significados apresentaram diversas respostas que precisaram ser filtradas. Conforme explicam Marshall et al. (2018), cada abordagem tem seu objetivo e suas limitações, compreendê-los é necessário para verificar o quanto são respondidas perguntas diferentes ou, por outro lado, criadas confusões. Marshall et al. (2018) encorajam a consolidação teórica do campo para clarear a relação entre os diferentes tipos de modelos adotados para representar as redes viárias.

Para comunicar com outras áreas, foi realizada uma pesquisa dos conceitos da Teoria de Grafos aplicados a cada situação. Os trabalhos de Lima, Silva e Van der Waerden (2003) e Boeing (2019) direcionaram este estudo. Por isso, este trabalho abordou a malha viária modelada como um grafo do tipo primal, não planar e simplificado. As métricas oriundas da teoria foram interpretadas segundo propriedades da morfologia urbana como orientação das ruas, resiliência da rede a falhas, acessibilidade e eficiência.

Uma questão do trabalho envolveu a avaliação da disponibilidade de dados de sistemas viários urbanos disponíveis da web. Estudos anteriores com a mesma abordagem ficavam restritos à disponibilização desses dados em formato de malhas digitais por prefeituras, departamentos de trânsito, com casos de confecção manual dos mapas. Essas situações limitavam a

reprodução e a ampliação dos estudos que também encontravam obstáculos quanto a atualização das informações frente às alterações na rede real. Uma solução surgiu com os mapas colaborativos de dados abertos, como o Projeto *OpenStreetMap*. Assim, a proposta deste trabalho para ultrapassar o obstáculo de ausência de dados foi utilizar informações geográficas voluntárias de malhas viárias urbanas, de forma estruturada e em larga escala.

Para o cumprimento desta meta, foram investigadas soluções computacionais consolidadas. A utilização das informações geográficas voluntárias inspirou o desenvolvimento de diversas ferramentas, entre elas, a utilizada neste trabalho, a biblioteca *OSMnx*. Este pacote de ferramentas criado por Boeing (2016) permite a aquisição, análise e visualização dos dados do Projeto *OSM* em forma de grafos, de forma rápida, automática e consistente. Além disso, a *OSMnx* foi escrita em linguagem *Python* e disponibilizada de forma gratuita com código aberto. Outro aspecto está no suporte oferecido pela comunidade que é ampliado devido à integração da biblioteca *OSMnx* com outras criadas há mais tempo. Como o objeto de estudo deste trabalho foi redes viárias urbanas, as funções da biblioteca descritas neste trabalho focaram na extração destas informações. Outra vantagem desta ferramenta foi a facilitação da manipulação dos grafos, como por exemplo a geração das versões direcionadas, não direcionadas e conexas.

Os dados obtidos por informações geográficas voluntárias foram comparados com os do estudo de Lima, Silva e Van der Waerden realizado em 2003, antes do surgimento do *OpenStreetMap*. A comparação foi realizada sobre os cálculos de uma métrica de acessibilidade global por separação espacial para 8 cidades brasileiras e 3 estrangeiras, com o intuito de verificar a proximidade dos exemplos nacionais em relação aos modelos norte-americanos e europeu. Além da fonte de dados, outra distinção estava nas ferramentas de análise de rede utilizadas. Enquanto este trabalho utilizou as bibliotecas *OSMnx* e *Networkx*, aquele utilizou um software de Sistemas de Informações Geográficas.

As malhas viárias extraídas do *OSM* foram modeladas em forma de grafos primais, não direcionados, não planares e simplificados. Em todos os casos, os grafos gerados continham mais nós dos que as malhas do estudo de referência (47%), o que indicou um maior detalhamento do sistema e/ou uma consequência do crescimento das redes. Parte deste aumento na quantidade de elementos também ocorreu devido à delimitação da área utilizada no trabalho de 2003, que foi limitado à mancha urbana. Em 9 das 11 cidades foi detectado um aumento médio de 29% do índice de acessibilidade global (E), uma sugestão de que ocorreu o fenômeno de “espalhamento” nestes casos. Uma das exceções foi a cidade de Bauru que, apesar de manter a quantidade de nós quase constante em relação ao estudo de 2003, apresentou uma diminuição

no índice E que pode ter sido efeito da expansão das ligações internas da rede. A representante europeia Eindhoven foi a outra cidade com comportamento destoante, apresentou um crescimento de 22% na quantidade de nós em face de um aumento de somente 6% do índice E. Uma explicação para esta situação estaria no aumento da compacidade da rede em detrimento da expansão que pode ter ocorrido devido a uma maior densidade populacional na cidade europeia, em relação aos outros casos avaliados

Lima, Silva e Van der Waerden (2003) compararam os índices de acessibilidade global das redes reais com os calculados para redes fictícias circulares, adotadas como modelos ideais de compacidade. Os resultados desta parte mostraram que as cidades brasileiras avaliadas continuam em um patamar intermediário de compacidade entre os “padrões” europeu e norte-americanos. Desta forma, foi possível utilizar os dados do *OSM* para avaliar os mesmos parâmetros do trabalho de 2003. Após esta etapa, a pesquisa foi direcionada para a exploração da base de dados para cidades brasileiras, o que resultou em um banco de dados com 306 elementos.

O banco de dados gerado neste trabalho buscou retratar a variação do comportamento das cidades brasileiras em termos de configuração do sistema viário. Apesar de representar somente 5,5% dos municípios do país, os componentes do banco de dados concentram 56% da população nacional. Dificuldades de obtenção de dados foram detectadas em três cidades com porte médio (Campo Largo-PR, Ourinhos-SP e Tailândia-PA) e uma metrópole (Brasília – DF). As configurações das malhas viárias urbanas brasileiras foram caracterizadas por métricas topológicas e topo-geométricas. Com isso, as variáveis não ficaram restritas à representação da estrutura física do sistema viário, mas envolveram também aspectos comportamentais definidos por limitações do movimento na rede.

As análises deste trabalho trataram cada parâmetro de forma isolada e conjunta. As primeiras métricas avaliadas foram o indicador orgânico, o índice de cruzamento e o grau dos nós que medem a conectividade topológica da rede. Para exemplificar as informações que estes valores podem fornecer, foram analisados os casos pontuais que apresentaram o maior equilíbrio e a maior discrepância entre I_o e I_c . Como complementação desta avaliação, os valores médios de centralidade de intermediação (B_i) foram avaliados para as mesmas cidades. Apesar do baixo valor dos coeficientes de correlação de Pearson entre I_o e I_c com B_i , as distribuições de frequência e espacial da métrica a nível local mostraram diferença entre as configurações viárias das duas cidades (Dourados e Petrópolis) em termos de conectividade e resiliência da rede. A rede com maior proporção de nós com grau 1 e 3, característicos de entroncamentos e ruas sem saída, apresentou maior heterogeneidade de distribuição dos caminhos mínimos na

malha formada por estes vértices. Esta característica foi utilizada no Plano de Mobilidade de Manaus para identificar desvios de rotas que sobrecarregavam trechos de eixos viários com fluxos desnecessários (MANAUS, 2015).

As análises das métricas topo-geométricas iniciaram com as medidas de densidade de elementos dos grafos dentro da área delimitada pelo IBGE para cada município. Nesta ocasião foram demonstradas as razões das discrepâncias entre Altamira e São Caetano do Sul, representantes de regiões distintas do país. Altamira, no estado do Pará, uma das maiores cidades brasileiras, apresentou a menor densidade de segmentos de rua por quilômetro quadrado devido a existência de grandes reservas ambientais em seu território. Já na região metropolitana de São Paulo, está São Caetano do Sul, com a maior densidade de interseções por área, resultado da intensa urbanização a qual a cidade foi sujeita.

São Caetano do Sul também foi a cidade com menor índice de acessibilidade global, média da acessibilidade local, que é a distância de um nó para todos os outros nós da rede. O coeficiente de correlação entre as densidades dos elementos e o índice de acessibilidade global também foi baixo (-0,205), o que levou à análise da distribuição espacial da acessibilidade local dos nós. Como comparação, também foi avaliada a cidade com maior índice de acessibilidade global, Barreiras na Bahia. Esta posição foi justificada pela existência de rede conectando os extremos do limite deste município que abarca uma área de mais de 7 mil km². Na verificação do comportamento do índice de acessibilidade global, foi possível perceber que Barreiras, junto com Porto Seguro e Porto Velho foram elementos atípicos dentro do banco de dados, pois cerca de 98% das cidades avaliadas apresentaram índice de acessibilidade global abaixo de 20 km.

A maior correlação da acessibilidade global ocorreu em relação ao comprimento médio das arestas, parâmetro indicativo do tamanho dos quarteirões. Esta medida variou de 76,18 até 493,91 metros. Segundo Hajrasouliha e Yin (2015) arestas com valores baixos de comprimento médio e organizadas em forma de grade estimulam o aumento de caminhadas e de viagens por motivos não laborais. A forma da malha também foi avaliada quanto à eficiência de integração entre os nós com os parâmetros de grau de rotas indiretas e entropia de orientação.

A orientação das ruas foi avaliada pela entropia de orientação associada ao histograma polar e permitiu a divisão das cidades em dois grupos com padrões distintos. O grupo 1 reuniu cidades com H_0 menor que 3,5, que demonstraram predominância de ruas ortogonais entre si o que caracterizou uma forma de grade. O grupo 2, representado por cerca de 55% do banco de dados, apresentou valores de H_0 maiores que 3,5 e malhas compostas por diferentes tipos de

ordenamento, o que podem ser indicativos de falta ou descontinuidade de um planejamento da expansão urbana. Como afirmou Medeiros, (2006), as malhas viárias das cidades brasileiras, mesmo quando apresentam certo grau de planejamento e regulação, são compostas de variadas grelhas sem uma articulação efetiva. Com a separação das cidades nos dois grupos, foi possível corroborar a hipótese de Boeing (2019) de que cidades com malhas mais regulares apresentam maior conectividade em termos de grau dos nós e índice de cruzamentos e menos perda de eficiência em rotas indiretas .

As sugestões para os trabalhos futuros podem ser divididas de acordo com os resultados apresentados nos capítulos 4 e 5. A continuidade da verificação da qualidade dos dados de mapas colaborativos pode avaliar a adoção de outras formas de malha viária como padrão ideal de compacidade. No trabalho de Lima, Silva e Van der Waerden (2003), foi adotado o padrão circular com quadras de 100 x 100 metros. Com as técnicas atuais, é possível testar outros tamanhos de quadra para o mesmo padrão ou verificar outros padrões, como o radial por exemplo. Outra recomendação no contexto desse trabalho é computar a acessibilidade e a compacidade das porções urbanas e rurais das malhas viárias, de forma separada. Essa análise pode fornecer informações sobre a velocidade e a dimensão do espalhamento da mancha urbana. Além disso, devido ao alcance da plataforma de mapa colaborativo e à praticidade das ferramentas utilizadas no método deste trabalho, é possível reproduzir o estudo de forma a produzir uma série histórica de dados.

Em relação ao banco de dados de municípios brasileiros, a primeira sugestão para trabalhos futuros é a exploração do potencial dos dados em uma identificação de padrões viários. Esta identificação pode guiar os planejadores para adotarem ações urbanísticas que foram aplicadas em sistemas viários semelhantes. Outra recomendação é a composição de métricas, como a entropia de orientação, de forma ponderada por quantidade de arestas. Esse estudo pode ser feito com o intuito de comparar as cidades com outras do mesmo tamanho. O tamanho do banco de dados também pode ser ampliado tanto na quantidade de cidades quanto na de variáveis, com o uso das ferramentas apresentadas. Uma outra sugestão, decorrente da teoria do movimento natural da sintaxe espacial é utilizar o banco de dados para fomentar pesquisas como foco em redes urbanas e análises espaço-temporal, adicionando informações como volume de tráfego.

REFERÊNCIAS

ALBERT, R.; BARABÁSI, A.-L. Statistical mechanics of complex networks. **Reviews of Modern Physics**, v. 74, n. 1, p. 47–97, 30 jan. 2002.

ALLEN, W. B.; LIU, D.; SINGER, S. Accessibility measures of U.S. metropolitan areas. **Transportation Research Part B: Methodological**, v. 27, n. 6, p. 439–449, dez. 1993.

ARSANJANI, J. J. et al. **OpenStreetMap in GIScience**. Cham: Springer International Publishing, 2015. (Lecture Notes in Geoinformation and Cartography).

BARRON, C.; NEIS, P.; ZIPF, A. A Comprehensive Framework for Intrinsic OpenStreetMap Quality Analysis. **Transactions in GIS**, v. 18, n. 6, p. 877–895, dez. 2014.

BHAT, C. et al. Development of Urban Accessibility Index: Literature Review. **Centro de Pesquisa em Transportes, Universidade do Texas**, 2000.

BOEING, G. A multi-scale analysis of 27,000 urban street networks: Every US city, town, urbanized area, and Zillow neighborhood. **Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science**, 8 ago. 2018a.

_____. **Documentação da biblioteca OSMnx**. Disponível em: <<https://osmnx.readthedocs.io/en/stable/>>, 2016.

_____. OSMnx: New methods for acquiring, constructing, analyzing, and visualizing complex street networks. **Computers, Environment and Urban Systems**, v. 65, p. 126–139, set. 2017.

_____. Planarity and street network representation in urban form analysis. **Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science**, n. Novembro, 2018b. Disponível em: <<http://journals.sagepub.com/doi/10.1177/2399808318802941>>.

_____. Urban Spatial Order: Street Network Orientation, Configuration, and Entropy. **SSRN Electronic Journal**, p. 1–20, fev. 2019.

BONDY, J. A.; MURTY, U. S. R. **Graph Theory with Applications**. Londres: Macmillan, 1976. v. 290.

BRASIL. **Decreto-lei nº 243, de 28 de fevereiro de 1967. Fixa as Diretrizes e Bases da Cartografi Brasileira e dá outras providências**. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/Decreto-Lei/1965-1988/De10243.htm>.

BRAVO, J. V. M. et al. A Compatibilidade dos metadados disponíveis em sistemas VGI com perfil de metadados empregado na Infraestrutura Nacional de Dados Espacial do Brasil (INDE-BR). **Boletim de Ciências Geodésicas**, v. 21, n. 3, p. 465–483, set. 2015.

BUHL, J. et al. Topological patterns in street networks of self-organized urban settlements. **European Physical Journal B**, v. 49, n. 4, p. 513–522, 2006.

CAMBOIM, S.; BRAVO, J.; SLUTER, C. An Investigation into the Completeness of, and the Updates to, OpenStreetMap Data in a Heterogeneous Area in Brazil. **ISPRS International Journal of Geo-Information**, v. 4, n. 3, p. 1366–1388, 2015.

CARDILLO, A. et al. Structural properties of planar graphs of urban street patterns. **Physical Review E**, v. 73, n. 6, p. 066107, jun. 2006.

CHAPOLA, R. O que é o plano nacional de logística. E do que precisa para funcionar. **Nexo Jornal**, jul. 2018. Disponível em: <<https://www.nexojornal.com.br/expresso/2018/07/07/O-que-é-o-plano-nacional-de-logística.-E-do-que-precisa-para-funcionar>>.

COSTA, L. da F. et al. Analyzing and modeling real-world phenomena with complex networks: a survey of applications. **Advances in Physics**, v. 60, n. 3, p. 329–412, jun. 2011. Disponível em: <<http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00018732.2011.572452>>.

COURTAT, T.; GLOAGUEN, C.; DOUADY, S. Mathematics and morphogenesis of cities: A geometrical approach. **Physical Review E**, v. 83, n. 3, 11 mar. 2011.

CRUCITTI, P.; LATORA, V.; PORTA, S. Centrality in networks of urban streets. **Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science**, v. 16, n. 1, mar. 2006.

DINGIL, A. E. et al. Transport indicator analysis and comparison of 151 urban areas, based on open source data. **European Transport Research Review**, v. 10, n. 2, p. 58, jun. 2018.

DUPUY, G.; STRANSKY, V. Cities and highway networks in Europe. **Journal of Transport Geography**, v. 4, n. 2, p. 107–121, jun. 1996.

EPL, Empresa de Planejamento e Logística S.A. **Rede Georreferenciada**. Disponível em: <<https://www.epl.gov.br/rede-georeferenciada>>.

FOUNDATION, O. **OpenStreetMap Foundation**. Disponível em: <https://wiki.osmfoundation.org/wiki/Main_Page>.

FOUNDATION, P. S. **Python Package Index - PyPi**. Disponível em: <<https://pypi.org/>>.

_____. **The Python Tutorial**. Disponível em: <<https://docs.python.org/3/tutorial/>>.

GERVASONI, L. et al. Calculating spatial urban sprawl indices using open data. 2017, Adelaide, Austrália, 2017.

GOODCHILD, M. F. Editorial: Citizens as Voluntary Sensors: Spatial Data Infrastructure in the World of Web 2.0. **International Journal of Spatial Data Infrastructures Research**, v. 2, p. 24–32, 2007.

HAGBERG, A. A.; SCHULT, D. A.; SWART, P. J. Exploring network structure, dynamics, and function using NetworkX. 2008, Pasadena, CA USA: [s.n.], 2008. p. 11–15.

HAJRASOULIHA, A.; YIN, L. The impact of street network connectivity on pedestrian volume. **Urban Studies**, v. 52, n. 13, p. 2483–2497, out. 2015.

HAKLAY, M. How good is volunteered geographical information? A comparative study of OpenStreetMap and ordnance survey datasets. **Environment and Planning B: Planning and Design**, v. 37, n. 4, p. 682–703, 2010.

HARRIS, J.; HIRST, J. L.; MOSSINGHOFF, M. **Combinatorics and Graph Theory**. New York, NY: Springer New York, 2008. v. 82. (Undergraduate Texts in Mathematics).

HILLIER, B. et al. Natural movement: or, configuration and attraction in urban pedestrian movement. **Environment and Planning B: Planning and Design**, v. 20, p. 29–66, 1993.

HILLIER, B.; HANSON, J. **The social logic of space**. New York: Cambridge University Press, 1984.

HIRATA, E. et al. Mapeamento dinâmico e colaborativo de alagamentos na cidade de São Paulo. **Boletim de Ciências Geodésicas**, v. 19, n. 4, p. 602–623, dez. 2013.

HOFER, C.; JÄGER, G.; FÜLLSACK, M. Large scale simulation of CO2 emissions caused by urban car traffic: An agent-based network approach. **Journal of Cleaner Production**, v. 183, n. February, p. 1–10, maio 2018.

HUNTER, J. D. Matplotlib: A 2D Graphics Environment. **Computing in Science & Engineering**, v. 9, n. 3, p. 90–95, 2007.

IBGE. **Área dos Municípios**., 2017a. Disponível em:

<ftp://geofpt.ibge.gov.br/.../AR_BR_RG_UF_MES_MIC_MUN_2017.xls>.

_____. **Estimativa de população de 2017.**, 2017b. Disponível em: <ftp://ftp.ibge.gov.br/Estimativas_de...2017/estimativa_dou_2017.pdf>.

_____. **Produção Agrícola Municipal - Culturas temporárias e permanentes.** . Rio de Janeiro, 2016. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/.../agricultura.../9117-producao-agricola-municipal-culturas-temporarias-e-permanentes.html>>.

_____. **Uso da terra no Estado do Pará: relatório técnico**, 2013. Disponível em: <<https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv95892.pdf>>.

LIMA, R. da S. et al. Mapeamento Colaborativo: uma alternativa para obtenção de mapas digitais para aplicações em transportes. **ENGEVISTA**, v. 12, n. 1, p. 10–21, 2010.

_____. Promoting More Efficient Use of Urban Areas in Developing Countries: An Alternative. **Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board**, v. 1726, n. 1, p. 8–15, jan. 2000.

LIMA, R. da S.; SILVA, A. N. R. da; VAN DER WAERDEN, P. Espalhamento urbano: mito ou realidade no Brasil? O caso das cidades médias. **Revista dos Transportes Públicos**, v. 98, p. 31–46, 2003.

LIPSCHUTZ, S.; LIPSON, M. **Teorias e problemas de matemática discreta**. 2^a ed. Porto Alegre: Bookman, 2004.

MANAUS. **Plano de mobilidade urbana de Manaus 2015.** . Prefeitura de Manaus:, 2015. Disponível em:

<www2.manaus.am.gov.br/docs/portal/secretarias/smtu/PlanMobManaus.pdf>.

MARCHETTI, S. et al. Small Area Model-Based Estimators Using Big Data Sources. **Journal of Official Statistics**. v. 31, n. 2, p. 263–281, 2015.

MARSHALL, S. et al. Street Network Studies: from Networks to Models and their Representations. **Networks and Spatial Economics**, nov. 2018.

MCKINNEY, W. Data Structures for Statistical Computing in Python. 2010. **Proceedings of the 9th Python in Science Conference**. Disponível em: <<https://conference.scipy.org/proceedings/scipy2010/pdfs/mckinney.pdf>>.

MEDEIROS, V. A. S. de. **Urbis Brasiliae ou sobre cidades do Brasil: inserindo assentamentos urbanos do país em investigações configuracionais comparativas**. 2006. 520

f. Tese (Doutorado) - Faculdade de Arquitetura e Urbanismo, Universidade de Brasília, 2006.

NEIS, P.; ZIELSTRA, D. Recent Developments and Future Trends in Volunteered Geographic Information Research: The Case of OpenStreetMap. **Future Internet**, v. 6, n. 1, p. 76–106, jan. 2014.

NEWMAN, M. E. J. The Structure and Function of Complex Networks. **SIAM Review**, v. 45, n. 2, p. 167–256, jan. 2003.

NOMINATIM. **Nominatim**. Disponível em: <<https://nominatim.openstreetmap.org/>>.

OLIPHANT, T. E. Python for Scientific Computing. **Computing in Science & Engineering**, v. 9, n. 3, p. 10–20, 2007.

OORT, P. van. **Spatial Data quality: from description to application**. Rotterdam: Optima, 2006. Disponível em:

<https://www.researchgate.net/publication/40115183_Spatial_data_quality_from_description_to_application>.

OPENSTREETMAP WIKI. **API OSM v0.6**. Disponível em: <https://wiki.openstreetmap.org/wiki/API_v0.6>, 2018a.

_____. **Editor ID**. Disponível em: <<https://wiki.openstreetmap.org/wiki/ID>>, 2018b

_____. **Guia do iniciante**. Disponível em: <https://wiki.openstreetmap.org/wiki/Pt-br:Beginners%27_guide>, 2018c.

PENN, A. et al. Configurational modelling of urban movement networks. **Environment and Planning B: Planning and Design**, v. 25, p. 59–84, 1998.

PEREIRA, R. H. M. et al. O uso da Sintaxe Espacial na Análise do Desempenho do Transporte Urbano: Limites e Potencialidades. **Ipea**, n. 1415–4765, p. 56, 2011.

PORTA, S.; CRUCITTI, P.; LATORA, V. The network analysis of urban streets: A dual approach. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 369, n. 2, p. 853–866, set. 2006a. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378437106001282>>.

_____. The network analysis of urban streets: A primal approach. **Environment and Planning B: Planning and Design**, v. 33, n. 5, p. 705–725, 2006b.

SAMPAIO, J. C. V. **Passeios de Euler E As Pontes De Königsberg**. Disponível em:

< <https://www.dm.ufscar.br/profs/sampaio/PasseiosdeEuler.pdf>>, 2002.

SEVERANCE, C. **Python para Informática - Explorando a Informação**. [S.l: s.n.], 2009.

SHANNON, C. E. A Mathematical Theory of Communication. **The Bell System Technical Journal**, v. 27, n. April 1928, p. 379–423, 1948.

SHARIFI, A. Resilient urban forms: A review of literature on streets and street networks. **Building and Environment**, v. 147, n. July 2018, p. 171–187, jan. 2019.

SOARES, A. J. **Análise de autocorrelação em redes aplicada ao caso de acidentes urbanos de trânsito**. 138 f. Dissertação (Mestrado) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, 2007.

SOUSA, M. T. R. de; BRAGA, R. As influências do efeito de barreira na dinâmica das cidades: o caso da cidade de Rio ClaroSP. **Geografia Ensino & Pesquisa**, p. 53–70, 2011.

SZWOCH, G. Combining Road Network Data from OpenStreetMap with an Authoritative Database. **Journal of Transportation Engineering, Part A: Systems**, v. 145, n. 2, fev. 2019.

TURNER, B. A. J. **Introduction to Neogeography Introduction to Neogeography**. [S.l: s.n.], 2006. Disponível em:

<https://www.researchgate.net/publication/228386176_Introduction_to_Neogeography>.

WIKI, O. **Fontes oficiais de dados livres para uso no OSM**. Disponível em: <https://wiki.openstreetmap.org/wiki/Pt:Brazilian_data_sources>.

APÊNDICE A – BANCO DE DADOS DE MÉTRICAS TOPOLÓGICAS E TOPO-GEOMÉTRICAS

Tabela 27 – Banco de dados de métricas topológicas e topo-geométricas

Cidade/Estado	Área [km²]	Nós	Arestas	População	I_o	I_c	L	Bi	K	H_o	A	C	N/km²	m/km²
Abaetetuba/PA	1610,404	1284	1903	153380	0,663	0,337	213,704	0,018	2,964	3,487	4,805	1,047	0,797	249,992
Açailândia/MA	5806,439	3189	5106	111339	0,621	0,379	135,446	0,012	3,202	3,382	9,399	1,040	0,549	118,304
Águas Lindas de Goiás/GO	188,385	4353	6595	195810	0,739	0,261	136,375	0,009	3,030	3,492	6,583	1,031	23,107	4806,993
Alagoinhas/BA	707,558	2903	4188	155979	0,863	0,137	149,519	0,010	2,885	3,561	5,358	1,069	4,103	874,295
Almirante Tamandaré/PR	194,744	2420	3233	115364	0,811	0,189	165,691	0,012	2,672	3,548	6,973	1,092	12,427	2727,100
Altamira/PA	159533,328	3684	5770	111435	0,729	0,271	123,385	0,010	3,132	3,444	5,883	1,037	0,023	4,390
Alvorada/RS	71,311	2726	4097	208177	0,742	0,258	124,438	0,012	3,006	3,459	4,278	1,025	38,227	7085,172
Americana/SP	133,912	6548	10317	233868	0,677	0,323	104,685	0,007	3,151	3,524	6,804	1,027	48,898	8036,912
Ananindeua/PA	190,451	7999	11349	516057	0,793	0,207	94,261	0,007	2,838	3,406	6,042	1,032	42,000	5650,260
Anápolis/GO	933,156	11261	17603	375142	0,736	0,264	120,028	0,004	3,126	3,567	8,426	1,034	12,068	2278,669
Angra dos Reis/RJ	825,082	4010	5014	194619	0,902	0,098	136,909	0,024	2,501	3,531	26,553	1,142	4,860	812,583
Aparecida de Goiânia/GO	278,539	15062	24631	542090	0,661	0,339	109,570	0,005	3,271	3,545	9,293	1,018	54,075	9701,381
Apucarana/PR	558,389	3892	6018	132691	0,667	0,333	175,684	0,008	3,092	3,513	6,813	1,066	6,970	1873,643
Aracaju/SE	181,857	10706	16096	650106	0,805	0,195	94,278	0,006	3,007	3,431	9,816	1,035	58,870	8442,487
Araçatuba/SP	1167,126	6355	10573	194874	0,581	0,419	124,721	0,006	3,328	3,414	6,694	1,025	5,445	1113,447
Araguaína/TO	4000,416	6675	10857	175960	0,602	0,398	148,564	0,007	3,253	3,521	8,238	1,051	1,669	401,913
Araguari/MG	2729,508	4031	6514	117445	0,626	0,374	165,432	0,010	3,232	3,403	7,621	1,071	1,477	388,319
Arapiraca/AL	345,655	6779	10134	234185	0,785	0,215	128,074	0,006	2,990	3,525	7,157	1,043	19,612	3728,183
Arapongas/PR	382,215	3682	5651	118477	0,697	0,303	142,825	0,009	3,070	3,442	5,772	1,040	9,633	2101,880
Araraquara/SP	1003,625	8118	13064	230770	0,613	0,387	130,986	0,006	3,219	3,476	7,124	1,035	8,089	1659,283
Araras/SP	644,831	4390	6737	131282	0,800	0,200	132,005	0,009	3,069	3,530	5,291	1,057	6,808	1367,523
Araruama/RJ	638,480	5782	8180	126742	0,840	0,160	140,271	0,008	2,829	3,460	8,518	1,047	9,056	1779,704
Araucária/PR	469,240	3291	4825	137452	0,712	0,288	216,644	0,011	2,932	3,495	7,624	1,083	7,013	2170,614
Araxá/MG	1164,062	4348	6699	104283	0,756	0,244	143,661	0,009	3,081	3,542	5,887	1,087	3,735	802,744

continua

Cidade/Estado	Área [km²]	Nós	Arestas	População	I_o	I_c	L	Bi	K	H_o	A	C	N/km²	m/km²
Ariquemes/RO	4426,571	3001	4670	107345	0,716	0,284	183,603	0,011	3,112	2,639	4,388	1,035	0,678	178,525
Assis/SP	460,609	3629	5973	102924	0,592	0,408	154,325	0,009	3,292	3,372	4,612	1,051	7,879	1981,365
Atibaia/SP	478,521	5030	7079	139683	0,841	0,159	183,272	0,008	2,815	3,570	9,771	1,102	10,512	2667,531
Bacabal/MA	1683,073	1970	2964	103359	0,705	0,295	178,278	0,014	3,009	3,424	5,355	1,060	1,170	311,346
Bagé/RS	4093,582	2902	4610	122209	0,594	0,406	305,423	0,010	3,177	3,391	7,735	1,090	0,709	337,257
Balneário Camboriú/SC	46,244	2119	3012	135268	0,794	0,206	116,635	0,020	2,843	3,268	4,608	1,040	45,822	7430,202
Barbacena/MG	759,186	3132	4331	136689	0,871	0,129	184,476	0,012	2,766	3,579	9,944	1,133	4,125	1060,078
Barcarena/PA	1310,588	1979	2991	121190	0,681	0,319	168,882	0,016	3,023	3,204	9,000	1,032	1,510	384,406
Barra Mansa/RJ	547,133	3270	4148	179451	0,917	0,083	185,419	0,014	2,537	3,568	11,437	1,149	5,977	1396,704
Barreiras/BA	7861,762	9719	14841	157638	0,766	0,234	493,909	0,007	3,054	3,503	67,878	1,089	1,236	919,551
Barretos/SP	1566,161	4602	7564	120638	0,616	0,384	218,621	0,008	3,287	3,290	6,978	1,078	2,938	1006,184
Barueri/SP	65,701	3378	4888	267534	0,871	0,129	116,576	0,012	2,894	3,573	6,662	1,087	51,415	8727,917
Bauru/SP	667,684	10683	17598	371690	0,577	0,423	103,881	0,004	3,295	3,533	6,953	1,033	16,000	2777,455
Belém/PA	1059,458	12726	18546	1452275	0,796	0,204	102,605	0,006	2,915	3,425	11,010	1,038	12,012	1814,378
Belford Roxo/RJ	78,985	7255	10382	495783	0,835	0,165	98,253	0,007	2,862	3,561	5,514	1,043	91,853	12910,351
Belo Horizonte/MG	331,401	29120	45437	2523794	0,715	0,285	104,668	0,003	3,121	3,572	12,290	1,036	87,869	14410,016
Bento Gonçalves/RS	274,070	2769	3774	115069	0,804	0,196	197,066	0,012	2,726	3,056	6,125	1,176	10,103	2591,244
Betim/MG	343,856	8871	13047	427146	0,789	0,211	132,730	0,006	2,941	3,574	10,826	1,069	25,799	5077,648
Birigui/SP	530,031	4082	6779	120692	0,554	0,446	116,821	0,009	3,321	3,288	4,431	1,017	7,701	1486,920
Blumenau/SC	518,497	8841	10241	348513	0,941	0,059	150,623	0,009	2,317	3,509	11,336	1,097	17,051	2884,854
Boa Vista/RR	5687,037	9019	15256	332020	0,497	0,503	178,138	0,006	3,383	3,466	9,631	1,041	1,586	452,590
Botucatu/SP	1482,642	5879	9181	142546	0,664	0,336	180,778	0,007	3,123	3,515	10,781	1,082	3,965	1076,502
Bragança Paulista/SP	512,584	4743	6837	164163	0,815	0,185	168,410	0,008	2,883	3,556	8,122	1,084	9,253	2144,701
Bragança/PA	2091,930	1591	2362	124184	0,724	0,276	217,428	0,019	2,969	3,211	7,553	1,080	0,761	234,015
Brusque/SC	283,223	4868	5681	128818	0,933	0,067	128,735	0,012	2,334	3,427	7,945	1,086	17,188	2520,717
Cabo de Santo Agostinho/PE	448,735	3897	5396	204653	0,861	0,139	110,937	0,010	2,769	3,549	9,798	1,072	8,684	1437,696

continua

Cidade/Estado	Área [km²]	Nós	Arestas	População	I _o	I _c	L	Bi	K	H _o	A	C	N/km²	m/km²
Cabo Frio/RJ	413,645	3881	5280	216030	0,833	0,167	116,537	0,013	2,721	3,160	7,912	1,035	9,382	1485,092
Cachoeirinha/RS	44,018	2344	3594	127318	0,719	0,281	105,104	0,012	3,067	3,454	3,960	1,026	53,251	8669,797
Cachoeiro de Itapemirim/ES	864,583	3599	4991	211649	0,881	0,119	195,886	0,010	2,774	3,573	9,870	1,139	4,163	1108,473
Camaçari/BA	784,658	7755	10519	296893	0,878	0,122	140,391	0,007	2,713	3,551	19,760	1,078	9,883	1914,469
Camaragibe/PE	51,257	3418	4677	156361	0,857	0,143	103,282	0,013	2,737	3,522	5,860	1,062	66,684	9353,611
Cambé/PR	495,375	2980	4425	105347	0,733	0,267	148,622	0,012	2,970	3,485	5,387	1,051	6,016	1306,227
Cametá/PA	3081,367	734	1119	134100	0,684	0,316	191,256	0,029	3,049	3,389	6,391	1,060	0,238	69,036
Campina Grande/PB	593,026	8639	13159	410332	0,757	0,243	105,694	0,006	3,046	3,477	6,970	1,034	14,568	2330,986
Campinas/SP	794,571	26937	40800	1182429	0,774	0,226	111,293	0,002	3,029	3,577	13,580	1,048	33,901	5785,715
Campo Grande/MS	8092,951	25279	41825	874210	0,602	0,398	128,084	0,003	3,309	3,523	12,450	1,032	3,124	652,059
Campos dos Goytacazes/RJ	4032,435	9948	14535	490288	0,794	0,206	195,014	0,006	2,922	3,527	22,391	1,089	2,467	681,200
Canoas/RS	131,096	5366	8143	343853	0,721	0,279	122,181	0,007	3,035	3,063	6,216	1,027	40,932	7657,176
Caraguatatuba/SP	484,947	5173	7493	116786	0,754	0,246	111,178	0,013	2,897	3,511	9,580	1,070	10,667	1704,676
Carapicuíba/SP	34,546	3544	4874	396587	0,901	0,099	100,580	0,011	2,751	3,557	3,877	1,071	102,588	14075,078
Cariacica/ES	279,718	7600	11291	387368	0,806	0,194	113,503	0,007	2,971	3,573	7,444	1,069	27,170	4570,033
Caruaru/PE	920,610	9308	14055	356128	0,759	0,241	103,374	0,005	3,020	3,387	8,567	1,045	10,111	1625,678
Cascavel/PR	2100,831	8070	13024	319608	0,551	0,449	173,334	0,005	3,228	3,498	9,948	1,058	3,841	1049,521
Castanhal/PA	1028,889	4772	7629	195253	0,623	0,377	128,514	0,008	3,197	2,557	6,259	1,031	4,638	953,970
Catalão/GO	3821,463	5063	8344	102393	0,586	0,414	187,078	0,007	3,296	3,473	10,163	1,074	1,325	388,470
Catanduva/SP	290,596	4277	7029	120691	0,616	0,384	109,684	0,008	3,287	3,541	4,358	1,030	14,718	2620,599
Caucaia/CE	1228,506	7707	11366	362223	0,759	0,241	156,044	0,007	2,950	3,425	14,022	1,054	6,273	1450,319
Caxias do Sul/RS	5196,769	11765	16473	162657	0,803	0,197	182,951	0,004	2,800	3,082	11,791	1,116	2,264	555,895
Caxias/MA	5196,769	3353	5116	483377	0,742	0,258	204,843	0,011	3,052	3,542	8,482	1,075	0,645	195,229
Chapecó/SC	626,060	6041	9401	213279	0,613	0,387	165,180	0,007	3,112	3,256	7,819	1,102	9,649	2371,718
Codó/MA	4361,344	1745	2703	120810	0,704	0,296	280,048	0,018	3,098	3,454	9,901	1,090	0,400	169,889
Colatina/ES	1416,804	3353	4746	124525	0,832	0,168	200,243	0,012	2,831	3,563	9,930	1,158	2,367	629,433

continua

Cidade/Estado	Área [km²]	Nós	Arestas	População	I_o	I_c	L	Bi	K	H_o	A	C	N/km²	m/km²
Colombo/PR	197,793	4813	6745	237402	0,747	0,253	134,408	0,008	2,803	3,512	7,539	1,054	24,334	4576,821
Conselheiro Lafaiete/MG	370,246	3713	5392	127369	0,784	0,216	137,314	0,009	2,904	3,562	5,213	1,081	10,028	1967,769
Contagem/MG	195,045	9259	13902	658580	0,773	0,227	118,442	0,006	3,003	3,567	10,232	1,042	47,471	8456,331
Coronel Fabriciano/MG	221,252	2026	2944	110326	0,767	0,233	136,676	0,019	2,906	3,551	5,854	1,117	9,157	1763,880
Corumbá/MS	64721,719	1806	2780	109899	0,636	0,364	181,636	0,014	3,079	2,479	4,788	1,045	0,028	7,741
Cotia/SP	323,994	4042	5192	237750	0,931	0,069	148,305	0,012	2,569	3,578	9,380	1,115	12,476	2321,685
Crato/CE	1176,467	3210	4593	130604	0,753	0,247	143,246	0,011	2,862	3,504	7,635	1,056	2,729	551,051
Criciúma/SC	235,701	7471	10597	211369	0,769	0,231	117,318	0,007	2,837	3,142	8,065	1,037	31,697	5247,073
Cubatão/SP	142,879	1619	2335	128748	0,788	0,212	106,182	0,018	2,884	3,498	4,993	1,065	11,331	1901,104
Cuiabá/MT	3293,537	16643	25306	590118	0,769	0,231	125,860	0,004	3,041	3,520	11,533	1,063	5,053	964,107
Curitiba/PR	435,036	31353	46469	1908359	0,712	0,288	106,829	0,002	2,964	3,543	12,330	1,029	72,070	11481,637
Diadema/SP	30,732	3493	5018	417869	0,861	0,139	94,323	0,010	2,873	3,566	4,154	1,063	113,660	15344,693
Divinópolis/MG	708,115	7953	12641	234937	0,542	0,458	143,178	0,007	3,179	3,500	9,192	1,061	11,231	2523,882
Dourados/MS	4086,237	8117	13543	218069	0,500	0,500	158,085	0,005	3,337	2,945	9,574	1,039	1,986	505,286
Duque de Caxias/RJ	467,271	13101	18843	890997	0,781	0,219	118,785	0,004	2,877	3,559	13,096	1,043	28,037	4885,515
Embu das Artes/SP	70,398	2444	3337	267054	0,928	0,072	137,736	0,014	2,731	3,574	6,123	1,105	34,717	6480,880
Erechim/RS	430,668	3340	5005	103437	0,674	0,326	138,539	0,009	2,997	3,246	4,530	1,067	7,755	1519,139
Eunápolis/BA	1425,968	3110	4893	115290	0,684	0,316	114,060	0,011	3,147	3,254	6,148	1,054	2,181	384,969
Feira de Santana/BA	1304,425	12948	18697	627477	0,834	0,166	117,223	0,004	2,888	3,511	7,753	1,047	9,926	1691,221
Ferraz de Vasconcelos/SP	29,564	1947	2659	188868	0,884	0,116	107,031	0,014	2,733	3,563	3,448	1,053	65,857	9584,711
Florianópolis/SC	675,409	10045	12734	485838	0,878	0,122	133,610	0,009	2,535	3,528	20,294	1,047	14,872	2490,599
Formosa/GO	5811,788	4480	7235	115789	0,658	0,342	190,538	0,009	3,230	3,497	10,858	1,098	0,771	225,990
Fortaleza/CE	314,930	33900	52818	2627482	0,692	0,308	88,931	0,003	3,116	3,399	11,133	1,024	107,643	15067,403
Foz do Iguaçu/PR	618,353	6928	10895	264044	0,644	0,356	129,205	0,006	3,145	3,176	7,537	1,033	11,204	2276,900
Franca/SP	605,679	9411	15121	347237	0,653	0,347	110,382	0,005	3,213	3,553	6,725	1,028	15,538	2706,394
Francisco Morato/SP	49,001	1867	2497	171602	0,943	0,057	146,248	0,016	2,675	3,576	4,485	1,118	38,101	7409,331

continua

Cidade/Estado	Área [km²]	Nós	Arestas	População	I_o	I_c	L	Bi	K	H_o	A	C	N/km²	m/km²
Franco da Rocha/SP	132,775	2155	2862	149502	0,922	0,078	166,842	0,020	2,656	3,576	6,435	1,131	16,230	3508,631
Garanhuns/PE	458,552	4111	6470	138642	0,692	0,308	124,044	0,009	3,148	3,526	5,918	1,052	8,965	1721,508
Goiânia/GO	728,841	35070	56136	1466105	0,736	0,264	107,138	0,003	3,200	3,571	13,050	1,042	48,117	8159,130
Governador Valadares/MG	2342,325	5861	9017	280901	0,745	0,255	142,659	0,008	3,077	3,546	11,648	1,099	2,502	532,685
Gravataí/RS	463,499	5206	7444	275146	0,771	0,229	159,838	0,008	2,860	3,573	8,702	1,052	11,232	2531,602
Guarapari/ES	591,815	4178	6012	123166	0,789	0,211	188,710	0,009	2,878	3,562	12,374	1,116	7,060	1876,253
Guarapuava/PR	3178,649	5443	8643	180364	0,614	0,386	207,502	0,008	3,176	3,487	11,476	1,107	1,712	524,902
Guaratinguetá/SP	752,636	3405	4889	120417	0,849	0,151	157,685	0,012	2,872	3,558	6,366	1,104	4,524	988,788
Guarujá/SP	144,794	5256	8201	315563	0,695	0,305	90,282	0,013	3,121	3,401	7,924	1,048	36,300	5125,976
Guarulhos/SP	318,675	14205	20622	1349113	0,839	0,161	109,859	0,004	2,903	3,563	10,633	1,050	44,575	7172,666
Hortolândia/SP	62,416	4332	6534	222186	0,753	0,247	104,630	0,010	3,017	3,568	5,703	1,026	69,405	10813,048
Ibirité/MG	72,573	2534	3556	177475	0,845	0,155	117,600	0,014	2,807	3,555	5,109	1,083	34,917	5737,737
Igarassu/PE	305,560	2813	3883	115398	0,840	0,160	144,716	0,012	2,761	3,491	6,316	1,075	9,206	1839,381
Iguatu/CE	1029,214	2535	3700	102614	0,750	0,250	164,461	0,013	2,919	3,292	7,883	1,074	2,463	577,895
Ilhéus/BA	1584,693	2473	3415	176341	0,815	0,185	193,990	0,020	2,763	3,506	13,111	1,125	1,561	408,334
Imperatriz/MA	1368,988	6446	9795	254569	0,685	0,315	113,544	0,007	3,039	3,434	7,337	1,036	4,709	805,158
Indaiatuba/SP	311,545	5333	8138	239602	0,698	0,302	139,525	0,008	3,052	3,449	6,507	1,055	17,118	3550,395
Ipatinga/MG	164,884	4176	6305	261203	0,800	0,200	117,288	0,010	3,020	3,554	5,810	1,068	25,327	4431,666
Itabira/MG	1253,704	3001	4332	119285	0,832	0,168	226,909	0,011	2,887	3,577	12,209	1,182	2,394	736,128
Itaboraí/RJ	430,590	6854	10089	232394	0,766	0,234	158,052	0,007	2,944	3,531	10,433	1,057	15,918	3781,879
Itabuna/BA	401,028	3571	5351	221046	0,746	0,254	98,175	0,010	2,997	3,547	4,257	1,054	8,905	1311,542
Itaguaí/RJ	273,368	2290	3418	122369	0,760	0,240	159,139	0,015	2,985	3,535	5,633	1,052	8,377	2003,108
Itajaí/SC	288,286	4316	6090	212615	0,763	0,237	141,022	0,011	2,822	3,154	7,434	1,051	14,971	2920,453
Itapecerica da Serra/SP	150,742	2353	3067	170927	0,924	0,076	169,338	0,015	2,606	3,575	8,719	1,113	15,609	3392,885
Itapetininga/SP	1789,350	4504	6835	160070	0,740	0,260	175,399	0,008	3,035	3,518	12,414	1,080	2,517	661,902
Itapevi/SP	82,658	2554	3517	229502	0,889	0,111	132,328	0,013	2,754	3,567	5,261	1,094	30,898	5594,808

continua

Cidade/Estado	Área [km²]	Nós	Arestas	População	I _o	I _c	L	Bi	K	H _o	A	C	N/km²	m/km²
Itapipoca/CE	1614,159	1883	2727	127465	0,771	0,229	254,150	0,014	2,896	3,314	15,301	1,082	1,167	421,268
Itaquaquacetuba/SP	82,622	4965	6822	360657	0,878	0,122	116,159	0,010	2,748	3,542	6,816	1,060	60,093	9628,285
Itatiba/SP	322,276	3408	4634	116503	0,883	0,117	145,553	0,012	2,719	3,574	7,721	1,078	10,575	2101,150
Ituiutaba/MG	2598,046	3786	6165	104526	0,605	0,395	281,464	0,009	3,257	3,336	8,725	1,102	1,457	613,719
Itumbiara/GO	2464,510	4065	6753	102513	0,611	0,389	106,988	0,010	3,323	3,343	4,668	1,027	1,649	299,618
Itu/SP	640,719	4431	6433	170157	0,836	0,164	168,547	0,009	2,904	3,555	9,785	1,102	6,916	1687,261
Jaboatão dos Guararapes/PE	258,694	8097	11193	695956	0,827	0,173	104,541	0,008	2,765	3,565	11,349	1,055	31,300	4604,378
Jacareí/SP	464,272	5417	7237	229851	0,865	0,135	147,780	0,008	2,672	3,548	7,973	1,093	11,668	2329,697
Jandira/SP	17,449	1351	1862	121492	0,880	0,120	108,268	0,022	2,756	3,569	3,296	1,076	77,426	11452,723
Japeri/RJ	81,697	1924	2733	101237	0,785	0,215	140,426	0,023	2,841	3,498	7,153	1,056	23,550	4726,744
Jaraguá do Sul/SC	529,447	5068	6128	170835	0,870	0,130	171,624	0,011	2,418	3,452	9,561	1,088	9,572	1912,324
Jaú/SP	687,103	4372	6970	146338	0,729	0,271	117,615	0,009	3,188	3,485	5,846	1,035	6,363	1196,227
Jequié/BA	2969,034	4443	6763	162209	0,764	0,236	134,617	0,008	3,044	3,479	6,731	1,066	1,496	304,473
Ji-Paraná/Parana	6896,649	3223	5133	132667	0,600	0,400	202,162	0,009	3,185	2,963	8,148	1,069	0,467	147,269
João Pessoa/PB	211,475	13312	20857	811598	0,761	0,239	98,810	0,005	3,134	3,480	8,635	1,030	62,948	9838,782
Joinville/SC	1126,106	12876	17412	577077	0,788	0,212	133,306	0,005	2,705	3,432	10,585	1,042	11,434	2051,682
Juazeiro do Norte/CE	248,832	7139	11415	270383	0,616	0,384	108,402	0,006	3,198	2,952	6,485	1,023	28,690	4968,840
Juazeiro/BA	6721,198	5674	8618	221773	0,781	0,219	170,865	0,007	3,038	3,477	14,355	1,058	0,844	213,476
Juiz de Fora/MG	1435,749	8432	11396	563769	0,880	0,120	181,113	0,007	2,703	3,574	14,488	1,152	5,873	1399,442
Jundiaí/SP	431,207	10197	14176	409497	0,857	0,143	131,763	0,005	2,780	3,572	9,913	1,082	23,648	4206,898
Lagarto/SE	968,921	2905	4289	104099	0,840	0,160	292,388	0,010	2,953	3,516	12,662	1,071	2,998	1270,843
Lages/SC	2631,504	5336	7897	158508	0,708	0,292	180,015	0,008	2,960	3,522	7,512	1,098	2,028	518,026
Lauro de Freitas/BA	57,664	2940	3977	197636	0,891	0,109	114,688	0,012	2,705	3,538	5,210	1,086	50,985	7946,245
Lavras/MG	564,744	3543	5175	102124	0,774	0,226	130,937	0,011	2,921	3,568	6,186	1,099	6,274	1218,978
Leme/SP	402,871	2724	4418	101184	0,629	0,371	125,635	0,011	3,244	3,549	4,359	1,029	6,761	1356,296
Limeira/SP	580,711	8018	12242	300911	0,746	0,254	126,063	0,007	3,054	3,549	7,226	1,057	13,807	2605,566
Linhares/ES	3496,559	4140	6383	169048	0,639	0,361	255,949	0,010	3,084	3,421	20,461	1,086	1,184	438,387

continua

Cidade/Estado	Área [km²]	Nós	Arestas	População	I _o	I _c	L	Bi	K	H _o	A	C	N/km²	m/km²
Londrina/PR	1652,569	13319	20728	558439	0,758	0,242	153,367	0,004	3,113	3,463	11,770	1,069	8,060	1835,905
Luziânia/GO	3961,100	8072	13106	199615	0,624	0,376	196,783	0,006	3,247	3,457	13,428	1,072	2,038	640,775
Macaé/RJ	1215,291	5848	8030	244139	0,863	0,137	161,307	0,009	2,746	3,458	14,049	1,126	4,812	1036,429
Macapá/AP	6503,458	6251	9471	474706	0,644	0,356	141,373	0,011	3,030	3,391	11,342	1,045	0,961	204,147
Maceió/AL	509,552	16173	22579	1029129	0,843	0,157	96,710	0,004	2,792	3,447	10,623	1,064	31,740	4292,173
Magé/RJ	393,914	4995	6844	237420	0,848	0,152	150,771	0,010	2,740	3,561	14,115	1,069	12,680	2648,956
Manaus/AM	11401,092	27582	39601	2130264	0,804	0,196	116,785	0,003	2,872	3,445	12,960	1,071	2,419	408,121
Marabá/PA	15128,058	5778	8813	271594	0,675	0,325	126,894	0,009	3,051	3,440	12,269	1,066	0,382	75,201
Maracanaú/CE	106,648	4550	7021	224804	0,725	0,275	107,385	0,010	3,086	3,356	6,236	1,025	42,664	7010,231
Maranguape/CE	590,873	1858	2642	126486	0,825	0,175	202,050	0,024	2,844	3,451	15,461	1,098	3,144	890,191
Maricá/RJ	361,995	6852	9955	153008	0,792	0,208	146,613	0,010	2,906	3,495	14,869	1,068	18,928	4003,559
Marília/SP	1170,515	7744	12076	235234	0,703	0,297	144,558	0,006	3,119	3,558	8,926	1,070	6,616	1448,084
Maringá/PR	487,052	9930	16249	406693	0,589	0,411	128,723	0,005	3,273	3,501	7,987	1,020	20,388	4254,637
Marituba/PA	103,343	1657	2342	127858	0,839	0,161	133,616	0,016	2,827	3,138	3,862	1,036	16,034	3051,831
Mauá/SP	61,909	3728	5337	462005	0,866	0,134	115,842	0,010	2,863	3,568	4,630	1,067	60,217	9822,222
Mesquita/RJ	41,490	1778	2650	171280	0,750	0,250	97,533	0,019	2,981	3,218	3,387	1,035	42,854	6217,573
Mogi das Cruzes/SP	712,541	8105	11810	433901	0,784	0,216	156,003	0,007	2,914	3,568	11,734	1,082	11,375	2523,857
Mogi Guaçu/SP	812,753	4404	6827	149396	0,770	0,230	125,789	0,010	3,100	3,541	6,459	1,038	5,419	1081,817
Montes Claros/MG	3568,941	10375	16317	402027	0,659	0,341	141,929	0,005	3,145	3,562	11,965	1,058	2,907	637,281
Mossoró/RN	2099,333	8888	13974	295619	0,695	0,305	132,039	0,006	3,144	3,048	9,862	1,026	4,234	850,346
Muriaé/MG	841,693	2334	3172	108537	0,904	0,096	183,234	0,014	2,718	3,562	8,433	1,131	2,773	673,596
Natal/RN	167,264	15478	23606	885180	0,796	0,204	86,191	0,005	3,050	3,394	10,779	1,030	92,536	12299,527
Nilópolis/RJ	19,393	1362	1858	158329	0,770	0,230	95,035	0,018	2,728	2,357	2,547	1,013	70,232	9110,226
Niterói/RJ	134,074	5613	7708	499028	0,834	0,166	128,132	0,011	2,746	3,562	9,354	1,102	41,865	7269,713
Nossa Senhora do Socorro/SE	155,018	3398	4990	181928	0,893	0,107	112,160	0,013	2,937	3,542	9,511	1,060	21,920	3713,829
Nova Friburgo/RJ	935,429	5134	6028	185381	0,950	0,050	253,372	0,012	2,349	3,574	21,128	1,248	5,488	1606,525
Nova Iguaçu/RJ	520,807	14782	20938	798647	0,828	0,172	109,420	0,006	2,833	3,565	12,136	1,038	28,383	4424,071

continua

Cidade/Estado	Área [km²]	Nós	Arestas	População	I _o	I _c	L	Bi	K	H _o	A	C	N/km²	m/km²
Novo Gama/GO	194,992	2286	3476	110096	0,746	0,254	140,589	0,017	3,041	3,485	6,626	1,039	11,724	2486,273
Novo Hamburgo/RS	223,821	5076	7684	249508	0,730	0,270	125,375	0,008	3,028	3,294	6,076	1,046	22,679	4286,169
Olinda/PE	41,681	4854	6967	390771	0,827	0,173	89,046	0,009	2,871	3,456	5,108	1,033	116,456	14969,771
Osasco/SP	64,954	6559	9671	697886	0,856	0,144	98,688	0,008	2,949	3,557	5,692	1,059	100,979	14716,292
Paço do Lumiar/MA	125,259	3243	4885	122420	0,780	0,220	118,841	0,011	3,013	3,008	5,290	1,020	25,890	4611,759
Palhoça/SC	395,133	6752	8574	164926	0,852	0,148	116,207	0,008	2,540	3,345	13,610	1,059	17,088	2575,417
Palmas/TO	2218,942	11504	17171	286787	0,785	0,215	154,018	0,005	2,985	3,197	14,052	1,082	5,184	1167,761
Paragominas/PA	19342,254	2426	3800	110026	0,726	0,274	289,972	0,012	3,133	3,016	24,285	1,087	0,125	54,579
Paranaguá/PR	826,674	2820	4155	152975	0,709	0,291	128,460	0,011	2,947	3,212	5,581	1,048	3,411	664,640
Parauapebas/PA	6886,208	7102	11374	202356	0,650	0,350	139,289	0,008	3,204	3,499	10,454	1,076	1,031	224,438
Parintins/AM	5956,373	1101	1723	113832	0,644	0,356	116,698	0,020	3,130	2,906	2,795	1,032	0,185	33,492
Parnaíba/PI	434,229	5074	8144	150547	0,623	0,377	115,189	0,008	3,210	3,155	6,115	1,035	11,685	2133,132
Parnamirim/RN	123,471	5502	8474	254709	0,762	0,238	96,544	0,010	3,080	3,430	7,747	1,028	44,561	6744,399
Passo Fundo/RS	783,421	4632	7172	198799	0,657	0,343	187,575	0,007	3,097	3,576	6,964	1,075	5,913	1654,327
Passos/MG	1338,070	3302	5316	114458	0,652	0,348	156,721	0,010	3,220	3,517	4,381	1,064	2,468	597,231
Patos de Minas/MG	3190,187	5407	8527	150893	0,699	0,301	138,590	0,008	3,154	3,498	8,369	1,059	1,695	361,412
Patos/PB	3190,187	4103	6687	107790	0,573	0,427	108,900	0,010	3,260	3,378	4,952	1,038	1,286	222,653
Paulínia/SP	138,777	3210	4877	102499	0,780	0,220	119,207	0,013	3,039	3,542	5,784	1,051	23,131	4263,251
Paulista/PE	97,312	5932	8461	328353	0,806	0,194	91,502	0,010	2,853	3,540	6,944	1,033	60,959	7977,806
Paulo Afonso/BA	1545,192	2916	4398	120706	0,841	0,159	152,706	0,013	3,016	3,530	9,622	1,055	1,887	419,687
Pelotas/RS	1610,084	6839	10272	344385	0,705	0,295	227,405	0,007	3,004	3,499	13,021	1,078	4,248	1378,749
Petrolina/PE	4561,874	9556	14675	343219	0,769	0,231	150,115	0,005	3,071	3,548	15,153	1,066	2,095	469,407
Petrópolis/RJ	791,144	5467	6315	298235	0,961	0,039	232,707	0,011	2,310	3,573	15,932	1,270	6,910	1848,009
Pindamonhangaba/SP	729,998	4184	6100	164000	0,790	0,210	144,263	0,010	2,916	3,504	8,822	1,062	5,732	1198,282
Pinhais/PR	60,869	2462	3810	129445	0,611	0,389	114,145	0,013	3,095	3,207	4,111	1,019	40,448	7110,395
Piracicaba/SP	1378,069	11580	17065	397322	0,769	0,231	133,935	0,005	2,947	3,542	10,075	1,067	8,403	1630,031
Piraquara/PR	227,042	2018	2938	107751	0,711	0,289	172,529	0,016	2,912	3,463	7,409	1,067	8,888	2273,677
Poá/SP	17,264	1544	2234	115488	0,826	0,174	100,600	0,019	2,894	3,531	3,076	1,031	89,435	12867,680

continua

Cidade/Estado	Área [km²]	Nós	Arestas	População	I _o	I _c	L	Bi	K	H _o	A	C	N/km²	m/km²
Poços de Caldas/MG	546,670	3932	5862	166085	0,781	0,219	141,785	0,010	2,982	3,564	7,371	1,096	7,193	1502,160
Ponta Grossa/PR	2054,732	9607	15137	344332	0,610	0,390	162,342	0,005	3,151	3,552	9,968	1,078	4,676	1192,061
Porto Alegre/RS	496,682	17287	25521	1484941	0,760	0,240	118,821	0,004	2,953	3,509	12,868	1,042	34,805	6051,000
Porto Seguro/BA	2287,085	3761	5427	149324	0,805	0,195	179,352	0,014	2,886	3,507	41,415	1,111	1,644	420,743
Porto Velho/RO	34090,962	10938	16479	519436	0,709	0,291	239,869	0,006	3,013	3,219	37,366	1,076	0,321	112,443
Pouso Alegre/MG	542,797	5226	7674	147137	0,757	0,243	152,100	0,007	2,937	3,543	7,533	1,086	9,628	2132,043
Praia Grande/SP	149,253	5304	8592	310024	0,629	0,371	102,419	0,008	3,240	3,144	7,966	1,017	35,537	5906,388
Presidente Prudente/SP	560,637	8706	13902	225271	0,682	0,318	109,680	0,006	3,194	3,508	7,594	1,044	15,529	2675,767
Queimados/RJ	75,701	2586	3688	145386	0,808	0,192	117,366	0,015	2,852	3,551	4,375	1,039	34,161	5766,295
Recife/PE	218,435	16480	24200	1633697	0,807	0,193	90,920	0,004	2,937	3,543	9,007	1,040	75,446	10273,107
Resende/RJ	1099,336	3121	4469	126923	0,848	0,152	205,115	0,016	2,864	3,505	11,640	1,157	2,839	792,429
Ribeirão das Neves/MG	155,454	5208	7636	328871	0,809	0,191	122,708	0,010	2,932	3,572	11,672	1,053	33,502	6106,701
Ribeirão Pires/SP	99,075	2234	2965	121848	0,893	0,107	148,447	0,016	2,654	3,563	6,099	1,109	22,549	4272,912
Ribeirão Preto/SP	650,916	15849	24813	682302	0,686	0,314	111,888	0,003	3,131	3,486	8,976	1,029	24,349	4257,816
Rio Branco/AC	8834,942	9251	13122	383443	0,809	0,191	155,803	0,006	2,837	3,550	9,397	1,073	1,047	229,789
Rio Claro/SP	498,422	5276	8493	202952	0,643	0,357	111,165	0,008	3,220	3,489	5,610	1,036	10,585	1901,893
Rio das Ostras/RJ	228,114	4464	6475	141117	0,781	0,219	126,435	0,011	2,901	3,439	7,822	1,059	19,569	3564,874
Rio de Janeiro/RJ	1200,177	62302	87650	6520266	0,848	0,152	105,992	0,002	2,814	3,561	25,440	1,058	51,911	7917,311
Rio Grande/RS	2709,522	4667	7578	209378	0,600	0,400	202,977	0,011	3,247	3,330	15,024	1,041	1,722	551,955
Rio Verde/GO	8386,827	6286	10428	217048	0,564	0,436	245,930	0,006	3,321	3,497	14,836	1,094	0,750	289,087
Rondonópolis/MT	4686,622	8335	13830	222316	0,594	0,406	136,471	0,006	3,319	3,383	7,573	1,037	1,778	412,465
Sabará/MG	302,419	1990	2772	135968	0,836	0,164	156,504	0,017	2,786	3,567	7,426	1,115	6,580	1423,623
Salto/SP	133,057	3490	5172	116191	0,771	0,229	127,377	0,010	2,964	3,525	5,566	1,071	26,229	4916,005
Salvador/BA	692,818	22135	29471	2953986	0,904	0,096	101,216	0,003	2,663	3,581	12,780	1,092	31,949	4407,488
Santa Bárbara d'Oeste/SP	271,030	4310	6767	191889	0,683	0,317	119,260	0,009	3,141	3,521	5,741	1,038	15,902	2984,564

continua

Cidade/Estado	Área [km²]	Nós	Arestas	População	I _o	I _c	L	Bi	K	H _o	A	C	N/km²	m/km²
Santa Cruz do Capibaribe/PE	335,309	2625	4066	105761	0,684	0,316	104,901	0,013	3,098	2,967	4,895	1,036	7,829	1265,701
Santa Cruz do Sul/RS	733,409	3379	4833	127429	0,754	0,246	219,257	0,010	2,861	3,145	8,457	1,104	4,607	1397,054
Santa Luzia/MG	235,076	586	849	218897	0,744	0,256	179,719	0,031	2,898	3,498	2,691	1,122	2,493	645,196
Santa Maria/RS	1781,757	6463	9467	278445	0,738	0,262	197,163	0,007	2,930	3,499	9,980	1,071	3,627	995,654
Santa Rita/PB	730,205	3245	4984	136851	0,766	0,234	140,983	0,012	3,072	3,526	8,646	1,045	4,444	1002,988
Santana de Parnaíba/SP	179,949	3520	4840	115471	0,911	0,089	139,716	0,015	2,750	3,570	10,344	1,124	19,561	3523,848
Santana/AP	179,949	1271	1905	131887	0,656	0,344	138,013	0,019	2,998	2,644	3,472	1,032	7,063	1435,913
Santarém/PA	17898,389	5564	8895	296302	0,629	0,371	160,643	0,009	3,197	3,300	11,249	1,061	0,311	78,336
Santo André/SP	175,782	7941	12103	715231	0,768	0,232	97,306	0,006	3,048	3,570	6,178	1,044	45,175	6675,162
Santo Antônio de Jesus/BA	261,740	1859	2534	103342	0,877	0,123	165,904	0,014	2,726	3,544	4,183	1,102	7,102	1570,979
Santos/SP	281,033	3800	5974	434742	0,701	0,299	92,296	0,011	3,144	3,302	5,449	1,039	13,522	1996,253
São Bernardo do Campo/SP	409,532	10102	14299	827437	0,842	0,158	111,924	0,005	2,831	3,570	9,619	1,076	24,667	3968,291
São Caetano do Sul/SP	15,331	1870	2966	159608	0,716	0,284	85,970	0,014	3,172	3,428	2,522	1,016	121,975	16782,587
São Carlos/SP	1136,907	7191	11267	246088	0,707	0,293	138,454	0,006	3,134	3,541	8,200	1,046	6,325	1323,742
São Félix do Xingu/PA	84212,847	1113	1771	124806	0,524	0,476	245,230	0,025	3,182	3,046	21,469	1,120	0,013	5,066
São Gonçalo do Amarante/RN	249,124	3790	5477	101492	0,856	0,144	141,033	0,013	2,890	3,489	7,897	1,042	15,263	3107,188
São Gonçalo/RJ	248,319	11524	16330	1049826	0,823	0,177	125,916	0,005	2,834	3,532	8,732	1,054	46,258	8315,593
São João de Meriti/RJ	35,216	3876	5834	460461	0,753	0,247	103,478	0,009	3,010	3,435	4,276	1,029	110,064	17189,161
São José de Ribamar/MA	150,453	3252	4747	239718	0,762	0,238	126,057	0,018	2,919	3,424	9,426	1,026	21,615	3948,132
São José do Rio Preto/SP	385,777	15031	24011	176418	0,667	0,333	108,026	0,004	3,195	3,489	8,425	1,033	38,963	6632,093

continua

Cidade/Estado	Área [km²]	Nós	Arestas	População	I _o	I _c	L	Bi	K	H _o	A	C	N/km²	m/km²
São José dos Campos/SP	431,944	14093	20435	450657	0,833	0,167	114,171	0,005	2,900	3,566	11,675	1,064	32,627	5374,233
São José dos Pinhais/PR	1099,409	6273	9036	703219	0,714	0,286	188,415	0,006	2,881	3,481	11,595	1,074	5,706	1547,548
São José/SC	150,453	5162	6928	307530	0,829	0,171	108,805	0,008	2,684	3,355	6,421	1,057	34,310	5082,302
São Leopoldo/RS	102,738	5266	8158	230914	0,719	0,281	100,053	0,009	3,098	3,445	5,921	1,025	51,257	7976,600
São Lourenço da Mata/PE	262,106	2283	3191	112099	0,877	0,123	127,517	0,015	2,795	3,545	5,676	1,083	8,710	1575,291
São Luís/MA	834,827	19255	28355	1091868	0,805	0,195	98,505	0,004	2,945	3,503	11,406	1,045	23,065	3418,426
São Mateus/ES	2345,730	4279	6425	128449	0,671	0,329	237,006	0,011	3,003	3,249	20,015	1,094	1,824	621,881
São Paulo/SP	1521,110	110850	163488	12106920	0,817	0,183	101,752	0,001	5,172	3,579	23,405	1,053	72,874	10931,447
São Vicente/SP	148,100	3572	5758	360380	0,606	0,394	95,520	0,014	3,224	3,511	7,102	1,020	24,119	3722,115
Sapuçaia do Sul/RS	58,309	2653	3906	139476	0,765	0,235	104,368	0,013	2,945	3,555	3,571	1,030	45,499	6965,674
Senador Canedo/GO	248,291	3892	6162	105459	0,736	0,264	133,302	0,010	3,166	3,519	7,061	1,059	15,675	3322,808
Serra/ES	547,637	10840	16254	502618	0,773	0,227	113,331	0,006	2,999	3,561	12,396	1,072	19,794	3359,875
Sertãozinho/SP	403,089	3693	5971	122643	0,639	0,361	137,611	0,009	3,234	3,312	5,301	1,036	9,162	1948,733
Sete Lagoas/MG	536,644	6233	9763	236228	0,719	0,281	142,711	0,007	3,133	3,561	7,946	1,069	11,615	2604,271
Simões Filho/BA	201,577	1743	2366	136050	0,899	0,101	153,966	0,018	2,715	3,564	5,803	1,100	8,647	1864,417
Sinop/MT	3942,229	5916	9491	135874	0,626	0,374	179,656	0,007	3,209	3,144	7,939	1,038	1,501	409,202
Sobral/CE	2122,897	4072	6346	205529	0,692	0,308	129,196	0,010	3,119	3,540	9,322	1,049	1,918	372,939
Sorocaba/SP	450,382	14807	21587	659871	0,780	0,220	112,816	0,004	2,916	3,573	9,488	1,050	32,877	5440,984
Sumaré/SP	153,465	5770	8592	273007	0,772	0,228	109,077	0,009	2,978	3,511	8,695	1,037	37,598	6192,820
Suzano/SP	206,236	4755	6974	290769	0,784	0,216	136,437	0,011	2,933	3,494	9,717	1,061	23,056	4491,852
Taboão da Serra/SP	20,388	2404	3472	279634	0,868	0,132	97,800	0,013	2,889	3,572	3,720	1,075	117,912	16256,912
Tatuí/SP	523,749	3182	4869	118939	0,748	0,252	165,967	0,010	3,060	3,535	6,088	1,068	6,075	1561,306
Taubaté/SP	625,003	7312	10723	307953	0,806	0,194	124,426	0,006	2,933	3,544	6,648	1,056	11,699	2121,645
Teixeira de Freitas/BA	1165,622	4479	7278	161690	0,619	0,381	97,339	0,009	3,250	3,407	6,126	1,031	3,843	605,403
Teófilo Otoni/MG	3242,270	2790	3867	141934	0,869	0,131	261,338	0,012	2,772	3,527	11,956	1,188	0,861	302,309

continua