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

ANDRÉ BORGATO MORELLI

ANÁLISE EXPLORATÓRIA DE RESILIÊNCIA EM REDES VIÁRIAS
URBANAS

São Carlos
2019

ANDRÉ BORGATO MORELLI

ANÁLISE EXPLORATÓRIA DE RESILIÊNCIA EM REDES VIÁRIAS URBANAS

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, 18/12/2019

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

Dissertação apresentada ao Departamento de Engenharia de Transportes da Universidade de São Paulo (STT/EESC/USP) para a obtenção do título de Mestre em Ciências, Programa de Pós-graduação em Engenharia de Transportes. Área de concentração: Planejamento e Operação dos Sistemas de Transportes.

Orientador:

Prof. Dr. André Luiz Barbosa Nunes da Cunha

AUTORIZO A REPRODUÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTES
TRABALHOS, 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).

Morelli, André Borgato
M827a Análise exploratória de resiliência em redes
viárias urbanas / André Borgato Morelli; orientador
André Luiz Barbosa Nunes da Cunha. São Carlos, 2019.

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.

1. Resiliência viária. 2. Resiliência urbana.
3. Teoria dos grafos. 4. Mobilidade urbana. I.
Título.

Eduardo Graziosi Silva - CRB - 8/8907

FOLHA DE JULGAMENTO

Candidato: Engenheiro **ANDRE BORGATO MORELLI**.

Título da dissertação: "Análise exploratória de resiliência em redes viárias urbanas".

Data da defesa: 22/10/2019.

Comissão Julgadora:

Resultado:

Prof. Dr. **André Luiz Barbosa Nunes da Cunha**
(Orientador)
(Escola de Engenharia de São Carlos/EESC)

APROVADO

Prof. Dr. **Flávio Guilherme Vaz de Almeida Filho**
(Escola Politécnica/EP-USP)

APROVADO

Prof. Dr. **Renato da Silva Lima**
(Universidade Federal de Itajubá/UNIFEI)

APROVADO

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

Profa. Associada **Ana Paula Camargo Larocca**

Presidente da Comissão de Pós-Graduação:
Prof. Titular **Murilo Araujo Romero**

Agradecimentos

Agradeço primeiramente ao meu orientador, André Luiz Cunha, pelas dicas, ideias, mas principalmente pela confiança e liberdade que me deu para seguir o caminho que escolhi para minha pesquisa.

Agradeço aos meus pais, Carminha e Benedito, e a minha irmã, Mariana, por acreditar em mim, mesmo quando eu mesmo duvidava, e me dar todo suporte que eu poderia precisar e um pouco mais.

Agradeço especialmente à minha namorada, Renata, por sempre estar ao meu lado, em situações fáceis ou difíceis, por abrir minha mente ao novo e me dar sempre o suporte emocional que preciso.

Agradeço aos meus tantos colegas de grupo de pesquisa que passaram (ou passarão) pelo mesmo, Elaine, Gabriel, Mariana, Natália, Leandro, Bruna, Adriano, Helena, Alceu e Paola. Em especial pelas conversas, descontrações e pelas noites de bar ou de Bomberman/Worms/Catan.

Agradeço a todos os outros colegas de departamento pelos bons momentos e em especial Cássio e Samuel que sem esperar contrapartida sempre me ajudaram e Felipe, Daniela, Juliana Vanessa, Gabriel, Matheus, Igor e Júlia que entraram comigo em 2017 e se mantiveram sempre por aí, para comemorar vitórias e lamentar tropeços juntos.

Agradeço também aos meus grandes amigos de São Carlos, Fernando, Thiago, Kaly, Diego e Juliana pelo companheirismo que mantém a Civil 011 unida até hoje.

Finalmente, agradeço aos caras da árvore, Barato, Ehmke, Mateus e Rodolfo que fazem parte da minha vida desde sempre e para sempre.

Agradecimento por fomento: O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

“Nobody expects the Spanish Inquisition”

(Monty Python)

Resumo

MORELLI, A. B. Análise Exploratória de Resiliência em Redes Viárias Urbanas 2019. Dissertação (Mestrado). Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, 2019.

O projeto de sistemas sustentáveis e resilientes de transporte depende da identificação de possíveis falhas ou gargalos no sistema antes que crises ocorram, para que a infraestrutura e as estratégias de ação em períodos de crise sejam elaboradas com efetividade. Contudo, dada a natureza complexa das redes de transporte, bem como a diversidade de maneiras com que esses sistemas podem falhar, o problema de medir os impactos de fenômenos excepcionais ainda carece de ferramentas e métodos facilmente aplicáveis pelos tomadores de decisão. Tendo isso em vista, e com o intuito de simplificar a análise preliminar de uma rede de transportes na busca por vulnerabilidades e ineficiências precocemente, o objetivo deste trabalho foi propor um método para avaliação de resiliência em redes urbanas e conduzir uma análise exploratória da resiliência de cidades brasileiras de mais de 100 mil habitantes de forma a relacionar a resiliência de uma rede à sua estrutura morfológica. Para tanto, foram criadas duas categorias de índices: uma para medir a continuidade de uma rede em momentos de bloqueio de tráfego, medindo a capacidade de uma rede em proporcionar rotas alternativas para conectar regiões; e outra para medir a eficiência de caminhos alternativos na rede. Para cada uma das categorias foram propostas três métricas: um índice de resiliência geral, que abrange o comportamento da cidade em variados cenários de choque; um índice para medir desempenho em choques brandos; e outro para choques moderados. Essas métricas foram criadas de forma a não requerer grande volume de dados, como matrizes OD ou alocação de tráfego, uma grande vantagem para a análise de novas ocupações urbanas e cidades que não dispõem de tais estudos. Abrangendo 306 municípios brasileiros em todos os estados, no melhor entendimento do autor esse é o estudo de resiliência que considera o maior número de cidades já feito. O método se mostrou eficaz em capturar a distribuição da resiliência pelo território nacional e foram encontradas correlações estatisticamente significativas da resiliência com vários fatores morfológicos como a distribuição das orientações das vias e a organicidade do traçado da rede.

Palavras chave: Resiliência viária; Resiliência urbana; Teoria dos grafos; Mobilidade.

Abstract

MORELLI, A. B. Exploratory Analysis of Resilience in Urban Street Networks 2019. Master Thesis – São Carlos School of Engineering, University of São Paulo, São Carlos – SP, 2019

Designing sustainable and resilient transportation systems depends on identifying possible system failures or bottlenecks before crises occur, so that infrastructure and action strategies can be effectively devised. However, given the complex nature of transport networks, and the diversity of ways in which these systems can fail, the problem of measuring the impacts of exceptional phenomena still lacks tools and methods easily applicable by decision makers. With this in mind, and in order to simplify the preliminary analysis of a transport network searching for vulnerabilities and inefficiencies, the aim of this paper was to propose a method for resilience assessment in urban networks and to conduct an exploratory analysis on Brazilian cities with more than 100 000 inhabitants in order to relate the resilience of a network to its morphological structure. To this end, two categories of indices were created: one to measure the continuity of a network at times of traffic blockage, measuring the ability of a network to provide alternative routes to connect regions; and another to measure the efficiency of alternative paths in the network. For each of the categories, three metrics were proposed: a general resilience index, which covers the city's behavior in various shock scenarios; an index for measuring performance when a small number of streets are blocked; and another for moderate shocks. These metrics were created so as not to require difficult to obtain data, such as OD matrices or traffic allocation, a great advantage for the analysis of new urban occupations and cities that do not have such studies. Covering 306 Brazilian municipalities in all states, to the best of the author's knowledge this is the study that considers the largest number of cities ever made for resilience analysis. The method proved to be effective in capturing the distribution of resilience across the national territory and found statistically significant correlations of resilience with various morphological factors such as the distribution of road orientations and the organicity of the network layout.

Keywords: Urban network resilience; Urban resilience; Graph theory; Mobility.

Lista de Figuras

Figura 1: Representação primal (vértices azuis) e dual (vértices vermelhos) de uma rede urbana.	26
Figura 2: Diferença entre distância em rede e distância euclidiana	28
Figura 3: No centro de Belo Horizonte-MG, vias diagonais cortam a malha urbana de forma a encurtar caminhos em rede.	28
Figura 4: Diferenças na distribuição de orientação de duas regiões dos EUA	29
Figura 5: Comparação entre representação de centro de via (esquerda) e a análise axial (direita)	32
Figura 6: Fluxograma com as etapas de aplicação do banco de dados.	37
Figura 7: Localização das cidades do banco de dados.	38
Figura 8: Grafo extraído para a cidade de São Carlos - SP.	41
Figura 9: Uma rede com nós de grau 1, 2, 3 e 4.	42
Figura 10: Mapa de centralidade de proximidade para a cidade de São Carlos-SP.	43
Figura 11: Rede urbana fictícia em que a aresta central conecta duas regiões urbanas.	44
Figura 12: Mapa de centralidade de intermediação para a cidade de São Carlos-SP.....	45
Figura 13: Duas redes com diferentes graus médios.....	46
Figura 14: Região central do núcleo planejado de Brasília.....	47
Figura 15: Centros de Cachoeiro de Itapemirim (esquerda) e Dourados (direita) com seus respectivos diagramas de orientação.....	49
Figura 16: Exemplificação de um evento que causa a perda de rotas válidas em uma rede viária.	53
Figura 17: Imagem do grafo representativo de parte do município de Florianópolis.	54
Figura 18: Exemplo do impacto de um evento de degradação de rede na eficiência de uma rota.	55
Figura 19: Rede de Brasília-DF com seu eixo principal marcado em vermelho.	57
Figura 20: Resultados para os sete cenários na cidade de São Carlos-SP	58
Figura 21: Comportamento médio nas 309 maiores cidades brasileiras.....	59
Figura 22: Comportamento médio das curvas com envoltória representando um desvio padrão para cima e um para baixo.....	60
Figura 23: Área sob as curvas de Eficiência e Continuidade para as redes de Florianópolis-SC e Brasília-DF.....	64
Figura 24: Distribuição dos índices de resiliência em cidades brasileiras.	66
Figura 25: Gráficos de dispersão dos índices propostos.	67
Figura 26: Distribuição geográfica dos Índices propostos.	69
Figura 27: Redes de São Luís-MA(a) e Balneário Camboriú-SC (b). Fonte: OpenStreetMap 70	

Figura 28: Mapa de calor das correlações das variáveis morfológicas de rede contra os Índices de Resiliência.	72
Figura 29: Gráfico polar da cidade de São Carlos-SP.....	74
Figura 30: Cidades vulneráveis.....	75
Figura 31: Cidades Resilientes.....	77
Figura 32: Cidades total ou parcialmente planejadas.....	79
Figura 33: Cidades insulares.....	82
Figura 34: Grandes cidades continentais.....	84
Figura 35: Grandes cidades litorâneas.....	85

Sumário

1	INTRODUÇÃO	19
1.1	Panorama geral.....	19
1.2	Objetivos.....	21
1.3	Justificativa.....	22
1.4	Estrutura do Trabalho	23
2	REVISÃO DA LITERATURA.....	25
2.1	Tráfego e Forma em Malhas Urbanas	25
2.1.1	Malhas Urbanas Como Grafos.....	26
2.1.2	Representação Pelo Centro da Via.....	26
2.1.3	Sintaxe Espacial.....	32
2.2	Resiliência em Redes de Transporte.....	33
2.3	Métricas de Resiliência	35
3	BANCO DE DADOS	37
3.1	Considerações Iniciais.....	37
3.2	Extração de Grafos	38
3.3	Cálculo das Características de Centralidade	41
3.3.1	Centralidade de Grau	41
3.3.2	Centralidade de Proximidade:	42
3.3.3	Centralidade de Intermediação:.....	43
3.4	Cálculo de Parâmetros Morfológicos.....	45
3.4.1	Grau Médio	45
3.4.2	Índice Orgânico.....	46
3.4.3	Centralidade de Proximidade de Média.....	47
3.4.4	Concentração de Intermediação	47
3.4.5	Fator de Circuito	48
3.4.6	Entropia de Orientação	48
3.5	Resultados.....	50

4	MÉTRICAS PROPOSTAS	51
4.1	Considerações Iniciais.....	51
4.2	Proposta de Métricas.....	52
4.2.1	Continuidade de Rede.....	52
4.2.2	Eficiência de Alternativa.....	55
4.3	Criação de Cenários de Impacto.....	57
4.3.1	Determinação da Estratégia de Ataque.....	57
4.4	Proposta de Índices	61
4.4.1	Índices de Resiliência.....	61
4.4.2	Índices de impacto moderado	62
4.4.3	Exemplos em redes reais.....	63
4.5	Considerações Finais.....	64
5	ANÁLISE EXPLORATÓRIA.....	65
5.1	Distribuição dos Índices	65
5.1.1	Distribuição de frequências.....	65
5.1.2	Distribuição Geográfica.....	67
5.2	Relações com Morfologia de Rede	70
5.3	Análise de Casos.....	73
5.3.1	Cidades Vulneráveis	74
5.3.2	Cidades Resilientes	76
5.3.3	Cidades Planejadas	78
5.3.4	Cidades Insulares	81
5.3.5	Grandes Cidades Continentais	83
5.3.6	Grandes Cidades Litorâneas	84
5.4	Considerações Finais.....	85
6	CONCLUSÕES E SUGESTÕES.....	89
6.1	Banco de dados	89
6.2	Métricas Propostas.....	90

6.3	Análise Exploratória	91
6.4	Sugestões para Trabalhos Futuros.....	93
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS		95
ANEXOS.....		99

1 INTRODUÇÃO

1.1 PANORAMA GERAL

Redes urbanas de transporte são sistemas intrincados que podem conter milhares de elementos interdependentes como vias, interseções e dispositivos de tráfego. A complexidade desses sistemas dificulta o processo de planejamento, de forma que novas ferramentas têm que ser desenvolvidas para auxiliar os tomadores de decisão, como é o caso da teoria dos grafos que tem sido amplamente explorada no contexto do planejamento urbano (BOEING, 2017; HILLIER; HANSON; PEPONIS, 1987; KURAMOTO; CUNHA, 2019; PORTA; CRUCITTI; LATORA, 2006; ZHANG; MILLER-HOOKS; DENNY, 2015). Nesse contexto, essas ferramentas desenvolvidas para lidar com a complexidade proporcionam uma nova abertura para a exploração da resiliência de redes urbanas e como a forma e conectividade na rede influenciam na capacidade de uma rede em operar sob condições adversas (BERCHE et al., 2009; ZHANG; MILLER-HOOKS; DENNY, 2015).

Essa nova perspectiva, trazida pela teoria dos grafos, pode mudar a maneira como olhamos para os sistemas de transporte de maneira que a forma do sistema tenha um impacto significativo (HILLIER; IIDA, 2005). Isso vai de encontro com o modo de projeto geralmente empregado em planejamento que, tradicionalmente, necessita de dados de difícil obtenção e modelos complexos, envolvendo pesquisas Origem-Destino (OD), modelagens socioeconômicas e algoritmos de distribuição de tráfego, muitas vezes recorrendo a simulações de alta complexidade computacional. Apesar de amplamente estudados e continuamente calibrados, esses modelos e ferramentas são difíceis de serem interpretados de maneira profunda por um planejador de transportes. Isso se dá principalmente devido à quantidade de dados necessários aos modelos tradicionais.

O motivo principal de o uso da teoria dos grafos ter se propagado é a expansão da capacidade computacional das últimas décadas, trazendo interesse da comunidade científica na descrição de fenômenos de tráfego a partir da forma da rede urbana de transportes (HILLIER, 1996; HILLIER; IIDA, 2005; NUBANI; WINEMAN, 2005; PARTHASARATHI; HOCHMAIR; LEVINSON, 2012; PARTHASARATHI; LEVINSON; HOCHMAIR, 2013). Essa nova abordagem ganhou ainda mais força com o grande volume de informação disponibilizada a partir do mapeamento digital de redes de transporte,

promovido por grandes empresas de tecnologia da informação como *Google*, *Microsoft* e *Apple*, e por iniciativas sem fins lucrativos de conteúdo aberto, como a *OpenStreetMap*.

A partir dessa nova abordagem de avaliação de tráfego, outros trabalhos voltaram seu foco à análise morfológica da rede como fator determinante na resiliência de um sistema, muitos utilizando a teoria dos grafos (APPERT; CHAPELON, 2007; IP; WANG, 2011; LEU; ABBASS; CURTIS, 2010; ZHANG; MILLER-HOOKS; DENNY, 2015). Esses trabalhos são um primeiro passo em direção à caracterização da resiliência de maneira estrutural em sistemas urbanos, contudo ainda faltam abordagens simples o para serem implantadas em larga escala e estudos mais abrangentes sobre os fatores que influenciam na resiliência dos sistemas viários.

Quando se faz referência à resiliência em sistemas de transportes, em geral evoca-se o impacto de fenômenos relativamente raros, como alagamentos e desastres naturais (CHAN; SCHOFER, 2016; MORELLI; CUNHA, 2019) que possuem potencial para inutilizar ou prejudicar de maneira contumaz a operação de uma porção significativa da rede. Contudo, outros impactos mais frequentes também prejudicam sistematicamente a operação de uma rede de transportes, como congestionamentos que limitam o fluxo em algumas vias, ações de manutenção que requerem o fechamento total ou parcial de um elemento de infraestrutura e acidentes que causem bloqueios em vias. São, por exemplo, raras as cidades brasileiras de grande porte que não possuam problemas crônicos de tráfego, seja por problemas de zoneamento urbano ou pela demanda excessiva por transporte individual nessas regiões que não pode ser absorvida pelas vias. A natureza desses problemas é diversa, podendo ter relação com a formação histórica da malha urbana (TREVISAN; FICHER, 2009b), a falta de incentivo a outros meios de transporte mais eficientes (OLIVEIRA, 2004), a ocupação do território de forma espraiada sem uso misto do terreno ou uma combinação desses fatores e outros. Toda essa variedade de fatores torna ubíquos os problemas de tráfego em grandes cidades, contudo, problemas em redes diferentes oferecem impactos diferentes a depender, principalmente, da forma da malha de transportes. Uma cidade pode, por exemplo, possuir uma via que sofra com congestionamentos sistemáticos, mas que nunca limita de maneira definitiva o deslocamento de bens e pessoas pela rede por existirem rotas alternativas que, mesmo implicando em uma distância ou tempo maior de deslocamento que em uma situação

ideal, conectam com redundância as diversas regiões da cidade. Por outro lado, um congestionamento sistemático na única ponte que conecta dois blocos urbanos torna inviáveis grande parte dos deslocamentos, de forma que mesmo os algoritmos do estado da arte de aplicativos que auxiliam na decisão de rotas são forçados a alocar o caminho dos usuários no elo fraco do sistema. Esse problema é latente particularmente quando se trata de acesso a serviços essenciais, como os de atendimento de emergências como corpos de bombeiros e hospitais. Se essas estruturas forem desconectadas de uma porção da cidade por um evento a população da região isolada pode efetivamente perder o acesso a esses serviços ou enfrentar demoras e empecilhos no atendimento.

Nesse caso, enquanto várias iniciativas são necessárias para a melhora na mobilidade urbana, é fundamental medir a resiliência de uma rede com relação à dependência de suas vias principais, para reduzir o impacto de eventos que prejudiquem a operação normal. Assim, considerando as dificuldades do planejamento de transportes com enfoque em resiliência em regiões urbanas e a recente disponibilidade de novas informações, este trabalho propõe métricas de fácil obtenção a partir da teoria dos grafos que são capazes de quantificar a redundância e eficiência de rotas em situações adversas, buscando estabelecer uma análise quantitativa que auxilie planejadores e autoridades na tomada de decisão sobre a forma e o posicionamento de novas cidades, expansões urbanas e loteamentos. Além disso, é proposta uma análise exploratória, em que são investigadas as características que influenciam na resiliência em cidades brasileiras, sejam elas geográficas ou decorrentes da organização espacial das redes, além de discutidos fatores estruturais que estão ligados à resiliência de uma cidade.

1.2 OBJETIVOS

O objetivo principal deste trabalho é investigar a resiliência de rede em sistemas viários urbanos brasileiros, para tal, são propostos os objetivos específicos:

- i. Obter uma amostra de cidades de diferentes formas e configurações viárias;
- ii. Investigar a vulnerabilidade de redes através de estratégias de degradação progressiva;
- iii. Propor índices explicativos que permitam comparar redes distintas com relação à sua resiliência;
- iv. Investigar a relação entre parâmetros morfológicos e a resiliência de uma rede.

1.3 JUSTIFICATIVA

Existem três justificativas fundamentais para este trabalho: (1) a necessidade de modelos possam associar a morfologia de uma rede viária e sua resiliência; (2) a necessidade da avaliação de como a resiliência se distribui nas cidades brasileiras, de forma a observar fatores geográficos e estruturais que possam influenciar na vulnerabilidade de uma rede a eventos atípicos; (3) a necessidade de estudar os fatores que causam vulnerabilidade em redes de transporte, de forma a orientar planejadores de transporte e tomadores de decisão na mitigação.

Em geral, abordagens que tratam a resiliência em sistemas de transporte tratam problemas específicos, como fenômenos naturais (LITMAN, 2005; LU; PENG; ZHANG, 2014) e crises de abastecimento de petróleo (MARTINS; RODRIGUES DA SILVA; PINTO, 2019; NEWMAN; BEATLEY; BOYER, 2009) sem discutir em detalhes a influência da estrutura e da morfologia de uma rede. Já os estudos com maior enfoque na estrutura lidam com a dependência da rede em elementos específicos, da conectividade e da redundância em redes de transportes (IP; WANG, 2011; LEU; ABBASS; CURTIS, 2010; ZHANG; MILLER-HOOKS; DENNY, 2015). Contudo, não foram identificados estudos que propõem um método para caracterizar a resiliência morfológica de uma rede de transportes com índices simples de serem interpretados.

Além disso, a definição de índices possibilita a comparação facilitada entre redes, de forma que seja possível identificar cidades com deficiência em sua resiliência. Isso pode se provar uma ferramenta interessante para governos federais ou estaduais distribuírem recursos e priorizarem intervenções para a melhora de resiliência. Além disso, esses índices podem ser utilizados por planejadores para identificar melhoras no sistema após uma determinada intervenção, como a criação de novos loteamentos ou a expansão do sistema viário.

Por fim, o estudo dos fatores que causam ou não vulnerabilidades no sistema pode facilitar no processo de intervenção e mitigação de problemas estruturais, de forma que os planejadores possam saber que tipo de intervenção deve ser feita e onde estão os gargalos do sistema a partir de indicadores morfológicos de fácil aplicação.

1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO

Este trabalho está dividido em três partes fundamentais: a construção de um banco de dados para embasar a pesquisa; a apresentação e o cálculo das métricas propostas para a mensuração de resiliência em redes de transporte e a análise exploratória das variáveis. Seguindo esta lógica, o texto está dividido em seis partes, com a primeira sendo esta introdução. O segundo capítulo contém uma revisão bibliográfica com os trabalhos que exploram a resiliência em sistemas de transporte e com os que utilizam a teoria dos grafos para análise quantitativa de rede. O terceiro capítulo contém a construção do banco de dados com os grafos das cidades e suas métricas de rede, fundamentais para os capítulos posteriores. O quarto capítulo contém talvez a maior contribuição do trabalho: os métodos empregados para o cálculo de métricas de resiliência bem como sua aplicação. O quinto capítulo contém uma análise exploratória do banco de dados, com a distribuição das variáveis tanto em termos estatísticos quanto geográficos, além de explorar a correlação entre a resiliência medida e a estrutura morfológica da rede. O sexto capítulo contém uma discussão e as principais conclusões do trabalho, bem como sugestões sobre as oportunidades disponíveis para trabalhos futuros.

2 REVISÃO DA LITERATURA

Este capítulo está dividido em duas seções. A primeira mostra as novas formas de pensamento sobre o movimento urbano e suas relações com a forma da rede, discutindo alguns preceitos da teoria dos grafos e como esses têm sido aplicados a sistemas de transporte. A segunda é destinada a trabalhos relacionados à avaliação de resiliência em sistemas de transporte.

2.1 TRÁFEGO E FORMA EM MALHAS URBANAS

Hillier, Hanson e Peponis (1987) trouxeram uma nova abordagem para a avaliação do tráfego em vias urbanas na qual os volumes de viagens dependem da forma da rede de transportes. Essa abordagem vai de encontro com outros modelos de definição de nível de serviço em cidades já que a maioria apresenta dependência direta com a matriz de desejos de viagem, parâmetro de entrada para a alocação de tráfego. Essas matrizes apresentam grande dificuldade e custo para serem produzidas, além de possuírem precisão questionável, em particular quando se trata de previsões para cenários futuros. Isso levou alguns autores a considerar que o planejamento de sistemas intrincados como os urbanos deveria ponderar mais os caminhos mínimos no sistema e a configuração topológica da rede de que a matriz dos desejos de viagem por si só (HILLIER, 1996; HILLIER; IIDA, 2005; NUBANI; WINEMAN, 2005; PARTHASARATHI; HOCHMAIR; LEVINSON, 2012; PARTHASARATHI; LEVINSON; HOCHMAIR, 2013; PENN *et al.*, 1998), o que é razoável pois, apesar de o número de viagens depender da ocupação do território e da matriz Origem/Destino (OD), essas também têm relação direta com a forma da rede, sendo o desenho urbano capaz de incentivar ou desincentivar viagens. Essa abordagem simplificada do problema ganha força pelo fato de ser possível assumir, mesmo sem obter informações sobre a matriz OD, que vias mais centrais do sistema (as que possuem mais caminhos mínimos passando por elas) em geral recebem grande parte do tráfego pois é justamente nelas que os modelos de alocação de tráfego estarão focados.

Esse tipo de análise em geral requer que a cidade seja representada como um grafo que comunique sua morfologia de maneira matemática. Nesse sentido, destacam-se duas maneiras de se explorar o problema: a primeira se baseia na representação de uma cidade a partir da linha de centro das vias e suas intercessões (CRUCITTI; LATORA; PORTA, 2006;

PORTA; CRUCITTI; LATORA, 2004, 2006; TURNER, 2007), enquanto a segunda leva em consideração o conceito de caminho natural que foi popularizado pela sintaxe espacial (HILLIER, 1996; HILLIER; IIDA, 2005; HILLIER; HANSON; PEPONIS, 1987; PENN *et al.*, 1998). Em ambos os casos, as análises são baseadas na transformação de uma malha urbana em um grafo. Os detalhes das abordagens são especificados nas próximas seções, contudo, é válido comentar sobre algumas grandezas específicas de grafos que vêm sendo abordadas na engenharia de tráfego e no planejamento urbano.

2.1.1 Malhas Urbanas Como Grafos

Um grafo é uma estrutura matemática composta por vértices (ou nós) conectados por arestas. Em geral, pode-se pensar em um grafo como um conjunto de elementos (vértices) que se relacionam uns com os outros através de conexões (arestas). Em uma malha urbana, a forma mais intuitiva de se estruturar um grafo representativo é com as arestas representando as vias de circulação e os vértices representando as interseções viárias, chamada representação primal de rede (PORTA; CRUCITTI; LATORA, 2006). Pode-se, contudo, utilizar o grafo dual dessa representação, invertendo os papéis de vértices e arestas criando um grafo que expressa as vias como nós e as arestas como as conversões entre vias, como é comum na sintaxe espacial (PORTA; CRUCITTI; LATORA, 2004). A Figura 1 contém a representação de uma pequena região urbana pelos dois métodos.

Figura 1: Representação primal (vértices azuis) e dual (vértices vermelhos) de uma rede urbana.
Fonte: Mapa de OpenStreetMap (OpenStreetMap, 2018); grafos: O autor

2.1.2 Representação Pelo Centro da Via

A representação de uma malha urbana a partir do centro de suas vias é a mais comum, tornando-a o padrão da maioria das plataformas de mapeamento como o caso do *OpenStreetMap*. Esse tipo de representação é mais indicado para problemas que dependem de parâmetros espaciais, como distâncias, já que essa é a representação que mantém o formato da rede de maneira mais fiel. Este é um tipo de representação que

permite ponderar e associar à rede outros fatores espaciais não necessariamente relacionados à teoria dos grafos como uso do solo e densidade populacional. A maior parte dos trabalhos acadêmicos utilizam esse tipo de representação, principalmente porque as informações de plataformas de mapeamento em geral já possuem os dados nessa forma.

Algumas das características básicas de grafos com representação pelo centro de via, bem como sua utilização em redes urbanas na literatura, são discutidas nas subseções a seguir.

Distâncias em rede e fator de circuito

Em uma rede urbana, a distância euclidiana entre dois pontos tem pouco significado prático sendo mais razoável que distâncias sejam computadas ao longo das arestas, compondo uma distância em rede. Alguns algoritmos já foram consolidados para a tarefa de calcular caminhos mínimos em rede como o algoritmo de Dijkstra (DIJKSTRA, 1959) implementado em ferramentas de computação de grafos, como o *NetworkX* (HAGBERG; SCHULT; SWART, 2008). Esse tipo de ferramenta permite o cálculo relativamente rápido de caminhos mínimos, possibilitando a análise da distância média entre pares de pontos na rede.

A distância em rede diverge de maneira significativa da distância euclidiana, particularmente em redes sinuosas, as quais requerem vários desvios para se chegar de um ponto a outro. Nesse caso, um dos fatores de forma mais imediatos em uma rede é a proporção média entre a distância mínima em rede e a distância euclidiana entre dois pontos (fator de circuito), que representa a capacidade de uma malha urbana em proporcionar rotas diretas. A Figura 2 mostra uma situação em uma malha urbana. Para esse trajeto, o fator de circuito é de 1.34.

Figura 2: Diferença entre distância em rede e distância euclidiana

Em geral, quanto mais próximo de 1.0 o fator de circuito, menores os trajetos médios em uma cidade. Por conta disso, algumas cidades planejadas têm diversas vias diagonais de alta capacidade conectando pontos importantes da cidade, como é o caso do centro de Belo Horizonte-MG que pode ser visto na Figura 3.

Figura 3: No centro de Belo Horizonte-MG, vias diagonais cortam a malha urbana de forma a encurtar caminhos em rede.

Fonte: OpenStreetMap (OpenStreetMap, 2018)

Dada importância desse fator, diversos autores exploraram seus efeitos nos deslocamentos urbanos encontrando influências dele nos padrões de empregos e de eficiência de transporte público, encontrando relações significativas em todos os casos (GIACOMIN; LEVINSON, 2015; HUANG; LEVINSON, 2015; LEVINSON; EL-GENEIDY, 2009).

Orientação de rede

Boeing (2018) propõe em seu trabalho uma medida de orientação de redes e sua influência na forma urbana. O autor obteve distribuições polares da orientação das vias de uma cidade, determinando a partir disso a entropia de orientação da rede. A entropia de orientação define o grau de ordenamento em uma rede, de forma que regiões com maior entropia possuem mais sinuosidade na rede, medida diretamente relacionada com o fator de circuito. A entropia de rede pode ser interessante para a diferenciação entre cidades com diferentes graus de planejamento. Boeing (2018) ilustra o fato através da comparação duas regiões dos Estados Unidos: Manhattan, um bairro extremamente organizado da cidade de Nova York e Boston, uma cidade com configuração mais orgânica devido ao seu relevo e formação histórica. Na Figura 4, extraída do trabalho do autor, é possível notar que a distribuição de vias se concentra essencialmente em dois eixos de Manhattan, enquanto o diagrama de Boston possui uma dispersão maior.

Figura 4: Diferenças na distribuição de orientação de duas regiões dos EUA
 Fonte: Boeing, 2018

Medidas de Centralidade

Em geral, os trabalhos que exploram fatores de forma da rede associam o fluxo de viagens em uma cidade com alguma medida de centralidade do grafo representativo da rede. Uma

medida de centralidade é uma grandeza associada a cada vértice ou aresta de uma rede e expressa a relação desse elemento com todos os outros na estrutura do grafo. Existem diversos tipos de medidas de centralidade, mas as comumente exploradas em representações de vias urbanas são a centralidade de proximidade e a centralidade de intermediação. A centralidade de proximidade expressa a distância média entre um vértice da rede relativo a todos os outros vértices, assim, um vértice com alta centralidade de proximidade deve estar próximo de todos os outros vértices da rede (NEWMAN, 2010). A centralidade de intermediação é uma medida que expressa quanto um determinado vértice se encontra nos caminhos mínimos entre outros conjuntos de pontos na rede. Em geral, a centralidade de intermediação de um vértice pode ser entendida como uma grandeza que expressa a proporção do fluxo de viagens entre pares de pontos na rede que dependem daquele vértice em sua rota (NEWMAN, 2010). Neste caso, é natural que vários autores relacionem a centralidade de intermediação de uma via com o fluxo médio de veículos (GAO *et al.*, 2013; PORTA; CRUCITTI; LATORA, 2004, 2006; TURNER, 2007).

As medidas de centralidade se expressam de maneiras diferentes a depender da escolha do tipo de grafo. Na representação primal das malhas urbanas as vias atuam como conectores entre as interseções, o que faz imperar no sistema as distâncias mínimas; por outro lado os grafos duais representam relações entre as vias, sendo essas conectadas através das interseções e capturando melhor as diferenças angulares entre elas. Dessa forma, grafos primais valorizam acima de tudo a redução no comprimento do caminho enquanto os duais valorizam a redução no número de conversões. Porta, Crucitti e Latora (2004 e 2006) exploram a diferença existente entre as centralidades de intermediação e de proximidade nas duas representações e como elas se relacionam com o fluxo real de veículos. Segundo os autores, a representação dual oferece um resultado que se relaciona de forma mais direta com o movimento na cidade, o que pode ter relação com o argumento de Hillier e Iida (2005) propondo que padrões psicológicos dos motoristas dominam o fenômeno, gerando maior tendência em manter constante a direção geral de um caminho, minimizando o número de conversões.

Gao *et al.* (2013) apresentaram resultados similares com relação à representação dual, contudo, os autores argumentam que a centralidade de intermediação como definida tradicionalmente na teoria dos grafos não é uma boa grandeza para relacionar uma via

com o fluxo veicular urbano. Isso ocorre, segundo os autores, devido à ausência de um mecanismo que leve em consideração a distância entre dois pontos como fator de ponderação. Quando dois pontos na rede são separados por uma distância elevada, os autores argumentam que a demanda por viagens entre esses é reduzida, por isso caminhos mais longos não devem ter o mesmo peso que caminhos relativamente curtos na definição das centralidades. Ao aplicar seu método modificado de centralidade de intermediação, que leva esse aspecto em consideração, os autores conseguiram uma correlação maior entre o parâmetro e o tráfego real na rede de uma cidade na China.

Além de caracterizar individualmente os elementos de uma região urbana, medidas de centralidade também podem ser agregadas para a categorização de cidades visto que diferentes formas urbanas tendem a apresentar diferentes características médias ou distribuições de centralidade em suas redes. Jiang e Claramunt (2004), por exemplo, utilizaram alguns parâmetros como o coeficiente de agrupamento e a conectividade das redes para classificar as cidades conforme suas características. Por outro lado, Crucitti, Latora e Porta (2006) utilizaram as medidas de centralidade como parâmetro.

A distribuição de algumas medidas de centralidade, como a de intermediação, segue uma lei de potência em redes, com a frequência de ocorrências reduzindo exponencialmente com o aumento da centralidade. Nesse caso, medidas mais representativas do comportamento do conjunto de dados são os coeficientes da equação de frequência acumulada de centralidade, que, no caso da intermediação, tem o formato exponencial. Tendo isso em mente, Crucitti, Latora e Porta (2006) analisaram a distribuição de frequência acumulada de quatro tipos de centralidade em diversas cidades do mundo para construir uma classificação hierárquica da organização das cidades. Além das centralidades de proximidade e intermediação, nesse estudo foram utilizadas a centralidade de informação que mede a perda de eficiência relativa de transmissão de energia com a remoção de um determinado nó da rede e a centralidade de circuito que mede o quanto a rota em rede partindo de um determinado ponto desvia da distância euclidiana.

2.1.3 Sintaxe Espacial

A sintaxe espacial surgiu a partir da publicação do trabalho de Hillier, Hanson e Peponis (1987), desde então diversos autores tomaram interesse na relação entre a forma da rede de transportes e diversos outros fenômenos. A sintaxe espacial propõe uma análise entre a configuração urbana e os fluxos de deslocamentos através da criação de uma rede de caminhos naturais para a cidade. Um caminho natural é o caminho mais direto entre dois pontos e é representado como um conjunto das maiores visadas em linha reta de uma rede urbana. Nesse caso, a rede urbana não é definida através de suas interseções ou vias urbanas, mas através das maiores linhas de visada e seus pontos de encontro, como pode ser visto na Figura 5.

Figura 5: Comparação entre representação de centro de via (esquerda) e a análise axial (direita)

Essa abordagem é chamada análise axial de rede e, tradicionalmente, não leva em consideração as distâncias percorridas nos eixos de visada, mas sim o número de eixos percorridos, ou o número de conversões necessárias para se sair de um ponto e chegar a outro (HILLIER, 1996). Nesse caso, a representação de uma rede na sintaxe espacial é, por natureza, um grafo dual.

Vários trabalhos utilizaram essa forma de representação em suas análises. O trabalho de Hillier (1996) verificou que a distribuição do movimento de pedestres tem correlação considerável com a configuração axial urbana e com a densidade de edifícios em Londres, no Reino Unido. O estudo encontrou, também, uma relação entre o fluxo de veículos e o grau de integração espacial (medida similar à centralidade de proximidade) da malha urbana, sendo esse influenciado de forma significativa pela largura média de faixa. Posteriormente, expandindo sobre o tópico, Penn *et al.* (1998) propuseram um modelo de oferta e procura para o movimento urbano. A procura é definida pela centralidade de intermediação de um link (denominado escolha sintática); a oferta, por outro lado, é

definida a partir da largura média de faixa. Uma análise de regressão mostrou que esses dois fatores sozinhos podem explicar cerca de 80% da variância nos fluxos entre vias.

Hillier e Iida (2005) estudaram a relação entre as centralidades de intermediação e proximidade e os fluxos de movimento na cidade de Londres, Reino Unido. Apesar desse estudo levar em consideração apenas pequenas regiões urbanas isoladas, os autores verificaram uma correlação razoável entre as medidas de centralidade e os fluxos urbanos, sinalizando a possibilidade dessas grandezas serem capazes de expressar os fluxos veiculares em regiões urbanas.

Por outro lado, existem críticas à abordagem do espaço urbano através da análise axial. Ratti (2004) aponta que existem algumas inconsistências com relação à sintaxe espacial, particularmente quando se trata de redes regulares como a de Manhattan, na cidade de Nova York, EUA. Em redes como essas, o autor argumenta que o fato de a análise axial não levar em consideração a distância percorrida causa distorção nos resultados, principalmente com relação ao fluxo de pedestres, que são mais sensíveis às distâncias. Além disso, Ratti (2004) aponta a incapacidade deste tipo de abordagem em considerar o uso do solo e a densidade urbana, fatores que influem nos deslocamentos. O autor ainda argumenta que a maior capacidade de processamento dos computadores possibilita a utilização de algoritmos mais rebuscados que levem em consideração distâncias percorridas e fatores de uso do solo de forma a incrementar a análise.

Em outra crítica, Turner, (2007) demonstrou que a centralidade de intermediação em redes formadas pela linha de centro das vias é um índice melhor para prever fluxos veiculares de que o baseado na sintaxe espacial tradicional. Contudo, a diferença entre a representação dual pelo centro de via e a análise axial da sintaxe espacial são apenas marginais, não havendo grande vantagem no uso de uma ou outra. Esse fato explica a maior utilização da representação pelo centro de via, já que esse tipo de dado é mais amplamente disponível.

2.2 RESILIÊNCIA EM REDES DE TRANSPORTE

Estudos de resiliência têm ganhado enfoque recentemente dada sua importância instrumental na construção e manutenção de sistemas sustentáveis de transportes. Os

deslocamentos de bens e pessoas são fundamentais para a economia e o estilo vida contemporâneos, contudo, os sistemas que fazem esses deslocamentos possíveis possuem certa fragilidade, sendo constantemente sujeitos a congestionamentos, superlotações e atrasos generalizados. Nesse ponto a resiliência se encaixa como fator determinante, pois é a característica que permite o funcionamento do sistema sem interrupções mesmo na presença de eventos imprevistos ou excepcionais.

Resiliência possui várias definições, sendo uma das mais úteis para sistemas de transporte a resiliência como habilidade inerente de um sistema em se adaptar a situações adversas evitando perdas em potencial (WESTRUM, 2006). Nesse contexto, medir resiliência de maneira precisa, depende de suposições sobre o tipo de evento que pode gerar um impacto no sistema e os elementos do sistema que serão atingidos. Assim, estudos de resiliência em um sistema possuem duas categorias: os específicos, que analisam o impacto de um evento ou choque específico e os generalizados que se interessam pela capacidade do sistema em resistir choques de maneira geral, mesmo quando esses não têm seu efeito conhecido a priori (FOLKE *et al.*, 2010). No âmbito dos transportes, existem trabalhos com os dois tipos de análise. A análise específica é contemplada em estudos que consideram fenômenos recorrentes como congestionamentos e perturbações geradas por acidentes que se tem certa noção de onde ocorreriam na rede de transportes (COX; PRAGER; ROSE, 2011; WANG *et al.*, 2015). Além disso, outras análises ainda mais específicas são propostas em outros estudos, que consideram desastres naturais como tempestades e enchentes (LITMAN, 2005; LU; PENG; ZHANG, 2014). Outros trabalhos estudam possíveis crises de abastecimento de petróleo e seus impactos no sistema de transportes (MARTINS; RODRIGUES DA SILVA; PINTO, 2019; NEWMAN; BEATLEY; BOYER, 2009). Já com relação à visão generalizada de resiliência, os estudos em transportes são focados na dependência da rede em elementos específicos, da conectividade e da redundância de caminhos em redes de transportes (IP; WANG, 2011; LEU; ABBASS; CURTIS, 2010; ZHANG; MILLER-HOOKS; DENNY, 2015). Contudo, apesar de alguns trabalhos mostrarem de fácil aplicação a diversas redes urbanas, nenhum se propôs a comparar um número significativo de cidades, a maioria desses trabalhos concentrou na comparação de duas ou três redes, quando essa comparação existe. Isso levanta dúvidas sobre a real capacidade de as análises anteriores serem aplicadas a toda e qualquer rede de transporte.

2.3 MÉTRICAS DE RESILIÊNCIA

Nas décadas recentes diversos autores têm tentado quantificar medidas de robustez de sistemas de transportes. Ogunsanya e Ade (1986), por exemplo, propuseram a utilização de métricas da teoria dos grafos para identificação de conectividade e redundância de caminhos em redes urbanas e mais recentemente Erath; Löchl e Axhausen (2009) avaliaram algumas vulnerabilidades da rede de transporte da Suíça através da teoria dos grafos. Contudo existem propostas diretamente voltadas à medida de variáveis relacionadas à resiliência.

Appert e Chapelon (2007) desenvolveram métricas de vulnerabilidade interessantes para serem aplicadas na cidade de Montpellier, na França. As métricas se baseiam essencialmente no impacto que a remoção de uma aresta ou nó tem no comprimento dos caminhos mínimos na rede. A lógica é que se uma conexão causa aumento significativo no comprimento médio dos caminhos mínimos de uma cidade, essa conexão deve possuir importância maior na rede. Essa abordagem é fundamentalmente diferente da abordagem da centralidade de intermediação pois não leva em conta o número de caminhos mínimos, mas sim o comprimento médio adicionado. Essa abordagem não se propõe medir resiliência em uma rede como um todo, mas pode-se imaginar que uma cidade que tenha vulnerabilidade média de suas conexões alta tenha problemas de resiliência e o oposto também é verdadeiro. Contudo, existem problemas com essa abordagem, sendo o mais imediato o fato de, no caso de uma aresta ser a única conexão entre duas regiões de uma cidade, como uma ponte não é possível calcular o índice já que grande parte dos caminhos mínimos seriam de fato impossibilitados. Outro problema é a carga computacional requerida para o cálculo da vulnerabilidade em grandes redes. Isso acontece porque para cada aresta ou nó, deve ser removido o elemento e recalculados todos os caminhos na nova rede, o que inviabiliza o uso de atalhos computacionais geralmente utilizados no cálculo de centralidades.

Berche *et al.* (2009) estudaram a resiliência de sistemas de transporte público sob a ótica da remoção de ligações no sistema, ao que denominam “ataques” ao sistema. A discussão interessante levantada pelos autores é que existem vários tipos de estratégia de ataque a esses sistemas, podendo remover ligações de acordo com vários critérios, sendo alguns

mais prejudiciais que outros ao sistema. Para encontrar as estratégias mais efetivas de ataque, os autores utilizaram-se da teoria dos grafos. Os autores descobriram que remover os nós de uma rede em ordem decrescente de centralidade de intermediação ou de grau médio geram impactos mais rapidamente, reduzindo significativamente o tamanho do maior bloco conectado de um sistema de transporte público com uma pequena proporção de nós removidos.

Rodríguez-Núñez e García-Palomares (2014) conduziram uma análise similar utilizando o transporte público da cidade de Madrid na Espanha. A abordagem foi mensurar o impacto em termos de tempo de viagem que a falha de uma linha de metrô causaria para os usuários. Os autores também analisam o número de viagens de metrô que são impossibilitadas devido à remoção de segmentos do sistema, visto que em vários casos viagens se tornam inviáveis no caso de uma remoção.

As metodologias exploradas pelos autores citados nessa seção são frequentemente acompanhadas de estudos de caso, contudo, são raros os trabalhos que se propusessem a construir uma análise comparativa em um número elevado de redes, avaliando os efeitos da remoção gradativa de conexões em redes urbanas sendo o de Berche *et al.* (2009) um dos maiores, levando em conta 14 sistemas de transporte público.

3 BANCO DE DADOS

3.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

Para alcançar o objetivo deste trabalho, foi preciso seguir algumas etapas, cada uma requerendo um volume razoável de dados. Por conta disso, este capítulo é destinado a explicar como foi construída a base de dados utilizada nos Capítulos 4 e 5 para definir índices de resiliência e relacioná-los à morfologia de redes de transporte. De forma geral, o banco de dados contém os grafos representativos de redes viárias de cidades brasileiras. A partir da estrutura dos grafos, foram calculadas medidas de centralidade que são utilizadas, em conjunto com os grafos em si, para compor os Índices propostos no Capítulo 4. Além disso, foram extraídas dos grafos métricas que refletem a estrutura morfológica das redes, de forma que foi possível explorar a relação entre essas medidas e a resiliência da rede no Capítulo 5. O fluxograma da Figura 6 mostra os parâmetros contidos no banco de dados gerado neste capítulo, bem como as aplicações desses dados nos capítulos posteriores.

Figura 6: Fluxograma com as etapas de aplicação do banco de dados.

Assim, a construção do banco de dados está detalhada nas seções posteriores deste capítulo.

3.2 EXTRAÇÃO DE GRAFOS

Em primeiro momento, foi necessário extrair informações acerca das redes de cidades brasileiras na forma de grafos representativos dessas redes. Foram consideradas para esta pesquisa todas as cidades brasileiras com mais de 100 mil habitantes, de forma a obter um volume significativo de dados para a análise exploratória e obter exemplos de cidades em todos os Estados da União. Existem 306 cidades no Brasil nessa faixa de população (IBGE, 2010) e a localização dessas cidades pode ser verificada na Figura 7.

Figura 7: Localização das cidades do banco de dados.

A extração das informações espaciais e topológicas das cidades foi feita a partir do registro das cidades na plataforma *OpenStreetMap* uma plataforma colaborativa de dados de redes viárias. Devido à natureza colaborativa dos dados, é possível que haja falhas ou imprecisões e, dado o grande volume de cidades analisadas, é inviável a comparação de todas as redes com redes reais dos municípios. Nesse caso, para este trabalho parte-se da premissa que as redes fornecidas pela plataforma são acuradas. Assumir esta posição não gera problemas para a metodologia do trabalho, já que são estudadas as estruturas das redes de maneira generalista, de forma que pequenas imprecisões e desvios ou ausência de um número reduzido de dados não altera significativamente os resultados. É

recomendável, contudo, que estudos futuros atualizem os dados obtidos neste trabalho periodicamente, já que existe uma tendência de a qualidade dessas redes aumentar com o tempo, além da tendência natural das redes urbanas modificarem-se.

A plataforma de mapeamento possui um mecanismo de busca denominado *Nominatim* (OpenStreetMap Nominatim, 2019) onde estão cadastrados os limites dos municípios, bem como o ponto central da cidade. Essas informações foram, em sua maioria, cadastradas na plataforma a partir de dados do IBGE, incluindo os pontos centrais como definidos pelo órgão, sendo muitas vezes marcados por uma estrutura de importância para o município ou monumento. As informações espaciais da cidade foram obtidas através de um grafo representativo da malha da cidade. Todo o procedimento de obtenção dos grafos foi conduzido utilizando a biblioteca *OSMnx* (BOEING, 2017) enquanto o processamento dos dados e extração de medidas descritivas foi possível através da biblioteca *NetworkX* (HAGBERG; SCHULT; SWART, 2008).

Os grafos foram extraídos de forma a compreender apenas a região urbana central dos municípios de interesse, e não toda a área delimitada pelo município. Define-se como região central o quadrado de 10 km de lado posicionado no ponto central cidade (região mais economicamente ativa da cidade e pode não coincidir com o centro geográfico do município). Essa região compreende, na maior parte dos casos, a totalidade da área urbanizada de uma cidade e, para os casos em que isso não ocorre, a região central se configura como a porção econômica mais importante da cidade. Além disso, os algoritmos computacionais desenvolvidos neste trabalho têm um custo computacional alto, de forma que considerar as regiões municipais completas das grandes cidades brasileiras seria proibitivo para o tempo de conclusão deste documento, de forma que se poderia optar por eliminar por completo as grandes regiões urbanas ou pela consideração parcial dessas redes, de forma que neste trabalho optou-se pela última, mas trabalhos futuros que disponham de ferramentas mais velozes ou maior tempo podem considerar tanto a região municipal completa, quanto as manchas urbanas de forma geral, considerando também regiões metropolitanas. Deve-se atentar, contudo, que o aumento do lado da região considerada não proporciona um aumento linear no tempo computacional. Como exemplo, assumindo-se uma região completamente ocupada, o número de nós aumenta proporcionalmente à área analisada, ou proporcionalmente ao quadrado do lado da

região. Por outro lado, o número de caminhos mínimos possíveis na rede aumenta com o quadrado do número de nós, implicando que, para algoritmos que requerem os caminhos mínimos da rede, como vários utilizados neste trabalho, aumentar a maior dimensão da região analisada para 20 km (dobro) aumenta o tempo de computação em aproximadamente 16 vezes, tornando inviáveis as análises conduzidas para o número de cidades consideradas neste trabalho.

Uma vantagem da abordagem adotada de restringir a área considerada é que grande parte das vias rurais nos limites de municípios com pouca população, mas grande área são removidas da análise, limitando a análise em grande parte à região urbanizada. Um exemplo dessa situação seria Altamira, município de maior área no Brasil que, apesar da grande extensão, possui pouco mais de 100 mil habitantes, constituindo uma área urbanizada proporcionalmente pequena.

Outro importante detalhe é que foram consideradas apenas as vias acessíveis a veículos automotores, excluindo vias exclusivas para pedestres e bicicletas. Apesar de vias e acessos para pedestres e bicicletas terem um impacto significativo na mobilidade em geral de uma cidade, considerar estas vias significaria adicionar complexidade desnecessária a uma primeira análise exploratória do problema.

A biblioteca *OSMnx* é capaz de extrair grafos a partir de um ponto central (lat/lon) e uma distância (d), coletando o quadrado cujos lados estejam a d metros do ponto central em seu ponto mais próximo. Além disso, os lados desse quadrado são orientados às direções cardeais, com dois na direção Leste-Oeste e outros dois na direção Norte-Sul. A Figura 8 mostra como exemplo o grafo extraído da cidade de São Carlos, no estado de São Paulo, com esse tipo de abordagem.

Figura 8: Grafo extraído para a cidade de São Carlos - SP.

3.3 CÁLCULO DAS CARACTERÍSTICAS DE CENTRALIDADE

Uma das características que tornam vantajosa a representação de cidades por meio de grafos é a possibilidade de cálculo de medidas de centralidade para essas estruturas. Medidas de centralidade são métricas que relacionam elementos do grafo (vértices ou arestas) à forma geral do grafo e a interação de todos os elementos contidos nele. Nesta pesquisa, o enfoque foi dado às centralidades de grau, de proximidade e de intermediação. Os métodos de cálculo desses parâmetros são expostos a seguir.

3.3.1 Centralidade de Grau

A centralidade de grau em um grafo é dada pelo grau de cada nó. O grau de um nó em um grafo é definido como o número de arestas diretamente conectadas a ele. Assim, o grau de um nó em uma rede de transportes é diretamente ligado à sua capacidade de conectar-se ao restante da rede. Um nó de grau 1, por exemplo, possui uma única via diretamente ligada a ele para entrada ou saída de veículos enquanto um nó de grau 4 seria uma interseção de várias vias que oferece mais opções de conversão, como pode ser observado na Figura 9. Essa centralidade é uma medida de conectividade na rede.

Figura 9: Uma rede com nós de grau 1, 2, 3 e 4.

3.3.2 Centralidade de Proximidade:

A centralidade de proximidade expressa a proximidade de um elemento a todos os outros. Elementos mais centrais na rede possuem menores distâncias médias a todos os outros elementos e por isso possuem maior proximidade no grafo. Esta centralidade é definida como o inverso da distância média de um nó a todos os outros do grafo, normalizada pelo número de nós em um grafo:

$$C_p(v) = \frac{N}{\sum_{t \in G} d(v, t)} \quad (1)$$

em que: N : número de nós pertencentes ao grafo;

G : Grafo;

v : nó de referência para o cálculo da centralidade;

t : nó pertencente ao grafo diferente de v ;

$d(v, t)$: distância do nó v ao nó t

Como neste trabalho são tomadas as arestas do grafo como referência, considera-se que a centralidade de proximidade de uma aresta ($C_p(a)$) pode ser definida como a média aritmética das centralidades de seus nós extremos.

A centralidade de proximidade, em termos urbanos, pode ser entendida como uma medida de compactidade. Cidades mais compactas, tendem a possuir menores distâncias entre seus nós, enquanto cidades mais esparsas e com vazios tendem a possuir maiores distâncias. Como a centralidade de proximidade é tão maior quanto menores as distâncias, cidades compactas tendem a ter centralidade de proximidade, em média, alta.

Um mapa de centralidade de proximidade para a cidade de São Carlos-SP é apresentado na Figura 10, onde é possível verificar que quanto mais próxima do centroide da rede a posição de uma aresta, maior sua centralidade de proximidade, de forma que esse parâmetro decresce do centro para fora.

Figura 10: Mapa de centralidade de proximidade para a cidade de São Carlos-SP.

3.3.3 Centralidade de Intermediação:

A centralidade de intermediação de um elemento do grafo é definida como a proporção de caminhos mínimos no grafo que fazem uso de um determinado elemento. Mais especificamente, a centralidade de intermediação é dada por:

$$C_i(a) = \sum_{s \neq t \in G} \frac{\sigma_{st}(a)}{\sigma_{st}} \quad (2)$$

em que: $C_i(a)$: centralidade de intermediação da aresta a

G : Grafo;

a : Aresta pertencente a V

s e t : Vértices pertencentes a V ;

σ_{st} : Número de caminhos mínimos do nó s ao nó t pertencentes a V ;

$\sigma_{st}(a)$: Número de caminhos mínimos do nó s ao nó t que passam pela aresta a ;

Como esse é um somatório sobre todos os pares de vértices do grafo, a centralidade de intermediação aumenta de forma quadrática com o número de nós. Nesse caso é frequente a utilização da forma normalizada da centralidade dividindo-se a Equação (2) pelo número de pares de vértices, como será utilizado neste trabalho:

$$C_i(a) = \sum_{s \neq t \in V} \frac{\sigma_{st}(a)}{(N-1)(N-2) \cdot \sigma_{st}} \quad (3)$$

Em que: N : número de nós pertencentes ao grafo

Nesse caso, a centralidade de intermediação em uma rede urbana é um fator que expressa a importância de uma aresta para a circulação de veículos. A Figura 11 exemplifica esse fato com uma rede em que dois conjuntos urbanos iguais são conectados através de uma única via. Nesse caso, todos os caminhos mínimos que saem do bloco A e se deslocam para o bloco B devem necessariamente passar pela aresta. Assim, pode-se dizer que a aresta central atua como intermediário entre os dois blocos e possui centralidade de intermediação normalizada igual a 0.50, que indica que 50% dos trajetos mínimos possíveis nesse grafo devem passar por ela.

Figura 11: Rede urbana fictícia em que a aresta central conecta duas regiões urbanas.

A biblioteca *NetworkX* (HAGBERG; SCHULT; SWART, 2008) é capaz de calcular centralidades de proximidade e intermediação. Nesse caso, o processo de obtenção das medidas é relativamente simples com a linguagem *Python*, mas demanda bastante esforço computacional já que são computados $(N-1)(N-2)$ caminhos mínimos na rede, com N

sendo o número de nós. Um exemplo de distribuição das centralidades em um ambiente urbano é dado na Figura 12, para a cidade de São Carlos-SP.

Figura 12: Mapa de centralidade de intermediação para a cidade de São Carlos-SP.

3.4 CÁLCULO DE PARÂMETROS MORFOLÓGICOS

Para a análise exploratória, foi preciso calcular as propriedades morfológicas de uma rede a partir de métricas que trazem informação sobre a estrutura da rede de forma que foi possível traçar paralelos entre as características morfológicas e os índices de resiliência propostos. O cálculo desses parâmetros foi conduzido a partir da teoria dos grafos e de outros parâmetros contidos nas redes obtidas. Neste trabalho, as características morfológicas avaliadas foram Centralidade Média de Proximidade, Grau Médio dos Nós, Índice Orgânico, Concentração de Intermediação, Entropia de Orientação e Fator de Circuito.

3.4.1 Grau Médio

O grau médio dos nós de uma rede reflete de maneira superficial sua conectividade geral. Quanto maior o grau médio dos nós, maior o número de cruzamentos (com grau maior ou igual a quatro) e menor o número de “ruas sem saída” (com nó de grau um). O grau médio dos nós é calculado através da média aritmética dos graus individuais dos nós.

3.4.2 Índice Orgânico

Segundo Courtat, Gloaguen e Douady (2011) um fator importante para a caracterização da estrutura de uma rede tem relação com a proporção verificada entre os graus dos nós observados na rede. O Índice Orgânico, expressa se uma rede é formada com ramificações ou uma malha bem definida, através de:

$$I_o = \frac{N_1 + N_3}{\sum N_{k \neq 2}} \quad (4)$$

Em que: N_k : número de nós pertencentes ao grafo com grau k .

Uma rede com grande número ramificações como a da Figura 13(a) tem Índice Orgânico mais próximo de 1.0, enquanto redes de ciclos fechados como a da Figura 13(b) tendem a ter Índice Orgânico próximo a zero.

Figura 13: Duas redes com diferentes graus médios

Segundo Courtat, Gloaguen e Douady (2011) a partir da análise desse índice é fácil identificar cidades planejadas, já que as redes dessas tendem a ser mais regulares e apresentam índice orgânico próximo a zero. Essa afirmação, contudo, em geral é falsa, já que algumas das redes com maior número de entroncamentos são assentamentos residenciais suburbanos planejados. Pode-se ainda citar um exemplo icônico na realidade brasileira, Brasília, cidade com toda sua estrutura planejada, que possui Índice Orgânico igual a 0.93 já que suas superquadras são todas formadas por entroncamentos a partir das vias principais, como mostrado na Figura 14. Existe, contudo, grande valor em

determinar se a estrutura de uma cidade contém ou não uma proporção significativa de ramificações já que esse tipo de projeto tende a gerar gargalos no sistema viário.

Figura 14: Região central do núcleo planejado de Brasília

3.4.3 Centralidade de Proximidade de Média

A centralidade de proximidade média é uma medida de compacidade da rede. Quanto maior essa medida, menores as distâncias médias no interior da rede. Essa medida é obtida através da média aritmética das centralidades de proximidade das arestas do grafo.

3.4.4 Concentração de Intermediação

A Concentração de Intermediação é uma medida proposta neste trabalho para medir a dependência relativa de uma rede em suas vias principais. Essa medida é dada pela divisão da centralidade de intermediação do 99º percentil das arestas (1% das arestas com maior centralidade de intermediação) pela média global da centralidade de intermediação, de forma que:

$$\text{Concentração de Intermediação} = \frac{\bar{C}_{i99}}{\bar{C}_i} \quad (5)$$

Em que: $\bar{C}_i$: Centralidade de intermediação média para o grafo;

$\bar{C}_{i99}$: Centralidade de intermediação média para o 99º percentil das arestas;

Em uma rede com concentração de intermediação igual a 20, em 1% das vias de maior centralidade de intermediação passam 20 vezes o número médio de caminhos mínimos do restante da rede. Assim, redes com maiores concentrações tendem a depender mais de um número reduzido de arestas para seus deslocamentos.

3.4.5 Fator de Circuito

O fator de circuito mede a razão média entre as distâncias euclidianas entre os pontos e as distâncias em rede, de forma que esse fator pode ser definido como:

$$F_c = \frac{\sum L_r}{\sum L_e} \quad (6)$$

Em que: F_c : Fator de Circuito

L_r : Distância em rede entre dois nós pertencentes ao grafo;

L_e : distância euclidiana entre dois nós pertencentes ao grafo.

Essa medida tende a ser maior em redes sinuosas, que tendem a criar longos circuitos mesmo para pontos relativamente próximos no espaço.

3.4.6 Entropia de Orientação

Regiões urbanas no território brasileiro têm marcantes diferenças de organização, seja por conta de sua topografia, processos de formação históricos ou por critérios de expansão e planejamento urbano. Uma das características mais marcantes na organização de uma rede urbana é a orientação de suas vias. Algumas cidades possuem configuração em grade, com duas direções principais de deslocamento, enquanto outras têm vias mais sinuosas, sem direções bem definidas na malha urbana. Essas diferenças podem influenciar a resiliência de uma rede já que a orientação das vias tem papel fundamental nos caminhos mínimos percorridos em uma cidade. Além disso, a orientação de uma rede pode capturar outros fatores da realidade de uma rede como a topografia, já que regiões mais acidentadas em geral forçam um projeto mais sinuoso para evitar vias íngremes.

Figura 15: Centros de Cachoeiro de Itapemirim (esquerda) e Dourados (direita) com seus respectivos diagramas de orientação.

Cada via em um grafo possui uma orientação geral, definida pelas coordenadas de seus pontos extremos. Cidades com crescimento orgânico tendem a ter distribuições relativamente homogêneas devido à sinuosidade de seu desenho geométrico, como no caso de Cachoeiro de Itapemirim no Espírito Santo. Por outro lado, cidades com suas vias orientadas em eixos principais bem definidos tendem a ter distribuições bastante heterogêneas, como no caso de Dourados, no Mato Grosso do Sul. Essas diferenças podem ser notadas nos diagramas polares de orientação da Figura 15.

Para capturar a diferença entre as organizações dessas redes é possível utilizar a entropia Shannon (Shannon, 1964) do diagrama de orientação de uma rede por meio de:

$$H = \sum_{i=1}^n -P(\theta_i) \log P(\theta_i) \quad (7)$$

Em que:

θ_i : Setor angular. Neste trabalho, as vias foram agregadas em 30 setores angulares (com 12° cada);

n : Número de setores angulares;

$P(\theta_i)$: probabilidade de, escolhida uma via ao acaso, ela esteja orientada no setor angular θ_i ;

A entropia, nesse caso, é uma boa medida para definir o grau de sinuosidade de uma região urbana já que ela captura o grau de heterogeneidade da rede. Como a entropia é uma medida de desordem, quanto maior seu valor, mais heterogênea a rede.

Continuando com os exemplos anteriores, Cachoeiro de Itapemirim possui entropia igual a 3,4 e Dourados igual a 2,8; demonstrando que em redes mais sinuosas, a entropia tende a ser significativamente maior. A Equação (7) foi aplicada em todas as cidades de interesse e os valores obtidos podem ser verificados na Tabela II do Anexo.

3.5 RESULTADOS

Os grafos foram extraídos para todas as 306 cidades citadas e todas as propriedades supracitadas foram calculadas. Os grafos com as centralidades em suas arestas foram disponibilizados online, em formato gpickle compactado, através de link no site *GitHub*¹. Enquanto os resultados de dados morfológicos podem ser encontrados na Tabela II no Anexo

¹ <https://github.com/andre-morelli/Redes-Resiliencia/tree/master/GPICKLE>

4 MÉTRICAS PROPOSTAS

Neste capítulo são propostas algumas métricas de resiliência de rede. A maior vantagem dos índices propostos aqui é sua simplicidade, permitindo que possam ser utilizados para categorizar todas as cidades do banco de dados criado anteriormente utilizando informação amplamente disponível na internet através da plataforma *OpenStreetMap*. As características analisadas pelos índices são continuidade de rede e eficiência de rota alternativa.

Os parâmetros aqui propostos são calculados com auxílio de códigos computacionais, que podem ser acessados a partir do link no site *GitHub*².

4.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

Um sistema resiliente de transportes deve absorver eventuais choques no tráfego sem que haja impactos significativos na oferta do serviço. A resiliência de um sistema como um todo é dependente de diversos fatores e pode ser de difícil avaliação, principalmente na ausência de dados detalhados de uma região urbana. Por esse motivo, a maior parte dos estudos de resiliência focam em uma região isolada ou comparam um número reduzido de sistemas (APPERT; CHAPELON, 2007; LEU; ABBASS; CURTIS, 2010; MARTINS; RODRIGUES DA SILVA; PINTO, 2019). Neste trabalho, propõem-se métricas para avaliar a resiliência de uma rede que, se comparados a outros propostos na literatura, possuem um alcance maior em termos de regiões possíveis de serem avaliadas já que dependem apenas dos dados obtidos no Capítulo 3 deste documento. Essa abrangência se dá pelas métricas propostas se basearem unicamente nos padrões topológicos dos grafos representativos da rede.

Com o índice de continuidade de rede se avalia a capacidade de diferentes blocos da rede de uma mesma cidade manterem pelo menos uma via de comunicação. Esses índices medem essencialmente o grau de integração de uma cidade, sendo mais favoráveis para cidades com redundância na rede e desfavoráveis para cidades altamente dependentes de poucas arestas conectoras (redundância reduzida).

² <https://github.com/andre-morelli/Redes-Resiliencia/tree/master/Cálculo%20de%20Métricas>

O índice de eficiência de rota alternativa, por outro lado, mede a capacidade de uma rede em fornecer boas alternativas de ligação entre pontos. Em um choque, a rede tende a perder ligações, forçando os agentes a percorrer caminhos mais longos para atingir seus destinos. Uma rede eficiente não deve possuir distâncias médias mais elevadas em uma crise se comparado à sua operação normal, evitando a propagação de possíveis congestionamentos causados pelo choque.

Para avaliar como uma rede urbana real se comporta com relação a esses parâmetros, foi proposta a degradação progressiva de rede, com remoção sistemática de arestas para medição os impactos de forma gradativa.

4.2 PROPOSTA DE MÉTRICAS

O cálculo dos índices propostos para a avaliação da resiliência de uma rede é discutido em detalhes nas seções a seguir, enquanto alguns exemplos em redes reais são fornecidos para cada uma das métricas.

4.2.1 Continuidade de Rede

Nesta seção, são expostos dois índices criados para avaliar a continuidade de uma rede. Define-se como continuidade, a capacidade de uma rede de transportes manter-se coesa após um choque que provoque a perda de vias principais de circulação.

Uma rede perde continuidade quando suas regiões internas são isoladas umas das outras devido a um choque. A Figura 16 ilustra dois caminhos em uma rede urbana com dois blocos separados por um rio. No evento de um problema com a única ponte que conecta as duas regiões, os dois blocos são desconectados, tornando a Rota A inválida, o que não aconteceria se houvesse redundância conectiva entre os dois lados do rio. Nesse caso, não apenas a Rota A, mas todas as rotas conectando um lado a outro do rio são inviabilizadas nesse evento, reduzindo pela metade o número de rotas válidas na rede. Assim, a medida de continuidade após um impacto na rede, depende diretamente do número de rotas válidas que restam após esse impacto.

Figura 16: Exemplificação de um evento que causa a perda de rotas válidas em uma rede viária.

Em um grafo representativo da rede de transportes, considera-se rota válida qualquer rota possível que conecte dois vértices da malha. Essa simplificação assume que os destinos das viagens se encontram sempre nas interseções do sistema viário, o que não prejudica o modelo, dado o tamanho reduzido dos blocos em uma região urbana típica. Assim, para medir o número de rotas válidas na rede é necessário apenas determinar quais vértices no grafo estão conectados através das arestas. Assim, determina-se a quantidade de rotas válidas em uma rede através do somatório do número de pontos acessíveis a partir de cada nó do grafo, como:

$$\text{Caminhos Válidos} = \sum_{n \in G} A_n \quad (8)$$

Em que: **G**: Grafo de referência;

n: nó pertencente a G;

A_n: Número de nós no grafo G, acessíveis a partir do nó n.

É possível acessar a validade de uma rota qualquer através do algoritmo de busca em profundidade implementado na biblioteca *NetworkX*, o que torna o cálculo do número de caminhos válidos relativamente simples. Para a análise relativa do efeito de um impacto, deve-se comparar o número de rotas válidas após o impacto ao número de rotas existentes anteriormente. Neste trabalho, todos os grafos representativos da rede são,

antes de um impacto, fortemente conectados, o que significa que existem rotas válidas entre todos os pares de pontos possíveis na rede. Essa condição implica que, sendo N o número de nós em um grafo fortemente conectado, existem inicialmente $N(N-1)$ rotas válidas na rede. Desta forma, a continuidade de uma rede após um impacto (i) foi definida como:

$$C_c(i) = \frac{\sum_G (A_n)}{N(N-1)} \quad (9)$$

Em que: C_c : Coeficiente de continuidade

G : Grafo degradado pelo impacto i ;

n : nó pertencente ao grafo;

A_n : Número de nós no grafo G , acessíveis a partir do nó n .

N : Número total de nós no grafo.

Pode-se exemplificar como essa métrica se expressa em um exemplo real a partir da rede de Florianópolis no estado de Santa Catarina, que pode ser observada na Figura 17. Nessa cidade, a região municipal divide-se entre o continente brasileiro e a Ilha de Santa Catarina. Todo o tráfego entre os dois deve passar por uma de duas pontes (marcadas em vermelho), uma em cada sentido, o que torna toda a rede dependente dessa ligação singular. Com a remoção dessa ligação, uma porção da cidade fica completamente desconectada de outra por via terrestre.

Figura 17: Imagem do grafo representativo de parte do município de Florianópolis.

A rede antes da remoção da ponte possui plena continuidade ($C_c = 1.00$) enquanto após o impacto a rede tem 43% de suas rotas inviabilizadas, levando o coeficiente a 0.57. A degradação das pontes no sistema de Florianópolis são exemplos óbvios de perda de

continuidade de rede contudo essa métrica possibilita encontrar gargalos menos aparentes que uma ponte como nos casos em que uma grande avenida ou um conjunto relativamente pequeno delas liga grandes blocos urbanos, servindo como únicas vias de conexão.

4.2.2 Eficiência de Alternativa

Apenas a Continuidade é um bom parâmetro para acessar a viabilidade de alternativas no sistema, contudo nem todas as alternativas válidas são necessariamente boas alternativas. Em alguns casos, a degradação de uma via arterial no sistema pode não necessariamente causar desconexões no sistema, mas pode aumentar significativamente o comprimento médio dos caminhos no sistema já que a alternativa ao uso da via degradada proporciona um caminho mais longo. Esse fenômeno é exemplificado na Figura 18 onde a degradação de uma das pontes do sistema ocasiona um aumento de 75% no comprimento de uma rota específica (de 400 m para 700 m).

Figura 18: Exemplo do impacto de um evento de degradação de rede na eficiência de uma rota.

Em primeira análise, a eficiência total do sistema em possibilitar a substituição de rotas pode ser medida através da média da razão entre o comprimento dos caminhos na rede original e o comprimento dos caminhos na rede degradada. Contudo, essa abordagem não é aplicável no caso de uma das rotas ser impossibilitada, já que o comprimento da rota na

rede degradada não pode ser medido. Nesse caso, definiu-se que a proximidade entre dois pontos como o inverso da distância entre eles, de forma que a proximidade entre dois pontos s e t da rede é dada por:

$$P_{s,t} = \frac{1}{L_{s,t}} \quad (10)$$

Em que: $P_{s,t}$: Proximidade entre os pontos s e t ;

$L_{s,t}$: Distância em rede entre os pontos s e t .

Desta maneira, pode-se assumir que a proximidade entre dois pontos que estão desconectados é nula e, a partir das proximidades médias antes e depois da degradação da rede, é possível calcular a perda média de eficiência em rede. Assim, o coeficiente de eficiência de alternativa para um impacto i na rede é dado por:

$$C_E(i) = \frac{\sum_{s' \neq t' \in G}(P_{s',t'})}{\sum_{s \neq t \in G_0}(P_{s,t})} \quad (11)$$

Em que: $C_E(i)$: coeficiente de eficiência para o impacto i ;

G : Grafo degradado;

G_0 : Grafo original da rede.

Para uma aplicação dessa métrica em um exemplo real é utilizada a capital do Brasil, Brasília-DF, que pode ser observada na Figura 19. Essa cidade, planejada com os preceitos modernistas, se desenvolve com um comprimento maior no sentido Norte-Sul onde existem poucas grandes avenidas que servem de ligação entre as asas Norte e Sul do município. A via principal no sentido Norte-Sul é o eixo das asas que possui tanto vias urbanas quanto rodoviárias nos sentidos Norte e Sul. Esse eixo pode ser verificado marcado em vermelho na Figura 19. A cidade como um todo foi planejada para depender excessivamente das grandes avenidas que a cruzam de Norte a Sul, principalmente desse eixo. Com a remoção do eixo principal, apesar de não ocorrer segregação de fato entre regiões na cidade, a eficiência do sistema cai para 87% e, como as distâncias médias dependem do inverso da eficiência, as distâncias na cidade aumentam em aproximadamente 15%.

Figura 19: Rede de Brasília-DF com seu eixo principal marcado em vermelho.

4.3 CRIAÇÃO DE CENÁRIOS DE IMPACTO

Para avaliar o desempenho de uma rede como um todo, foi preciso definir um método sistemático de degradação de rede ou “estratégia de ataque”, como nomeado por Berche *et al.* (2009) ao tratar de transporte público. Uma estratégia de ataque define a ordem em que são retiradas as arestas a partir de uma característica de centralidade da rede e, neste trabalho, foi buscada a estratégia que impõe ao sistema o pior cenário possível, removendo primeiro as arestas que impõem perda mais significativa de Continuidade e Eficiência. Foram testados três tipos de centralidade: grau, proximidade e intermediação. Os três parâmetros foram testados em ordem ascendente e descendente. Foi testada também a estratégia de remoção aleatória como grupo de controle. Assim, foi testado um total de sete cenários. A partir do cenário que impõe, em média, a maior vulnerabilidade, foram então propostos índices comparativos de redes.

4.3.1 Determinação da Estratégia de Ataque

O algoritmo para o cálculo de Eficiência a partir de um impacto é mais lento se comparado ao de Continuidade, com um tempo de processamento em torno de 300 vezes maior. Por conta disso, nessa fase preliminar para definição de estratégia de ataque, foram testados apenas os resultados na continuidade da rede e assume-se que a pior estratégia para a

Continuidade seja também a pior estratégia para a Eficiência, hipótese que poderá ser testada em trabalhos futuros.

Para cada um dos sete cenários criados, foram retiradas arestas seguindo a estratégia base em passos de 1% até que todas as arestas da rede fossem removidas. Para cada passo, foi computada a Continuidade na rede. A estratégia de remoção aleatória de arestas foi conduzida com 10 sementes aleatórias diferentes e a curva plotada refere-se à média desses casos. Isso foi feito para capturar o comportamento médio de uma estratégia de natureza estocástica. Por outro lado, as outras seis estratégias são determinísticas, dependendo de um parâmetro intrínseco da rede e não requerendo repetição do processo. A título de exemplo, os resultados para a cidade de São Carlos-SP podem ser verificados na Figura 20. Nota-se que nesses casos, a estratégia aleatória é a que menos prejudica o sistema inicialmente, enquanto as estratégias de remoção de centralidade de intermediação descendente (primeiro as maiores centralidades) e de grau ascendente (primeiro as arestas com menor grau). A estratégia de remoção de centralidades de intermediação descendente se mostrou mais robusta para impactos mais generalizados, sendo a que menos impacta o sistema em choques que inviabilizem mais de 50% das vias nessas cidades.

Figura 20: Resultados para os sete cenários na cidade de São Carlos-SP

No caso de São Carlos-SP, é possível perceber que a estratégia que gera o pior cenário é a remoção progressiva de arestas a partir da centralidade de Grau Ascendente seguido pela intermediação descendente.

A Figura 21 contém o gráfico do comportamento médio das estratégias em cidades brasileiras. Pode-se notar que a estratégia aleatória é menos prejudicial em impactos menores e a centralidade de intermediação descendente e a de grau ascendente sendo as mais prejudiciais como um todo. A centralidade de proximidade se configura como um meio termo, não refletindo bem a resiliência ou a vulnerabilidade do sistema. Isso acontece pelo fato de a estratégia de remoção centralidade de proximidade corroer a rede a partir de seu centro, não necessariamente dividindo a rede, já que as ligações da periferia continuam intactas (ou, no caso ascendente, de fora para dentro deixando o centro intacto).

Figura 21: Comportamento médio nas 309 maiores cidades brasileiras.

Os resultados apresentam forte indicativo de que as vias de maior centralidade de intermediação se colocam como regiões de vulnerabilidade no sistema, apresentando o maior impacto na conectividade de sistemas urbanos brasileiros. Para uma avaliação numérica, a Tabela 1 possui a área sob as curvas da Figura 21. Nota-se que a Centralidade de Intermediação possui o menor resultado (maior vulnerabilidade) apresentando uma área sob a curva 68% menor que no caso aleatório para a estratégia ascendente e o menor resultado (menor vulnerabilidade) para sua estratégia descendente, inclusive superando o modelo aleatório, com uma área sob a curva 12% maior. Contudo, a centralidade de

intermediação descendente tende a ter um resultado pior que o aleatório para choques brandos que atinjam menos de 40% da malha urbana.

Tabela 1: Área sob as curvas da Figura 21.

Estratégia	Área Sob a Curva	
	Ascendente	Descendente
Centr. Intermediação	0.46	0.13
Centr. Proximidade	0.34	0.27
Centr. Grau	0.17	0.35
Aleatório = 0.41		

Para avaliar a dispersão dos resultados, a Figura 22 contém os gráficos do comportamento médio dos resultados no banco de dados com uma envoltória representando um desvio padrão para cima e um para baixo a partir da média para os parâmetros de resultados mais expressivos. Nota-se que existe uma grande região de interseção entre as estratégias que tornam o sistema mais vulnerável (intermediação descendente e grau ascendente). Contudo, a estratégia de intermediação ainda se mostra claramente mais indicativa da vulnerabilidade do sistema. No outro espectro, a estratégia de remover arestas pela intermediação de forma ascendente se mostra uma estratégia consistente, apresentando uma curva de média alta e desvio reduzido em todos os pontos.

Figura 22: Comportamento médio das curvas com envoltória representando um desvio padrão para cima e um para baixo.

A partir desses comportamentos, constata-se a centralidade de intermediação como o melhor parâmetro para identificar vulnerabilidades no sistema, pois se notou que remover sistematicamente as vias de maior intermediação causa danos em média mais expressivos que qualquer outra estratégia. A remoção sistemática de maneira aleatória apresentou um impacto brando no sistema se comparado às outras estratégias, principalmente quando se trata de remoções de menor escala (menos que 40% da rede removida). Esse é um indício de que estratégias que impactam o sistema de maneira determinística reduzem mais a continuidade do sistema o que ocorre, possivelmente, porque os parâmetros avaliados tendem a possuir uma variação suave na rede, com elementos de alta centralidade ficando, em média, próximos de outros elementos de alta centralidade o que significa, efetivamente, que porções de arestas relativamente próximas são removidas (possuindo maior tendência a desconectar o sistema) em métodos determinísticos, enquanto o método aleatório tende a distribuir o impacto pela rede.

4.4 PROPOSTA DE ÍNDICES

A partir do comportamento dos gráficos de decaimentos de C_C e C_E na estratégia de ataque que leva em conta a centralidade de intermediação, foi possível extrair índices demonstrativos de uma rede tal que foi possível comparar a estrutura viária de diferentes cidades. Para as análises neste trabalho, foram propostos um tipo generalista de índice, que visa capturar o comportamento de uma rede de forma geral; e um tipo mais específico que se refere ao efeito de um impacto brando na rede.

4.4.1 Índices de Resiliência

Foram criadas medidas generalistas para refletir com um número o comportamento da rede em todo intervalo de 0% a 100% das arestas removidas. Essa é a premissa dos índices de resiliência de rede (I), que medem a área abaixo da curva de comportamento dos parâmetros C_C e C_E . Assim, para o caso contínuo, o Índice de Continuidade é dado por:

$$I_c = \int_0^{1.0} C_C(i) di \quad (12)$$

Onde:

I_c : Índice de continuidade de rede;

$C_c(i)$: Coeficiente de continuidade para o impacto que remove uma proporção i das vias;

i : proporção de arestas removidas (variando de 0.0 a 1.0).

Já o Índice de Eficiência é dado por:

$$I_E = \int_0^{1.0} C_E(i) di \quad (13)$$

Onde:

I_E : Índice de eficiência de alternativa;

$C_E(i)$: Coeficiente de eficiência para o impacto que remove uma proporção i das vias;

i : proporção de arestas removidas (variando de 0.0 a 1.0).

Contudo, como grafos finitos são objetos matemáticos discretos, as funções C_C e C_E terão comportamento discreto e, conseqüentemente, as Equações (12 e 13) poderão ser definidas por um somatório finito. No caso deste trabalho, foram utilizados passos de 1% nos impactos progressivos, nesse caso a área sob a curva pode ser calculada a partir do somatório da área dos trapézios de base 0.01.

$$I = \sum_{i=0}^{n-1} \frac{C(n) + C(n+1)}{2} \Delta p = \sum_{i=0}^{100} \frac{C(n) + C(n+1)}{2} 0.01 \quad (14)$$

Onde:

$C(i)$: Coeficiente de referência (C_C ou C_E) no passo n ;

n : número de intervalos de remoção de arestas;

Δp : variação na proporção de arestas removidas em cada salto;

4.4.2 Índices de impacto moderado

Foram propostos também índices que capturem a dependência das cidades em suas vias mais importantes. Esses índices são facilmente obtidos através do cálculo de dos coeficientes de continuidade e de eficiência para impactos brandos no sistema.

Neste trabalho, foram considerados dois intervalos de análise. O primeiro é referente ao impacto inicial em uma rede, com a remoção de 1% das arestas mais importantes de uma cidade ($C_C(1\%)$ e $C_E(1\%)$); enquanto o segundo leva em conta choques moderados, em que a cidade a cidade perde 5% de suas arestas ($C_C(5\%)$ e $C_E(5\%)$). A perda de 5% é

considerada moderada pois as redes reais tendem a entrar em colapso relativamente rápido já que grande parte do tráfego acaba dependendo, em média, de poucas vias.

4.4.3 Exemplos em redes reais

A Figura 23 mostra a comparação da área sob a curva para os parâmetros C_C e C_E das duas cidades exploradas anteriormente nesse capítulo: Florianópolis-SC e Brasília-DF. As redes dessas cidades são mostradas anteriormente neste documento, na Figura 17 e na Figura 19 respectivamente. Os Índices calculados para as redes são mostrados na Tabela 2. Nota-se que Florianópolis perde continuidade e eficiência mais rapidamente que Brasília no início do gráfico, como expresso pelo índice $C_C(1\%)$. Esse comportamento é resultado direto da dependência do município nas pontes que conectam o continente à Ilha de Santa Catarina. Na verdade, Florianópolis perde continuidade a uma taxa maior em quase todos os momentos na curva, o que é refletido em seu índice I_C menor que o de Brasília. Por outro lado, como Brasília é completamente dependente de suas vias nos eixos das asas, que conectam a cidade de Norte a Sul, a perda dessas vias penaliza a cidade em termos de eficiência de maneira mais danosa que no caso de Florianópolis, o que é expresso no índice I_E . Esse resultado pode ser surpreendente, já que Brasília foi projetada para ser a capital brasileira com eficiência como uma das maiores prioridades. Contudo, o projeto com poucas vias principais largas, projetadas com pensamento exclusivo em veículos automotores e ocasionando uma baixa densidade de vias, acaba se mostrando pouco eficiente em períodos de crise, perdendo em termos de eficiência até mesmo para Florianópolis, uma cidade não planejada com diversas restrições geográficas geradas por sua natureza insular. Se comparadas às outras cidades do banco de dados, contudo, ambas as cidades têm desempenho abaixo da média para quase todos os índices, como será discutido no capítulo seguinte.

Figura 23: Área sob as curvas de Eficiência e Continuidade para as redes de Florianópolis-SC e Brasília-DF.

Tabela 2: Índices calculados para Florianópolis-SC e Brasília-DF

Cidade	I_C	I_E	$C_C(1\%)$	$C_E(1\%)$	$C_C(5\%)$	$C_E(5\%)$
Florianópolis	0.052	0.121	0.518	0.776	0.436	0.621
Brasília	0.062	0.088	0.977	0.921	0.487	0.483

4.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo foram concluídos dois dos objetivos específicos da pesquisa, com a proposta de métricas para a medição do impacto de eventos de degradação de uma rede viária urbana na continuidade e na eficiência da rede; e a definição da estratégia de ataque à rede que promove maior vulnerabilidade (remoção de arestas em ordem decrescente de centralidade de intermediação). A partir dessas definições, foram exploradas as diferenças entre as estruturas das redes viárias brasileiras a partir da aplicação da estratégia definida.

5 ANÁLISE EXPLORATÓRIA

Este capítulo apresenta a análise exploratória da resiliência nas cidades do capítulo anterior. Inicialmente, foi explorada a distribuição geográfica e estatística das métricas propostas no capítulo anterior para cidades brasileiras com mais de 100 mil habitantes. Depois, foi explorada a relação de alguns parâmetros de rede como densidade de vias, centralidades e fator de circuito, com os índices de resiliência da rede, para verificar como a morfologia de uma rede impacta em sua resiliência. Por fim, são discutidas as características de algumas redes específicas no território brasileiro.

5.1 DISTRIBUIÇÃO DOS ÍNDICES

5.1.1 Distribuição de frequências

Na Figura 24 podem ser verificados os histogramas de todos os índices propostos no capítulo anterior. Percebe-se que o Índice de Continuidade de rede é distribuído de maneira ligeiramente assimétrica nas cidades brasileiras, com grande parte dos dados concentrando-se abaixo da marca I_c igual a 0.10. O Índice de eficiência, por outro lado, possui uma simetria maior, com a maior parte dos dados concentrando-se ao redor da marca I_e igual 0.10. Esses dois índices concentram-se entre 0.0 e 0.3, contudo não existe um grafo que possa, de maneira realista, chegar a 1.0 nesses índices, apesar de esse ser o limite teórico superior. Por conta disso e dos resultados apresentado, redes próximas de 0.2 em ambos os índices podem ser consideradas redes de estrutura resiliente. Com relação a impactos brandos, a maior parte das cidades sente pouca ou nenhuma influência com a remoção de 1% de suas vias principais, como mostrado pela distribuição dos parâmetros $C_c(1\%)$ e $C_e(1\%)$. Existem, contudo, cidades no banco de dados que demonstram uma grande perda de continuidade e eficiência mesmo com a remoção de apenas 1% das arestas, com algumas atingindo valores menores que 50% nesse estágio. Impactos moderados ($C_c(5\%)$ e $C_e(5\%)$), por outro lado, aparentemente possuem potencial destrutivo em cidades brasileiras, com a maior parte das cidades perdendo mais de 50% da continuidade em situações como essa e em média tendo sua eficiência reduzida a 60%. Existem, contudo, diversas cidades em território nacional que mantém sua continuidade relativamente alta mesmo para esses impactos, o que pode ser evidenciado pelo segundo pico de continuidade em valores próximos de 1.0.

Figura 24: Distribuição dos índices de resiliência em cidades brasileiras.

É notável que a distribuição dos índices de continuidade e de eficiência possuem distribuições distintas, mesmo com ambas possuindo forte relação linear, como mostrado pela Figura 25 onde podem ser observados os gráficos de dispersão das relações I_C vs. I_E , $C_C(1\%)$ vs. $C_E(1\%)$ e $C_C(5\%)$ vs. $C_E(5\%)$ com as respectivas correlações. As correlações entre os índices referentes à continuidade e à eficiência são relativamente altas em todos

os casos. É possível notar também que para os Índices IC e IE um número reduzido de pontos fica abaixo da linha de igualdade (45°), indicativo que a eficiência, em geral, tende a ser maior que a continuidade nas cidades. Para impactos brandos e moderados (1% e 5%), contudo, nota-se que, existem vários espectros de comportamento, com algumas cidades que perdem continuidade rapidamente, não experienciando impacto proporcional à eficiência e outras que perdem eficiência rapidamente, mas não sofrem impacto de magnitude proporcional na continuidade.

Figura 25: Gráficos de dispersão dos índices propostos.

5.1.2 Distribuição Geográfica

A geografia e a topografia de uma região podem ter impacto na formação da rede viária, favorecendo ou prejudicando a resiliência de uma cidade. A distribuição dos índices de resiliência em cidades brasileiras pode ser verificada na Figura 26, onde as cidades são plotadas em seus centros geográficos com cores proporcionais a seus índices (azul para

mais resiliente, vermelho para menos). Nota-se que regiões planas e sem obstáculos, como no Centro-Oeste brasileiro, tendem a ser mais resilientes. Isso pode ocorrer devido às oportunidades para crescimento uniforme em todas as direções nessas regiões, reduzindo a propensão à criação de gargalos viários. Uma região acidentada ou com barreiras naturais expressivas, por outro lado, pode ser forçada a depender de infraestrutura de alto custo por quilômetro construído (pontes e túneis), impondo restrições ao número de vias e conexões entre os diversos blocos da cidade. O efeito dessas restrições pode ser verificado na Serra do Mar, que engloba a costa dos Estados do Sudeste e Sul do Brasil, região acidentada que concentra algumas das cidades menos resilientes do Brasil. Cidades costeiras como um todo parecem mais propensas a problemas de resiliência, o que pode se justificar por dois possíveis motivos. Primeiro, algumas cidades possuem costas irregulares que impõem limites aos equipamentos de infraestrutura, como pode ser verificado na porção da rede de São Luís do Maranhão representada na Figura 27(a). São Luís é, em conjunto com Florianópolis-SC e Vitória-ES, uma das três capitais brasileiras localizadas em ilhas que promovem intensos afunilamentos na rede. O segundo motivo, que pode agir em conjunto ao anterior, é a forma típica de cidades litorâneas, principalmente em locais turísticos. O valor das propriedades nesses municípios em geral é proporcional à sua proximidade do mar, o que ocasiona maior incentivo para o desenvolvimento imobiliário em faixas estreitas e alongadas no sentido da praia. Devido a essa configuração, as redes ficam excessivamente dependentes de vias axiais nos eixos de maior comprimento da cidade, como pode ser verificado na rede de Balneário Camboriú-SC na Figura 27(b).

Figura 26: Distribuição geográfica dos Índices propostos.

(a)

(b)

Figura 27: Redes de São Luís-MA(a) e Balneário Camboriú-SC (b). Fonte: OpenStreetMap

5.2 RELAÇÕES COM MORFOLOGIA DE REDE

Nesta seção é explorada a relação de parâmetros morfológicos da rede com os Índices de Resiliência propostos nesta pesquisa. As características morfológicas exploradas são mostradas no Quadro 1. Para determinação da relação entre esses parâmetros morfológicos e os Índices de Resiliência, será conduzida uma análise de regressão simples, comparando as correlações entre as características estudadas.

Quadro 1: Características morfológicas exploradas.

Parâmetro	Característica medida
Número de arestas	Tamanho da rede.
Comprimento médio de aresta	Densidade da rede. Quanto maior o comprimento médio das arestas em uma rede, maior o tamanho médio dos blocos de uma cidade.
Grau médio dos nós	Conectividade média dos nós pertencentes à rede. Mais arestas em um nó fornecem mais alternativas para caminhos passando pelo nó.
Centralidade de proximidade média	Compacidade da rede. Quanto maior a proximidade média entre os vértices, mais compacta a rede.
Concentração de intermediação	Dependência da rede em suas vias principais. Quanto maior esse índice, maior a proporção de caminhos mínimos na rede que dependem da centésima parte das vias mais importantes.
Entropia de orientação	Organização espacial da rede. Quanto menor a entropia de orientação, maior a tendência da via em formar grades ordenadas de vias em poucas direções principais.
Fator de circuito	Sinuosidade de rede. Quanto maior o fator de circuito, maiores os circuitos necessários no interior da rede, ou seja, maior a distância em rede se comparada à distância euclidiana entre os pontos
Índice orgânico	Forma da rede. Quanto maior esse índice, mais "orgânico" o traçado, ou seja, maior o número de "ruas sem saída". Redes em formato de espinha de peixe tendem a possuir maior índice orgânico.

É possível verificar a correlação entre os Índices de Resiliência e os parâmetros morfológicos de rede na Figura 28 que contém as correlações entre as variáveis. As células pintadas em cinza não possuem significância estatística maior ou igual a 95% (p-valor menor que 0.05). Na figura, os parâmetros morfológicos foram arranjados de acordo com seu impacto na resiliência: os mais acima tendem a influenciar positivamente enquanto os mais de baixo têm influência negativa.

Figura 28: Figura com as correlações das variáveis morfológicas de rede contra os Índices de Resiliência.

Nota-se que o parâmetro morfológico que mais impacta positivamente na resiliência de uma rede tanto em termos de conectividade e eficiência é a centralidade de proximidade média. Essa medida é mais alta para cidades compactas e de alta densidade viária no centro urbano, com menores distâncias médias entre pontos na rede, nesse caso, é possível afirmar que, no caso brasileiro, cidades mais compactas tendem a ser mais resilientes. Deve-se ressaltar que o tamanho da rede em si (número total de arestas) não tem grande influência sobre a resiliência da rede, a não ser em termos de eficiência. Isso implica que uma cidade de grandes proporções pode atingir resiliência desde que mantenha seu traçado compacto e com alta densidade de vias, principalmente em seu centro. Outro fator que influencia positivamente na resiliência de uma cidade é o grau médio dos nós. Esse resultado era esperado, já que alto grau dos nós é um indicativo de que cidades mais densamente conectadas que tendem, naturalmente, a ser mais resilientes. Em choques mais brandos (menos de 1% das arestas) não existe um parâmetro que se destaque com influência positiva. Isso acontece porque as características médias da rede em geral não recebem influência do centésimo mais importante de vias.

Em termos de influência negativa, o índice orgânico tem o maior impacto na resiliência da rede. Nesse caso, cidades com formação em “espinha de peixe” com várias “ruas sem saída” alimentando vias principais, tendem a ser menos resilientes que cidades organizadas em algum tipo de malha. Esse fato é corroborado pela significativa influência negativa da entropia de orientação na resiliência, já que cidades não organizadas em malhas bem definidas tendem a ter entropias maiores. A concentração de intermediação, que é uma medida de quanto uma cidade depende do centésimo superior de suas vias em ordem de importância, também tem influência negativa na resiliência. Essa é a característica que mais tem influência em valor absoluto sobre os Índices para impactos brandos ($C_c(1\%)$ e $C_E(1\%)$) devido a sua capacidade de capturar os gargalos estruturais de uma rede de transportes. O fator de circuito, por outro lado, tem impacto negativo sobre a resiliência de um sistema, principalmente em termos de continuidade, mas não tem um impacto tão grande quanto os outros índices, excluídos o comprimento médio de arestas e o número de arestas. Isso é um indicativo que cidades mais sinuosas podem apresentar resiliência alta, principalmente quando se trata de choque brandos.

Comprimento médio de arestas não apresentou resultados significativos no banco de dados, enquanto o número total de aresta só possui alguma influência notável na eficiência geral do sistema (I_E). Isso significa que cidades maiores não necessariamente perdem conectividade em suas redes se sua estrutura for robusta (Compacta, com grade bem definida e não excessivamente dependente de um número reduzido de vias), contudo redes maiores tendem a perder mais eficiência que redes menores.

5.3 ANÁLISE DE CASOS

Nesta seção são analisados alguns casos das cidades avaliadas neste trabalho. Para efeito de análise comparativa, os índices calculados anteriormente para todas as cidades e presentes na Tabela I do Apêndice foram normalizados para um intervalo de 0 a 100, com 0 correspondendo ao pior resultado obtido por uma das cidades do banco de dados para um determinado índice e 100 correspondendo ao maior valor. Desta forma, os índices não são comparados em valor absoluto, mas em termo de sua magnitude relativa no banco de dados.

Para facilitar a visualização e caracterizar uma “assinatura” de cada cidade perante os seis índices, foram elaborados gráficos polares (comumente conhecidos como gráficos de radar) para as cidades. Esses gráficos permitem a visualização dos dados multivariados em uma única figura. Um exemplo está apresentado na Figura 29, referente à cidade de São Carlos-SP. Uma cidade que atinja a marca 100 em alguma das variáveis é a melhor cidade do banco de dados para aquele índice, enquanto uma que atinja 0 é a pior cidade.

Figura 29: Gráfico polar da cidade de São Carlos-SP.

A partir dos gráficos polares de cada cidade, foram analisados os dois extremos de resiliência: cidades vulneráveis e cidades resilientes. Em seguida, a análise se concentrou a algumas cidades que, por motivos geográficos ou históricos apresentam características topológicas peculiares que afetam sua resiliência, são essas: cidades inteira ou parcialmente planejadas (Belo Horizonte-MG, Brasília-DF e Palmas-TO), cidades total ou parcialmente contidas em uma ilha (Florianópolis-SC, Vitória-ES e São Luís-MA) e algumas grandes cidades tanto no interior do continente (Curitiba-PR e São Paulo-SP) quanto no litoral (Rio de Janeiro-RJ e Fortaleza-CE).

5.3.1 Cidades Vulneráveis

A Figura 30 mostra quatro das cidades mais vulneráveis do banco de dados com seus respectivos diagramas polares. Nas redes das cidades, foram destacadas em vermelho as vias dentro de 1% mais importantes, enquanto as em laranja estão no grupo entre 1% e 5% mais importantes.

Figura 30: Cidades vulneráveis

Pode-se notar que essas cidades tendem a possuir uma via principal com acessos esparsos às regiões circundantes. Um fator coincidente entre Palhoça-SC e Votorantim-SP é que ambas pertencem à região metropolitana de uma cidade maior, Florianópolis-SC e Sorocaba-SP, respectivamente. Nessa condição, a formação das cidades se dá ao redor da rodovia que as conecta à cidade principal, limitando em grande parte as conexões internas e aumentando a dependência dessas cidades na rodovia principal. A formação e o crescimento dessas cidades se dão de maneira a favorecer o acesso dos residentes à cidade principal, em geral através de modos de transporte individual motorizado, o que cria um traçado que se ramifica a partir das rodovias.

Novo Gama-GO possui uma natureza similar a essas cidades, na condição de cidade satélite de Brasília, mas possui um traçado menos orgânico que as outras cidades, com blocos bem definidos e esparsas ligações desses blocos à rodovia principal, o que justifica o pior desempenho da cidade em todos os Índices.

O problema de Blumenau-SC, por outro lado, é de origem natural. A cidade é cortada diagonalmente pelo Rio Itajaí-Açu e possui poucas ligações cruzando esse rio, o que causa a perda de conectividade entre os dois lados do rio, criando dependência alta não apenas nessas ligações, mas também vias marginais.

O que é possível notar em todas essas cidades é o afunilamento dos caminhos mínimos em uma direção preferencial, que tem impacto direto na resiliência, como evidenciado na seção anterior pela dependência linear negativa entre a Concentração de Intermediação e os Índices de Resiliência. Outro aspecto detectável de imediato são os eixos principais de deslocamento de onde ramificam-se blocos com poucas ou nenhuma ligação entre si o que aumenta o Índice Orgânico das cidades, parâmetro negativamente correlacionado com a resiliência.

5.3.2 Cidades Resilientes

A Figura 31 mostra quatro das cidades mais resilientes do banco de dados com seus respectivos diagramas polares. De forma similar, foram destacadas em vermelho o um-percentil das mais importantes, enquanto as em laranja estão no grupo entre 1% e 5% mais importantes.

Figura 31: Cidades Resilientes

Em todas as cidades verificadas na Figura 31, é possível notar uma grelha bem definida (Índice Orgânico baixo), com ausência de grandes avenidas, rodovias ou barreiras naturais segmentando extremos da cidade. Também pode ser verificado que as vias mais importantes são distribuídas em várias regiões e orientações na cidade, de forma a não fragilizar o sistema como um todo quando removidas, o que diminui a Concentração de Intermediação na rede e aumenta sua resiliência. Essas cidades são todas construídas em terreno relativamente plano dos estados do Centro-Oeste e Norte do país, o que possibilita o crescimento de maneira mais ordenada sem grandes custos em termos de infraestrutura, o que gera uma entropia de orientação relativamente baixa, já que nessas cidades predominam duas direções principais, referentes aos dois eixos da grade. As dimensões dessas cidades são também bastante uniformes, com pouca predominância de eixos principais de desenvolvimento, o que favorece a compacidade das redes e melhora a eficiência.

5.3.3 Cidades Planejadas

As cidades planejadas avaliadas nesta seção foram Belo Horizonte-MG, Brasília-DF e Palmas-TO, que podem ser verificadas com suas linhas principais de centralidade de intermediação na Figura 32. Belo horizonte foi planejada para ser a capital de Minas Gerais ainda no final do século XIX (TREVISAN; FICHER, 2009a) e até hoje mantém a formação inicial em seu núcleo urbano, no estilo cidade-jardim de planejamento. Seu centro destaca-se pelo desenho em grelha cortada diagonalmente por grandes avenidas. Seu projeto foi concebido antes da seleção do local onde a cidade seria instalada gerando uma incompatibilização entre o traçado e a topografia do terreno (TREVISAN; FICHER, 2009a), por conta disso, a cidade tem traçado regular apesar do terreno acidentado, o que torna as inclinações das vias no centro cidade elevadas. Esse fato ajuda a entender o motivo de a cidade não ter continuado a se expandir de forma regular com o entorno do centro planejado tendo crescimento mais orgânico, com quarteirões menores e malha mais densa e sem eixos bem definido, de forma a acompanhar mais efetivamente o terreno.

Figura 32: Cidades total ou parcialmente planejadas

Brasília, por outro lado, foi construída para se tornar a capital brasileira já no século XX nos moldes do modernismo (TREVISAN; FICHER, 2009a). Com duas “asas”, uma a norte e outra a sul, a cidade ganha um aspecto alongado no projeto urbano. Esse fato cria grande dependência da cidade em suas grandes avenidas da direção norte-sul como pode ser verificado na Figura 32. Além disso, o eixo monumental, eixo que divide as duas “asas”, possui uma densidade reduzida de vias, o que enfraquece a conexão entre essas duas partes da cidade e aumenta a importância das poucas vias que efetivamente cortam esse eixo.

Palmas é a mais recente capital brasileira, inaugurada entre o fim da década de 1980 e começo da década de 1990 (TEIXEIRA, 2009). Essa cidade também foi construída em moldes modernistas, com grandes avenidas cruzando a cidade, principalmente na direção Norte-Sul e composta, primordialmente, de superquadras. A cidade é alongada no sentido Norte-Sul, o que não pode ser capturado de maneira exata pelo quadrado de 10 km de lado utilizado nesta pesquisa, contudo a estrutura básica da cidade repete-se ao longo de suas avenidas principais, de forma que o comportamento da cidade é capturado de forma acurada pela análise.

Nesse caso, as configurações morfológicas de Brasília e Palmas, com seus projetos alongados, promove vulnerabilidade nos sistemas, tornando-os completamente dependente de suas avenidas de deslocamento norte-sul de alta capacidade, mas de ligação esparsa. Belo Horizonte, por outro lado, parece ter sido mais bem-sucedida em integrar suas porções planejada e a de crescimento orgânico, possibilitando que a cidade crescesse em todas as direções e evitando que uma parcela da cidade se tornasse completamente dependente de outra, o que pode ser visualizado particularmente nos índices de impacto moderado (5% das vias) nos quais Brasília e Palmas perdem grande parte de sua continuidade e eficiência, enquanto Belo Horizonte se mantém relativamente contínua. Por outro lado, é notável que Belo Horizonte não se destaca nos índices de continuidade e de eficiência. Isso acontece porque o centro da cidade é menos denso que seu entorno, tornando a cidade mais compacta na periferia que na região central, afunilando o tráfego para essa região de forma que, a partir da degradação desse centro, a cidade rapidamente perde eficiência, dependendo de caminhos mais longos no entorno da periferia.

Esses casos ressaltam a importância da direção do crescimento de uma cidade em sua resiliência como um todo. Cidades de crescimento alongado ou com eixo preferencial de expansão tendem a depender de poucas vias conectoras, tendo grande parte dos movimentos impedidos em caso de choques nessas vias, enquanto cidades de crescimento mais circular e homogêneo tendem a resistir melhor, principalmente impactos brandos. Nota-se também que a estratégia modernista de criar grandes avenidas de onde irradiam o restante das vias da cidade pode fragilizar o sistema, tornando-o excessivamente dependente dessas poucas avenidas.

5.3.4 Cidades Insulares

Nesta seção são exploradas as três “Ilhas-Capitais” brasileiras: Florianópolis-SC, Vitória-ES e São Luís-MA. Essas cidades e seus respectivos diagramas polares de Índices de resiliência podem ser observados na Figura 33. Como discutido anteriormente, condições geográficas têm grande impacto na formação de malhas urbanas e, consequentemente, na resiliência dessas estruturas. A resiliência das cidades é especialmente baixa em regiões da costa brasileira e, na condição de ilhas, essas cidades são especialmente afetadas por sua posição geográfica peculiar. Nos casos de Florianópolis e Vitória, parte do município, bem como o restante da região metropolitana, encontram-se no continente, forçando movimentos pendulares a passarem pelas esparsas pontes para as ilhas diariamente. São Luís do Maranhão, por outro lado, mesmo possuindo o total de seu município bem como de sua região metropolitana na ilha, é entrecortada por rios e reentrâncias costeiras em sua região central, fazendo com que a cidade também seja dependente de poucas pontes para os movimentos na malha urbana.

Figura 33: Cidades insulares

Todas as cidades apresentam baixo desempenho na maior parte das variáveis. Florianópolis-SC apresenta grande dependência das pontes que conectam a ilha ao continente que são apenas duas (uma em cada direção), bem como das avenidas costeiras na ilha. Na porção insular do município, a forma da cidade é dominada por um traçado em “espinha de peixe” com as avenidas à beira-mar funcionando como via principal e as outras vias sendo ramificadas a partir delas. Esse fato é decorrente, principalmente, da topografia acidentada do terreno no interior da ilha.

De maneira similar, São Luís-MA possui alta dependência dos gargalos criados pelas pontes e travessias, apresentando uma das piores continuidades do banco de dados. Nota-se também a dependência de vias costeiras ou à margem de rios, contudo a formação em “espinha de peixe” é menos acentuada nessa rede. Nesse caso, o grande problema da cidade, está na maneira como está distribuída a ocupação. No geral, a cidade é formada por pequenos aglomerados conectados entre si por poucas vias e pontes inserindo descontinuidades na cidade. Esse fato mostra a sensibilidade dos índices com relação a gargalos na rede urbana. Vitória tem problemas similares, com formações em aglomerados ao redor da costa.

5.3.5 Grandes Cidades Continentais

Nesta seção são discutidos dois exemplos de grandes cidades no interior do continente brasileiro, São Paulo-SP e Curitiba-PR. As redes dessas cidades com seus respectivos diagramas polares podem ser observadas na Figura 34. Ambas as cidades possuem grandes extensões, de forma que ocupam área maior que o quadrado de 10 km utilizado nesta pesquisa, contudo é possível identificar diferenças estruturais entre as cidades. Curitiba se mostra mais resiliente em termos de eficiência, principalmente com relação a choques brandos e moderados. Isso acontece pois na rede de São Paulo prevalecem alguns vazios na rede, principalmente na região central, de forma que a rede é mais dependente de vias mais importantes. Curitiba, por outro lado, tem uma grade mais robusta principalmente no centro da cidade onde passam as vias principais. Dessa forma, a rede cria redundâncias suficientes para manter a cidade mais coesa depois choques moderados.

Figura 34: Grandes cidades continentais

5.3.6 Grandes Cidades Litorâneas

Como discutido anteriormente, as cidades no litoral brasileiro tendem a ser menos resilientes. Contudo, existem diferenças marcantes entre as cidades nessa categoria, como pode ser visualizado na Figura 35 que contém as redes centrais e os diagramas polares do Rio de Janeiro-RJ e Fortaleza-CE. Nota-se logo em primeiro momento que a rede de Fortaleza é mais regular e sua rede mais densa, de forma que as vias principais da cidade possuem paralelos bem definidos gerando maior redundância na rede. No Rio de Janeiro, por outro lado, existe uma rede mais esparsa, com conglomerados conectados por vias principais com pouca ou nenhuma redundância, o que é refletido no desempenho da cidade nos Índices de Resiliência, com a cidade tendo desempenho mais baixo até mesmo para choques brandos.

Figura 35: Grandes cidades litorâneas.

5.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo foram explorados os comportamentos dos Índices de Resiliência propostos no Capítulo 4 e suas relações com características básicas da morfologia de uma rede. Verificou-se que a maior parte das cidades do banco de dados não sofre de maneira exagerada com choques de baixa intensidade, com a maior parte dos índices $C_c(1\%)$ e $C_e(1\%)$ com valor próximo a 1.0. Em choques moderados, por outro lado, existe uma gama maior de reações, com algumas cidades se mantendo coesas e eficientes enquanto outras perdem rapidamente sua continuidade. Verificou-se também que os índices de continuidade e de eficiência (I_c e I_e) têm distribuição ligeiramente assimétrica, com a maior parte das cidades se concentrando na porção menos resiliente.

Esses índices são influenciados de maneira expressiva por parâmetros de rede. A centralidade de proximidade média e o grau médio dos nós mostraram correlação positiva com a resiliência de rede, enquanto Índice Orgânico, Concentração de

Intermediação, Entropia de Orientação e Fator de Circuito apresentaram correlação negativa. Com esses resultados, é possível afirmar de maneira segura que cidades compactas, regulares, com poucas ramificações e menos dependentes de suas ruas e avenidas principais são mais resilientes que suas contrapartes. Isso foi verificado na prática ao analisar a estrutura de algumas redes com desempenhos altos e baixos nos índices de resiliência.

Como discutido no capítulo anterior, a resiliência de uma rede urbana é diretamente dependente de fatores topográficos, geográficos e morfológicos da rede. Grande parte dos problemas em redes de transporte provêm de discontinuidades causadas por expressões naturais do terreno, como rios e montanhas. Por outro lado, fatores não necessariamente associados à geografia podem também exercer grande impacto. Isso é notável na disparidade entre as cidades planejadas de Belo Horizonte, construída em terreno montanhoso e desempenho mediano em termos de resiliência, e Brasília e Palmas, com desempenho ruim apesar de serem construídas em terrenos relativamente planos. Esse fato em si não significa que o tráfego seja melhor em uma cidade ou em outra, mas atesta uma falha no projeto desta última que pode ser detectada com essa ferramenta simples, mesmo antes que haja informações sobre viagens, evitando que cidades, expansões ou loteamentos planejados se tornem excessivamente dependentes de partes específicas de sua infraestrutura sem que seja prevista certa redundância para efeito de segurança. A regularidade de Belo Horizonte, por outro lado, é incompatível com a característica montanhosa do terreno, o que pode melhorar em alguns termos a resiliência da rede em duas dimensões, mas pode ser mais impactante para modos ativos de transporte, inviabilizando o uso da maior parte das vias por esses meios. Essas características de resiliência podem ser exploradas em trabalhos futuros.

Verificou-se também os problemas encontrados em capitais que se encontram em regiões insulares do território nacional. Em geral, a condição geográfica dessas cidades força o aparecimento de gargalos na rede viária. Esses problemas atestam a necessidade de se pensar o sistema de transportes dessas cidades de maneira mais plural, evitando dependência excessiva nas vias terrestres para transporte individual e facilitando a integração de outros modos de transporte, como o hidroviário à malha de transportes.

As análises deste capítulo comprovam a utilidade dos índices propostos neste trabalho na determinação a resiliência ou relativa fragilidade de malhas de transporte terrestre nas cidades brasileiras. Eles podem auxiliar no direcionamento de investimentos de uma cidade ou na tomada de decisão acerca da necessidade de diversificação da matriz de transportes urbanos, identificando fraquezas e qualidades das redes de transporte, para poder-se balizar políticas urbanas.

6 CONCLUSÕES E SUGESTÕES

Esta pesquisa investigou padrões de resiliência em cidades brasileiras. Os objetivos específicos foram atingidos de forma que:

- i. Foram obtidas as redes e os parâmetros morfológicos de 306 das maiores cidades brasileiras, compondo um banco de dados diverso, concluindo, portanto, o primeiro objetivo específico;
- ii. Foi investigada a vulnerabilidade de sistemas através de estratégias de ataque em redes e identificando o pior cenário possível de ataque a uma cidade concluindo, portanto, o segundo objetivo específico;
- iii. Foram propostos índices explicativos de resiliência em redes, para avaliação generalizada ou em impactos brandos e moderados, sendo possível a comparação das cidades do banco de dados concluindo, portanto, o terceiro objetivo específico;
- iv. Foram investigados os padrões de dependência entre morfologia e resiliência através de análises estatísticas e análises de casos concluindo, portanto, o último objetivo específico.

Dessa forma, o objetivo principal, bem como os objetivos específicos da pesquisa podem ser considerados concluídos. Assim, o restante deste capítulo apresenta as considerações finais do trabalho, bem como suas contribuições. Primeiramente, é discutido o banco de dados utilizado, com posterior discussão dos índices criados neste trabalho avaliando a viabilidade de aplicação deles e algumas discussões acerca de sua natureza. Depois, analisa-se os resultados referentes à análise exploratória desse trabalho e suas conclusões. Quando cabíveis ao longo da discussão, são sugeridos trabalhos e pesquisas futuras que possam ser desenvolvidos de forma a avançar a pesquisa aqui descrita, e são exploradas oportunidades para trabalhos futuros mais a fundo na última seção deste capítulo.

6.1 BANCO DE DADOS

Para avaliar de maneira abrangente como a morfologia de redes viárias pode influenciar na resiliência, foram selecionadas todas as cidades brasileiras com população superior a 100 mil habitantes, num total de 306 municípios. Essas cidades apresentam grande variabilidade em termos históricos, geográficos e morfológicos, de forma a viabilizar a

investigação proposta na pesquisa. Para cada uma dessas cidades foram calculadas métricas topológicas e morfológicas, que podem ser acessados em link no site *GitHub*³ e na Tabela II do Anexo, respectivamente.

6.2 MÉTRICAS PROPOSTAS

As métricas propostas nesse trabalho foram referentes a duas categorias: continuidade da rede e eficiência de rota alternativa. Essas métricas são a maior contribuição deste trabalho, já que elas se colocam como uma alternativa relativamente simples, mas elucidativa, da resiliência em uma rede viária. As métricas de continuidade medem a capacidade de uma rede em manter seus pontos conectados por rotas alternativas quando suas vias principais são removidas da rede, simulando um choque na rede. Isso é medido através de um Índice de Continuidade que reflete o desempenho como um todo da cidade (I_C) e outros dois que medem o desempenho da rede em choques brandos e moderados ($C_C(1\%)$ e $C_C(5\%)$, respectivamente). As métricas de eficiência de rota alternativa, por outro lado, medem a evolução do comprimento médio das rotas a partir da remoção de vias na rede da cidade. Essas métricas também são três, uma geral (I_E) e outras para choques brandos e moderados ($C_E(1\%)$ e $C_E(5\%)$, respectivamente).

Para a proposição dessas métricas foi concluído o primeiro objetivo específico desta pesquisa, com a definição da estratégia sistemática de remoção de arestas que impacta as redes de maneira mais significativa através da comparação de sete estratégias diferentes. A remoção progressiva de arestas da maior para a menor centralidade de intermediação mostrou-se mais impactante em média nas redes, o que levou ao uso dessa estratégia para o cálculo dos índices.

Concluindo o segundo objetivo específico desse trabalho, foram definidos os índices que demonstram o comportamento de uma rede através da área sob a curva de comportamento dos parâmetros C_C e C_E para a definição de índices gerais; e do cálculo dos parâmetros para 1% (choques brandos) e 5% (choques moderados).

³ <https://github.com/andre-morelli/Redes-Resiliencia/tree/master/GPICKLE>

Talvez a crítica mais imediata que possa ser levantada às métricas é o fato de ser utilizada a centralidade de intermediação e não o fluxo real de tráfego para a determinação da importância das redes. Contudo os fluxos reais ou mesmo as matrizes OD para determinação dos reais deslocamentos em uma cidade são custosas e não estão disponíveis na maior parte dos municípios, o que torna bem-vinda uma métrica que seja capaz de oferecer uma estimativa mais imediata da importância das arestas na rede. Existem, ainda, casos em que não é possível obter-se dados de tráfego por maior que seja a verba disponível para tal, um exemplo óbvio são cidades e loteamentos ainda não construídos. As métricas aqui propostas podem ser utilizadas para a comparação entre projetos de novas cidades para detecção de fraquezas e qualidades de cada um dos projetos. Não é comum, claro, que novas cidades sejam concebidas desde sua fundação, mas novos loteamentos com impacto incerto na rede são projetados cotidianamente, e esses índices podem ser calculados para vários tipos de expansão, em diversos pontos da rede, podendo auxiliar na escolha da melhor forma de expandir uma cidade sem prejudicar a conectividade dos novos empreendimentos.

6.3 ANÁLISE EXPLORATÓRIA

Na análise exploratória foram avaliadas relações em um banco de dados com 306 cidades, o que configura, no melhor entendimento do autor, o maior número de redes já avaliadas em um estudo sobre resiliência. Na análise exploratória foi verificado que a maior parte das cidades do banco de dados não sofre de maneira exagerada com choques de baixa intensidade, com a maior parte dos índices $C_C(1\%)$ e $C_E(1\%)$ com valor próximo a 1.0. Em choques moderados, por outro lado, existe uma gama maior de reações, com algumas cidades se mantendo coesas e eficientes enquanto outras perdem rapidamente sua continuidade. Verificou-se também que os índices de continuidade e de eficiência (I_C e I_E) têm distribuição ligeiramente assimétrica, com a maior parte das cidades se concentrando na porção menos resiliente. Foi verificado também um padrão interessante na distribuição da resiliência das redes ao longo do território brasileiro. Em geral, redes próximas à costa tendem a possuir menor resiliência, com a maior concentração de cidades com baixo desempenho localizada na Serra do Mar, principalmente nos estados do Sudeste e Sul. Esse resultado pode ser devido tanto à condição topográfica da região, que é consideravelmente acidentada, quanto à formação típica das cidades litorâneas voltadas ao turismo, com o desenvolvimento imobiliário valorizando terrenos próximos

à praia, o que cria um traçado alongado das redes, concentrando o tráfego em uma direção preferencial.

Nessa fase, foi concluído o último objetivo específico da pesquisa, ao determinar a maneira como os parâmetros morfológicos de uma rede afetam a resiliência. Os parâmetros que afetam a rede positivamente de maneira mais significativa são a Centralidade de Proximidade Média, com a correlação variando entre 0.28 a 0.65 para os diversos índices, e o Grau médio dos Nós, com correlação variando de 0.18 a 0.56. Esses resultados apontam que cidades mais compactas (com menores distâncias médias para se chegar de um ponto a outro) e em formato de grelha são mais eficientes em absorver impactos de que suas contrapartidas. Em termos de influência negativa, foram encontradas fortes relações entre com Índice Orgânico, com a correlação variando de -0.22 a -0.65; Concentração de Intermediação, com correlação variando de -0.37 a -0.59; e Entropia de Orientação, com correlação variando de -0.13 a -0.51. Nesse caso, cidades com ramificações ou “ruas sem saída”, excessivamente dependentes de suas vias mais importantes ou desorganizadas espacialmente tendem a possuir pior desempenho em termos de resiliência. Os índices referentes a impactos brandos no sistema (menos de 1% das arestas) em geral têm correlações fracas com essas medidas, contudo a Concentração de Intermediação apresentou correlações relativamente altas tanto para a continuidade (-0.51) quanto para a eficiência (-0.52). Isso significa que cidades onde a centésima parte das vias mais importantes recebe uma quantidade de caminhos mínimos elevada se comparada à média tendem a perder continuidade e eficiência mais rapidamente, mesmo em choques brandos.

As relações entre a morfologia e a resiliência foram, ao final, mostradas a partir de alguns casos específicos do banco de dados. E, finalmente, foram mostrados alguns casos de cidades importantes no Brasil. Notou-se que algumas das capitais estaduais brasileiras com pior desempenho são localizadas total ou parcialmente em ilhas, o que impõe grandes obstáculos naturais ao desenvolvimento resiliente de uma rede. Outra constatação interessante foi a de que Brasília-DF e Palmas-TO, cidades projetadas no século XX a partir de premissas do modernismo, apresentaram desempenho ruim, mesmo tendo seu traçado completamente planejado desde o início. Isso é outro indicativo de que ferramentas que possam atestar a resiliência de uma rede podem ter grande valor prático,

ao mostrar fraquezas em redes ainda no processo de concepção, evitando que esse tipo de fragilidade seja repetido no futuro.

6.4 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Este trabalho estabelece um primeiro olhar, mais generalizado, à resiliência no cenário brasileiro. Foram propostos índices de resiliência em redes urbanas, que necessitam apenas dados amplamente disponíveis para seu cálculo. A facilidade de análise desses índices permite que sejam analisadas quaisquer cidades que tenham disponível um grafo representativo de sua rede. Desta forma, trabalhos futuros podem, sem grandes modificações, avaliar a resiliência em outras cidades do mundo para fins de comparação com a realidade brasileira, além de focar também em cidades menores de que 100 mil habitantes ou redes reais de várias formas, medindo os índices no processo, o que pode levar a conclusões interessantes. Além disso, trabalhos futuros podem explorar não apenas a resiliência em uma região fixa, mas também em diferentes escalas comparando-as. Escalas menores podem identificar problemas locais de conectividade, enquanto escalas maiores podem identificar problemas na interrelação entre essas regiões menores. Dessa forma, em vez de se ater à porção mais central da cidade, pode-se considerar desde os bairros isoladamente até uma região metropolitana como um todo.

Além disso, recomenda-se uma análise mais aprofundada da dinâmica da resiliência no interior das regiões de um município, mantendo um registro não apenas do número total das rotas que são prejudicadas por um choque no sistema, mas também as populações e regiões mais afetadas. No geral uma cidade pode ser relativamente resiliente, mas possuir comunidades isoladas de baixa renda na periferia que são afetadas por choques relativamente pequenos no sistema. A mesma análise pode ser expandida para condomínios fechados em regiões periféricas, permitindo que o poder público cobre as atitudes necessárias das incorporadoras para a efetiva integração das regiões à malha urbana antes que problemas generalizados de acesso se instalem, caso no qual recairia a responsabilidade de mitigação ao poder público.

Contudo, existe ainda o que se explorar e melhorar esses índices aqui propostos, por exemplo, neste trabalho não houve restrições no tamanho total da rota executada na rede. Contudo, principalmente em se tratando de modos ativos de transporte, é interessante

avaliar como a resiliência de uma cidade pode ser calculada a partir da imposição de um limite superior no comprimento total percorrido. Outro ponto importante a ser levantado é que os índices aqui propostos consideram a malha urbana como um objeto planar, não levando em consideração as inclinações das vias no traçado, parâmetro importante para meios de transporte ativo bem como para a eficiência no consumo de combustível. Em trabalhos futuros, é interessante adicionar a terceira dimensão e explorar como a topografia da rede influencia na resiliência de modos ativos (em geral, uma rede com predominância aclives tende a diminuir o alcance médio de um ciclista ou pedestre e, conseqüentemente, limita os pontos aos quais esses têm acesso), o que pode ser feito ao calcular as centralidades em uma rede não através do comprimento de rota, mas através do trabalho total realizado por, por exemplo, um ciclista médio ao vencer um aclive.

Outra sugestão de uso modificado dessa abordagem seria o cálculo de continuidade e eficiência de forma direcionada, com pontos de referência como destino em vez de utilizando todos os pontos da rede. Essa abordagem seria interessante se aplicada a casos como serviços de atendimento de emergência para determinação de como o atendimento desses serviços é impactado pela degradação da rede.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- APPERT, M.; CHAPELON, L. Measuring urban road network vulnerability using graph theory: The case of Montpellier's road network. **La mise en carte des risques naturels**, 2007.
- BERCHE, B.; FERBER, C. V.; HOLOVATCH, T.; HOLOVATCH, YU. Resilience of public transport networks against attacks. **European Physical Journal B**, 2009.
- BOEING, G. OSMnx: New methods for acquiring, constructing, analyzing, and visualizing complex street networks. **Computers, Environment and Urban Systems**, 2017.
- BOEING, G. Urban Spatial Order: Street Network Orientation, Configuration, and Entropy. **SSRN Electronic Journal**, 2018.
- CHAN, R.; SCHOFER, J. L. Measuring Transportation System Resilience: Response of Rail Transit to Weather Disruptions. **Natural Hazards Review**, 2016.
- COURTAT, T.; GLOAGUEN, C.; DOUADY, S. Mathematics and morphogenesis of cities: A geometrical approach. **Physical Review E - Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics**, 2011.
- COX, A.; PRAGER, F.; ROSE, A. Transportation security and the role of resilience: A foundation for operational metrics. **Transport Policy**, 2011.
- CRUCITTI, P.; LATORA, V.; PORTA, S. Centrality in networks of urban streets. **Chaos**, 2006.
- DIJKSTRA, E. W. A note on two problems in connexion with graphs. **Numerische Mathematik**, 1959.
- ERATH, A.; LÖCHL, M.; AXHAUSEN, K. W. Graph-theoretical analysis of the swiss road and railway networks over time. **Networks and Spatial Economics**, 2009.
- FOLKE, C.; CARPENTER, S. R.; WALKER, B.; SCHEFFER, M.; CHAPIN, T.; ROCKSTRÖM, J. Resilience thinking: Integrating resilience, adaptability and transformability. **Ecology and Society**, 2010.
- GAO, S.; WANG, Y.; GAO, Y.; LIU, Y.. Understanding urban traffic-flow characteristics: A rethinking of betweenness centrality. **Environment and Planning B: Planning and Design**, 2013.
- GIACOMIN, D. J.; LEVINSON, D. M. Road network circuitry in metropolitan areas. **Environment and Planning B: Planning and Design**, 2015.
- HAGBERG, A. A.; SCHULT, D. A.; SWART, P. J. **Exploring network structure, dynamics, and function using NetworkX**. Proceedings of the 7th Python in Science Conference (SciPy). **Anais...**2008
- HILLIER, B. **Cities as movement economies**Urban Design International, 1996.

HILLIER, B.; IIDA, S. Network and psychological effects in urban movement. **Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)**. Anais. 2005

HILLIER, W.; HANSON, J.; PEPONIS, J. Syntactic analysis of settlements. **Architecture et comportement**, 1987.

HUANG, J.; LEVINSON, D. M. Circuitry in urban transit networks. **Journal of Transport Geography**, 2015.

IBGE. Censo Demográfico 2010. Características da População e dos Domicílios. **Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística**, 2010.

IP, W. H.; WANG, D. Resilience and friability of transportation networks: Evaluation, analysis and optimization. **IEEE Systems Journal**, 2011.

JIANG, B.; CLARAMUNT, C. Topological analysis of urban street networks. **Environment and Planning B: Planning and Design**, 2004.

KURAMOTO, B.; CUNHA, A. L. Usabilidade e limitações de dados de mapas colaborativos em análises de acessibilidade. **33º Congresso de Pesquisa e Ensino em Transportes. Balneário Camboriú: ANPET**, 2019

LEU, G.; ABBASS, H.; CURTIS, N. Resilience of ground transportation networks: a case study on Melbourne. **33rd Australian Transport Research Forum Conference**, 2010.

LEVINSON, D.; EL-GENEIDY, A. The minimum circuitry frontier and the journey to work. **Regional Science and Urban Economics**, 2009.

LITMAN, T. Lessons From Katrina and Rita: What Major Disasters Can Teach Transportation Planners. **Journal of Transportation Engineering**, 2005.

LU, Q.-C.; PENG, Z.-R.; ZHANG, J. Identification and Prioritization of Critical Transportation Infrastructure: Case Study of Coastal Flooding. **Journal of Transportation Engineering**, 2014.

MARTINS, M. C. DA M.; RODRIGUES DA SILVA, A. N.; PINTO, N. An indicator-based methodology for assessing resilience in urban mobility. **Transportation Research Part D: Transport and Environment**, 2019.

MORELLI, A. B.; CUNHA, A. L. Uma estratégia para avaliação do impacto de alagamentos em sistemas urbanos de transportes. **33º Congresso de Pesquisa e Ensino em Transportes. Balneário Camboriú: ANPET**, 2019

NEWMAN, M. **Networks: An Introduction**. 2010.

NEWMAN, P.; BEATLEY, T.; BOYER, H. Resilient cities: Responding to peak oil and climate change. **Australian Planner**, 2009.

NUBANI, L.; WINEMAN, J. **The Role of Space Syntax in Identifying the Relationship Between Space and Crime**. Proceedings of the 5th International Space Syntax

Symposium, Delft. **Anais**. 2005

OGUNSANYA, A.; ADE, B. Graph theory in intra-urban traffic flow estimation. **GeoJournal**, 1986.

OLIVEIRA, F. M. DE. Priorização do transporte coletivo por ônibus em sistemas centralizados de controle de tráfego. **Dissertação de mestrado apresentada à Universidade Federal do Ceará**, 2004.

OpenStreetMap Nominatim: Search. Disponível em: <<https://nominatim.openstreetmap.org/>>. Acesso em: 24 mar. 2019.

PARTHASARATHI, P.; HOCHMAIR, H.; LEVINSON, D. Network structure and spatial separation. **Environment and Planning B: Planning and Design**, 2012.

PARTHASARATHI, P.; LEVINSON, D.; HOCHMAIR, H. Network structure and travel time perception. **PloS one**, 2013.

PENN, A.; HILLIER, B.; BANISTER, D.; XU, J. Configurational modelling of urban movement networks. **Environment and Planning B: Planning and Design**, 1998.

PORTA, S.; CRUCITTI, P.; LATORA, V. The Network Analysis of Urban Streets: A Dual Approach. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, 2004.

PORTA, S.; CRUCITTI, P.; LATORA, V. The network analysis of urban streets: A primal approach. **Environment and Planning B: Planning and Design**, 2006.

RATTI, C. Space syntax: Some inconsistencies. **Environment and Planning B: Planning and Design**, v. 31, n. 4, p. 487–499, 2004.

RODRÍGUEZ-NÚÑEZ, E.; GARCÍA-PALOMARES, J. C. Measuring the vulnerability of public transport networks. **Journal of Transport Geography**, 2014.

TEIXEIRA, L. F. C. A formação de Palmas. **Revista UFG**, 2009.

TREVISAN, R.; FICHER, S. **Cidades Novas**. Tese de Doutorado Apresentada à Universidade de Brasília, 2009.

TURNER, A. From axial to road-centre lines: A new representation for space syntax and a new model of route choice for transport network analysis. **Environment and Planning B: Planning and Design**, 2007.

WANG, Y.; LIU, H.; HAN, K.; FRIESZ, T. L.; YAO, T. Day-to-day congestion pricing and network resilience. **Transportmetrica A: Transport Science**, 2015.

WESTRUM, R. A typology of resilience situations. In: **Resilience engineering: Concepts and percepts**. 2006.

ZHANG, X.; MILLER-HOOKS, E.; DENNY, K. Assessing the role of network topology in transportation network resilience. **Journal of Transport Geography**, 2015.

ANEXOS

Tabela I – Índices de Resiliência Calculados

Município	UF	População	Ic	Ie	Cc(1%)	Ce(1%)	Cc(5%)	Ce(5%)
Rio Branco	AC	383 443	0.06	0.10	0.98	0.86	0.47	0.50
Arapiraca	AL	234 185	0.09	0.12	0.99	0.91	0.93	0.74
Maceió	AL	1 029 129	0.06	0.10	0.78	0.81	0.40	0.49
Macapá	AP	474 706	0.11	0.16	0.99	0.93	0.84	0.80
Santana	AP	115 471	0.16	0.20	1.00	0.97	0.94	0.82
Manaus	AM	2 130 264	0.07	0.11	0.74	0.76	0.54	0.54
Parintins	AM	113 832	0.12	0.19	1.00	0.91	0.43	0.67
Alagoinhas	BA	155 979	0.12	0.13	0.97	0.92	0.87	0.64
Barreiras	BA	157 638	0.08	0.14	0.99	0.83	0.41	0.56
Camaçari	BA	296 893	0.08	0.12	0.93	0.82	0.61	0.57
Eunápolis	BA	115 290	0.07	0.13	0.87	0.87	0.50	0.58
Feira de Santana	BA	627 477	0.06	0.09	0.99	0.89	0.48	0.48
Ilhéus	BA	176 341	0.05	0.15	0.50	0.79	0.27	0.57
Itabuna	BA	221 046	0.09	0.13	0.96	0.85	0.59	0.62
Jequié	BA	162 209	0.09	0.13	0.86	0.90	0.52	0.56
Juazeiro	BA	221 773	0.06	0.11	0.57	0.73	0.46	0.54
Lauro de Freitas	BA	197 636	0.04	0.10	0.70	0.72	0.18	0.41
Paulo Afonso	BA	120 706	0.06	0.14	0.62	0.72	0.54	0.60
Porto Seguro	BA	149 324	0.08	0.15	0.99	0.88	0.53	0.61
Salvador	BA	2 953 986	0.05	0.08	0.94	0.84	0.46	0.46
Santo Antônio de Jesus	BA	103 342	0.08	0.12	0.96	0.89	0.63	0.56
Simões Filho	BA	136 050	0.05	0.11	0.75	0.83	0.26	0.44
Teixeira de Freitas	BA	161 690	0.15	0.15	0.99	0.94	0.92	0.76
Vitória da Conquista	BA	348 718	0.14	0.14	0.98	0.92	0.89	0.66
Caucaia	CE	362 223	0.04	0.11	0.75	0.76	0.21	0.43
Crato	CE	130 604	0.12	0.15	0.99	0.94	0.85	0.69
Fortaleza	CE	2 627 482	0.12	0.13	0.98	0.94	0.92	0.77
Iguatu	CE	102 614	0.11	0.16	0.98	0.91	0.77	0.68
Itapipoca	CE	127 465	0.12	0.16	0.97	0.88	0.62	0.66
Juazeiro do Norte	CE	270 383	0.11	0.15	0.99	0.92	0.80	0.74
Maracanaú	CE	224 804	0.04	0.10	0.71	0.68	0.25	0.41
Maranguape	CE	126 486	0.05	0.15	0.52	0.73	0.23	0.52
Sobral	CE	205 529	0.09	0.12	0.86	0.83	0.80	0.60
Brasília	DF	3 039 444	0.06	0.09	0.98	0.92	0.49	0.48
Cachoeiro de Itapemirim	ES	211 649	0.06	0.10	0.95	0.85	0.59	0.51
Cariacica	ES	387 368	0.07	0.13	0.99	0.92	0.36	0.52
Colatina	ES	124 525	0.06	0.13	0.98	0.82	0.42	0.57
Guarapari	ES	123 166	0.07	0.14	0.57	0.75	0.45	0.57
Linhares	ES	169 048	0.09	0.16	0.87	0.85	0.57	0.63
Serra	ES	502 618	0.05	0.12	0.59	0.75	0.29	0.52
São Mateus	ES	128 449	0.09	0.16	0.99	0.94	0.60	0.70
Vila Velha	ES	486 388	0.06	0.12	0.50	0.80	0.42	0.61
Vitória	ES	363 140	0.04	0.10	0.70	0.80	0.35	0.50
Anápolis	GO	375 142	0.08	0.11	0.93	0.88	0.71	0.55

Município	UF	População	Ic	Ie	Cc(1%)	Ce(1%)	Cc(5%)	Ce(5%)
Aparecida de Goiânia	GO	542 090	0.07	0.15	0.76	0.79	0.36	0.56
Catalão	GO	102 393	0.12	0.15	0.99	0.95	0.88	0.74
Formosa	GO	115 789	0.17	0.17	0.98	0.92	0.93	0.80
Goiânia	GO	1 466 105	0.10	0.11	0.97	0.88	0.86	0.68
Itumbiara	GO	102 513	0.12	0.15	0.78	0.84	0.68	0.67
Luziânia	GO	199 615	0.17	0.16	0.97	0.90	0.92	0.72
Novo Gama	GO	110 096	0.03	0.09	0.40	0.64	0.13	0.40
Rio Verde	GO	217 048	0.10	0.14	0.98	0.88	0.49	0.60
Senador Canedo	GO	105 459	0.16	0.16	0.99	0.94	0.95	0.78
Trindade	GO	121 266	0.08	0.14	0.92	0.88	0.46	0.59
Valparaíso de Goiás	GO	159 500	0.07	0.11	0.66	0.80	0.49	0.58
Águas Lindas de Goiás	GO	195 810	0.08	0.12	0.73	0.75	0.43	0.52
Açailândia	MA	111 339	0.07	0.14	0.73	0.84	0.69	0.70
Bacabal	MA	103 359	0.10	0.16	1.00	0.95	0.66	0.72
Caxias	MA	162 657	0.09	0.14	0.99	0.87	0.40	0.56
Codó	MA	120 810	0.10	0.16	0.65	0.81	0.55	0.66
Imperatriz	MA	254 569	0.08	0.13	0.75	0.83	0.57	0.64
Paço do Lumiar	MA	122 420	0.05	0.15	0.43	0.73	0.24	0.56
São José de Ribamar	MA	176 418	0.09	0.17	0.58	0.79	0.57	0.69
São Luís	MA	1 091 868	0.03	0.09	0.55	0.70	0.16	0.40
Timon	MA	167 619	0.11	0.16	0.75	0.81	0.46	0.65
Cuiabá	MT	590 118	0.04	0.08	0.97	0.80	0.22	0.34
Rondonópolis	MT	222 316	0.14	0.16	0.99	0.92	0.96	0.80
Sinop	MT	135 874	0.10	0.13	0.91	0.85	0.64	0.61
Tangará da Serra	MT	98 828	0.17	0.20	0.91	0.92	0.81	0.79
Várzea Grande	MT	274 013	0.07	0.12	0.65	0.73	0.56	0.57
Campo Grande	MS	874 210	0.12	0.14	0.98	0.94	0.92	0.76
Corumbá	MS	109 899	0.18	0.21	1.00	0.95	0.96	0.88
Dourados	MS	218 069	0.18	0.20	0.93	0.93	0.82	0.82
Três Lagoas	MS	117 477	0.15	0.19	0.99	0.97	0.91	0.84
Araguari	MG	117 445	0.16	0.17	0.99	0.96	0.88	0.80
Araxá	MG	104 283	0.08	0.12	0.97	0.89	0.65	0.60
Barbacena	MG	136 689	0.09	0.12	0.97	0.88	0.80	0.65
Belo Horizonte	MG	2 523 794	0.09	0.11	0.98	0.92	0.80	0.64
Betim	MG	427 146	0.08	0.12	0.88	0.84	0.39	0.47
Conselheiro Lafaiete	MG	127 369	0.06	0.10	0.98	0.85	0.35	0.46
Contagem	MG	658 580	0.06	0.12	0.98	0.86	0.47	0.56
Coronel Fabriciano	MG	110 326	0.04	0.11	0.50	0.72	0.36	0.55
Divinópolis	MG	234 937	0.07	0.12	0.86	0.80	0.48	0.53
Governador Valadares	MG	280 901	0.05	0.11	0.81	0.79	0.21	0.40
Ibirité	MG	177 475	0.07	0.11	0.99	0.89	0.33	0.46
Ipatinga	MG	261 203	0.05	0.10	0.65	0.78	0.31	0.43
Itabira	MG	119 285	0.07	0.12	0.76	0.80	0.45	0.50
Ituiutaba	MG	104 526	0.14	0.20	0.94	0.91	0.84	0.76

Município	UF	População	Ic	Ie	Cc(1%)	Ce(1%)	Cc(5%)	Ce(5%)
Juiz de Fora	MG	563 769	0.06	0.09	0.97	0.80	0.48	0.43
Lavras	MG	102 124	0.08	0.11	0.98	0.89	0.87	0.56
Montes Claros	MG	402 027	0.12	0.13	0.92	0.90	0.86	0.71
Muriaé	MG	108 537	0.06	0.12	0.98	0.89	0.42	0.50
Passos	MG	114 458	0.18	0.17	0.99	0.95	0.92	0.79
Patos de Minas	MG	150 893	0.07	0.13	0.99	0.94	0.46	0.58
Pouso Alegre	MG	147 137	0.06	0.12	0.92	0.85	0.30	0.48
Poços de Caldas	MG	166 085	0.10	0.14	0.94	0.90	0.73	0.65
Ribeirão das Neves	MG	328 871	0.06	0.13	0.61	0.80	0.46	0.60
Sabará	MG	135 968	0.07	0.14	1.00	0.94	0.42	0.61
Santa Luzia	MG	218 897	0.05	0.13	0.48	0.72	0.33	0.53
Sete Lagoas	MG	236 228	0.11	0.14	0.99	0.94	0.85	0.74
Teófilo Otoni	MG	141 934	0.12	0.13	0.98	0.92	0.91	0.73
Uberaba	MG	328 272	0.09	0.11	0.98	0.90	0.79	0.67
Uberlândia	MG	676 613	0.09	0.11	0.98	0.89	0.80	0.60
Ubá	MG	113 300	0.06	0.12	0.98	0.88	0.33	0.41
Varginha	MG	134 364	0.08	0.12	0.99	0.91	0.56	0.57
Vespasiano	MG	122 365	0.06	0.16	0.47	0.75	0.40	0.65
Abaetetuba	PA	153 380	0.13	0.19	0.99	0.92	0.86	0.78
Altamira	PA	111 435	0.05	0.12	0.36	0.64	0.31	0.55
Ananindeua	PA	516 057	0.07	0.09	0.96	0.88	0.56	0.50
Barcarena	PA	121 190	0.20	0.25	0.85	0.89	0.84	0.80
Belém	PA	1 452 275	0.11	0.13	0.92	0.90	0.67	0.68
Bragança	PA	124 184	0.14	0.19	0.83	0.88	0.69	0.77
Breves	PA	99 896	0.27	0.27	1.00	0.98	0.99	0.90
Cametá	PA	134 100	0.18	0.22	1.00	0.93	0.99	0.86
Castanhal	PA	195 253	0.12	0.17	0.98	0.91	0.58	0.70
Itaituba	PA	98 523	0.12	0.19	0.96	0.87	0.81	0.76
Marabá	PA	271 594	0.06	0.14	0.50	0.74	0.27	0.52
Marituba	PA	127 858	0.03	0.10	0.43	0.65	0.19	0.43
Paragominas	PA	110 026	0.11	0.16	0.97	0.89	0.55	0.61
Parauapebas	PA	202 356	0.05	0.12	0.75	0.73	0.28	0.46
Santarém	PA	296 302	0.16	0.19	1.00	0.95	0.95	0.84
Tailândia	PA	103 321	0.15	0.23	0.64	0.87	0.49	0.73
Tucuruí	PA	110 516	0.11	0.15	0.90	0.88	0.77	0.70
Campina Grande	PB	410 332	0.10	0.12	0.97	0.86	0.81	0.62
João Pessoa	PB	811 598	0.05	0.11	0.72	0.76	0.40	0.50
Santa Rita	PB	136 851	0.15	0.17	0.99	0.89	0.96	0.80
Almirante Tamandaré	PR	115 364	0.10	0.13	1.00	0.90	0.83	0.69
Apucarana	PR	132 691	0.14	0.15	0.99	0.93	0.95	0.72
Arapongas	PR	118 477	0.10	0.15	0.90	0.91	0.69	0.70
Araucária	PR	137 452	0.11	0.14	0.99	0.93	0.94	0.77
Cambé	PR	105 347	0.10	0.14	1.00	0.92	0.88	0.70
Campo Largo	PR	127 309	0.12	0.15	0.99	0.94	0.93	0.71

Município	UF	População	Ic	Ie	Cc(1%)	Ce(1%)	Cc(5%)	Ce(5%)
Cascavel	PR	319 608	0.12	0.15	0.99	0.94	0.77	0.71
Colombo	PR	237 402	0.06	0.15	0.99	0.88	0.52	0.62
Curitiba	PR	1 908 359	0.13	0.14	0.98	0.95	0.91	0.79
Foz do Iguaçu	PR	264 044	0.08	0.14	0.51	0.78	0.46	0.65
Guarapuava	PR	180 364	0.15	0.16	0.98	0.93	0.93	0.79
Londrina	PR	558 439	0.07	0.10	0.98	0.91	0.86	0.63
Maringá	PR	406 693	0.10	0.12	0.99	0.94	0.86	0.72
Paranaguá	PR	152 975	0.10	0.16	0.98	0.80	0.56	0.61
Pinhais	PR	129 445	0.08	0.11	0.90	0.79	0.62	0.53
Piraquara	PR	107 751	0.08	0.16	0.71	0.85	0.66	0.67
Ponta Grossa	PR	344 332	0.10	0.12	0.98	0.93	0.87	0.68
São José dos Pinhais	PR	307 530	0.05	0.11	0.49	0.71	0.35	0.51
Toledo	PR	135 538	0.14	0.15	0.96	0.90	0.86	0.73
Umuarama	PR	109 955	0.09	0.12	0.98	0.93	0.60	0.61
Cabo de Santo Agostinho	PE	204 653	0.05	0.14	0.79	0.80	0.23	0.53
Camaragibe	PE	156 361	0.08	0.11	0.97	0.87	0.69	0.61
Caruaru	PE	356 128	0.08	0.11	0.99	0.85	0.54	0.51
Garanhuns	PE	138 642	0.09	0.14	0.99	0.92	0.58	0.64
Igarassu	PE	115 398	0.05	0.11	0.91	0.77	0.42	0.49
Jaboatão dos Guararapes	PE	695 956	0.06	0.12	0.96	0.83	0.48	0.55
Olinda	PE	390 771	0.06	0.11	0.99	0.86	0.29	0.47
Paulista	PE	328 353	0.04	0.09	0.65	0.72	0.15	0.38
Petrolina	PE	343 219	0.06	0.11	0.70	0.78	0.35	0.47
Recife	PE	1 633 697	0.05	0.10	0.87	0.83	0.37	0.44
Santa Cruz do Capibaribe	PE	105 761	0.08	0.13	0.85	0.85	0.61	0.62
São Lourenço da Mata	PE	112 099	0.06	0.12	0.99	0.95	0.31	0.53
Vitória de Santo Antão	PE	137 578	0.07	0.11	0.98	0.85	0.63	0.55
Parnaíba	PI	150 547	0.15	0.17	0.90	0.88	0.87	0.74
Teresina	PI	850 198	0.07	0.12	0.57	0.74	0.34	0.51
Angra dos Reis	RJ	194 619	0.05	0.13	0.95	0.82	0.29	0.56
Araruama	RJ	126 742	0.10	0.12	0.99	0.94	0.90	0.72
Barra Mansa	RJ	179 451	0.04	0.12	0.92	0.78	0.32	0.45
Belford Roxo	RJ	495 783	0.05	0.09	0.97	0.79	0.35	0.45
Cabo Frio	RJ	216 030	0.05	0.12	0.50	0.71	0.35	0.52
Campos dos Goytacazes	RJ	490 288	0.05	0.10	0.53	0.70	0.31	0.47
Duque de Caxias	RJ	890 997	0.03	0.10	0.40	0.57	0.16	0.40
Itaboraí	RJ	232 394	0.07	0.11	0.95	0.88	0.40	0.48
Itaguaí	RJ	122 369	0.07	0.13	0.71	0.80	0.47	0.55
Itaperuna	RJ	99 997	0.07	0.14	0.98	0.91	0.37	0.57
Japeri	RJ	101 237	0.05	0.20	0.47	0.85	0.18	0.62
Macaé	RJ	244 139	0.05	0.14	0.98	0.89	0.28	0.55
Magé	RJ	237 420	0.12	0.15	0.98	0.93	0.80	0.75
Maricá	RJ	153 008	0.04	0.11	0.51	0.64	0.18	0.43
Mesquita	RJ	171 280	0.06	0.10	0.99	0.84	0.25	0.41

Município	UF	População	Ic	Ie	Cc(1%)	Ce(1%)	Cc(5%)	Ce(5%)
Nilópolis	RJ	158 329	0.06	0.10	0.91	0.78	0.44	0.44
Niterói	RJ	499 028	0.07	0.11	0.95	0.87	0.63	0.57
Nova Friburgo	RJ	185 381	0.05	0.19	0.83	0.81	0.33	0.52
Nova Iguaçu	RJ	798 647	0.06	0.09	0.73	0.71	0.35	0.45
Petrópolis	RJ	298 235	0.05	0.09	0.96	0.85	0.29	0.42
Queimados	RJ	145 386	0.06	0.10	0.80	0.76	0.38	0.48
Resende	RJ	126 923	0.05	0.12	0.74	0.78	0.24	0.46
Rio das Ostras	RJ	141 117	0.10	0.14	0.97	0.92	0.66	0.66
Rio de Janeiro	RJ	6 520 266	0.06	0.10	0.92	0.85	0.49	0.49
São Gonçalo	RJ	1 049 826	0.06	0.09	0.79	0.79	0.36	0.47
São João de Meriti	RJ	460 461	0.05	0.08	0.98	0.76	0.26	0.39
São Pedro da Aldeia	RJ	99 906	0.04	0.12	0.33	0.62	0.21	0.48
Teresópolis	RJ	176 060	0.07	0.10	0.96	0.88	0.56	0.51
Volta Redonda	RJ	265 201	0.05	0.11	0.79	0.80	0.27	0.42
Mossoró	RN	295 619	0.06	0.12	0.90	0.79	0.39	0.49
Natal	RN	885 180	0.11	0.13	0.99	0.95	0.86	0.75
Parnamirim	RN	254 709	0.07	0.13	0.60	0.77	0.40	0.59
São Gonçalo do Amarante	RN	101 492	0.05	0.13	0.72	0.81	0.34	0.56
Alvorada	RS	208 177	0.06	0.10	0.97	0.87	0.39	0.52
Bagé	RS	122 209	0.10	0.15	0.72	0.79	0.54	0.63
Bento Gonçalves	RS	115 069	0.11	0.13	0.99	0.93	0.87	0.70
Cachoeirinha	RS	127 318	0.07	0.14	0.61	0.81	0.44	0.58
Canoas	RS	343 853	0.09	0.12	0.99	0.89	0.81	0.67
Caxias do Sul	RS	483 377	0.10	0.11	0.98	0.91	0.91	0.69
Erechim	RS	103 437	0.15	0.15	0.98	0.94	0.94	0.77
Gravataí	RS	275 146	0.07	0.13	0.70	0.84	0.49	0.59
Novo Hamburgo	RS	249 508	0.07	0.12	0.86	0.86	0.52	0.61
Passo Fundo	RS	198 799	0.12	0.15	0.99	0.95	0.85	0.70
Pelotas	RS	344 385	0.10	0.13	0.96	0.88	0.80	0.66
Porto Alegre	RS	1 484 941	0.13	0.13	0.98	0.94	0.91	0.76
Rio Grande	RS	209 378	0.19	0.22	0.95	0.93	0.90	0.86
Santa Cruz do Sul	RS	127 429	0.10	0.14	0.98	0.93	0.91	0.80
Santa Maria	RS	278 445	0.09	0.12	0.97	0.92	0.89	0.69
Sapucaia do Sul	RS	139 476	0.10	0.13	0.91	0.88	0.65	0.60
São Leopoldo	RS	230 914	0.07	0.12	0.99	0.92	0.47	0.54
Uruguaiana	RS	129 784	0.14	0.19	0.84	0.93	0.82	0.77
Viamão	RS	253 717	0.06	0.12	0.74	0.84	0.44	0.55
Ariquemes	RO	107 345	0.09	0.12	0.97	0.87	0.63	0.52
Ji-Paraná	RO	132 667	0.14	0.17	0.99	0.85	0.95	0.77
Porto Velho	RO	519 436	0.10	0.13	0.98	0.94	0.73	0.66
Boa Vista	RR	332 020	0.12	0.16	0.98	0.94	0.88	0.75
Balneário Camboriú	SC	135 268	0.05	0.10	0.98	0.89	0.34	0.45
Blumenau	SC	348 513	0.03	0.07	0.69	0.73	0.16	0.34
Brusque	SC	128 818	0.06	0.10	0.95	0.88	0.51	0.48

Município	UF	População	Ic	Ie	Cc(1%)	Ce(1%)	Cc(5%)	Ce(5%)
Chapecó	SC	213 279	0.17	0.17	0.98	0.95	0.91	0.81
Criciúma	SC	211 369	0.10	0.11	0.98	0.90	0.87	0.63
Florianópolis	SC	485 838	0.05	0.12	0.52	0.78	0.44	0.62
Itajaí	SC	212 615	0.07	0.11	0.97	0.92	0.53	0.53
Jaraguá do Sul	SC	170 835	0.05	0.09	0.78	0.83	0.25	0.41
Joinville	SC	577 077	0.07	0.10	0.82	0.84	0.57	0.56
Lages	SC	158 508	0.09	0.12	0.98	0.89	0.86	0.69
Palhoça	SC	164 926	0.04	0.08	0.95	0.86	0.20	0.38
São José	SC	239 718	0.04	0.10	0.72	0.74	0.18	0.40
Tubarão	SC	104 457	0.08	0.11	0.98	0.85	0.51	0.52
Americana	SP	233 868	0.08	0.13	0.98	0.86	0.59	0.59
Araraquara	SP	230 770	0.11	0.13	0.98	0.91	0.91	0.72
Araras	SP	131 282	0.10	0.11	0.95	0.83	0.79	0.54
Araçatuba	SP	194 874	0.15	0.17	0.93	0.89	0.88	0.76
Assis	SP	102 924	0.17	0.19	0.98	0.93	0.82	0.76
Atibaia	SP	139 683	0.08	0.12	0.96	0.84	0.82	0.61
Barretos	SP	120 638	0.15	0.17	0.99	0.94	0.87	0.78
Barueri	SP	267 534	0.04	0.09	0.93	0.83	0.20	0.42
Bauru	SP	371 690	0.09	0.12	0.98	0.86	0.41	0.46
Birigui	SP	120 692	0.13	0.16	0.99	0.94	0.93	0.75
Botucatu	SP	142 546	0.10	0.14	0.98	0.90	0.85	0.69
Bragança Paulista	SP	164 163	0.07	0.11	0.94	0.83	0.49	0.53
Caieiras	SP	98 223	0.04	0.12	0.73	0.79	0.21	0.47
Campinas	SP	1 182 429	0.08	0.10	0.97	0.89	0.84	0.62
Caraguatatuba	SP	116 786	0.06	0.13	0.98	0.95	0.35	0.52
Carapicuíba	SP	396 587	0.06	0.09	0.96	0.80	0.38	0.48
Catanduva	SP	120 691	0.11	0.14	0.94	0.85	0.76	0.66
Cotia	SP	237 750	0.05	0.10	0.75	0.78	0.30	0.42
Cubatão	SP	128 748	0.04	0.16	0.36	0.69	0.14	0.53
Diadema	SP	417 869	0.07	0.10	0.97	0.88	0.73	0.55
Embu das Artes	SP	267 054	0.04	0.11	0.97	0.83	0.25	0.45
Ferraz de Vasconcelos	SP	188 868	0.06	0.09	0.51	0.66	0.37	0.48
Franca	SP	347 237	0.08	0.10	0.97	0.88	0.72	0.57
Francisco Morato	SP	171 602	0.08	0.11	0.92	0.75	0.81	0.62
Franco da Rocha	SP	149 502	0.04	0.10	0.50	0.59	0.24	0.44
Guaratinguetá	SP	120 417	0.05	0.10	0.85	0.84	0.36	0.48
Guarujá	SP	315 563	0.05	0.15	0.62	0.81	0.30	0.61
Guarulhos	SP	1 349 113	0.09	0.11	0.89	0.89	0.76	0.67
Hortolândia	SP	222 186	0.04	0.10	0.72	0.77	0.18	0.42
Indaiatuba	SP	239 602	0.09	0.12	0.98	0.94	0.74	0.61
Itanhaém	SP	98 629	0.05	0.16	0.52	0.76	0.26	0.54
Itapecerica da Serra	SP	170 927	0.05	0.12	0.72	0.76	0.31	0.48
Itapetininga	SP	160 070	0.08	0.11	0.98	0.92	0.70	0.60
Itapevi	SP	229 502	0.05	0.09	0.98	0.91	0.25	0.40

Município	UF	População	Ic	Ie	Cc(1%)	Ce(1%)	Cc(5%)	Ce(5%)
Itaquaquecetuba	SP	360 657	0.06	0.10	0.97	0.83	0.33	0.51
Itatiba	SP	116 503	0.07	0.11	0.98	0.87	0.56	0.51
Itu	SP	170 157	0.08	0.11	0.98	0.92	0.71	0.60
Jacareí	SP	229 851	0.04	0.08	0.69	0.76	0.23	0.36
Jandira	SP	121 492	0.07	0.10	0.90	0.88	0.50	0.49
Jaú	SP	146 338	0.12	0.13	0.98	0.91	0.85	0.70
Jundiaí	SP	409 497	0.08	0.10	0.97	0.88	0.81	0.56
Leme	SP	101 184	0.11	0.14	0.98	0.92	0.91	0.67
Limeira	SP	300 911	0.08	0.12	0.97	0.88	0.68	0.54
Marília	SP	235 234	0.08	0.13	0.96	0.90	0.60	0.62
Mauá	SP	462 005	0.05	0.10	0.94	0.85	0.29	0.45
Mogi das Cruzes	SP	433 901	0.11	0.13	0.99	0.93	0.88	0.68
Mogi Guaçu	SP	149 396	0.05	0.10	0.88	0.82	0.25	0.42
Osasco	SP	697 886	0.08	0.10	0.98	0.86	0.90	0.63
Ourinhos	SP	111 813	0.08	0.12	0.93	0.86	0.48	0.54
Paulínia	SP	102 499	0.04	0.11	0.72	0.76	0.23	0.43
Pindamonhangaba	SP	164 000	0.05	0.12	0.97	0.90	0.25	0.45
Piracicaba	SP	397 322	0.06	0.09	0.93	0.81	0.39	0.47
Poá	SP	115 488	0.07	0.10	0.96	0.84	0.66	0.60
Praia Grande	SP	310 024	0.06	0.15	0.48	0.79	0.44	0.62
Presidente Prudente	SP	225 271	0.10	0.12	0.96	0.89	0.85	0.70
Ribeirão Pires	SP	121 848	0.08	0.12	0.95	0.87	0.69	0.60
Ribeirão Preto	SP	682 302	0.10	0.12	0.98	0.92	0.88	0.68
Rio Claro	SP	202 952	0.08	0.12	0.88	0.89	0.60	0.62
Salto	SP	116 191	0.05	0.11	0.98	0.89	0.47	0.50
Santana de Parnaíba	SP	131 887	0.03	0.12	0.40	0.69	0.14	0.44
Santo André	SP	715 231	0.06	0.10	0.98	0.88	0.47	0.53
Santos	SP	434 742	0.10	0.14	0.98	0.92	0.70	0.70
Sertãozinho	SP	122 643	0.13	0.13	0.97	0.90	0.89	0.72
Sorocaba	SP	659 871	0.05	0.08	0.97	0.86	0.33	0.38
Sumaré	SP	273 007	0.04	0.10	0.83	0.78	0.15	0.39
Suzano	SP	290 769	0.05	0.11	0.41	0.61	0.33	0.48
São Bernardo do Campo	SP	827 437	0.07	0.09	0.97	0.85	0.59	0.51
São Caetano do Sul	SP	159 608	0.11	0.12	0.98	0.88	0.90	0.67
São Carlos	SP	246 088	0.11	0.13	0.97	0.91	0.77	0.69
São José do Rio Preto	SP	450 657	0.11	0.12	0.97	0.87	0.89	0.60
São José dos Campos	SP	703 219	0.05	0.09	0.88	0.78	0.46	0.48
São Paulo	SP	12 106 920	0.12	0.12	0.97	0.89	0.87	0.67
São Vicente	SP	360 380	0.05	0.12	0.68	0.83	0.25	0.49
Taboão da Serra	SP	279 634	0.06	0.09	0.92	0.85	0.37	0.50
Tatuí	SP	118 939	0.12	0.14	0.97	0.86	0.89	0.71
Valinhos	SP	124 024	0.05	0.09	0.95	0.81	0.41	0.45
Votorantim	SP	119 898	0.04	0.08	0.79	0.75	0.14	0.34
Várzea Paulista	SP	118 917	0.05	0.11	0.48	0.67	0.45	0.56

Município	UF	População	Ic	Ie	Cc(1%)	Ce(1%)	Cc(5%)	Ce(5%)
Aracaju	SE	650 106	0.06	0.10	0.91	0.86	0.42	0.49
Lagarto	SE	104 099	0.20	0.18	0.98	0.93	0.94	0.81
Nossa Senhora do Socorro	SE	181 928	0.05	0.17	0.41	0.76	0.24	0.63
Araguaína	TO	175 960	0.08	0.13	0.94	0.87	0.50	0.62
Palmas	TO	286 787	0.06	0.10	0.95	0.84	0.60	0.49

Tabela II – Parâmetros Morfológicos Calculados

Município	UF	Arestas	Comprimento Médio (m)	Centralidade de Proximidade Média	Concentração de Intermediação	Entropia de Orientação	Grau Médio	Fator de Circuito	Índice Orgânico
Rio Branco	AC	17 501	103	1.75E-04	16.3	3.51	2.85	1.037	0.806
Arapiraca	AL	16 342	99	2.12E-04	14.1	3.47	3.03	1.030	0.756
Maceió	AL	16 279	87	1.92E-04	17.0	3.39	2.83	1.039	0.807
Macapá	AP	9 278	118	1.73E-04	21.7	3.02	3.13	1.025	0.600
Santana	AP	3 612	116	3.46E-04	11.0	2.58	3.00	1.019	0.656
Manaus	AM	13 075	96	2.10E-04	14.2	3.50	2.82	1.048	0.819
Parintins	AM	3 507	112	3.77E-04	9.6	2.99	3.11	1.027	0.651
Alagoinhas	BA	8 204	115	2.79E-04	12.2	3.52	2.88	1.065	0.864
Barreiras	BA	13 082	96	2.29E-04	19.4	3.29	3.14	1.026	0.701
Camaçari	BA	10 236	107	2.40E-04	15.6	3.49	2.85	1.052	0.850
Eunápolis	BA	9 538	97	2.53E-04	12.8	3.24	3.12	1.037	0.692
Feira de Santana	BA	30 678	85	1.86E-04	16.0	3.45	2.90	1.031	0.827
Ilhéus	BA	4 322	108	2.13E-04	20.5	3.47	2.82	1.065	0.780
Itabuna	BA	11 073	89	2.60E-04	16.7	3.51	2.94	1.043	0.775
Jequié	BA	12 478	89	2.70E-04	23.6	3.41	3.06	1.033	0.763
Juazeiro	BA	20 137	92	1.79E-04	24.6	3.44	3.12	1.023	0.746
Lauro de Freitas	BA	10 722	111	1.82E-04	18.7	3.51	2.63	1.073	0.912
Paulo Afonso	BA	6 004	111	2.06E-04	22.6	3.50	2.98	1.048	0.848
Porto Seguro	BA	5 612	95	2.73E-04	13.2	3.34	2.93	1.046	0.788
Salvador	BA	19 807	95	1.70E-04	17.6	3.54	2.67	1.093	0.908
Santo Antônio de Jesus	BA	5 086	125	2.98E-04	13.3	3.51	2.70	1.080	0.878
Simões Filho	BA	5 320	130	2.04E-04	15.4	3.53	2.63	1.085	0.901
Teixeira de Freitas	BA	13 410	89	2.85E-04	13.9	3.33	3.25	1.026	0.612
Vitória da Conquista	BA	19 785	101	2.05E-04	13.6	3.33	3.17	1.023	0.737
Caucaia	CE	12 675	110	1.68E-04	29.5	3.28	2.99	1.030	0.740
Crato	CE	8 511	102	2.47E-04	14.2	3.50	2.96	1.039	0.725

Município	UF	Arestas	Comprimento Médio (m)	Centralidade de Proximidade Média	Concentração de Intermediação	Entropia de Orientação	Grau Médio	Fator de Circuito	Índice Orgânico
Fortaleza	CE	18 726	89	1.96E-04	14.0	3.22	3.22	1.017	0.605
Iguatu	CE	6 529	103	2.98E-04	11.6	3.04	3.03	1.032	0.716
Itapipoca	CE	4 895	115	3.23E-04	11.7	3.22	2.96	1.045	0.734
Juazeiro do Norte	CE	20 059	99	1.98E-04	14.4	2.91	3.25	1.017	0.599
Maracanaú	CE	14 102	108	1.74E-04	18.2	3.37	3.08	1.027	0.744
Maranguape	CE	4 701	114	2.45E-04	20.1	3.36	2.96	1.050	0.737
Sobral	CE	10 005	95	2.65E-04	17.6	3.52	3.18	1.027	0.667
Brasília	DF	10 446	108	1.77E-04	12.5	3.51	2.67	1.076	0.934
Cachoeiro de Itapemirim	ES	7 262	124	2.50E-04	20.7	3.53	2.82	1.097	0.877
Cariacica	ES	6 761	135	2.08E-04	14.9	3.54	2.89	1.079	0.822
Colatina	ES	6 047	106	2.40E-04	17.8	3.52	2.85	1.082	0.823
Guarapari	ES	5 170	112	2.67E-04	16.9	3.51	2.95	1.045	0.772
Linhares	ES	7 501	100	2.57E-04	17.4	3.24	3.19	1.023	0.576
Serra	ES	6 289	111	2.30E-04	20.3	3.51	2.95	1.058	0.825
São Mateus	ES	6 385	97	2.50E-04	16.0	3.18	3.01	1.035	0.719
Vila Velha	ES	14 907	82	1.58E-04	27.6	3.50	2.97	1.044	0.754
Vitória	ES	26 604	85	1.26E-04	34.5	3.52	2.95	1.045	0.785
Anápolis	GO	20 623	100	1.97E-04	15.7	3.50	3.10	1.030	0.735
Aparecida de Goiânia	GO	15 087	108	1.86E-04	15.3	3.46	3.20	1.022	0.685
Catalão	GO	14 226	95	2.44E-04	12.7	3.49	3.32	1.022	0.568
Formosa	GO	12 009	96	2.80E-04	12.6	3.45	3.28	1.017	0.633
Goiânia	GO	26 393	97	1.74E-04	13.9	3.52	3.23	1.026	0.658
Itumbiara	GO	12 647	101	2.48E-04	14.6	3.43	3.29	1.021	0.618
Luziânia	GO	9 882	120	2.53E-04	11.1	3.43	3.24	1.030	0.662
Novo Gama	GO	21 404	91	1.40E-04	25.6	3.25	2.85	1.031	0.858
Rio Verde	GO	15 455	100	2.30E-04	13.7	3.45	3.37	1.031	0.531

Município	UF	Arestas	Comprimento Médio (m)	Centralidade de Proximidade Média	Concentração de Intermediação	Entropia de Orientação	Grau Médio	Fator de Circuito	Índice Orgânico
Senador Canedo	GO	7 860	123	2.55E-04	11.3	3.48	3.17	1.037	0.711
Trindade	GO	9 064	115	2.43E-04	14.5	3.51	3.19	1.022	0.708
Valparaíso de Goiás	GO	11 933	119	1.60E-04	24.5	3.17	2.72	1.051	0.843
Águas Lindas de Goiás	GO	13 565	113	1.98E-04	15.7	3.35	2.82	1.024	0.771
Açailândia	MA	9 910	97	2.45E-04	16.2	3.33	3.21	1.017	0.616
Bacabal	MA	5 839	97	3.23E-04	10.9	3.31	3.04	1.028	0.690
Caxias	MA	9 126	106	2.44E-04	11.5	3.52	3.05	1.033	0.740
Codó	MA	5 131	114	3.33E-04	16.1	3.36	3.11	1.021	0.695
Imperatriz	MA	16 833	96	1.79E-04	15.5	3.36	3.05	1.023	0.683
Paço do Lumiar	MA	6 629	133	1.68E-04	21.0	3.44	2.89	1.039	0.798
São José de Ribamar	MA	3 575	125	3.08E-04	12.2	3.36	2.93	1.029	0.778
São Luís	MA	19 459	88	1.48E-04	25.9	3.51	2.91	1.042	0.826
Timon	MA	19 633	94	2.00E-04	21.1	3.10	3.28	1.015	0.586
Cuiabá	MT	20 608	99	1.77E-04	13.9	3.50	3.01	1.037	0.779
Rondonópolis	MT	20 691	103	1.98E-04	11.3	3.42	3.35	1.018	0.552
Sinop	MT	13 466	111	1.92E-04	12.1	3.08	3.24	1.023	0.612
Tangará da Serra	MT	10 195	103	2.58E-04	10.6	2.72	3.33	1.022	0.506
Várzea Grande	MT	22 718	98	1.60E-04	17.9	3.50	3.13	1.024	0.668
Campo Grande	MS	29 024	97	1.68E-04	11.8	3.44	3.28	1.017	0.595
Corumbá	MS	5 730	116	2.58E-04	13.2	2.56	3.11	1.022	0.620
Dourados	MS	18 138	108	1.93E-04	9.5	2.82	3.39	1.017	0.458
Três Lagoas	MS	14 465	106	2.24E-04	11.2	2.03	3.40	1.017	0.492
Araguari	MG	10 403	102	2.68E-04	10.4	3.16	3.28	1.023	0.602
Araxá	MG	11 546	98	2.60E-04	12.8	3.48	3.10	1.041	0.747
Barbacena	MG	6 774	126	2.50E-04	11.7	3.54	2.83	1.072	0.859
Belo Horizonte	MG	26 896	101	1.74E-04	13.2	3.49	3.21	1.034	0.642

Município	UF	Arestas	Comprimento Médio (m)	Centralidade de Proximidade Média	Concentração de Intermediação	Entropia de Orientação	Grau Médio	Fator de Circuito	Índice Orgânico
Betim	MG	12 213	119	2.04E-04	13.6	3.53	2.97	1.048	0.766
Conselheiro Lafaiete	MG	9 641	109	2.57E-04	12.6	3.53	2.93	1.049	0.773
Contagem	MG	16 356	114	1.64E-04	18.2	3.53	2.97	1.045	0.791
Coronel Fabriciano	MG	8 179	117	1.69E-04	25.0	3.53	2.86	1.068	0.789
Divinópolis	MG	19 018	99	1.77E-04	15.7	3.28	3.24	1.028	0.506
Governador Valadares	MG	12 084	101	2.22E-04	16.5	3.51	3.10	1.044	0.726
Ibirité	MG	13 932	107	1.91E-04	14.4	3.51	2.90	1.061	0.821
Ipatinga	MG	9 760	110	1.99E-04	14.1	3.53	3.05	1.064	0.791
Itabira	MG	6 114	116	2.65E-04	14.2	3.53	2.92	1.095	0.819
Ituiutaba	MG	9 973	105	2.84E-04	9.0	3.26	3.34	1.018	0.577
Juiz de Fora	MG	11 094	127	1.77E-04	13.9	3.53	2.74	1.099	0.864
Lavras	MG	9 443	100	2.78E-04	12.8	3.53	2.90	1.057	0.765
Montes Claros	MG	22 693	93	2.18E-04	12.8	3.48	3.22	1.020	0.626
Muriae	MG	5 409	121	2.85E-04	14.0	3.51	2.75	1.071	0.897
Passos	MG	10 178	105	3.07E-04	10.1	3.48	3.21	1.025	0.665
Patos de Minas	MG	14 130	99	2.11E-04	13.5	3.46	3.17	1.023	0.689
Pouso Alegre	MG	10 782	100	2.28E-04	16.5	3.49	2.95	1.045	0.740
Poços de Caldas	MG	7 659	121	2.23E-04	13.2	3.51	2.93	1.077	0.802
Ribeirão das Neves	MG	5 749	142	2.02E-04	17.9	3.51	2.89	1.062	0.820
Sabará	MG	3 557	164	2.15E-04	15.1	3.53	2.68	1.134	0.881
Santa Luzia	MG	5 180	142	2.08E-04	14.3	3.54	2.80	1.101	0.857
Sete Lagoas	MG	13 110	110	2.29E-04	13.1	3.52	3.20	1.029	0.678
Teófilo Otoni	MG	6 357	123	2.80E-04	11.4	3.47	2.80	1.093	0.859
Uberaba	MG	22 204	98	1.98E-04	13.1	3.46	3.25	1.029	0.652
Uberlândia	MG	25 786	103	1.75E-04	13.0	3.51	3.31	1.016	0.606
Ubá	MG	6 402	132	2.26E-04	13.5	3.53	2.60	1.100	0.884

Município	UF	Arestas	Comprimento Médio (m)	Centralidade de Proximidade Média	Concentração de Intermediação	Entropia de Orientação	Grau Médio	Fator de Circuito	Índice Orgânico
Varginha	MG	12 084	113	2.43E-04	12.0	3.52	3.03	1.054	0.753
Vespasiano	MG	3 777	159	1.56E-04	12.7	3.49	2.89	1.075	0.812
Abaetetuba	PA	3 866	119	3.71E-04	10.4	3.44	3.02	1.046	0.658
Altamira	PA	8 865	102	2.47E-04	12.5	3.45	3.10	1.029	0.723
Ananindeua	PA	27 851	93	1.67E-04	18.5	3.42	2.84	1.032	0.804
Barcarena	PA	1 957	137	4.39E-04	7.4	2.75	3.10	1.019	0.575
Belém	PA	12 711	101	2.21E-04	11.0	3.45	2.99	1.027	0.752
Bragança	PA	4 054	121	3.08E-04	10.3	3.21	2.98	1.031	0.699
Breves	PA	1 414	133	5.90E-04	5.8	3.01	3.11	1.022	0.599
Cametá	PA	1 939	120	5.40E-04	11.5	3.30	3.07	1.030	0.679
Castanhal	PA	14 135	101	2.07E-04	14.1	2.71	3.23	1.019	0.602
Itaituba	PA	5 633	117	2.88E-04	19.6	3.06	3.17	1.024	0.577
Marabá	PA	10 674	106	1.78E-04	22.8	3.40	3.01	1.025	0.698
Marituba	PA	12 269	106	1.79E-04	25.4	3.46	2.71	1.031	0.833
Paragominas	PA	7 450	100	3.22E-04	13.7	2.45	3.15	1.018	0.715
Parauapebas	PA	15 302	100	2.12E-04	15.5	3.44	3.21	1.023	0.646
Santarém	PA	11 245	105	2.47E-04	12.3	3.17	3.27	1.014	0.598
Tailândia	PA	4 856	113	3.00E-04	12.1	2.53	3.28	1.018	0.560
Tucuruí	PA	5 603	105	3.27E-04	10.7	3.48	3.06	1.031	0.676
Campina Grande	PB	17 708	96	2.26E-04	14.8	3.39	3.07	1.028	0.733
João Pessoa	PB	17 545	98	1.59E-04	17.3	3.49	3.08	1.032	0.734
Santa Rita	PB	9 487	116	2.40E-04	18.7	3.47	3.04	1.031	0.777
Almirante Tamandaré	PR	5 264	147	2.10E-04	13.4	3.50	2.63	1.076	0.821
Apucarana	PR	10 287	119	2.29E-04	10.4	3.45	3.12	1.027	0.651
Arapongas	PR	9 989	115	2.21E-04	13.3	3.39	3.08	1.030	0.690
Araucária	PR	7 241	129	2.13E-04	16.1	3.43	2.94	1.043	0.679

Município	UF	Arestas	Comprimento Médio (m)	Centralidade de Proximidade Média	Concentração de Intermediação	Entropia de Orientação	Grau Médio	Fator de Circuito	Índice Orgânico
Cambé	PR	7 561	122	2.51E-04	14.2	3.49	2.95	1.029	0.737
Campo Largo	PR	6 217	143	2.38E-04	10.2	3.40	2.78	1.052	0.753
Cascavel	PR	18 172	113	1.73E-04	13.3	3.22	3.26	1.019	0.519
Colombo	PR	3 420	177	1.48E-04	10.3	3.48	2.41	1.097	0.885
Curitiba	PR	20 499	112	1.66E-04	11.0	3.42	3.10	1.023	0.641
Foz do Iguaçu	PR	19 398	108	1.25E-04	27.4	3.14	3.16	1.025	0.636
Guarapuava	PR	11 482	110	2.23E-04	10.0	3.46	3.18	1.037	0.599
Londrina	PR	21 315	105	1.76E-04	15.7	3.32	3.14	1.021	0.741
Maringá	PR	20 902	107	1.73E-04	13.1	3.40	3.29	1.014	0.567
Paranaguá	PR	5 312	106	3.13E-04	10.5	3.10	2.92	1.023	0.723
Pinhais	PR	21 071	107	1.73E-04	15.9	3.41	3.04	1.019	0.666
Piraquara	PR	2 867	177	2.38E-04	14.3	3.40	2.89	1.067	0.723
Ponta Grossa	PR	19 464	105	1.81E-04	12.5	3.49	3.16	1.026	0.578
São José dos Pinhais	PR	15 693	111	1.57E-04	22.2	3.38	2.96	1.029	0.698
Toledo	PR	12 368	109	2.27E-04	10.4	2.71	3.17	1.023	0.619
Umuarama	PR	14 300	106	2.31E-04	14.6	3.45	3.10	1.036	0.653
Cabo de Santo Agostinho	PE	7 254	102	2.51E-04	16.5	3.49	2.78	1.071	0.868
Camaragibe	PE	13 667	101	1.74E-04	25.8	3.51	2.80	1.055	0.854
Caruaru	PE	23 296	87	2.29E-04	17.6	3.35	3.08	1.028	0.744
Garanhuns	PE	12 484	95	2.43E-04	14.0	3.48	3.17	1.031	0.687
Igarassu	PE	7 946	117	2.13E-04	19.6	3.41	2.76	1.057	0.847
Jaboatão dos Guararapes	PE	17 002	93	1.68E-04	19.2	3.49	2.90	1.033	0.780
Olinda	PE	19 617	81	1.94E-04	20.0	3.50	2.86	1.032	0.831
Paulista	PE	24 040	87	1.57E-04	25.3	3.50	2.84	1.034	0.829
Petrolina	PE	22 745	91	1.92E-04	17.7	3.50	3.17	1.015	0.739
Recife	PE	17 225	82	2.12E-04	16.5	3.52	2.99	1.030	0.797

Município	UF	Arestas	Comprimento Médio (m)	Centralidade de Proximidade Média	Concentração de Intermediação	Entropia de Orientação	Grau Médio	Fator de Circuito	Índice Orgânico
Santa Cruz do Capibaribe	PE	12 259	86	2.76E-04	13.9	2.88	3.13	1.014	0.694
São Lourenço da Mata	PE	9 458	110	1.95E-04	15.2	3.52	2.75	1.067	0.876
Vitória de Santo Antão	PE	10 016	98	3.02E-04	12.8	3.49	2.88	1.068	0.793
Parnaíba	PI	12 336	100	2.40E-04	12.8	3.12	3.21	1.018	0.608
Teresina	PI	28 517	91	1.67E-04	20.8	3.27	3.26	1.017	0.605
Angra dos Reis	RJ	3 083	114	2.52E-04	14.1	3.50	2.55	1.129	0.902
Araruama	RJ	11 103	114	2.19E-04	11.6	3.39	2.80	1.041	0.852
Barra Mansa	RJ	7 417	134	1.61E-04	13.7	3.54	2.58	1.124	0.923
Belford Roxo	RJ	31 914	99	1.52E-04	18.2	3.46	2.92	1.030	0.786
Cabo Frio	RJ	10 101	100	2.08E-04	17.8	3.46	2.85	1.039	0.856
Campos dos Goytacazes	RJ	13 913	107	1.86E-04	16.0	3.43	3.02	1.024	0.741
Duque de Caxias	RJ	21 532	109	1.44E-04	19.8	3.51	2.94	1.034	0.785
Itaboraí	RJ	8 702	138	2.12E-04	20.1	3.51	2.90	1.043	0.797
Itaguaí	RJ	6 048	146	2.43E-04	13.4	3.50	3.00	1.034	0.756
Itaperuna	RJ	6 039	110	2.90E-04	19.5	3.47	2.91	1.046	0.736
Japeri	RJ	3 114	164	1.18E-04	14.9	3.52	2.75	1.110	0.850
Macaé	RJ	8 311	102	2.01E-04	18.5	3.46	2.79	1.043	0.852
Magé	RJ	3 540	156	2.66E-04	10.2	3.52	2.69	1.060	0.880
Maricá	RJ	6 800	133	1.77E-04	17.8	3.48	2.79	1.073	0.867
Mesquita	RJ	25 051	97	1.63E-04	18.3	3.43	2.89	1.026	0.785
Nilópolis	RJ	23 681	96	1.79E-04	15.9	3.35	2.91	1.026	0.785
Niterói	RJ	7 630	116	2.03E-04	13.3	3.53	2.62	1.077	0.868
Nova Friburgo	RJ	5 431	150	1.83E-04	17.3	3.51	2.45	1.167	0.932
Nova Iguaçu	RJ	24 436	98	1.71E-04	19.1	3.52	2.87	1.031	0.817
Petrópolis	RJ	6 126	144	1.70E-04	10.5	3.53	2.30	1.191	0.957
Queimados	RJ	14 407	116	1.68E-04	15.1	3.52	2.81	1.046	0.838

Município	UF	Arestas	Comprimento Médio (m)	Centralidade de Proximidade Média	Concentração de Intermediação	Entropia de Orientação	Grau Médio	Fator de Circuito	Índice Orgânico
Resende	RJ	4 802	138	2.46E-04	17.7	3.50	2.89	1.078	0.825
Rio das Ostras	RJ	10 688	103	2.00E-04	24.7	3.35	2.91	1.028	0.756
Rio de Janeiro	RJ	9 315	130	1.71E-04	12.3	3.52	2.91	1.115	0.826
São Gonçalo	RJ	19 643	116	1.72E-04	16.3	3.52	2.84	1.045	0.830
São João de Meriti	RJ	29 935	100	1.62E-04	21.3	3.47	2.92	1.031	0.801
São Pedro da Aldeia	RJ	7 194	111	1.86E-04	22.0	3.45	2.78	1.050	0.880
Teresópolis	RJ	5 337	173	1.84E-04	14.4	3.53	2.39	1.222	0.932
Volta Redonda	RJ	11 349	117	1.67E-04	16.2	3.53	2.79	1.095	0.868
Mossoró	RN	19 611	90	1.89E-04	21.1	3.03	3.15	1.022	0.696
Natal	RN	16 524	84	2.26E-04	13.3	3.15	3.11	1.027	0.729
Parnamirim	RN	15 404	102	2.04E-04	19.0	3.33	3.10	1.033	0.732
São Gonçalo do Amarante	RN	6 820	133	2.04E-04	13.6	3.32	2.89	1.033	0.831
Alvorada	RS	15 636	106	1.83E-04	19.9	3.29	2.93	1.029	0.761
Bagé	RS	8 610	116	2.33E-04	12.4	3.38	3.19	1.023	0.585
Bento Gonçalves	RS	6 496	135	2.36E-04	12.9	2.84	2.70	1.084	0.803
Cachoeirinha	RS	14 252	110	1.43E-04	27.4	3.39	3.01	1.027	0.724
Canoas	RS	13 760	119	1.79E-04	16.7	2.96	3.03	1.026	0.709
Caxias do Sul	RS	19 961	103	1.83E-04	11.1	2.75	2.86	1.037	0.786
Erechim	RS	8 375	110	2.68E-04	11.1	3.12	2.99	1.037	0.675
Gravataí	RS	7 675	122	2.21E-04	17.2	3.51	2.89	1.031	0.777
Novo Hamburgo	RS	18 810	105	1.63E-04	17.7	3.23	3.03	1.029	0.734
Passo Fundo	RS	11 944	118	2.06E-04	13.0	3.53	3.13	1.027	0.634
Pelotas	RS	10 541	106	2.24E-04	12.4	3.36	3.00	1.029	0.701
Porto Alegre	RS	8 299	116	2.24E-04	10.7	3.48	3.14	1.023	0.678
Rio Grande	RS	4 584	96	3.30E-04	11.3	3.06	3.27	1.008	0.546
Santa Cruz do Sul	RS	7 671	126	2.08E-04	10.3	3.04	2.88	1.038	0.738

Município	UF	Arestas	Comprimento Médio (m)	Centralidade de Proximidade Média	Concentração de Intermediação	Entropia de Orientação	Grau Médio	Fator de Circuito	Índice Orgânico
Santa Maria	RS	10 198	115	2.15E-04	11.7	3.46	2.94	1.044	0.714
Sapucaia do Sul	RS	14 335	104	2.00E-04	14.6	3.45	3.01	1.028	0.753
São Leopoldo	RS	15 861	100	1.88E-04	20.3	3.45	3.09	1.024	0.717
Uruguaiana	RS	5 660	123	2.59E-04	10.9	2.97	3.09	1.029	0.633
Viamão	RS	5 463	144	1.90E-04	14.5	3.52	2.80	1.059	0.827
Ariquemes	RO	8 296	123	2.57E-04	11.8	2.36	3.10	1.029	0.720
Ji-Paraná	RO	9 079	124	1.95E-04	18.4	3.08	3.13	1.027	0.613
Porto Velho	RO	16 714	116	1.83E-04	11.3	2.86	3.03	1.028	0.707
Boa Vista	RR	11 329	107	1.98E-04	16.9	3.33	3.37	1.016	0.521
Balneário Camboriú	SC	8 673	112	2.05E-04	14.4	3.19	2.84	1.034	0.773
Blumenau	SC	8 409	120	1.80E-04	15.0	3.49	2.38	1.090	0.933
Brusque	SC	7 429	121	1.75E-04	11.7	3.27	2.37	1.072	0.926
Chapecó	SC	12 240	107	2.44E-04	9.0	3.08	3.17	1.029	0.575
Criciúma	SC	13 752	113	1.93E-04	13.4	2.99	2.87	1.036	0.755
Florianópolis	SC	7 820	108	1.69E-04	16.3	3.51	2.73	1.050	0.836
Itajaí	SC	8 616	112	2.26E-04	13.5	3.13	2.84	1.032	0.759
Jaraguá do Sul	SC	7 096	122	2.05E-04	11.5	3.22	2.45	1.058	0.862
Joinville	SC	17 171	111	1.61E-04	17.4	3.27	2.69	1.028	0.811
Lages	SC	12 851	104	2.19E-04	15.1	3.46	3.00	1.032	0.695
Palhoça	SC	12 777	105	1.74E-04	15.7	3.19	2.55	1.052	0.863
São José	SC	14 132	99	1.68E-04	19.2	3.39	2.75	1.045	0.820
Tubarão	SC	9 018	113	2.34E-04	13.3	3.22	2.73	1.023	0.776
Americana	SP	20 475	102	1.81E-04	14.8	3.48	3.21	1.019	0.645
Araraquara	SP	16 554	101	2.02E-04	13.6	3.43	3.24	1.022	0.594
Araras	SP	9 592	109	2.48E-04	12.4	3.49	3.06	1.036	0.790
Araçatuba	SP	16 869	100	2.30E-04	12.7	3.33	3.35	1.016	0.560

Município	UF	Arestas	Comprimento Médio (m)	Centralidade de Proximidade Média	Concentração de Intermediação	Entropia de Orientação	Grau Médio	Fator de Circuito	Índice Orgânico
Assis	SP	10 134	109	2.76E-04	9.6	3.30	3.27	1.034	0.585
Atibaia	SP	8 788	131	2.15E-04	17.4	3.48	2.93	1.058	0.802
Barretos	SP	12 094	103	2.46E-04	12.3	3.19	3.30	1.021	0.599
Barueri	SP	18 426	110	1.45E-04	18.9	3.53	2.83	1.076	0.881
Bauru	SP	25 087	94	1.90E-04	15.2	3.50	3.35	1.021	0.548
Birigui	SP	11 601	103	2.66E-04	12.9	3.36	3.32	1.019	0.552
Botucatu	SP	12 696	104	2.15E-04	18.8	3.46	3.23	1.040	0.617
Bragança Paulista	SP	10 199	111	2.31E-04	11.3	3.52	2.91	1.044	0.798
Caieiras	SP	6 895	138	1.46E-04	16.5	3.52	2.71	1.116	0.910
Campinas	SP	27 244	97	1.76E-04	14.6	3.54	3.12	1.036	0.726
Caraguatatuba	SP	6 136	104	2.79E-04	16.0	3.41	3.05	1.069	0.702
Carapicuíba	SP	22 015	107	1.49E-04	17.7	3.52	2.82	1.074	0.883
Catanduva	SP	11 000	106	2.52E-04	10.7	3.48	3.29	1.024	0.609
Cotia	SP	7 546	148	1.54E-04	17.9	3.54	2.58	1.103	0.913
Cubatão	SP	4 136	120	1.97E-04	17.2	3.48	2.82	1.071	0.805
Diadema	SP	26 764	99	1.58E-04	18.5	3.54	2.90	1.049	0.834
Embu das Artes	SP	7 750	155	1.41E-04	15.3	3.53	2.62	1.113	0.931
Ferraz de Vasconcelos	SP	26 370	100	1.64E-04	15.8	3.53	2.82	1.044	0.859
Franca	SP	19 593	102	1.98E-04	11.8	3.50	3.23	1.024	0.631
Francisco Morato	SP	9 731	147	1.66E-04	15.5	3.54	2.62	1.121	0.940
Franco da Rocha	SP	8 932	137	1.71E-04	14.3	3.54	2.67	1.109	0.919
Guaratinguetá	SP	8 552	112	2.02E-04	12.6	3.50	2.87	1.062	0.847
Guarujá	SP	10 427	84	1.89E-04	19.8	3.30	3.13	1.031	0.682
Guarulhos	SP	22 099	98	1.84E-04	14.6	3.52	2.89	1.041	0.836
Hortolândia	SP	15 241	108	1.52E-04	18.1	3.53	2.96	1.032	0.776
Indaiatuba	SP	12 318	119	2.04E-04	13.4	3.41	3.06	1.045	0.677

Município	UF	Arestas	Comprimento Médio (m)	Centralidade de Proximidade Média	Concentração de Intermediação	Entropia de Orientação	Grau Médio	Fator de Circuito	Índice Orgânico
Itanhaém	SP	9 453	108	1.82E-04	20.0	2.97	3.10	1.014	0.648
Itapecerica da Serra	SP	5 304	159	1.54E-04	12.4	3.53	2.59	1.101	0.930
Itapetininga	SP	10 670	108	2.44E-04	13.2	3.48	3.05	1.039	0.729
Itapevi	SP	11 987	126	1.84E-04	15.6	3.54	2.74	1.084	0.892
Itaquaquecetuba	SP	20 337	106	1.46E-04	21.1	3.52	2.81	1.046	0.853
Itatiba	SP	6 662	125	2.44E-04	10.4	3.54	2.73	1.060	0.878
Itu	SP	8 278	122	2.55E-04	11.1	3.53	2.86	1.060	0.820
Jacareí	SP	9 958	113	2.06E-04	21.9	3.50	2.71	1.046	0.845
Jandira	SP	15 513	117	1.56E-04	19.8	3.54	2.81	1.081	0.869
Jaú	SP	10 110	105	2.68E-04	10.5	3.46	3.19	1.028	0.729
Jundiaí	SP	16 124	108	1.81E-04	15.1	3.53	2.86	1.061	0.833
Leme	SP	7 667	112	3.34E-04	10.4	3.46	3.26	1.019	0.616
Limeira	SP	16 756	99	2.06E-04	12.8	3.52	3.07	1.031	0.733
Marília	SP	15 524	97	1.94E-04	13.9	3.47	3.13	1.035	0.695
Mauá	SP	20 581	106	1.51E-04	18.4	3.52	2.86	1.055	0.846
Mogi das Cruzes	SP	12 049	111	2.15E-04	14.1	3.53	3.00	1.047	0.769
Mogi Guaçu	SP	12 117	106	2.10E-04	20.2	3.50	3.09	1.028	0.780
Osasco	SP	28 105	100	1.56E-04	17.0	3.52	2.88	1.058	0.867
Ourinhos	SP	10 102	111	2.43E-04	11.3	3.45	3.15	1.040	0.707
Paulínia	SP	8 860	113	1.77E-04	24.3	3.50	2.98	1.049	0.790
Pindamonhangaba	SP	6 839	111	2.28E-04	15.4	3.46	2.86	1.034	0.797
Piracicaba	SP	17 892	99	1.85E-04	13.9	3.47	2.99	1.041	0.731
Poá	SP	24 477	101	1.59E-04	15.5	3.51	2.92	1.033	0.804
Praia Grande	SP	7 100	99	2.03E-04	22.1	3.45	3.22	1.023	0.631
Presidente Prudente	SP	17 635	93	2.16E-04	11.4	3.49	3.21	1.028	0.667
Ribeirão Pires	SP	10 477	126	1.64E-04	16.1	3.53	2.76	1.091	0.872

Município	UF	Arestas	Comprimento Médio (m)	Centralidade de Proximidade Média	Concentração de Intermediação	Entropia de Orientação	Grau Médio	Fator de Circuito	Índice Orgânico
Ribeirão Preto	SP	24 253	97	1.69E-04	12.8	3.21	3.20	1.020	0.624
Rio Claro	SP	14 500	98	2.16E-04	17.4	3.42	3.21	1.029	0.638
Salto	SP	8 989	120	2.08E-04	18.3	3.52	2.93	1.056	0.769
Santana de Parnaíba	SP	6 110	150	1.21E-04	20.1	3.52	2.72	1.121	0.901
Santo André	SP	30 498	93	1.62E-04	15.0	3.51	3.03	1.031	0.763
Santos	SP	9 644	93	2.01E-04	12.3	3.41	3.14	1.040	0.684
Sertãozinho	SP	7 667	114	2.62E-04	8.9	3.27	3.24	1.026	0.637
Sorocaba	SP	25 405	97	1.74E-04	16.7	3.54	2.97	1.039	0.756
Sumaré	SP	12 359	104	1.84E-04	21.5	3.49	3.02	1.032	0.737
Suzano	SP	14 038	109	1.78E-04	16.2	3.40	2.96	1.034	0.774
São Bernardo do Campo	SP	30 159	91	1.62E-04	19.2	3.53	2.94	1.039	0.804
São Caetano do Sul	SP	31 488	91	1.53E-04	14.5	3.52	3.02	1.026	0.763
São Carlos	SP	14 699	103	2.08E-04	11.2	3.46	3.16	1.027	0.676
São José do Rio Preto	SP	25 133	95	1.86E-04	13.5	3.40	3.29	1.017	0.601
São José dos Campos	SP	11 599	104	1.78E-04	17.9	3.52	2.91	1.053	0.827
São Paulo	SP	21 108	104	1.64E-04	12.0	3.53	3.08	1.027	0.720
São Vicente	SP	14 084	95	1.75E-04	19.8	3.47	3.09	1.038	0.684
Taboão da Serra	SP	27 767	104	1.40E-04	18.4	3.54	2.84	1.071	0.879
Tatuí	SP	7 651	116	2.63E-04	11.5	3.48	3.08	1.029	0.741
Valinhos	SP	13 202	116	1.85E-04	15.2	3.54	2.88	1.064	0.821
Votorantim	SP	13 456	102	1.97E-04	20.0	3.51	2.85	1.055	0.806
Várzea Paulista	SP	11 570	123	1.61E-04	18.9	3.52	2.80	1.069	0.860
Aracaju	SE	19 328	89	1.88E-04	16.1	3.40	3.02	1.033	0.782
Lagarto	SE	5 084	146	3.13E-04	7.8	3.38	2.99	1.037	0.816
Nossa Senhora do Socorro	SE	6 873	109	1.23E-04	28.5	3.48	2.88	1.060	0.864
Araguaína	TO	17 700	109	2.05E-04	13.0	3.49	3.29	1.019	0.588

Município	UF	Arestas	Comprimento Médio (m)	Centralidade de Proximidade Média	Concentração de Intermediação	Entropia de Orientação	Grau Médio	Fator de Circuito	Índice Orgânico
Palmas	TO	10 850	117	1.93E-04	12.5	3.07	2.82	1.071	0.854