



MINISTÉRIO DA CIÊNCIA, TECNOLOGIA E INOVAÇÃO
INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS

sid.inpe.br/mtc-m21b/2014/03.16.04.10-TDI

**REDES COMPLEXAS DE BASE TERRITORIALIZADA
(RCBT): CONCEITO, CARACTERIZAÇÃO E SEU
POTENCIAL DE APLICAÇÃO NA MODELAGEM
EPIDEMIOLÓGICA**

Leonardo Bacelar Lima Santos

Tese de Doutorado do Curso de Pós-Graduação em Computação Aplicada, orientada pelo Dr. Antônio Miguel Vieira Monteiro, aprovada em 14 de abril de 2014.

URL do documento original:

<<http://urlib.net/8JMKD3MGP5W34M/3FTRKGH>>

INPE
São José dos Campos
2014

PUBLICADO POR:

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE

Gabinete do Diretor (GB)

Serviço de Informação e Documentação (SID)

Caixa Postal 515 - CEP 12.245-970

São José dos Campos - SP - Brasil

Tel.:(012) 3208-6923/6921

Fax: (012) 3208-6919

E-mail: pubtc@sid.inpe.br

CONSELHO DE EDITORAÇÃO E PRESERVAÇÃO DA PRODUÇÃO INTELLECTUAL DO INPE (RE/DIR-204):

Presidente:

Marciana Leite Ribeiro - Serviço de Informação e Documentação (SID)

Membros:

Dr. Antonio Fernando Bertachini de Almeida Prado - Coordenação Engenharia e Tecnologia Espacial (ETE)

Dr^a Inez Staciarini Batista - Coordenação Ciências Espaciais e Atmosféricas (CEA)

Dr. Gerald Jean Francis Banon - Coordenação Observação da Terra (OBT)

Dr. Germano de Souza Kienbaum - Centro de Tecnologias Especiais (CTE)

Dr. Manoel Alonso Gan - Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos (CPT)

Dr^a Maria do Carmo de Andrade Nono - Conselho de Pós-Graduação

Dr. Plínio Carlos Alvalá - Centro de Ciência do Sistema Terrestre (CST)

BIBLIOTECA DIGITAL:

Dr. Gerald Jean Francis Banon - Coordenação de Observação da Terra (OBT)

REVISÃO E NORMALIZAÇÃO DOCUMENTÁRIA:

Marciana Leite Ribeiro - Serviço de Informação e Documentação (SID)

Yolanda Ribeiro da Silva Souza - Serviço de Informação e Documentação (SID)

EDITORAÇÃO ELETRÔNICA:

Maria Tereza Smith de Brito - Serviço de Informação e Documentação (SID)

André Luis Dias Fernandes - Serviço de Informação e Documentação (SID)



MINISTÉRIO DA CIÊNCIA, TECNOLOGIA E INOVAÇÃO
INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS

sid.inpe.br/mtc-m21b/2014/03.16.04.10-TDI

**REDES COMPLEXAS DE BASE TERRITORIALIZADA
(RCBT): CONCEITO, CARACTERIZAÇÃO E SEU
POTENCIAL DE APLICAÇÃO NA MODELAGEM
EPIDEMIOLÓGICA**

Leonardo Bacelar Lima Santos

Tese de Doutorado do Curso de Pós-Graduação em Computação Aplicada, orientada pelo Dr. Antônio Miguel Vieira Monteiro, aprovada em 14 de abril de 2014.

URL do documento original:

<<http://urlib.net/8JMKD3MGP5W34M/3FTRKGH>>

INPE
São José dos Campos
2014

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

Santos, Leonardo Bacelar Lima.

Sa59r Redes Complexas de Base Territorializada (RCBT): conceito, caracterização e seu potencial de aplicação na modelagem epidemiológica / Leonardo Bacelar Lima Santos. – São José dos Campos : INPE, 2014.

xxiii + 82 p. ; (sid.inpe.br/mtc-m21b/2014/03.16.04.10-TDI)

Tese (Doutorado em Computação Aplicada) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2014.

Orientador : Dr. Antônio Miguel Vieira Monteiro.

1. Sistemas complexos. 2. Mobilidade. 3. Dengue. 4. Modelo gravitacional. 5. Sistemas de informações geográficas. I.Título.

CDU 004.72:614.4



Esta obra foi licenciada sob uma Licença [Creative Commons Atribuição-NãoComercial 3.0 Não Adaptada](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/).

This work is licensed under a [Creative Commons Attribution-NonCommercial 3.0 Unported License](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/).

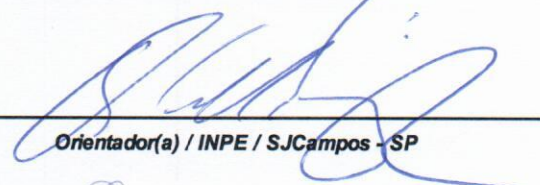
Aprovado (a) pela Banca Examinadora
em cumprimento ao requisito exigido para
obtenção do Título de **Doutor(a)** em
Computação Aplicada

Dr. Elbert Einstein Nehrer Macau




Presidente / INPE / São José dos Campos - SP

Dr. Antônio Miguel Vieira Monteiro



Orientador(a) / INPE / SJC Campos - SP

Dr. Solon Venâncio de Carvalho



Membro da Banca / INPE / SJC Campos - SP

Dra. Liliam César de Castro Medeiros



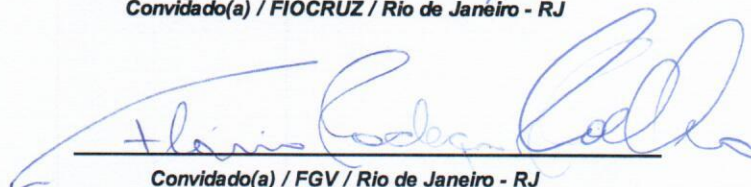
Membro da Banca / UNESP / São José dos Campos - SP

Dra. Claudia Torres Codeço



Convidado(a) / FIOCRUZ / Rio de Janeiro - RJ

Dr. Flavio Codeço Coelho



Convidado(a) / FGV / Rio de Janeiro - RJ

Este trabalho foi aprovado por:

maioria simples

unanimidade

Aluno (a): **Leonardo Bacelar Lima Santos**

São José dos Campos, 14 de Abril de 2014

Seja realista, exija o impossível.

ROLAND CASTRO
em *França*, maio de 1968

Para de quem vim e para quem sou.

AGRADECIMENTOS

Agradecer é, acima de tudo, dar valor, reconhecer a energia que alguém empregou ao seu favor.

Agradeço, primeiramente, então, a meus pais, por todo o esforço para me dar uma boa educação.

Minha trajetória científica teve início no grupo de Física Estatística e Sistemas Complexos da Universidade Federal da Bahia. Lá comecei a pensar em diversas das questões que trato nesta tese. Agradeço a todos os membros do grupo pelas valiosas discussões e sementes plantadas, especialmente na área de Redes Complexas.

Ao chegar ao Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais encontrei um ótimo ambiente para desenvolver pesquisas, desde o mestrado. A percepção da importância das componentes espaciais das dinâmicas cada vez ficava mais forte.

As sempre agradáveis reuniões da equipe DengueME foram fundamentais ao encaminhamento que a tese ganhou. Agradeço a todos os parceiros.

Ao Dr. Flávio C. Coelho e ao Dr. Elbert E. Macau, registro meu agradecimento pelas diversas sugestões para a pesquisa da tese.

Agradeço também aos colegas de trabalho no Cemaden com os quais debati questões relacionadas à presente pesquisa. Cláudia, Aurelienne, Luciana, Andreza e Érico, mais uma vez, obrigado.

Alguns amigos também contribuíram ao amadurecimento das ideias aqui apresentadas. Luiz, Livia e Flávia, mais uma vez, obrigado.

Ao CNPq e à CAPES sou grato pela bolsa de estudos.

Ao Dr. Miguel, meu orientador, meu muito, muito, muito obrigado pelo perene incentivo. Sem esse apoio e experiência eu não teria chegado até aqui.

Por fim, agradeço, pelo amoroso companheirismo, à Roberta e ao pequeno que em breve chegará.

Espero que a presente tese retribua a energia que todos, em algum momento, da forma que puderam, me destinaram. Agradeço em palavras e com este produto, fruto de muito empenho.

RESUMO

A presente tese define Redes Complexas de Base Territorizada (RCBT): grafos com um grande número de vértices, todos de localização espacial conhecida, e regras de conexão que envolvem dependência espacial e que não operam nem de forma regular, nem completamente aleatória. A criação do conceito demanda o desenvolvimento de métodos para tratar dados reais e analisar os resultados do ponto de vista das redes (no formalismo da física estatística) e do fenômeno tratado (sistemas complexos). Ao longo do texto é apresentado um ciclo completo que vai da apropriação dos dados de Origem-Destino à análise dos padrões de circulação e das RCBT construídas com base nesses dados. A visualização em Sistema de Informações Geográficas dos diferentes padrões de circulação e dos atributos das RCBT ajuda a compreender espacialmente o conceito de Espaço de Atividade: conjunto de todos os territórios acessíveis a um indivíduo, desenvolvido como um conceito da geografia humana e hoje fundamental para a modelagem computacional de epidemias, especialmente em escala intraurbana. Em relação aos padrões de circulação, foi apresentada uma inovação para o ajuste gravitacional do fluxo de viagens em função do comprimento efetivo da rota. Pelas RCBT foram obtidas assinaturas clássicas de Sistemas Complexos na abordagem de Redes Complexas: distribuição livre de escala, efeito de pequeno mundo e comportamento hierárquico, simultaneamente à análise geográfica dos resultados.

COMPLEX NETWORKS OF TERRITORIALIZED BASE (CNTB): CONCEPTS, CHARACTERIZATION AND ITS POTENTIAL APPLICATION IN EPIDEMIOLOGICAL MODELLING

ABSTRACT

The present thesis defines complex networks of territorialized base (CNTB): graphs with a large number of nodes, all of known spatial location, and connection rules that involve spatial dependence and that do not operate in a regular pattern, nor completely random. The creation of this concept also demands the development of methods to treat actual data and analyze the results from the point of view of complex networks (in the formalism of Statistical Physics) and of the phenomena under study (Complex Systems). Throughout the text it is given a original and full cycle that will cover the appropriation of origin-destination data to the analysis of the movement patterns and the CNTB construction based on these data. The visualization, in Geographical Information Systems, of the different patterns of movement, and the attributes of the CNTB, helps understanding the concept of Spatial Activity Space: set of all the territories that are accessible to an individual, developed as a concept of human geography and today fundamental to computational modeling of epidemics, especially in the intraurban scale. Regarding movement patterns, was presented a gravitational adjustment for travel flow as a route's length function. By the use of CNTB, classic signatures were obtained from complex systems using the complex networks approach: scale-free distribution, small-world effect and hierarchical behavior, simultaneously to the geographical analysis of the results.

LISTA DE FIGURAS

	<u>Pág.</u>
1.1 Panorama das áreas relacionadas à presente tese.	8
1.2 Panorama de termos relacionados à presente tese.	9
2.1 Grafo G	12
2.2 Kaliningrado no século XIX (GRIBKOVSKAIA, 2007) e no século XXI (NEWMAN et al., 2006)	15
2.3 Ligações topológicas e ligações geográficas.	18
2.4 Exemplo 1: grafo G com vértices localizados de acordo com a configuração já estabelecida e com as áreas de cobertura.	19
2.5 Exemplo 2: grafo G com vértices localizados de acordo com uma outra configuração, e com as áreas de cobertura.	20
3.1 Municípios da Região Metropolitana do Rio de Janeiro. FONTE: http://www.mapasparacolorir.com.br/mapa-regiao-metropolitana-do-rio-de-janeiro.php	24
3.2 Municípios (limites em preto), Zonas de Tráfego (limites em cinza) e centroides (pontos vermelhos) da Região Metropolitana do Rio de Janeiro.	25
4.1 Diagrama metodológico do trabalho, apresentando os principais blocos e suas tarefas.	29
4.2 Gráfico de dispersão no qual cada ponto corresponde a uma Zona de Tráfego, o valor da abscissa representa o total de viagens que partem da zona (eixo X) e o valor da ordenada o total de viagens que chegam à zona (eixo Y).	30
4.3 Zonas de tráfego da Região Metropolitana do Rio de Janeiro. Cada cor está associada ao total de viagens que partem da zona ou chegam à zona, variando do amarelo claro (menor número de viagens) ao vermelho (maior número de viagens). As letras F e R identificam as zonas que representam a maior fonte de pessoas (F, entre o sudeste da cidade de Nova Iguaçu e o norte da cidade de Mesquita) e a maior receptora de viagens (R, ao sul de Duque de Caxias).	31
4.4 Ajuste do modelo gravitacional considerando apenas as viagens realiza- das por modo motorizado, como automóvel, alternativo e ônibus. Em vermelho os dados reais e em preto os estimados pelo modelo gravitaci- onal, para $K = 15E - 5$ e $\sigma = 0.5$	32

4.5	Gráfico Quantil-Quantil para as distribuições acumuladas de fluxo estimado em função do fluxo observado.	33
4.6	Viagens com maior fluxo de pessoas na RMRJ. Em azul, as efetuadas a pé, e, em laranja, por modo motorizado.	35
4.7	Tipos de vizinhança: (a) Moore e (b) Espaço de atividades.	37
5.1	Distribuição de frequência absoluta de valores de fluxo. A linha vermelha auxiliar representa o ajuste segundo o método de Clauset <i>et al.</i> (2009), indicando inclinação = 2.83, a partir do valor de fluxo = 2803, com <i>p-value</i> = 0.164.	40
5.2	Correlação tráfego-topologia: relação entre a força (s) de um vértice e seu grau (k). Linha vermelha auxiliar com inclinação de 1.04.	41
5.3	Visualização geográfica dos <i>hubs</i> da rede (polígonos verdes), todos eles no centro (polígono cinza) da cidade do Rio de Janeiro (RJ). Os polígonos de contorno em preto são referentes aos bairros da cidade, e os de contorno cinza, as zonas de tráfego.	42
5.4	Decaimento do grau médio normalizado da rede em função do limiar de conexão. Em preto os valores encontrados na rede real e em vermelho os calculados para a rede aleatória correspondente.	44
5.5	Decaimento do coeficiente de aglomeração da rede em função do limiar de conexão. Em preto os valores encontrados na rede real e em vermelho os calculados para a rede aleatória correspondente.	45
5.6	Decaimento do caminho mínimo médio da rede em função do limiar de conexão. Em preto os valores encontrados na rede real e em vermelho os calculados para a rede aleatória correspondente.	46
5.7	a) Decaimento do diâmetro da rede em função do limiar de conexão; b) destaque para a região de diâmetro máximo.	48
5.8	Decaimento algébrico da distribuição de graus da rede. Linha vermelha auxiliar com inclinação de -1.91	49
5.9	Relação algébrica entre aglomeração e grau para cada vértice. Linha vermelha auxiliar com inclinação de -1.68	50
5.10	Visualização no espaço da Rede Complexa de Base Territorializada do limiar crítico, com os vértices respeitando o equivalente à sua localização georreferenciada. Os vértices de cada município tem uma cor associada, destaque para os vértices no Rio de Janeiro (vermelho), Niteroi (amarelo), Nova iguaçu (azul) e Duque de Caxias (azul escuro).	51

5.11	Visualização no espaço do caminho mínimo médio de cada vértice da Rede Complexa de Base Territorializada do limiar crítico, referente à Região Metropolitana do Rio de Janeiro. Cada polígono foi colorido de acordo com o valor do caminho mínimo médio do vértice associado, com valores crescentes do azul ao violeta.	52
5.12	Visualização no espaço do coeficiente de aglomeração de cada vértice da Rede Complexa de Base Territorializada do limiar crítico, referente à Região Metropolitana do Rio de Janeiro. Cada polígono foi colorido de acordo com o valor do coeficiente de aglomeração do vértice associado, com valores crescentes do azul ao violeta.	53
5.13	Visualização no espaço do grau de cada vértice da Rede Complexa de Base Territorializada do limiar crítico, referente à Região Metropolitana do Rio de Janeiro. Cada polígono foi colorido de acordo com o valor do grau do vértice associado, com valores crescentes do azul ao violeta.	54
5.14	Destaque para o vértice referente à zona F (no quadrado vermelho) e seus vizinhos.	55
5.15	Zona F (polígono verde-claro) e zonas topologicamente vizinhas (polígonos vermelhos). Os quadrados vermelhos representam os centroides das zonas. As linhas tracejadas em verde-escuro representam rodovias federais, com destaque para a BR-116 e a BR-493.	56
5.16	Comportamento de k^r em função de r , considerando a Zona F . A linha em vermelho representa o valor do grau do vértice na abordagem tradicional.	57
5.17	Destaque para o vértice referente à zona R (no quadrado vermelho) e seus vizinhos.	58
5.18	Zona R (polígono verde-claro) e zonas topologicamente vizinhas (polígonos vermelhos). Os quadrados vermelhos representam os centros das zonas. As linhas tracejadas em verde-escuro representam rodovias federais, com destaque para a BR-116, a BR-493 e a BR-040.	59
5.19	Comportamento de k^r em função de r , considerando a Zona F . A linha em vermelho representa o valor do grau do vértice na abordagem tradicional	60

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

DengueME	–	<i>Dengue Modelling Environment</i>
EA	–	Espaço de Atividade
OD	–	Origem-Destino
PRONEX	–	Programa de apoio a Núcleos de Excelência
RC	–	Redes complexas
RCBT	–	Redes Complexas de Base Territorializada
RMRJ	–	Região Metropolitana do Rio de Janeiro
RJ	–	Rio de Janeiro
SIG	–	Sistemas de Informações Geográfica
TerraME	–	<i>Terra Modelling Environment</i>
ZT	–	Zonas de Tráfego

LISTA DE SÍMBOLOS

N	–	número de vértices
L	–	número de arestas
k_i	–	grau do vértice i
k_i^r	–	grau do vértice i , sujeito à restrição da distância r entre os vértices
$\langle k \rangle$	–	grau médio do grafo
c_i	–	coeficiente de aglomeração do vértice i
$\langle c \rangle$	–	coeficiente de aglomeração médio do grafo
$\langle l_i \rangle$	–	mínimo caminho médio do vértice i
$\langle l \rangle$	–	mínimo caminho médio do grafo
D	–	diâmetro do grafo

SUMÁRIO

	<u>Pág.</u>
1 INTRODUÇÃO	1
1.1 Objetivos	6
1.2 Contextualização e organização	8
2 REDES COMPLEXAS DE BASE TERRITORIALIZADA	11
2.1 Conceitos básicos de teoria dos grafos	11
2.2 Panorama da literatura em Redes Complexas	14
2.3 A componente espacial em Redes Complexas	17
2.4 Caracterização topológica para RCBT	18
3 MATERIAIS E MÉTODOS	23
3.1 Dados de OD	23
3.2 Códigos desenvolvidos e softwares empregados	25
4 DE DADOS DE ORIGEM-DESTINO A PADRÕES DE CIRCULAÇÃO	27
4.1 Modelo gravitacional	27
4.2 Diagrama metodológico	28
4.3 Análise dos extremos, ajuste gravitacional e padrões de circulação	30
4.3.1 Base empírica para o Espaço de Atividades	35
5 DE DADOS DE ORIGEM-DESTINO A REDES DE MOBILIDADE	39
5.1 Correlações tráfego-topologia	39
5.2 Sobre uma RCBT real simultaneamente livre de escala, hierárquica, estatisticamente de pequeno mundo e imersa no espaço geográfico	42
6 CONSIDERAÇÕES FINAIS	65
6.1 Produção científica relacionada ao doutorado	68
6.2 Perspectivas	70
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	73

1 INTRODUÇÃO

A modelagem matemática e computacional de doenças, seja no nível intra ou inter hospedeiro, e a análise de dados biológicos têm sido cada vez mais aplicadas a contextos de saúde pública. A possibilidade de testes exaustivos *in silico* e a execução automática de tarefas complexas estão entre as razões mais relevantes deste sucesso. A computação e a matemática aplicada aparecem para a epidemiologia como ferramentas para modelagem de dados de mobilidade de relativo fácil acesso (como dados de OD) esses mecanismos e simulação de processos (MASSAD et al., 2004; COLIZZA et al., 2007; REIS et al., 2009).

O desenvolvimento de muitas das teorias relativas a tal uso foi baseado em modelos extremamente simples, como modelos determinísticos compartimentais (LLOYD, A.L. AND VALEIKA, S., 2007). Tipicamente, a população de interesse é subdividida em um pequeno número de compartimentos, baseados na evolução da infecção – de indivíduos saudáveis a infectados, passando por estágios de exposição e latência. O fluxo entre os compartimentos é descrito por equações diferenciais ordinárias, com base em um razoável número de hipóteses de simplificação. A simplicidade desses modelos facilitaram o uso de técnicas analíticas e numéricas para o entendimento de diversos padrões das dinâmicas, mas com o custo de, em muitos casos, simplificar demasiadamente a biologia dos processos. Por outro lado, modelos baseados em indivíduos consideram cada membro da população como uma entidade. A complexidade dessa abordagem pode dificultar diversas análises matemáticas e tornar simulações computacionais muito custosas. Além disso, demanda uma riqueza demasiada de informações sobre as entidades (MASSAD et al., 2004).

Considerada capaz de obter resultados similares, em casos limites, a ambas as abordagens previamente discutidas, a abordagem de Redes Complexas (RC) é uma das ferramentas matemáticas/computacionais mais utilizadas atualmente na área de epidemiologia, com a representação dinâmica da população por meio de grupos dos seus indivíduos e suas interações (COLIZZA et al., 2007; DANON et al., 2012; BARAT; CATTUTO, 2013; SWARUP et al., 2014).

A área de Redes Complexas tem sua origem na tradicional Teoria dos Grafos. Um grafo é um conjunto de vértices e arestas, no qual os vértices podem estar conectados uns aos outros pelas arestas (NETTO, 2001). Uma RC é um grafo com um grande número de vértices e propriedades topológicas não necessariamente regulares, nem completamente aleatórias (BESSA et al., 2009). A abordagem de RC é utilizada para representação de conhecimento, tratamento de dados e modelagem de sistemas com-

plexos – sistemas formados por muitas partes, essas interrelacionadas possivelmente de forma não linear, apresentando comportamentos emergentes e em multiescalas. Exemplos de sistemas complexos podem ser encontrados especialmente em domínios biológicos, sociais e climáticos (RÉKA; BARABASI, 2002; NEWMAN, 2003; NEWMAN et al., 2006; COHEN; HAVLIN, 2010).

A maioria dos trabalhos da literatura que utilizam Redes Complexas na modelagem de epidemias, especialmente para tratar processos de transmissão, foca ou em escala global - usando redes de transporte como linhas aéreas, com interesse em epidemias de grande amplitude/pandemias (COLIZZA et al., 2006; PATUAELLI et al., 2007; BROECK et al., 2011), ou em redes sociais reais - abordagem de indivíduos, com cobertura geográfica restrita (MOSSONG et al., 2008; ESTRADA, 2012).

Na modelagem computacional de epidemias o conceito de escala é fundamental. A escala é uma relação entre o mapa e o mundo real (SANTOS; BARCELLOS, 2006). O termo escala, no contexto de modelagem que será abordado nesse texto, é dado por Gibson *et al.* (2000), e se refere à dimensão espacial, temporal, quantitativa ou analítica usada para medir e estudar objetos e processos (GIBSON et al., 2000). A resolução para observar uma região depende da extensão envolvida: para uma região muito extensa, normalmente as medidas devem usar uma grande agregação de unidades individuais, para que o número total de unidades não seja grande demais a ponto de inviabilizar a operacionalização da análise. O debate entre realismo, precisão e generalidade é antigo e ainda está bastante vivo na comunidade de modelagem (COLIZZA et al., 2007; MAY, 1972; LEVIN, 1992; KEELING, 2005).

Conforme o Censo 2010, o Brasil é um país complexo, com regiões de alta densidade populacional, no qual ainda persistem desigualdades intraurbanas que amplificam um quadro de vulnerabilidades sociais diferenciadas e contribuem para a proliferação de doenças endêmicas e epidemias (BARCELLOS, 2009; PERO, V AND MIHESSEN, V., 2012). Os processos sociais interagem com ecossistemas locais redesenhando a paisagem urbana brasileira a partir de interações complexas entre clima, ambiente e novas situações de exposição da população a problemas de saúde. Há a necessidade de repensar os espaços das cidades não como partículas/pontos, mas como corpos extensos e com alto grau de diversidade/complexidade.

A mudança na escala de observação dos processos, para uma escala intraurbana, exige novos mecanismos para modelagem das dinâmicas de transmissão de doenças, e, conseqüentemente, demanda novos conceitos para a abordagem de Redes Complexas.

A representação do espaço na teoria das Redes Complexas é topológica, mas não geográfica (KUBY et al., 2005) – a localização dos vértices, a proximidade entre eles e o comprimento das arestas são tratados como irrelevantes: a imensa maioria dos trabalhos versa sobre a topologia e não sobre a geografia das redes (HAYASHI, 2006). A incorporação de elementos espacialmente explícitos nas dinâmicas modeladas com o auxílio de RC implica na necessidade de um novo aparato conceitual para a relação vértices-arestas e uma nova interpretação para medidas e assinaturas topológicas tradicionais.

Uma abordagem geográfica para Redes Complexas é, sobre certo ponto de vista, uma reciprocidade ao uso de grafos como estruturas de dados em geografia, e posteriormente via Sistemas de Informações Geográficas (SIG), especialmente no subdomínio da Geografia dos Transportes. A análise de redes de transporte e comunicação ganhou relevância na década de 60 (GARRISON, 1960; NYSTUEN; DACEY, 1961; KANSKY, 1963; SOUSA, 2010) e teve interesse renovado já no século XXI, graças aos SIGs. Ainda segundo o autor, no domínio das ciências geográficas, os SIGs vieram contornar um dos problemas apontados à teoria dos grafos, mais precisamente a sua abstração espacial e a sua incapacidade de incorporar os atributos de localização (coordenadas), “excluindo uma variável fundamental na explicação dos processos inter-ativos e intra-ativos entre os biótopos naturais e os biótopos artificiais de que resulta a configuração de padrões espaciais e a paisagem: o território”.

A presente tese define **Redes Complexas de Base Territorializada (RCBT)**¹: grafos com um grande número de vértices, todos de localização espacial conhecida, e regras de conexão que envolvem dependência espacial e que não operam nem de forma regular, nem completamente aleatória. A criação deste conceito demanda também o desenvolvimento de métodos para tratar dados reais e analisar os resultados do ponto de vista das redes (no formalismo da física estatística) e do fenômeno tratado (sistemas complexos).

Ainda na modelagem de processos epidêmicos, o conhecimento dos padrões de movimentação das pessoas no território há tempos é considerado informação essencial (PROTHERO, 1977). De acordo com Codeço e Coelho (2008, p. 1768) (CODEÇO; COELHO, 2008): “A necessidade do contato físico entre pessoas (direta ou indiretamente) para a transmissão de agentes infecciosos trouxe para a epidemiologia, desde seus

¹A literatura traz termos semelhantes em língua inglesa, como *spatial networks* e *geographically embedded complex networks*, mas com uma abordagem diferente, mais voltada ao problema matemático da alocação de grafos em espaços euclidianos. O termo em inglês mais próximo a RCBTs seria *Geographically Aware Complex Networks*.

primórdios, a necessidade de compreender e descrever o processo de encontro entre pessoas. É neste espaço de encontros que a transmissão flui pela população e emerge, a nível sistêmico, na forma de epidemias”.

Dados de mobilidade são importantes para diversas áreas (GONZALEZ et al., 2008; GUO et al., 2012; SIMINI et al., 2012), da engenharia de tráfego (SOUZA, 2006; CUI, 2006) à análise de desastres naturais (GRAY; MUELLER., 2012). Em muitos casos, a informação correspondente aos dados de mobilidade encontra uma representação conveniente na forma de Redes Complexas (BARAT; CATTUTO, 2013). A chamada “Ciência das Redes” (RÉKA; BARABASI, 2002; NEWMAN, 2003; NEWMAN et al., 2006; COHEN; HAVLIN, 2010) tem conduzido análises e resultados interessantes em estudos de mobilidade.

Atualmente, mecanismos para simular mobilidade têm sido utilizados em uma série de estudos epidemiológicos (DANON et al., 2012; SWARUP et al., 2014). O uso de dados de mobilidade coletados na região de interesse pode prover aos modelos epidemiológicos maior aderência aos padrões observados de incidência de uma gama de doenças (BARRETT, 2000; CHOWELL et al., 2005; MOSSONG et al., 2008; BELIK et al., 2011).

Neste contexto, a literatura apresenta um conjunto de trabalhos que analisam malária, dengue, cólera, surtos de influenza H1N1 etc, observando a questão da mobilidade em diferentes escalas e com diferentes métodos (GUBLER, 2004; COSNER, 2009; MEDEIROS et al., 2011; MARI et al., 2012; LIU et al., 2012; APOLLONI et al., 2013). Especificamente em dengue, o intenso trânsito de pessoas entre as áreas urbanas é considerado em Medronho (2006) como um dos fatores que tornam o controle da doença uma árdua tarefa (MEDRONHO, 2006); e Honório *et al.* (2009) traçaram um mapa de risco de transmissão com base em informações sorológicas e da análise da densidade populacional do vetor. Os resultados apontaram um maior risco em áreas com mais intensa circulação de pessoas (HONORIO et al., 2009).

O uso efetivo do conceito de padrões de circulação humana é um desafio tanto do ponto de vista teórico, em relação à concepção e construção de modelos de mobilidade, quanto do ponto de vista prático, devido à limitada disponibilidade de dados empíricos em escalas adequadas (BALCAN et al., 2009).

Os padrões de circulação emergem da interação espacial entre os grupos populacionais no território em estudo. Trata-se do reflexo de uma visão ampla que abrange qualquer movimento sobre o espaço relacionado a um processo direta ou indiretamente ligado a seres humanos (HAYNES; FOTHERINGHAM, 1984; LOWE; SEN, 1996).

Fazem parte desse conjunto viagens ao trabalho, migrações, fluxos de informações e de mercadorias, comércio e prestações de serviços.

Modelos gravitacionais estão entre os tipos mais utilizados de modelos de interação espacial. Eles permitem medir explicitamente conceitos de localização ao integrar medidas de população e distância. Modelos gravitacionais têm sido aplicados a uma variedade de campos de pesquisa desde longa data, da análise de fenômenos sociais (SMITH, 1976; SIGNORINO et al., 2011) a aplicações em ciências biológicas e ambientais (HAYNES, 1974).

Dados reais de mobilidade podem vir, por exemplo, de pesquisas Origem-Destino (OD), originalmente da Ciência dos Transportes (CUI, 2006; SOUZA, 2006). Embora simplifiquem as questões associadas à mobilidade urbana e sejam ainda orientadas centralmente para responder as demandas da engenharia de tráfego (como eficiência dos modos de transporte), as pesquisas OD retêm informações sobre padrões de circulação de grupos populacionais (VASCONCELLOS; SCATENA, 1996; DUARTE, 2007). Este é um conceito mais amplo, que abandona a forma fragmentada de tratar os elementos de circulação nas cidades e, passa a ter um olhar para administração da circulação das pessoas e não de seus veículos. Dados de OD são, portanto, particularmente interessantes para construção de redes de mobilidade.

Para se apropriar de tais dados, em contexto epidemiológico, é preciso agregar valor aos dados originais de movimentação das pessoas no território. A investigação dos diferentes modos de transporte e uma representação mais realista dos caminhos colaboram para uma parametrização mais fidedigna de, por exemplo, um modelo de interação espacial do tipo gravitacional (HAYNES; FOTHERINGHAM, 1984; LOWE; SEN, 1996).

A abordagem de Redes Complexas emerge como um mecanismo natural para manipular dados de mobilidade, considerando locais como vértices e as viagens entre os locais de origem e destino como arestas (CHOWELL et al., 2005; MONTIS et al., 2007; SOH et al., 2010). Explorando a gama de valores para os fluxos entre as diferentes regiões, pode ser construído um conjunto de redes. É possível, então, analisar a relação entre tráfego e topologia, e características como comportamento livre de escala, efeito de pequeno mundo e estrutura hierárquica (RÉKA; BARABASI, 2002; NEWMAN, 2003; NEWMAN et al., 2006; COHEN; HAVLIN, 2010).

Para ilustrar os aspectos metodológicos da tese, são utilizados dados reais de Origem-Destino referentes à Região Metropolitana do Rio de Janeiro (RMRJ).

As análises dos padrões de circulação encontrados e das Redes Complexas construídas são referentes ao fenômeno de mobilidade, no sentido de fluxo de pessoas, e não de transporte (enquanto relacionadas a ligações diretas entre lugares).

Ao longo desse texto é apresentado um ciclo completo e original que vai da apropriação dos dados de Origem-Destino à análise dos padrões de circulação e das RCBT. A visualização em Sistema de Informações Geográficas dos diferentes padrões de circulação e dos atributos das RCBT ajuda a compreender espacialmente o conceito de Espaço de Atividade (EA - *activity space*): conjunto de todos os territórios acessados por um indivíduo, desenvolvido como um conceito da geografia humana e hoje fundamental para a modelagem computacional de epidemias, especialmente em escala intraurbana (MARTENS; HALL, 2000; HOLLINGSWORTH et al., 2007; BULIUNG et al., 2008; SANTOS et al., 2011).

1.1 Objetivos

A mudança na escala de observação dos processos, para uma escala intraurbana, exige novos mecanismos para modelagem das dinâmicas de transmissão de doenças, e, conseqüentemente, demanda novos conceitos para a abordagem de Redes Complexas. O objetivo geral da tese é apresentar uma extensão ao conceito tradicional de Redes Complexas, trazendo explicitamente a componente espacial da localização dos vértices e a dependência espacial na criação das arestas.

Esse trabalho apresenta uma perspectiva metodológica que aponta para a utilização de um modelo gravitacional, parametrizado com dados empíricos derivados de pesquisa Origem-Destino, como base para definição de Espaço de Atividades com o uso orientado para modelos epidemiológicos computacionais de espalhamento de doenças infecciosas em contexto urbano.

Dentre os objetivos específicos estão:

- Uso de dados de Origem-Destino como alternativa para expandir o leque de opções de dados empíricos de mobilidade urbana;
- Ajuste gravitacional e extração de padrões de circulação para a Região Metropolitana do Rio de Janeiro (RMRJ);
- Construção de uma Rede Complexa de mobilidade com base em dados reais para a RMRJ;
- Análise de assinaturas de Sistemas Complexos na abordagem de Redes

Complexas: distribuição livre de escala, efeito de pequeno mundo e comportamento hierárquico;

- Modificação de um índice topológico tradicional, o grau de um vértice, para considerar uma componente espacial explícita: contribuição operacional, referente ao cálculo de uma grandeza;
- Visualização de índices topológicos de RC em um SIG: contribuição semântica, possibilitando a interpretação geográfica dos resultados topológicos.

1.2 Contextualização e organização

Esse é um trabalho interdisciplinar, que envolve diversos conceitos de diferentes áreas do conhecimento (Figura 1.1 e Figura 1.2). A área de Redes Complexas advém da apropriação pela Física Estatística de conceitos da Teoria dos Grafos. O Geoprocessamento e os Bancos de Dados Geográficos em sua interface com a Teoria dos Grafos possibilitaram uma série de trabalhos com redes tradicionais, como redes de drenagem (ROSIM, 2008), e em sua relação com a Física Estatística, a análise de Autômatos Celulares (WOLFRAN, 2002). A interface entre as três grandes áreas permite a análise geográfica das Redes Complexas, habilitando, assim, o uso de **Redes Complexas de Base Territorializada (RCBT)**.

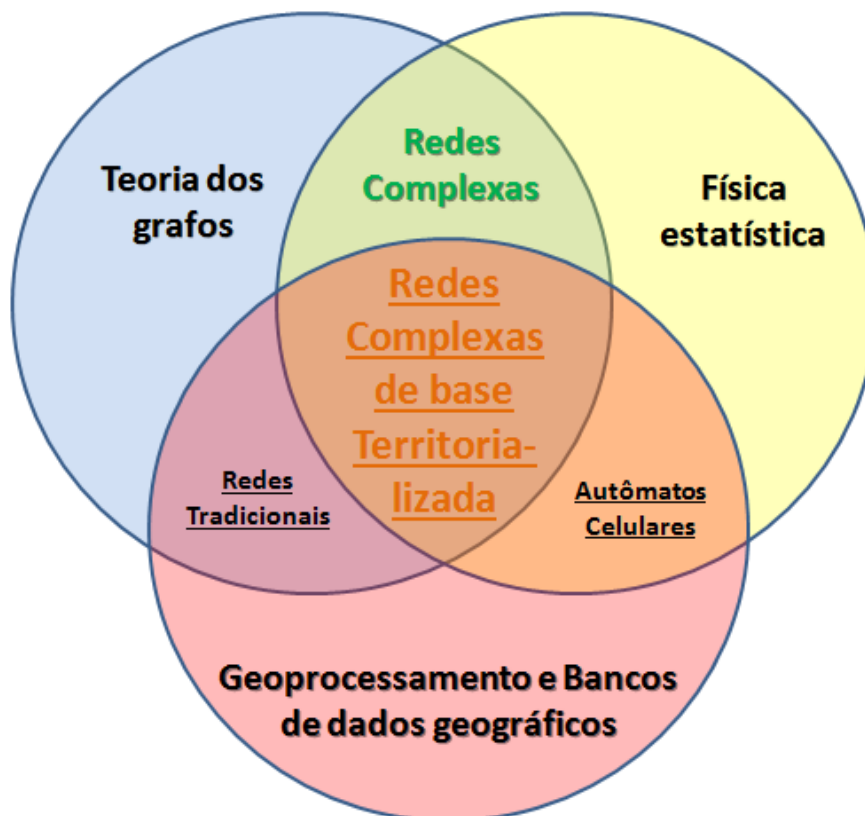


Figura 1.1 - Panorama das áreas relacionadas à presente tese.



Figura 1.2 - Panorama de termos relacionados à presente tese.

A pesquisa aqui apresentada é consonante ao plano diretor do INPE (2011-2015), no qual um dos objetivos estratégicos é “Produzir dados, software e metodologias para fortalecer a atuação do INPE nas áreas da aplicações espaciais, **da saúde**, educação, segurança pública e desenvolvimento urbano.”

A tese está relacionada a uma rede PRONEX (Programa de apoio a Núcleos de Excelência) e a um projeto Universal CNPq, ambos em modelagem da dengue, via participação direta do orientando e do orientador, no projeto DengueME (*Dengue Modelling Environment*) (LIMA et al., 2013): ambiente para modelagem da Dengue baseado na plataforma TerraME (*Terra Modelling Environment*) (CARNEIRO et al., 2013).

A presente tese está assim organizada: a fundamentação teórica e um panorama da literatura relacionada a RCBT segue no capítulo 2. Os dados utilizados, códigos desenvolvidos e programas empregados estão descritos no Capítulo 3. O Capítulo 4 apresenta uma perspectiva metodológica que aponta para a utilização de um modelo gravitacional, ancorado nos dados empíricos derivados de pesquisa OD, como base para definição de Espaço de Atividades (EA), com o uso orientado para modelos epidemiológicos computacionais de espalhamento de doenças infecciosas em contexto urbano. As RCBTs são construídas no capítulo 5, sendo primeiramente analisada a correlação tráfego-topologia (Seção 5.1) e posteriormente assinaturas de Sistemas

Complexos sob a abordagem de Redes Complexas, como comportamento livre de escala, efeito de pequeno mundo e estrutura hierárquica (Seção 5.2). As conclusões e perspectivas do trabalho estão no Capítulo 6.

2 REDES COMPLEXAS DE BASE TERRITORIALIZADA

Definimos **Redes Complexas de Base TerritorIALIZADA (RCBT)** como grafos com um grande número de vértices, todos de localização espacial conhecida, e regras de conexão que envolvem dependência espacial e que não operam nem de forma regular, nem completamente aleatória.

De um ponto de vista mais formal: seja E um espaço de P pontos, e G um grafo com N vértices ($N < P$). Cada vértice $n \in N$ é colocado em um ponto $p \in P$. Seja F uma função, calculada para cada par de vértices, utilizada na regra de conexão: criação das arestas. Se F puder ser parametrizada por uma métrica de distância em E , então a Rede Complexa construída é uma Rede Complexa de Base TerritorIALIZADA. No presente estudo, o conceito foi testado em uma rede de lugares de pessoas. A função F foi o fluxo de pessoas entre os lugares e a métrica utilizada foi o comprimento do caminho percorrido durante a viagem. A relação entre o fluxo e o comprimento do caminho, ou seja, a relação entre a função F e a métrica de distância, é discutida no Capítulo 4.

Antes da aplicação efetivamente dita dos conceitos de RCBT no estudo de caso a ser apresentado, é importante retomar alguns conceitos básicos de Redes Complexas.

2.1 Conceitos básicos de teoria dos grafos

Um grafo (\mathbf{G}) é um conjunto de vértices (\mathbf{V}) e arestas (\mathbf{E}), denotado por $\mathbf{G} = \mathbf{G}(\mathbf{V}, \mathbf{E})$, no qual os vértices podem estar conectados uns aos outros pelas arestas (NETTO, 2001).

Nessa seção será usado, para todos os exemplos, o grafo G , apresentado na Figura 2.1:

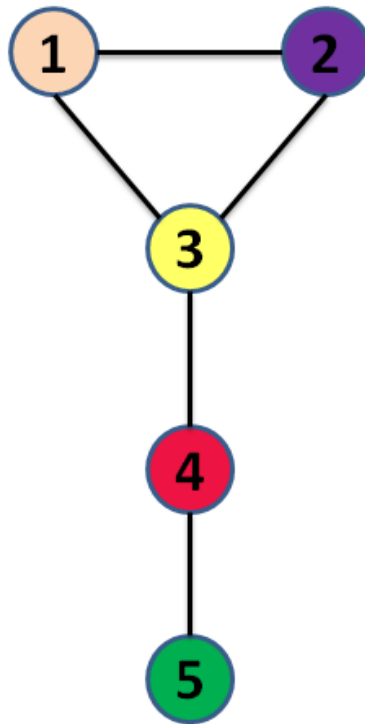


Figura 2.1 - Grafo G .

Este grafo apresenta 5 vértices e 5 arestas. É possível “desenhar” o grafo de diversas formas, colocando os vértices em diferentes lugares, mas mantendo as relações de conexão: que vértice está ligado a qual vértice. Uma vez que a localização do vértice é conhecida, pode-se construir um “grafo de base territorializada”, seja mantendo as conexões pré-existentes, seja alterando a ligação entre os vértices por critérios que envolvam questões espaciais, como conectar dois vértices, se e somente se, a distância euclidiana entre eles for menor ou igual a um valor limiar. Uma vez construído o grafo é importante caracterizá-lo, calcular suas propriedades topológicas.

Os índices básicos para caracterização topológica, além do número de vértices e número de arestas, são: grau, coeficiente de aglomeração, caminho mínimo médio e diâmetro.

- Grau (k) –
 - Grau de um vértice: O grau k de um vértice i é determinado pela quantidade de arestas que nele chegam (ou partem).
 - Grau médio de um grafo: O grau médio $\langle k \rangle$ de um grafo é calculado pela média aritmética dos graus de cada vértice.

- Distribuição de graus: Ao se fazer um histograma dos graus k encontrados em uma rede, temos a distribuição (frequência absoluta) de graus dessa rede. Define-se o índice $p(k)$ como a probabilidade (frequência relativa) de um vértice escolhido aleatoriamente em uma rede ter grau igual a k .
- Coeficiente de aglomeração (c) –
 - Coeficiente aglomeração de um vértice: O coeficiente de aglomeração de um vértice é a probabilidade de seus vizinhos serem vizinhos entre eles. Pode-se calcular o coeficiente de aglomeração de um vértice i de uma rede a partir da igualdade $C_i = 2E_i/k_i(k_i - 1)$, com E_i o número de arestas entre seus vizinhos e k_i o grau do vértice.
 - Coeficiente de aglomeração médio de um grafo: O coeficiente de aglomeração médio $\langle c \rangle$ é a média dos coeficientes de aglomeração de cada vértice.
- Mínimo caminho médio (l) –
 - Mínimo caminho médio de um vértice: Define-se um caminho como o conjunto de vértices e arestas, alternadamente dispostos, compondo um “percurso” que vai de um vértice a outro da rede. O comprimento representativo desse caminho é o número de arestas que liga o primeiro ao último vértice do conjunto. O menor caminho que liga um vértice i a um vértice j da rede é chamado mínimo caminho entre os vértices i e j , e a média dos mínimos caminhos entre o vértice i e os demais vértices do grafo é o mínimo caminho médio – $\langle l \rangle$ – do vértice i .
 - Mínimo caminho médio de um grafo: O mínimo caminho médio do grafo, por sua vez, é a média dos mínimos caminhos médios de cada vértice.
- Diâmetro: O diâmetro de uma rede é definido como o maior dos mínimos caminhos entre quaisquer dois vértices.

Para o grafo G , os valores para tais índices são:

- Vértice 1: grau=2, coef. de aglom.=1, min. cam. médio= $\frac{7}{4}$;
- Vértice 2: grau=2, coef. de aglom.=1, min. cam. médio= $\frac{7}{4}$;

- Vértice 3: grau=3, coef. de aglom.= $\frac{1}{3}$, min. cam. médio= $\frac{5}{4}$;
- Vértice 4: grau=2, coef. de aglom.=0, min. cam. médio= $\frac{3}{2}$;
- Vértice 5: grau=1, coef. de aglom.=0, min. cam. médio= $\frac{9}{4}$.

O grau médio do grafo é, portanto, $\langle k \rangle = 2$, o coeficiente médio de aglomeração $\langle c \rangle = 0.47$, o caminho mínimo médio $\langle l \rangle = 1.7$ e o diâmetro 3.

Para um grafo de L conexões aleatoriamente distribuídas por seus N vértices, tem-se, analiticamente (RÉKA; BARABASI, 2002; NEWMAN, 2003; NEWMAN et al., 2006; COHEN; HAVLIN, 2010), que: $\langle k \rangle = p * (N - 1)$, $\langle c \rangle = p$ e $\langle l \rangle = \log(N) / \log(\langle k \rangle)$, onde $p = \frac{2L}{N*(N-1)}$.

2.2 Panorama da literatura em Redes Complexas

A área de Redes Complexas tem sua origem na tradicional Teoria dos Grafos. Publicado em 1736, o artigo do matemático suíço Leonhard Euler (1707-1783), sobre o problema das sete pontes de Königsberg, é considerado o primeiro resultado dessa teoria (NETTO, 2001).

Königsberg, antiga cidade prussiana (hoje Kaliningrado), foi erguida às margens do rio Preguel e consistia em quatro bairros separados, ligados por sete pontes (hoje as pontes estão parcialmente destruídas – Figura 4.3) (NEWMAN et al., 2006). Alguns dos moradores se perguntavam se seria possível fazer um passeio completo, atravessando as sete pontes, sem ter de atravessar duas vezes uma mesma ponte. Os cidadãos de Königsberg tentaram várias rotas mas todas terminaram em fracasso. Euler também não conseguiu encontrar tal rota, porém conseguiu explicar por que a jornada era impossível.

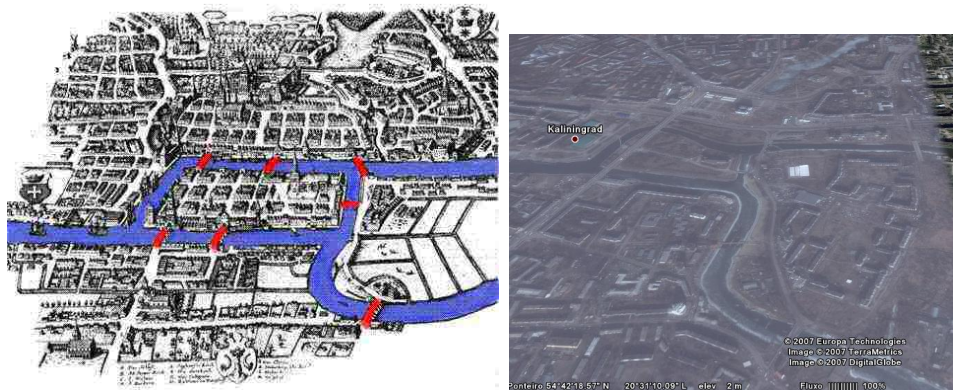


Figura 2.2 - Kaliningrado no século XIX (GRIBKOVSKAIA, 2007) e no século XXI (NEWMAN et al., 2006)

Euler começou com uma planta da cidade e, a partir dela, produziu uma representação simplificada, na qual os trechos de terra são reduzidos a pontos e as pontes a linhas. Então argumentou que, de modo a fazer uma jornada bem-sucedida (ou seja, cruzando todas as pontes só uma vez), um ponto deve ser ligado por um número par de linhas. Isto acontece porque quando o viajante passa por uma massa de terra, ele deve chegar por uma ponte e sair por outra. Só existem duas exceções a esta regra: quando o viajante começa e quando termina sua jornada. Euler concluiu que, para qualquer rede de pontes, só é possível fazer um passeio completo atravessando uma única vez cada ponte se todas as massas de terra tiverem um número par de pontes ou exatamente duas massas de terra tiverem um número ímpar de pontes. No caso de Königsberg, existem quatro massas de terra no total e todas são ligadas por um número ímpar de pontes. Euler tinha sido capaz de explicar por que seria impossível atravessar cada uma das pontes de Königsberg somente uma vez e, além disso, produziu uma regra que pode ser aplicada a qualquer rede de pontes em qualquer cidade¹.

Após o trabalho original de Euler diversos outros estudos foram feitos na área, com importantes contribuições em

- 1847, do físico alemão Gustav Kirchhoff (1824-1887), estudando circuitos elétricos;

¹Tal texto é baseado na explicação compilada em (BESSA et al., 2009), que por sua vez se reporta a: Singh, S., Calife, J. L. T. (1998). O Último Teorema de Fermat: a história do enigma que confundiu as maiores mentes do mundo durante 358 anos; Editora Record, Rio de Janeiro, 2a Edição.

- 1857, com o químico inglês Arthur Cayley (1821-1895) e suas aplicações em química orgânica;
- 1859, com o matemático irlandês William Hamilton (1805-1865) e seus jogos de caminhos em grafos (generalizando o problema original de Euler)
- e em 1869, com o matemático francês Camille Jordan (1838-1922) e suas teorias de árvores (grafos sem caminhos fechados).

Nos meados do século XX a Teoria dos Grafos ganha duas fundamentais contribuições, cujos resultados influenciam fortemente a moderna Teoria das Redes Complexas:

- Em 1959 os matemáticos húngaros Paul Erdős (1913-1996) e Alfréd Rényi (1921-1970) publicam um estudo sistemático de grafos aleatórios, com importantes resultados analíticos com enfoque probabilístico (ERDÖS; RÉNYI, 1959);
- Em 1967 o psicólogo social americano Stanley Milgran (1933-1984) promoveu um experimento para estudar o assim batizado “Problema do Pequeno Mundo”, para avaliar o grau de ligação entre indivíduos, obtendo um resultado que gerou o conceito dos seis graus de separação entre pessoas, mostrando que havia uma probabilidade alta de que indivíduos desconhecidos possuam amigos em comum (MILGRAN, 1967).

Os trabalhos citados como os pioneiros da moderna Teoria das Redes Complexas são:

- (1998) “Collective dynamics of ‘small-world’ networks” (WATTS; STROGATZ, 1998), do físico australiano Duncan J. Watts (1971) e do matemático americano Steven H. Strogatz (1959).
- (1999) “Emergence of scaling in random networks” (BARABASI; ALBERT, 1999), do físico húngaro Albert-László Barabasi (1967) e da física também húngara Réka Albert² - artigo mais citado da área, com mais de 6500 citações.

Vale a pena destacar que estes dois artigos foram publicados nas duas revistas científicas internacionais possivelmente de maior fator de impacto desde aquela época até os dias atuais: *Nature* e *Science*, respectivamente.

Dois artigos de revisão merecem destaque pela grande quantidade de conceitos e aplicações discutidos e seu alto número de citações: o “Statistical mechanics of com-

²Ano de nascimento não encontrado.

plex networks” (RÉKA; BARABASI, 2002) (mais de 5000 citações) e “The structure and function of complex networks” (NEWMAN, 2003) (mais de 3500 citações). Os livros “The Structure and Dynamics of Networks” (NEWMAN et al., 2006) e “Complex networks: structure, robustness and function” (COHEN; HAVLIN, 2010) também foram bem recebidos pela comunidade.

2.3 A componente espacial em Redes Complexas

A representação do espaço via teoria de Redes Complexas é topológica mas não geográfica: a localização dos vértices, a proximidade entre eles e o comprimento das arestas são tratados como irrelevantes (KUBY et al., 2005).

A despeito da relevância da geografia tanto na dinâmica de formação (conexão) quanto na dinâmica de processos nas redes, a imensa maioria dos trabalhos versam sobre a topologia e não sobre a geografia das redes (HAYASHI, 2006).

Ao prescindir de questões geográficas a teoria das Redes Complexas focou-se nas relações, ganhou poder de abstração e generalização para operar em contexto topológico, no qual não a posição dos vértices mas sim a relação entre eles era importante naquele momento.

Alguns anos depois destes primeiros passos, representações e análises geográficas mostraram relevância. O foco destes trabalhos foi em modelos para geração de redes sobre reticulados, com critérios espaciais: envolvendo a distância entre os pontos do reticulado sob os quais foram localizados os vértices (BARTHELEMY, 2011; SANTOS, 2012).

A presente tese propõe um novo olhar para índices tradicionais, tanto tendo explicitamente uma componente espacial no cálculo dos seus valores (contribuição operacional), quanto no uso de Sistemas de Informações Geográficas para a apresentação integrada a outros dados de contexto do problema (contribuição semântica).

Os principais resultados da tese estão apresentados nos Capítulos 4 e 5. Em ambos os capítulos são utilizadas as contribuições da tese.

A subseção que segue trata da contribuição relativa à modificação no cálculo de índices topológicos tradicionais para, agora, considerar, explicitamente, uma componente espacial.

2.4 Caracterização topológica para RCBT

Antes de apresentar os índices para caracterização topológica agora com informações espaciais, é importante elucidar a diferença entre ligações topológicas e ligações geográficas, conforme a Figura 2.3. Ligações topológicas entre vértices são definidas pela existência de arestas entre eles. Já ligações geográficas estão relacionadas a uma cobertura (proximidade) espacial.

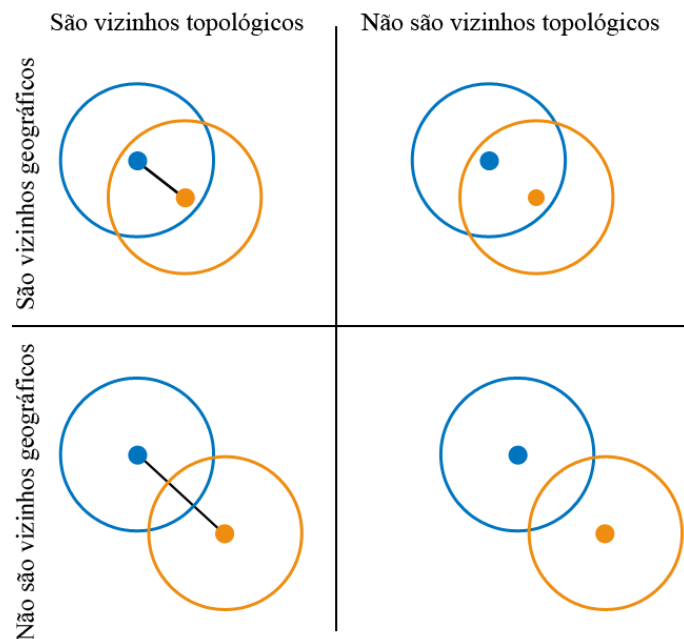


Figura 2.3 - Ligações topológicas e ligações geográficas.

É preciso deixar clara também qual a abordagem no trabalho: tem-se uma rede complexa. Mantém-se a rede original, seus vértices e suas arestas, mas, por conhecer a localização espacial dos vértices e por estar em um espaço munido de métrica, calcula-se índices topológicos com componente espacial. Trata-se de uma abordagem geograficamente explícita, uma vez que os índices topológicos para as RCBT retornam explicitamente as características espaciais da rede. Não é de interesse aqui calcular índices puramente geográficos – relações geográficas, mas não topológicas, são, nessa abordagem, desconsideradas.

Para exemplificar o processo, será considerado o índice k , referente ao grau de um vértice. É, então, proposto um índice topológico associado para RCBT: k^r , onde r

representa o valor de uma medida de distância geográfica.

Todas as suposições são feitas com base nos seguintes pressupostos: 1. grafo com número N de vértices, com N natural não nulo e não unitário; 2. dados dois vértices quaisquer suas posições (localizações do espaço) são necessariamente distintas: não há superposição de vértices; e 3. cada vértice é aproximado por um ponto no espaço euclidiano bidimensional.

A deformação para o grau traz que o k_i^r mede o número de vértices vizinhos a i que distam até r do vértice i .

Para o grafo G , Figura 2.1, pode-se localizar os vértices de distintas formas, cada uma gerando um resultado possivelmente diferente de caracterização topológica com componente geográfica. Para exemplificar a influência da disposição dos vértices nos valores dos índices de RCBT, escolheu-se dois exemplos de disposições: o primeiro exemplo mantém a localização dos vértices conforme a Figura 2.1, mas possui um raio de cobertura para a análise espacial, conforme a Figura 2.4. O segundo exemplo mantém o mesmo raio de cobertura, porém altera a localização dos vértices, conforme a Figura 2.5.

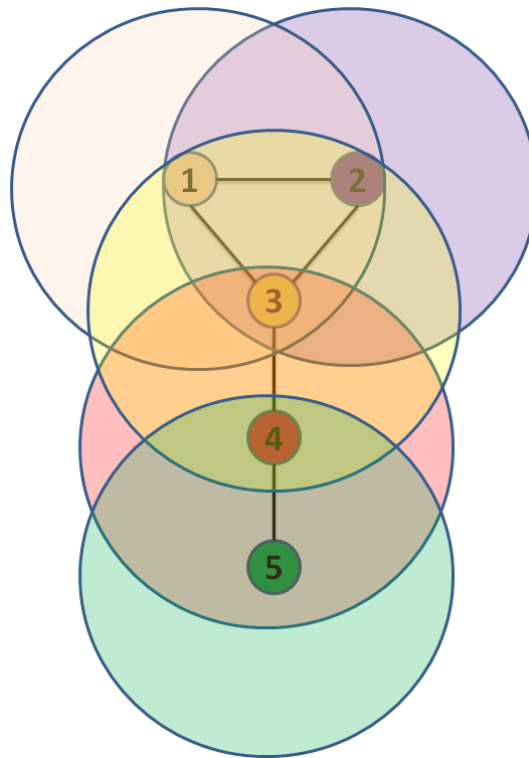


Figura 2.4 - Exemplo 1: grafo G com vértices localizados de acordo com a configuração já estabelecida e com as áreas de cobertura.

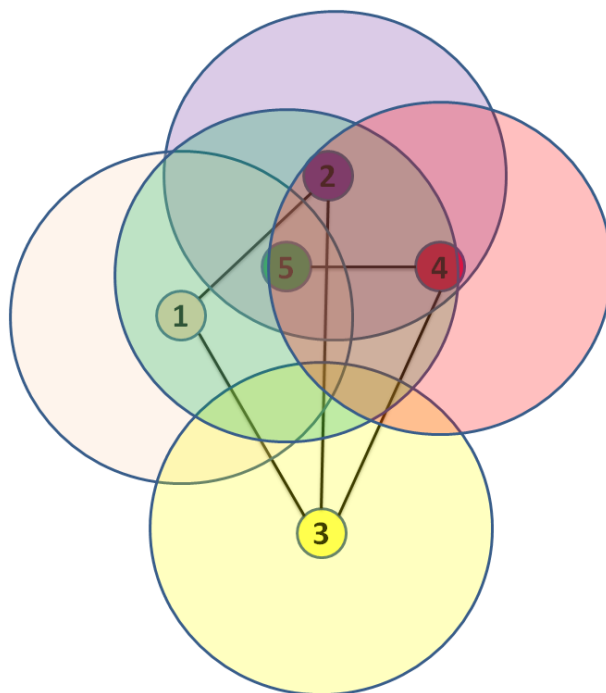


Figura 2.5 - Exemplo 2: grafo G com vértices localizados de acordo com uma outra configuração, e com as áreas de cobertura.

Para cada exemplo, a caracterização fica como segue:

- a) Exemplo 1: o raio de cobertura, r , foi tal que apenas vértices topologicamente conectados estão geograficamente conectados, além disso, todos os vértices topologicamente conectados estão geograficamente conectados, logo a caracterização topológica para tal raio de cobertura provê os mesmos resultados da caracterização topológica tradicional (que desconsidera a localização dos vértices).
- b) Exemplo 2: $k(1) = 0$, $k(2) = 0$, $k(3) = 0$, $k(4) = 1$, $k(5) = 1$. O grau médio do grafo é, portanto, $\langle k \rangle = 0.4$. A relação entre os vértices 4 e 5 é tanto topológica quanto geográfica. Ressalta-se a existência de vértices “geograficamente desconexos”: os vértices 1, 2, 3 e 4 não podem ser alcançados por um número finito de passos sobre a área de cobertura e considerando vértices vizinhos partindo de nenhum dos outros vértices.

Em situações gerais, os critérios para criação de arestas nem envolvem necessariamente apenas questões geográficas, tampouco envolvem todas as características

geográficas, logo a RCBT, no caso geral, para a caracterização aqui proposta, se faz necessária.

Os valores para os índices encontrados no caso 2 são distintos dos obtidos para a caracterização topológica tradicional, apesar de o conjunto de arestas ser exatamente o mesmo, o que mostra que para grafos com distintas distribuições espaciais dos vértices é possível, realmente, obter resultados dos índices topológicos distintos – é possível diferenciar topologicamente tais grafos, se eles forem tratados como RCBT.

Diferentes valores de raio de cobertura podem acarretar diferenciados valores para os índices topológicos das RCBT. Uma análise de valores limites é apresentada a seguir, para k_i^r :

- $\min k_i^r = 0$ e $\max k_i^r = N - 1, \forall r$ e $\forall i$.
- Se $r \rightarrow 0$, então $k_i^r = 0 \forall i$. Em termos práticos, qualquer r menor que a menor distância entre quaisquer dois vértices da rede já gera tal resultado.
- Se $r \rightarrow \infty$, então $k_i^r = k_i \forall i$. Qualquer r maior que a maior distância entre quaisquer dois vértices da rede é condição suficiente para tal resultado³.

³Não se trata, contudo, de uma condição necessária, como mostra o caso 1

3 MATERIAIS E MÉTODOS

Neste capítulo são apresentados os dados reais de Origem-Destino utilizados e o conjunto de códigos computacionais desenvolvidos e softwares empregados.

3.1 Dados de OD

Nos últimos anos, com a ampliação do acesso a tecnologias de informação e comunicação móvel, celulares, *smartphones* e outros dispositivos, houve avanços na possibilidade de coletar informações de fluxo de indivíduos, todavia, em grande parte de forma não sistematizada, de difícil acesso e com questões técnicas e éticas ainda em discussão. A apropriação de dados de outras áreas aparece como uma alternativa metodológica à escassez de dados de mobilidade, especialmente em uma escala de grande interesse da modelagem: intraurbana. Dados de Origem-Destino, originais das Ciências dos Transportes, aparecem como opções.

Dados de OD são dos mais importantes em estudos de mobilidade urbana. O atributo das cidades relativo ao deslocamento de pessoas e bens no espaço urbano, utilizando para isto veículos, vias e toda a infra-estrutura urbana, estabelece o conceito de mobilidade urbana nos anos recentes (Vasconcellos e Scatena, 1996; Duarte et al, 2007). Uma visão de mobilidade centrada na circulação das pessoas permite pensar na apropriação dos dados de pesquisas OD, relativamente comuns em cidades de grande e médio porte, como uma base empírica para explorar possibilidades de estimativa de deslocamentos populacionais intraurbanos.

Segundo Cui (2006), com o aumento da utilização dos sistemas de transporte público nos últimos anos, houve um maior desenvolvimento nas pesquisas OD. De acordo com Souza (2007), uma característica importante dessas pesquisas é permitir a localização espacial das origens e destinos das viagens realizadas pelos grupos populacionais nas suas atividades diárias. Os dados de OD se referem ao início e fim de uma viagem com um objetivo específico, desconsiderando pontos intermediários e são coletados por regiões da cidade de forma amostral.

Os dados de OD utilizados neste trabalho foram coletados na Região Metropolitana do Rio de Janeiro, e relatados no Plano Diretor de Transporte Urbano da RMRJ (PDTU, 2010). De acordo com o censo do ano 2000 a RMRJ contava com 10.894.756 habitantes, distribuídos pelos seguintes municípios: Mangaratiba, Itaguaí, Paracambi, Seropédica, Japeri, Queimados, Nova Iguaçu, Rio de Janeiro, Mesquita, Nilópolis, Belford Roxo, São João do Meriti, Duque de Caxias, Magé, Niterói, São

Gonçalo, Guapimirim, Itaboraí, Maricá e Tanguá. Do ponto de vista do transporte, a RMRJ foi dividida em Zonas de Tráfego (ZT), e é sob tal resolução que estão os dados da pesquisa OD. Dentre tais ZT, 485 foram citadas ao menos uma vez com origem ou destino de alguma viagem. Para cada unidade de ZT foi considerada sua coordenada central (centroide do polígono). A Figura 3.2 ilustra os municípios, ZTs e centroides da RMRJ.

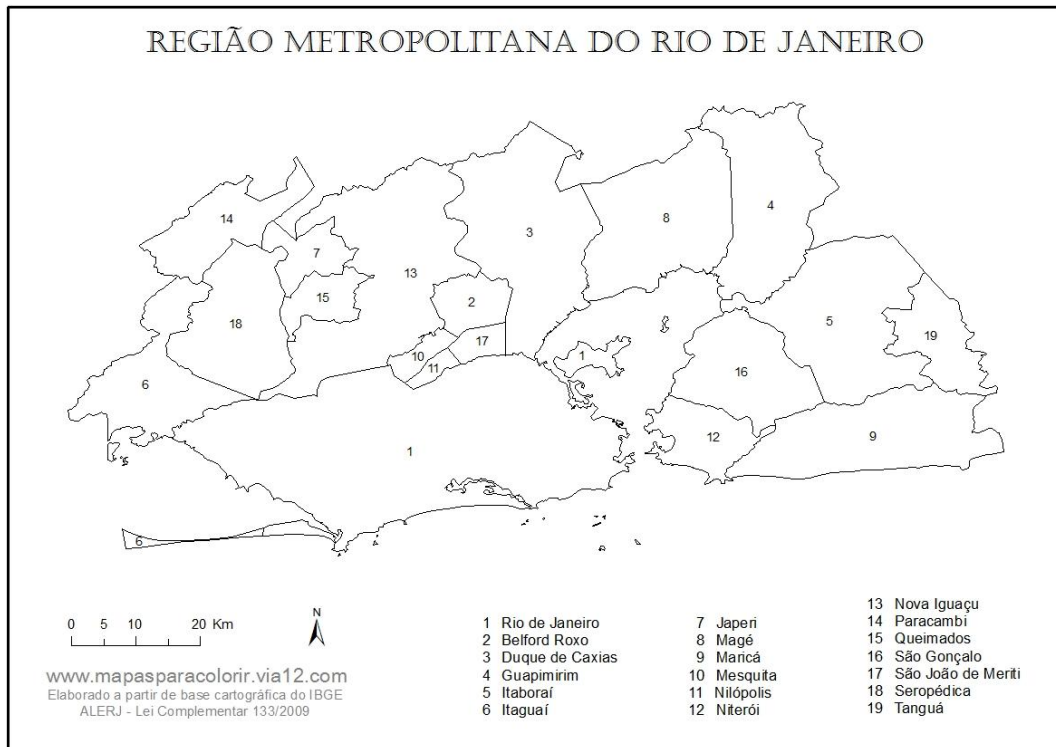


Figura 3.1 - Municípios da Região Metropolitana do Rio de Janeiro. FONTE: <http://www.mapasparacolorir.com.br/mapa-regiao-metropolitana-do-rio-de-janeiro.php>

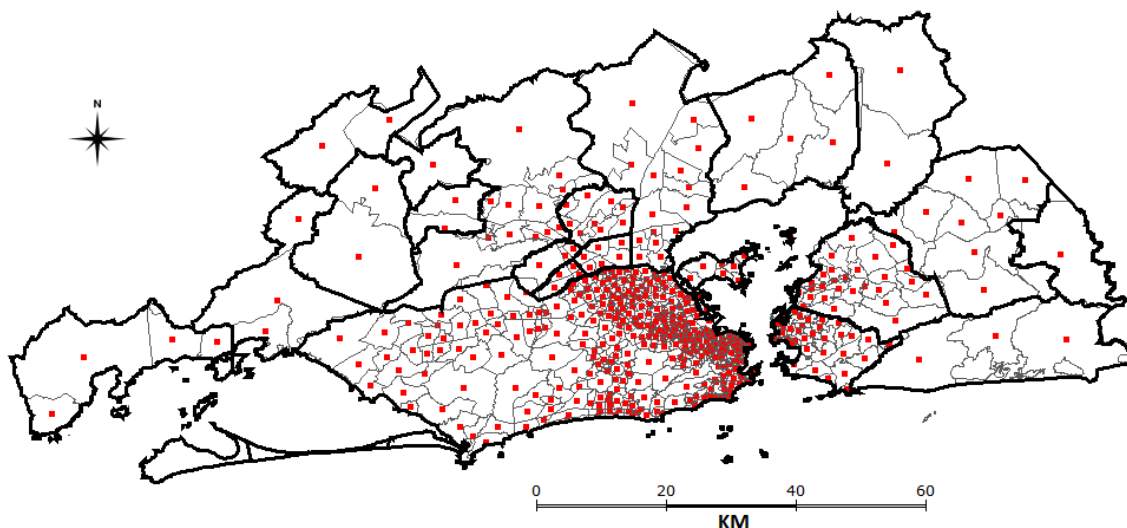


Figura 3.2 - Municípios (limites em preto), Zonas de Tráfego (limites em cinza) e centros (pontos vermelhos) da Região Metropolitana do Rio de Janeiro.

Conforme o relatório do PDTU (2010), a divisão modal das viagens mostra que 34% são efetuadas exclusivamente a pé e 56% utilizam transporte motorizado tipo automóvel, alternativo (van), ônibus intra ou intermunicipal. O motivo “residência” representa cerca de 50% do total de viagens, “trabalho” conta com 21% e “estudo” com 16%. Outras questões são analisadas, como gênero: a mobilidade masculina é 20% maior que a feminina; e idade: a taxa de mobilidade mais alta é referente à faixa etária dos 10 aos 19 anos. Contudo, não são discutidos aspectos como comprimento da rota de cada viagem, ou apresentados modelos de fluxo das pessoas em função deste fator e tampouco exibidas em mapas as viagens mais efetuadas. O uso de Sistemas de Informações Geográficas (SIGs) pode ajudar na visualização das componentes “quanto” e principalmente “onde” os deslocamentos cotidianos ocorrem. Tal procedimento colabora para o entendimento dos padrões de circulação das pessoas no território.

3.2 Códigos desenvolvidos e softwares empregados

Uma série de códigos computacionais foram desenvolvidos durante o período da tese:

- Em linguagem C para pré-processamento dos dados de Origem-Destino. Originalmente os dados estavam em uma planilha Access. Os códigos visavam extrair para cada viagem qual a origem, destino e modo de transporte;
- Em linguagem PHP automatização das consultas à API distance matrix

do Google Maps;

- Em linguagem C++ para caracterização das redes. O conjunto inicial destes códigos é fruto da colaboração com pesquisadores do Instituto de Física da Universidade Federal da Bahia (UFBA).

Os softwares utilizados foram:

- PostgreSQL e sua extensão espacial PostGIS como Sistema Gerenciador de Banco de Dados;
- TerraView como Sistema de Informação Geográfica, com banco PostgreSQL+PostGIS, para visualização do arquivo shape referente aos municípios, zonas de tráfego, centroides e rotas;
- QuantumGIS para extração das coordenadas dos centroides das ZT;
- Wamp para executar o código PHP supracitado;
- TerraME para implementação do modelo de agentes em um espaço celular que utiliza a vizinhança por espaço de atividades;
- Pajek para visualização da Rede Complexa;
- OriginLAB para plotagem dos gráficos e cálculo das regressões lineares;
- WinEdit para editoração do presente documento em L^AT_EX.

4 DE DADOS DE ORIGEM-DESTINO A PADRÕES DE CIRCULAÇÃO

Neste capítulo são apresentados e discutidos a metodologia e os resultados referentes aos padrões de circulação da Região Metropolitana do Rio de Janeiro com base em dados de Origem-Destino.

4.1 Modelo gravitacional

Modelos de interação espacial do tipo gravitacional estão entre os mais utilizados da literatura (HAYNES, 1974; SMITH, 1976; SIGNORINO et al., 2011).

Para a determinação dos parâmetros do modelo gravitacional pode-se utilizar desde considerações a primeiros princípios, com base em estudos comparativos demográficos e de transporte, até a estimação baseada em uma quantidade reduzida de dados. Em alguns casos, ainda há aplicações de modelos gravitacionais na simulação de cenários de mobilidade dado um crescimento populacional ou mesmo na análise de impactos da redução do comprimento das viagens entre pares origem-destino específicos (EGGO et al., 2011; MARI et al., 2012).

No presente trabalho, o ajuste gravitacional é feito com o intuito de apresentar um modelo teórico para os dados empíricos, permitindo estimar o fluxo entre quaisquer pares de áreas cujo as populações e as distâncias sejam conhecidas. Este ajuste é efetuado com base na apropriação dos dados de OD, e a estimativa dos fluxos na região é uma forma de observar os padrões de circulação, desde deslocamentos para locais próximos a viagens que demandam altas distâncias. A inclusão destas observações pode dar mais realismo aos mecanismos de mobilidade, repercutindo na dinâmica espaço-temporal dos modelos epidemiológicos.

Um conceito central na modelagem espacial de epidemias é a vizinhança. O contágio é efetuado quando indivíduos compartilham um espaço, ou seja, têm um território em comum para algum recorte do tempo. O conjunto de todos os territórios acessíveis a um indivíduo pode ser declarado como seu Espaço de Atividades-EA (activity space) (MILLER, 2004). O conceito é utilizado em diversos trabalhos da literatura, seja em aplicações com dados empíricos ou do ponto de vista teórico (MARTENS; HALL, 2000; HOLLINGSWORTH et al., 2007; BULIUNG et al., 2008).

Ideias tradicionais da Geografia dos Transportes trazem que o fluxo de pessoas entre duas unidades de análise (T_{ij}) deve ser proporcional à razão entre o produto das populações ($P_i P_j$) por uma função monótona crescente da distância entre tais

unidades (d_{ij}) - tal relação é conhecida como Modelo Gravitacional (HAYNES; FOTHERINGHAM, 1984; LOWE; SEN, 1996): $T_{ij} = KP_iP_j/f(d_{ij})$; onde K é um parâmetro a ser ajustado para controlar o pico da distribuição. Tomando uma função potência de um único termo, o modelo gravitacional fica com apenas um novo parâmetro, o expoente do decaimento (σ): $T_{ij} = KP_iP_j/d_{ij}^\sigma$.

O termo de distância do modelo gravitacional pode ser calculado de diferentes maneiras. A mais simples de todas é a euclidiana – também a que provê o menor valor possível. O uso de uma distância euclidiana pode simplificar por demais o espaço geográfico, mascarando características importantes da relação fluxo-distância. Esta é uma das grandes críticas aos ajustes gravitacionais no geral (GONZALEZ et al., 2008). Uma opção é, então, utilizar como distância o comprimento do caminho que efetivamente leva um indivíduo de uma unidade de análise a outra.

Tal ganho de realismo no cálculo do comprimento da rota é particularmente importante em trabalhos que envolvem escalas intraurbanas, uma vez que a organização do território urbano, e as próprias características físicas dos terrenos, podem ser suficientemente complexas para que a diferença entre o tamanho do caminho efetivo e a distância euclidiana seja significativa.

Para a determinação empírica dos diferentes padrões de circulação é necessária uma parametrização mais realista para o modelo gravitacional, mais aderente à situação real do deslocamento das pessoas na região, e a separação das viagens para os predominantes modos de transporte: motorizado e a pé.

A solução proposta e aplicada permite considerar as características físicas do terreno e o comprimento das vias, além de possibilitar a distinção entre os modos driving (motorizado) e walking (a pé). Para automatizar tal tarefa, um programa computacional (script PHP) foi desenvolvido para utilizar recursos do googlemaps, particularmente a API distancematrix (GOOGLE, 2013), em conformidade com as limitações da versão gratuita do recurso.

4.2 Diagrama metodológico

A Figura 4.1 traz um diagrama metodológico referente ao presente trabalho. Em cada um dos quatro grandes blocos, a serem percorridos em ordem, está uma visão da apropriação dos dados de Origem-Destino visando aplicações em modelos de transmissão.

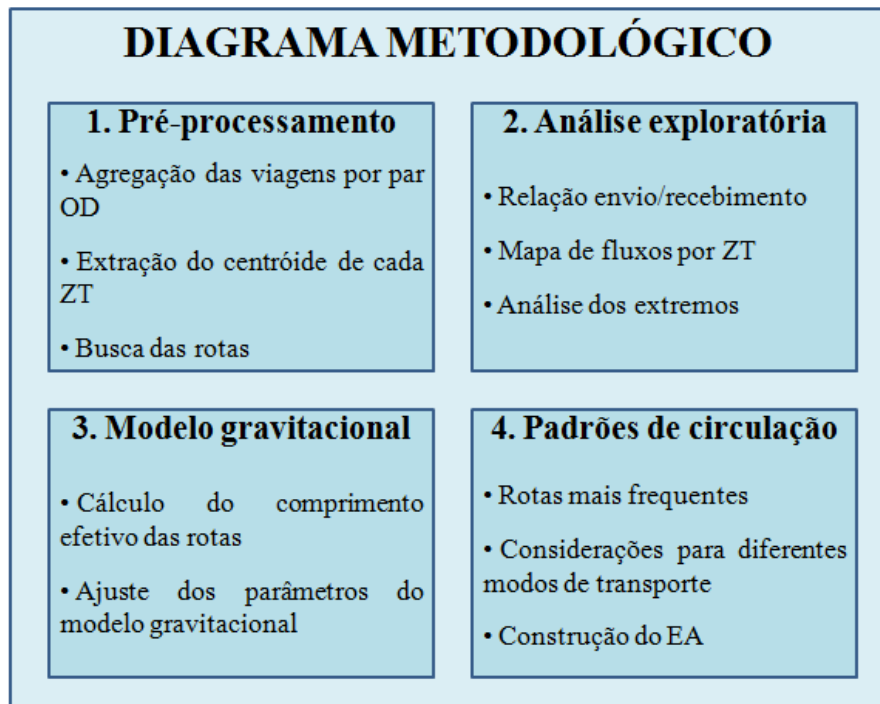


Figura 4.1 - Diagrama metodológico do trabalho, apresentando os principais blocos e suas tarefas.

O bloco 1 diz respeito ao pré-processamento dos dados originais. Os dados de OD são disponibilizados, geralmente, de forma tabular, como uma tabela na qual cada linha representa uma viagem e seus atributos (ex. origem e destino). A etapa de pré-processamento dos dados para este trabalho é composta por três sub-etapas:

- a) Agregação do total de viagens para cada par origem-destino. Podem ser analisadas, a partir desses dados, quantas viagens tem origem ou destino em cada unidade de análise - no nosso caso, Zonas de Tráfego.
- b) Extração do centroide de cada unidade de análise.
- c) Finalmente, a lista de coordenadas geográficas dos centroides é fornecida à solução computacional que encontrará a rota utilizada para ir de uma unidade a outra, considerando a simplificação, inerente à resolução do dado, no nosso caso, de tomar o centroide da ZT.

O bloco 2 apresenta a análise exploratória das rotas utilizadas. Deve ser analisada a relação entre o total de pessoas que deixa a zona e o total de visitantes que chegam

à zona, além de visualizar em um mapa, com auxílio de um SIG, tanto o fluxo total referente a cada zona quanto as zonas com valores extremos de fluxo.

O bloco 3 traz o ajuste gravitacional. Os resultados são, então, analisados de forma integrada no bloco 4, referente aos padrões de circulação.

4.3 Análise dos extremos, ajuste gravitacional e padrões de circulação

Um gráfico de dispersão é apresentado na Figura 4.2, que mostra o total de viagens que chegam a cada zona (eixo Y) representados em função do total de viagens que partem da mesma zona (eixo X). O gráfico ilustra a tendência de zonas com grande número de viagens de origem na zona (fluxo de saída) também apresentarem alto número de viagens com destino na zona (fluxo de chegada) - o valor do coeficiente de correlação entre as grandezas é de 0.93 - fato que pode estar relacionado a múltiplos fatores, como a infraestrutura de comércio e serviços.

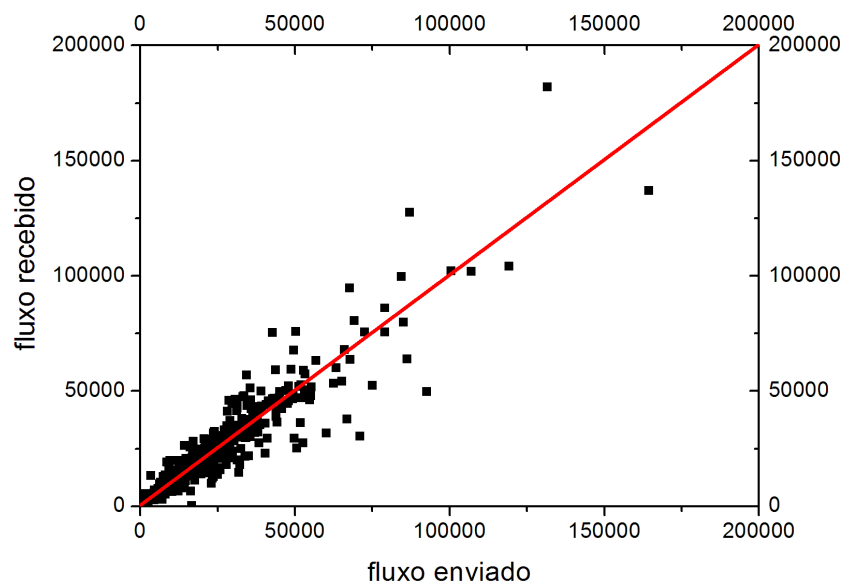


Figura 4.2 - Gráfico de dispersão no qual cada ponto corresponde a uma Zona de Tráfego, o valor da abscissa representa o total de viagens que partem da zona (eixo X) e o valor da ordenada o total de viagens que chegam à zona (eixo Y).

A Figura 4.3 traz um mapa de circulação, resultado metodológico do trabalho. A cor de cada polígono representa o total de viagens que partem da zona ou chegam à zona: soma do fluxo de saída com o fluxo de entrada. Tal valor total representa a

circulação (mobilidade geral) na zona.

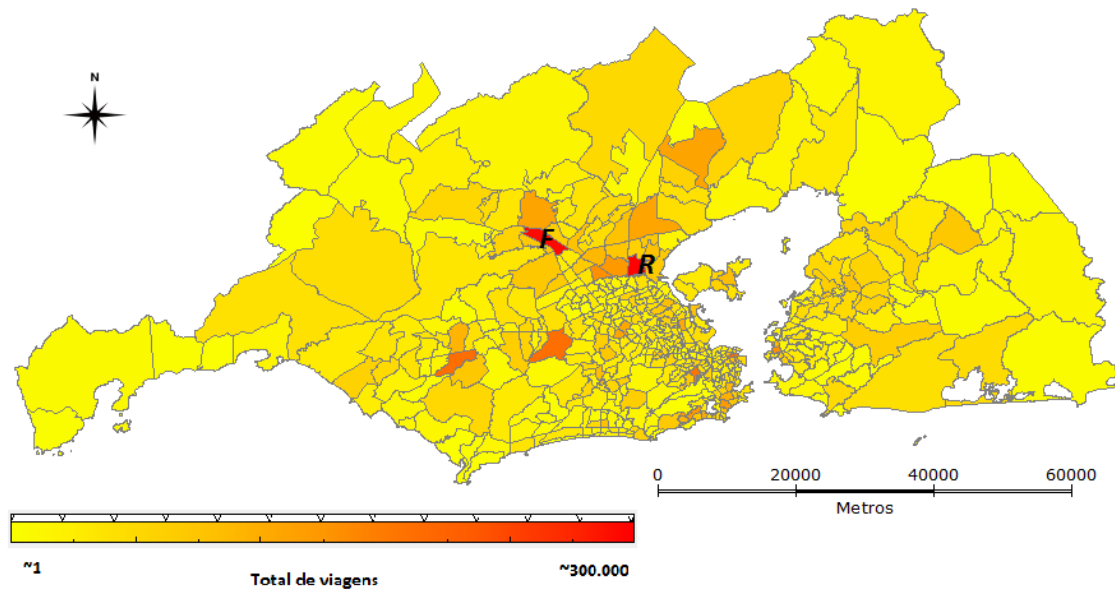


Figura 4.3 - Zonas de tráfego da Região Metropolitana do Rio de Janeiro. Cada cor está associada ao total de viagens que partem da zona ou chegam à zona, variando do amarelo claro (menor número de viagens) ao vermelho (maior número de viagens). As letras F e R identificam as zonas que representam a maior fonte de pessoas (F, entre o sudeste da cidade de Nova Iguaçu e o norte da cidade de Mesquita) e a maior receptora de viagens (R, ao sul de Duque de Caxias).

A zona de tráfego sinalizada com a letra F na Figura 4.3 é a maior fonte de viagens. Com parte do seu território no sudeste da cidade de Nova Iguaçu e parte no norte da cidade de Mesquita, trata-se de uma região de alta população, que frequentemente tem sua ocupação profissional nas zonas mais ricas das cidades (Portalgeorio, 2014).

A zona de tráfego sinalizada com a letra R na Figura 4.3, por sua vez, é a maior receptora de viagens. Situada ao sul de Duque de Caxias, essa é a parte mais desenvolvida do município, com grande oferta de postos de trabalho (Portalgeorio, 2014).

O ajuste gravitacional aos dados empíricos é apresentado na Figura 4.4. Foram consideradas viagens realizadas por modo motorizado (equivalentes a mais da metade de todo o conjunto de viagens do banco de dados).

A Figura 4.5 traz uma análise estatística do ajuste gravitacional, através do gráfico

Quantil-Quantil (QQplot) para as distribuições acumuladas de fluxo estimado (pelo modelo gravitacional) e observado. A tendência linear é evidenciada, especialmente para fluxos relativamente pequenos.

O modelo gravitacional perde capacidade preditiva à medida que as distâncias se aproximam de zero. Uma vez que são viagens para lugares muito próximos é possível que os entrevistados não comentem sobre elas ou as façam preferencialmente a pé. Outra limitação importante da metodologia é que pode estar relacionada a tal característica é o fato do cálculo da distância tomar como referência o centroide das zonas, em casos de zonas muito grandes tal aproximação acaba por anular distâncias referentes a viagens intrazonas (origem e destino na mesma zona).

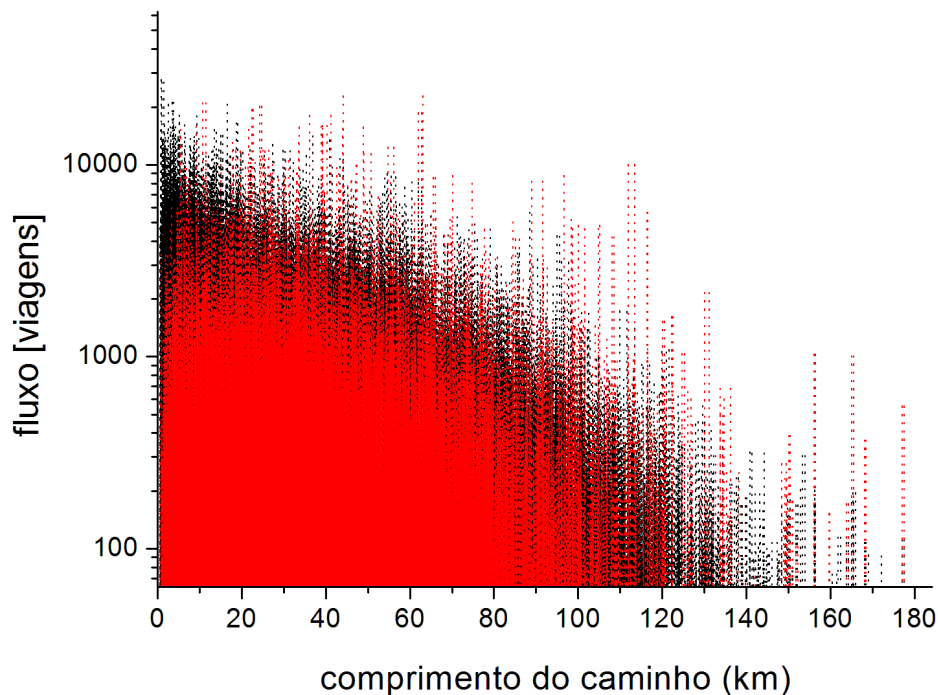


Figura 4.4 - Ajuste do modelo gravitacional considerando apenas as viagens realizadas por modo motorizado, como automóvel, alternativo e ônibus. Em vermelho os dados reais e em preto os estimados pelo modelo gravitacional, para $K = 15E - 5$ e $\sigma = 0.5$.

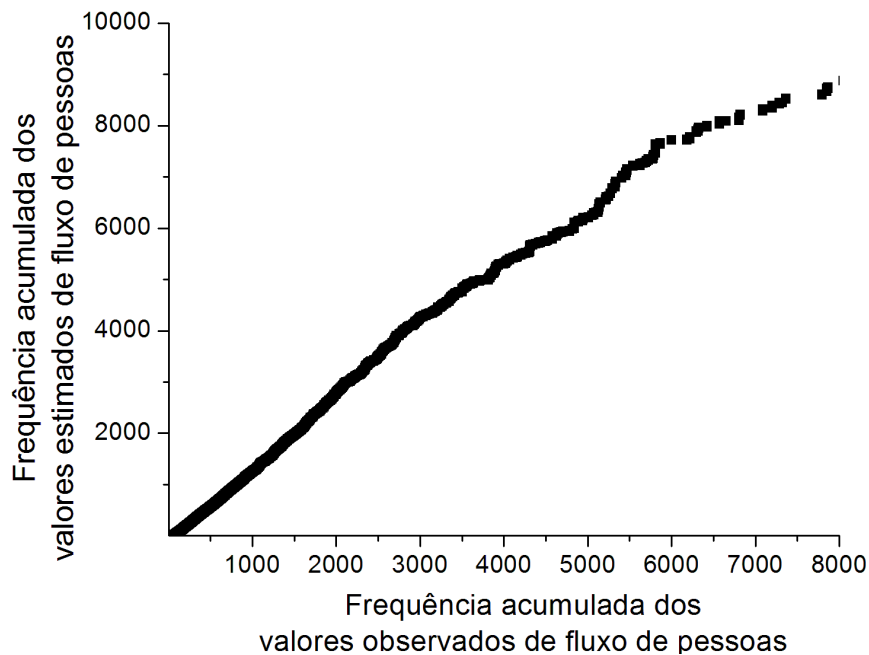


Figura 4.5 - Gráfico Quantil-Quantil para as distribuições acumuladas de fluxo estimado em função do fluxo observado.

Diversos trabalhos aplicaram modelos gravitacionais em questões de saúde e modelagem de epidemias (XINHAI, 2011; PUANGSUN; PATANARAPEELERT, 2012).

Diversos trabalhos aplicaram modelos gravitacionais em questões de saúde e modelagem de epidemias (XINHAI, 2011; PUANGSUN; PATANARAPEELERT, 2012). Xia (2004) modelou a dinâmica do sarampo via populações conectadas pelo movimento de indivíduos baseados em um modelo gravitacional (XIA, 2004). O modelo teve sucesso em capturar grande parte das características espaço-temporais das epidemias. Mais recentemente, Truscott e Ferguson (2012) apresentaram a avaliação de uma série de modelos gravitacionais para dados do Reino Unido e Estados Unidos da América, visando utilizá-los em um simples modelo epidemiológico contínuo (baseado em equações diferenciais) para doenças tipo gripe (TRUSCOTT; FERGUSON, 2012); e Barrios *et al.* (2012) aplicaram o modelo gravitacional para doenças transmitidas por vetores, criando um indicador de risco de epidemias com base no tamanho das áreas de vegetação próximas a centros urbanos (BARRIOS *et al.*, 2012).

Considerando os dois modos de viagens, a pé e motorizado, as zonas de tráfego e analisando o comprimento das viagens, observamos que o número de viagens intra-

zona no modo a pé foi mais de seis vezes superior ao número de viagens pelo modo motorizado no mesmo caso. Entretanto, para viagens com origem e destino em zonas distintas (viagens interzonas), mesmo para distâncias de até 10 km, o número de viagens no modo motorizado foi o dobro do número de viagens a pé.

A observação empírica destas situações apontam para diferenciações importantes na circulação considerando deslocamentos inter e intrazonas. Do ponto de vista do estudo do espalhamento de doenças infecciosas em meio urbano, utilizando como instrumento a modelagem matemático-computacional, compreender estas diferenças é relevante na concepção e na parametrização do modelo.

O IBGE define movimento pendular como um sub grupo da mobilidade urbana diária quando origem e destino estão em municípios distintos (PEREIRA; HERRERO, 2009). Pereira e Herrero (2009) apresentam uma tipologia para as viagens pendulares, levando em consideração os diferentes processos sociais que as originam. A distinção entre os tipos de viagens pode ser explorada na apropriação dos dados em contexto epidemiológico.

A Figura 4.6 traz o mapa das 40 viagens com maior fluxo na RMRJ. São apresentadas tanto as viagens no modo a pé quanto as no modo motorizado, considerando os quarenta pares origem-destino com maior fluxo de pessoas. É possível observar no mapa dois grandes padrões de circulação, relativos aos modos do transporte, e como essas viagens estão relacionadas com os limites das zonas de tráfego. As viagens a pé, marcadas com a cor azul, estão mais difusas pela região e representam ou viagens intrazonas ou viagens que conectam zonas muito próximas. Já as viagens por modo motorizado, marcadas com a cor laranja, utilizam predominantemente as grandes vias de transporte da cidade do Rio de Janeiro, conectando zonas de tráfego relativamente distantes uma das outras.

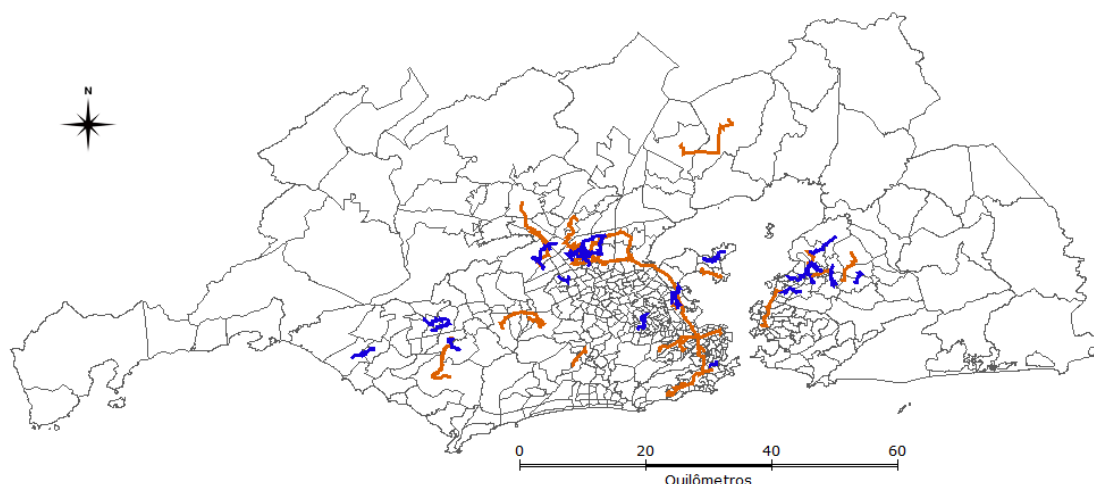


Figura 4.6 - Viagens com maior fluxo de pessoas na RMRJ. Em azul, as efetuadas a pé, e, em laranja, por modo motorizado.

A extração das viagens com maior fluxo e a visualização no mapa da localização conjuntamente de todas elas é uma forma de destacar as vias com, possivelmente, maior impacto na dinâmica dos processos epidêmicos. Enquanto viagens de curto alcance estão normalmente associadas com a manutenção dos casos secundários nas vizinhanças dos focos primários (persistência), as viagens de longo alcance tendem a gerar focos secundários distantes dos focos originais (espalhamento).

O município de São João do Meriti se destaca por possuir diversas das rotas a pé mais frequentes. Já a região do centro do Rio de Janeiro apresenta grande parte das viagens motorizadas de maior fluxo. Do ponto de vista epidemiológico, a detecção de casos em regiões como esta última, alerta para o possível espalhamento da doença transmissível a zonas distantes, enquanto, no primeiro caso, a situação sugere condições de mobilidade humana para a persistência dos casos nas zonas vizinhas.

4.3.1 Base empírica para o Espaço de Atividades

Aliado ao modelo gravitacional, o conhecimento das rotas de possivelmente maior influência nas dinâmicas epidemiológicas, em diferentes micro-escalas, é uma outra ferramenta para incluir padrões de circulação nos mecanismos de transmissão. Um próximo passo particularmente importante é a construção do Espaço de Atividades (EA) - conjunto de todos os territórios acessados por um indivíduo.

O EA carrega um conceito central na modelagem computacional de epidemias: a

vizinhança. O contágio acontece quando indivíduos compartilham um espaço, ou seja, tem um território em comum para algum recorte do tempo. Tomando o caso da dengue como exemplo, uma série de modelos analisam padrões espaço temporais de propagação da doença com particular interesse na mobilidade dos grupos populacionais - e em diversos casos um parâmetro ligado a mobilidade aparece como mecanismo fundamental.

Em Silva (2007), a região é tomada como um conjunto de autômatos celulares que se conectam uns aos outros não de forma regular nem aleatória mas sim livre de escala (complexa) (SILVA, 2007). Já em Santos *et al.* (2009), uma probabilidade de movimentação dos humanos no reticulado é construída para simular a mobilidade na cidade, todavia é uma abordagem aproximada, de campo médio (SANTOS *et al.*, 2009). Em Medeiros *et al.* (2011), um mosquito em uma dada célula pode picar não apenas humanos da própria célula e das vizinhas (segundo vizinhança de Moore), mas também humanos visitantes: que tem “moradia” em células distantes. O modelo considera dois tipos de células: domésticas e locais públicas, com diferentes probabilidades associadas a um mosquito poder picar um humano visitante (MEDEIROS *et al.*, 2011), entretanto tal escolha não é feita com base em dados reais de mobilidade urbana (COELHO *et al.*, 2008).

Dados de Origem-Destino têm grande potencial para aplicação em modelagem dinâmica espacialmente explícita de epidemias, especialmente no caso da dengue, uma vez que a grande maioria das viagens relatadas tem início e/ou fim nos períodos de repasto sanguíneo das fêmeas de *Aedes*: início da manhã (ida ao trabalho) e fim de tarde (volta para casa).

Stoddard *et al.* (2009) aplicaram o conceito de Espaço de Atividades para modelagem da dinâmica de propagação da dengue, investigando o papel do movimento dos humanos como um fator comportamental crítico para observação dos padrões de transmissão do vírus, colocando o problema sob a ótica dos “humanos picam os mosquitos” (STODDARD *et al.*, 2009).

Santos *et al.*, em um modelo dinâmico espacialmente explícito, utilizaram um Espaço de Atividades para guiar a movimentação dos agentes no espaço celular, expandindo a tradicional vizinhança contígua (de Moore (MASSAD *et al.*, 2004)), centrada em questões residenciais, de forma a considerar também a movimentação das pessoas em suas atividades cotidianas de trabalho e lazer (Figura 4.7) (SANTOS *et al.*, 2011).

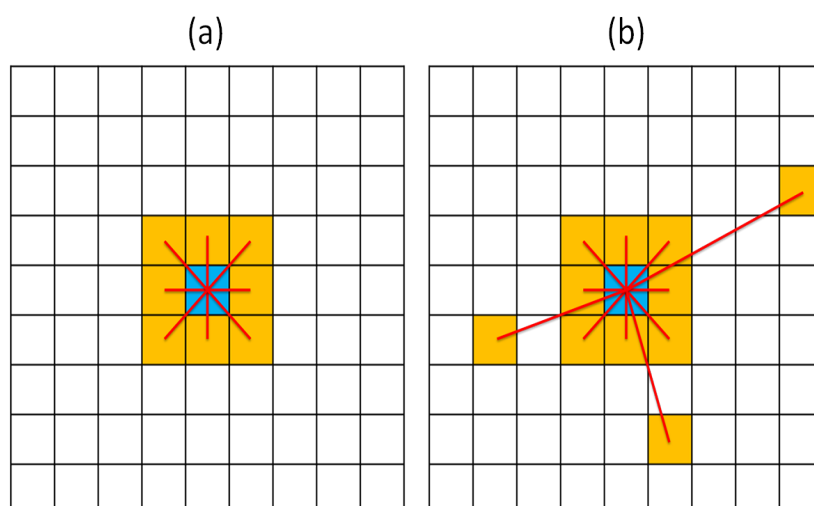


Figura 4.7 - Tipos de vizinhança: (a) Moore e (b) Espaço de atividades.

O trabalho utilizou o ambiente TerraME (*Terra Modelling Environment*) (CARNEIRO *et al.*, 2013), o mesmo ambiente que é a base para a construção do DengueME (*Dengue Modelling Environment*) (LIMA *et al.*, 2013).

Santos *et al.* (2011) mostraram os primeiros resultados da abordagem, mas considerando a movimentação das pessoas de forma aleatória, e não com base nos padrões empíricos de circulação, retratados na presente tese. O trabalho levantou e discutiu tal lacuna da literatura, especialmente em escala intraurbana. Os resultados ilustraram o potencial da consideração dos padrões empíricos na dinâmica do modelo epidemiológico para reprodução não somente de séries temporais de incidência e/ou prevalência, mas sobretudo dos padrões espaço-temporais, envolvendo a exposição dos susceptíveis aos infectados não apenas em suas vizinhanças residenciais, mas também em seus postos de trabalho e lazer.

Neste momento, na presente tese, o foco foi em como extrair padrões empíricos de circulação das pessoas no território com base em dados de mobilidade de relativo fácil acesso (como dados de OD).

Para incluir o dado empírico de mobilidade no modelo epidemiológico dinâmico espacialmente explícito, a construção do conjunto de células acessíveis a uma célula qualquer pode utilizar o ajuste gravitacional proposto neste trabalho. Uma vez efetuada sua parametrização, é possível estimar o fluxo entre quaisquer pares de zonas. Este fluxo pode ser usado para determinar a probabilidade de uma célula de

uma zona qualquer compor o Espaço de Atividades de qualquer outra célula, enriquecendo assim o conceito de vizinhança nos modelos, um enriquecimento de base empírica.

Conforme será discutido na seção de perspectivas, o DengueME representa o estudo de caso de grande porte que deverá utilizar os resultados dessa tese no módulo de mobilidade dos humanos, uma outra fase, consequência dos resultados originalmente apresentados aqui.

5 DE DADOS DE ORIGEM-DESTINO A REDES DE MOBILIDADE

Este capítulo trata do uso dos dados de Origem-Destino para obtenção de uma matriz de fluxo, e, com base nessa, construir um conjunto de Redes Complexas de mobilidade.

5.1 Correlações tráfego-topologia

Com base nos dados de OD é possível construir uma RC considerando os centroides das zonas de tráfego como os vértices (Figura 3.2) e conectando cada par, ou seja, criando arestas, quando há fluxo entre os pares de vértices de origem e destino. Esse procedimento é similar ao utilizado em outros trabalhos na literatura (CHOWELL et al., 2005; MONTIS et al., 2007; SOH et al., 2010).

Especificamente, esta seção trata dos seguintes questionamentos: qual a distribuição de viagens entre as diferentes Zonas de Tráfego? Quantas conexões um vértice precisa ter para sustentar o fluxo que passa diariamente pela sua ZT correspondente? Há alguma relação entre os *hubs* da rede (vértice de mais altos graus) e as ZT da região central da região?

O dado de OD original é composto por uma lista de viagens, cada uma com uma zona de origem e uma de destino. Agrupando as viagens com a mesma origem e mesmo destino, foi construída a matriz de fluxos F , na qual cada elemento $f(i, j)$ representa o total de viagens com origem (ou destino) em i e destino (ou origem) em j .

Qual a distribuição esperada para os fluxos em uma região real? Ou seja, qual a distribuição dos valores $f(i, j)$ considerando todas as Zonas de Tráfego? Pode-se considerar uma distribuição com muitos pares OD sendo utilizados poucas vezes e poucos pares Origem-Destino com intenso fluxo. Mas como seria o ritmo desse decaimento? A Figura 5.1 mostra a distribuição dos fluxos para os dados reais de OD da Região Metropolitana do Rio de Janeiro. O método descrito em Clauset et al. (2009) foi aplicado para o teste de hipótese da lei de potência associada à distribuição (CLAUSET et al., 2009). Os resultados mostram que para uma inclinação = 2.83, a partir do valor de fluxo = 2803, a distribuição segue mesmo uma lei de potência, com p -value = 0.164. Segundo Clauset et al. (2009), quando o p -value é maior do que 0.1 a hipótese da lei de potência deve ser aceita.

O comportamento da distribuição dos eventos em lei de potência é uma assinatura de diversos Sistemas Complexos (RÉKA; BARABASI, 2002; NEWMAN, 2003; NEWMAN

et al., 2006; COHEN; HAVLIN, 2010).

Esse mesmo comportamento foi observado em outros trabalhos da literatura, como para as regiões de Sardenha e Sicília, na Itália: -2.0 (MONTIS et al., 2007), e para Singapura: -2.512 (SOH et al., 2010).

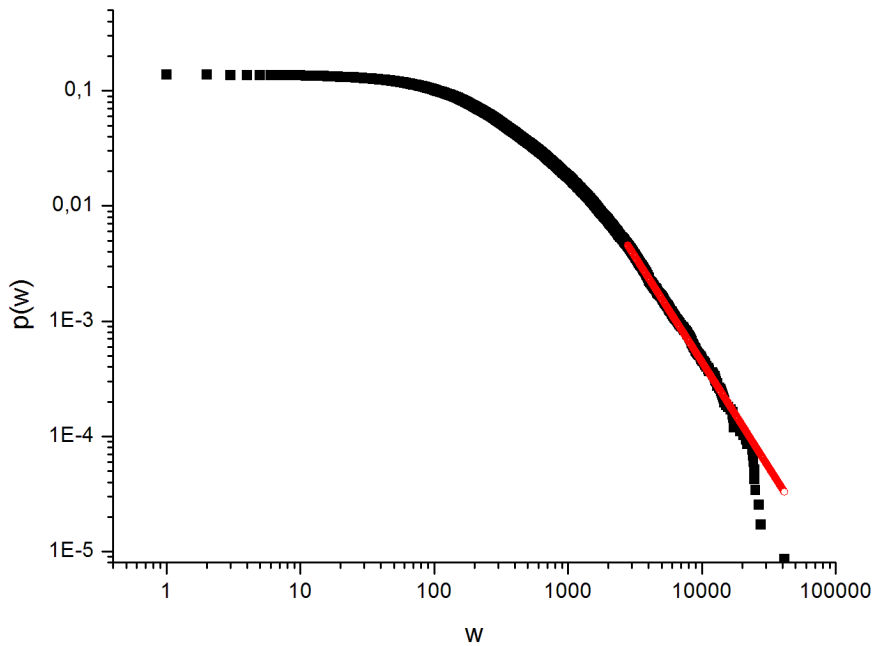


Figura 5.1 - Distribuição de frequência absoluta de valores de fluxo. A linha vermelha auxiliar representa o ajuste segundo o método de Clauset *et al.* (2009), indicando inclinação = 2.83, a partir do valor de fluxo = 2803, com p -value = 0.164.

Um segundo nível de agrupamento conduz a somar, para cada zona, todas as viagens com origem ou destino referentes a tal zona, ou seja, calcular a “mobilidade total” de uma zona: quantas pessoas chegam ou partem dela, em média, diariamente. Na literatura de RC esse índice é denominado força do vértice. Nesse caso, qual a relação entre a força e o grau de um vértice?

A Figura 5.2 apresenta a correlação tráfego-topologia, em outras palavras, a relação entre a força (medida de tráfego) de um vértice e seu grau (medida topológica). Há uma tendência de crescimento algébrico, com inclinação de 1.04 ± 0.04 , obtida com

um coeficiente de correlação de $R = 0.77$.

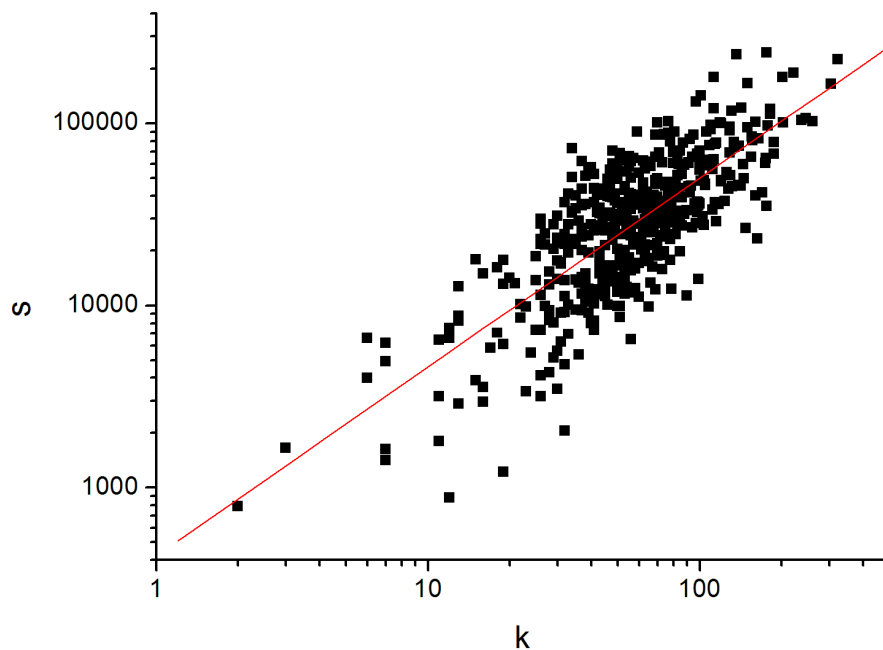


Figura 5.2 - Correlação tráfego-topologia: relação entre a força (s) de um vértice e seu grau (k). Linha vermelha auxiliar com inclinação de 1.04.

Também esse comportamento em lei de potência é observado em outros trabalhos na literatura, como para as regiões de Sardenha e Sicília, na Itália: inclinação de 1.8 (MONTIS *et al.*, 2007).

De forma semelhante a Montis *et al.* (2007), a força de um dado vértice, em média, aproximadamente escala com seu grau: ou seja, quanto maior o número de conexões de um vértice maior o total de viagens que tem sua zona de tráfego correspondente como origem ou destino (MONTIS *et al.*, 2007).

Portanto, conhecido o grau de um vértice é possível inferir o seu fluxo total. Por outro lado, se a força de um vértice é conhecida, por estudos teóricos ou uma parametrização empírica, como no Capítulo 4, há a possibilidade de estimar o número de conexões que esse vértice deve ter de forma a sustentar o fluxo que passa por ele.

A análise topológica da rede é capaz de detectar os vértices de mais altos graus, ou *hubs*. Uma vez que a mobilidade é um problema que apresenta dependência espacial, conforme discutido no Capítulo 4, é fundamental analisar os resultados sob um ponto

de vista geográfico.

Os 5 vértices (n) com os maiores graus da rede, e seus respectivos graus k_n são: $k_{111} = 322$, $k_{114} = 305$, $k_{118} = 261$, $k_{116} = 246$ e $k_{112} = 238$. Uma vez que o total de vértices da rede é 485, o maior *hub* encontrado corresponde a uma zona que compartilha viagens com mais de 66% das demais zonas da região.

A verificação geográfica da posição desses *hubs* mostra que todos eles estão no centro da cidade do Rio de Janeiro. A lei de construção da RC aqui apresentada foi capaz de permitir a recuperação dessa característica. A visualização, em um Sistema de Informações Geográficas (TerraView (INPE, 2010)), das zonas que representam os *hubs* da rede está na Figura 5.3.

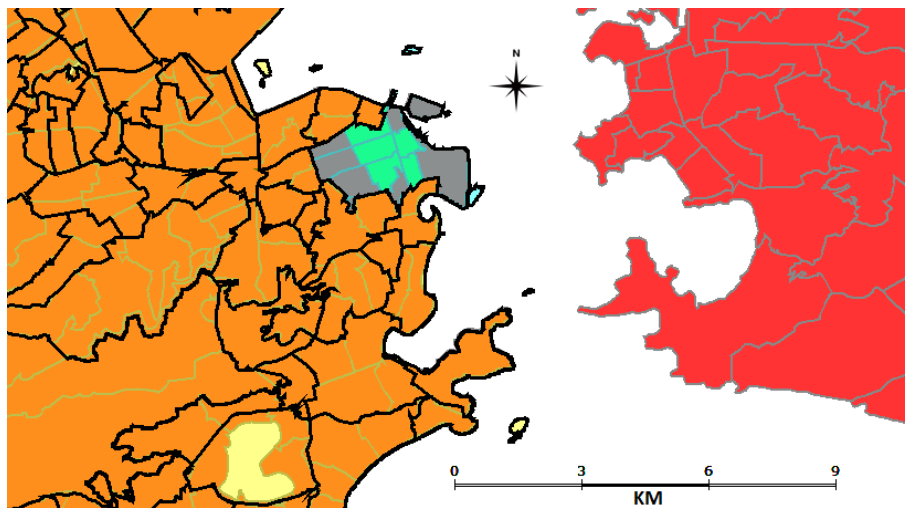


Figura 5.3 - Visualização geográfica dos *hubs* da rede (polígonos verdes), todos eles no centro (polígono cinza) da cidade do Rio de Janeiro (RJ). Os polígonos de contorno em preto são referentes aos bairros da cidade, e os de contorno cinza, as zonas de tráfego.

5.2 Sobre uma RCBT real simultaneamente livre de escala, hierárquica, estatisticamente de pequeno mundo e imersa no espaço geográfico

Neste momento, uma importante questão é: a Rede Complexa (RC) construída na seção anterior é uma Rede Complexa de Base Territorizada (RCBT)? De acordo com a definição apresentada no Capítulo 2, dois aspectos devem ser analisados: primeiramente se os vértices tem localização espacial conhecida, e, depois, se as arestas são criadas por um mecanismo que envolve dependência espacial. A análise

destas questões nos leva a: os centroides das zonas de tráfego (ZT), os vértices da rede, tem localização espacial conhecida; e, conforme apresentado no Capítulo 4, o fluxo entre duas zonas de tráfego tem dependência frente a distância entre elas. Portanto, a RC de mobilidade urbana construída neste trabalho é sim uma RCBT.

Nesta seção o valor do fluxo entre cada par Origem-Destino será utilizado como critério para construir as Redes Complexas. Dessa forma, iremos trabalhar não com uma rede com N pesos, mas com N redes sem pesos. Tal transformação ocorre com o uso de um parâmetro de controle para conectar os vértices: limiar de conexão - valor mínimo de fluxo entre duas zonas para criação de uma aresta entre elas. Para cada valor deste parâmetro obtém-se uma rede, ou seja, dado um espectro de valores para o parâmetro de controle tem-se um conjunto de RC. Procedimento similar consta na literatura com aplicação em outras áreas (GÓES-NETO et al., 2010; ANDRADE et al., 2011).

A topologia de uma RC pode refletir diversos aspectos da dinâmica dos fenômenos modelados (RÉKA; BARABASI, 2002; NEWMAN, 2003; NEWMAN et al., 2006; COHEN; HAVLIN, 2010). A presente seção apresenta a análise das Redes Complexas de Base Territorializada construídas com base nos dados reais de Origem-Destino da Região Metropolitana do Rio de Janeiro.

Dado o universo de todos os pares de zonas de tráfego ($\frac{485*484}{2}$), apenas 14% deles tem fluxo não nulo. Dentre estes pares, o número de viagens entre cada par de zonas apresenta grande variação (conforme Figura 5.1). A construção de uma RCBT conectando apenas zonas que tem fluxo no mínimo igual a um valor limiar provê uma vasta “família” de redes.

À medida que o valor limiar (fluxo mínimo) para conexão cresce, o critério de conexão fica mais exigente, e tem-se ma rede com menos arestas. Para cada valor de limiar de conexão foram calculados índices topológicos clássicos de Redes Complexas, conforme apresentados no Capítulo 2. Os valores calculados para a rede real foram comparados com o valor a ser encontrado em uma “rede aleatória correspondente”, ou seja, uma rede com o mesmo número de vértices e de arestas, mas com conexões aleatórias¹.

A Figura 5.4 mostra o comportamento do grau médio normalizado da rede, $\frac{\langle k \rangle}{N}$, em função do limiar de conexão. Percebe-se que a rede real é mais resistente à variação do limiar do que redes aleatórias correspondentes. Ou seja, a distribuição as arestas

¹com distribuição uniforme

pelos vértices na rede real é de tal forma a manter o grau médio da rede mais alto do que o referente a uma situação análoga em uma rede aleatória. Para limiares muito baixos a diferença de comportamento entre as curvas não é perceptível, mas à medida que o limiar aumenta esta diferença se torna mais e mais significativa: a rede real se comporta cada vez menos como uma rede aleatória.

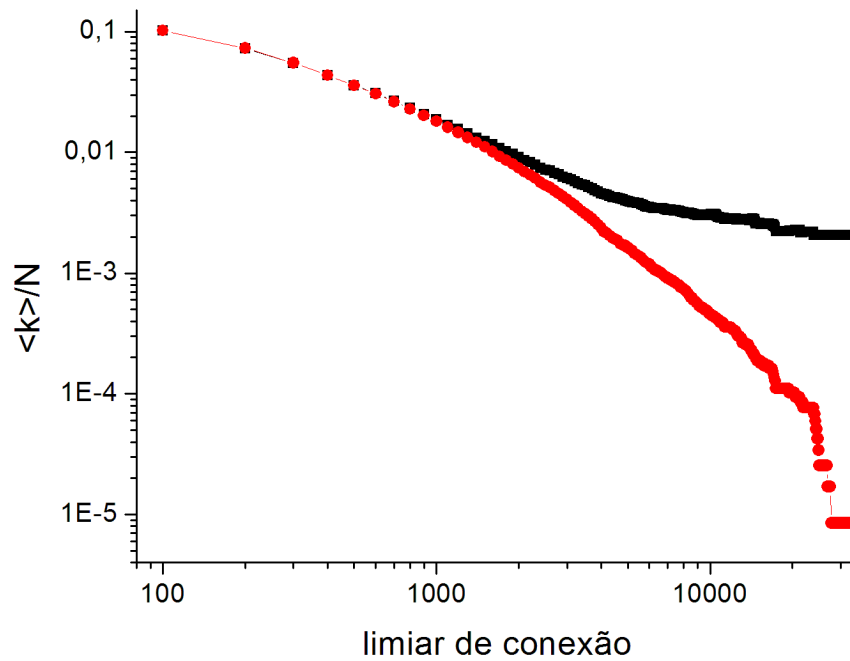


Figura 5.4 - Decaimento do grau médio normalizado da rede em função do limiar de conexão. Em preto os valores encontrados na rede real e em vermelho os calculados para a rede aleatória correspondente.

A Figura 5.5 mostra o decaimento do coeficiente de aglomeração médio da rede, $\langle c \rangle$, em função do limiar de conexão. Definindo $\langle c_r \rangle$ como o coeficiente de aglomeração médio de uma rede aleatória equivalente, $\langle c \rangle$ foi maior do que $\langle c_r \rangle$ para todos os valores de limiar. Na rede real, a probabilidade de haver um número suficientemente alto de viagens entre duas zonas que também apresentam um número suficientemente alto com uma terceira zona é mais alta do que no caso de uma distribuição aleatória de arestas entre os vértices.

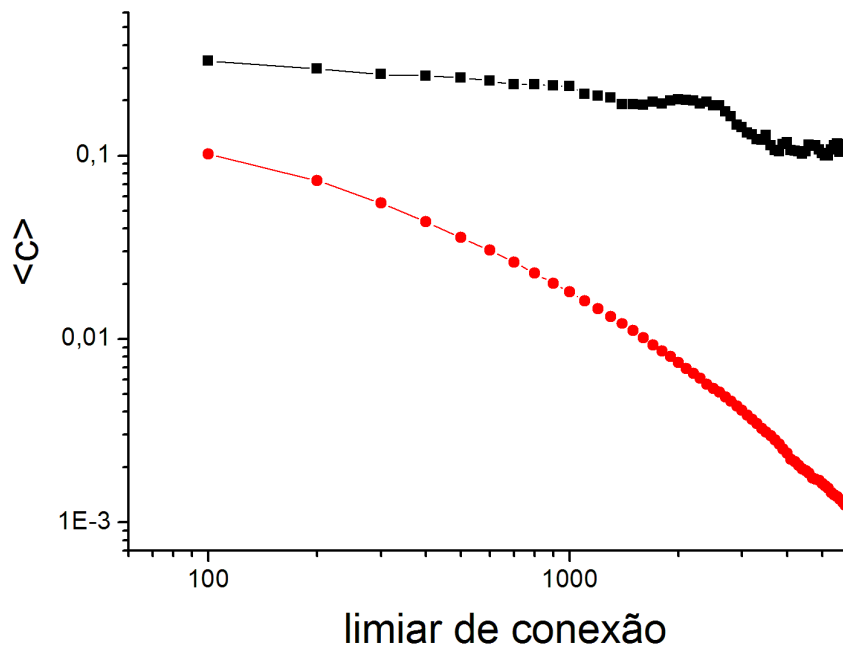


Figura 5.5 - Decaimento do coeficiente de aglomeração da rede em função do limiar de conexão. Em preto os valores encontrados na rede real e em vermelho os calculados para a rede aleatória correspondente.

A Figura 5.6 mostra o decaimento do caminho mínimo médio da rede, $\langle l \rangle$, em função do limiar de conexão. Quando arestas são retiradas da rede, o caminho mínimo médio tende a crescer, uma vez que mais “passos” serão necessários para ir de um vértice aos demais. A situação de queda do $\langle l \rangle$ frente ao aumento do limiar reflete uma ruptura na rede, com a formação de algumas componentes que não mais se comunicam umas com as outras. No cálculo de $\langle l \rangle$ quando não é possível ir de um vértice a outro por caminho algum então é atribuído o valor nulo ao comprimento do caminho que liga os dois vértices, e tal convenção aparece na análise exatamente quando percebe-se uma redução de $\langle l \rangle$ frente à redução do número de arestas. Definindo $\langle l_r \rangle$ como o caminho mínimo médio para uma rede aleatória equivalente, tem-se que para limiares a partir de 3144 viagens, $\langle l \rangle$ é menor do que $\langle l_r \rangle$. O valor 3144 equivale a apenas 2.8% do total de viagens relatadas na pesquisa OD.

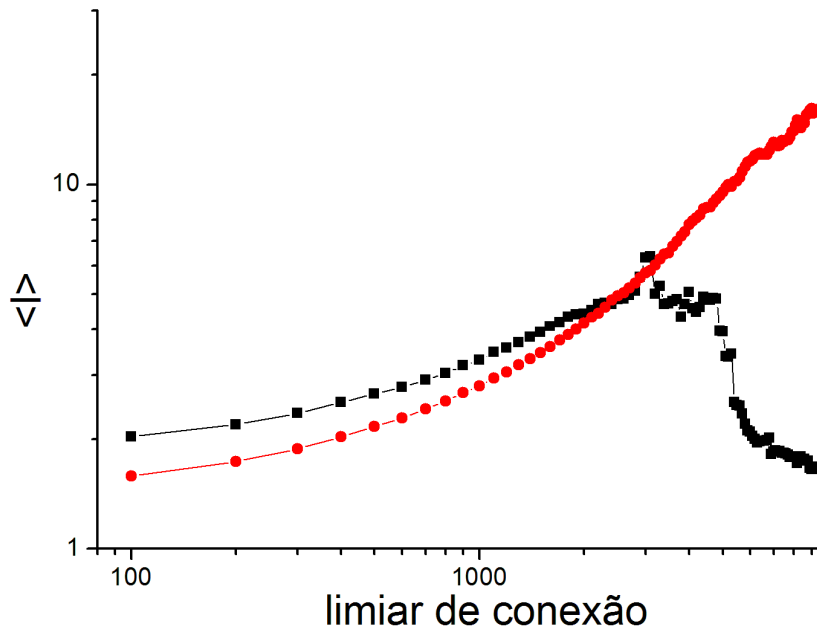


Figura 5.6 - Decaimento do caminho mínimo médio da rede em função do limiar de conexão. Em preto os valores encontrados na rede real e em vermelho os calculados para a rede aleatória correspondente.

Portanto, para limiares maiores ou iguais a 3144 viagens a rede mostra não apenas $\langle c \rangle$ maior do que $\langle c_r \rangle$ mas $\langle l \rangle$ menor do que $\langle l_r \rangle$: para tal faixa de limiares a rede é, logo, estatisticamente de pequeno mundo (RÉKA; BARABASI, 2002; NEWMAN, 2003; NEWMAN et al., 2006; COHEN; HAVLIN, 2010).

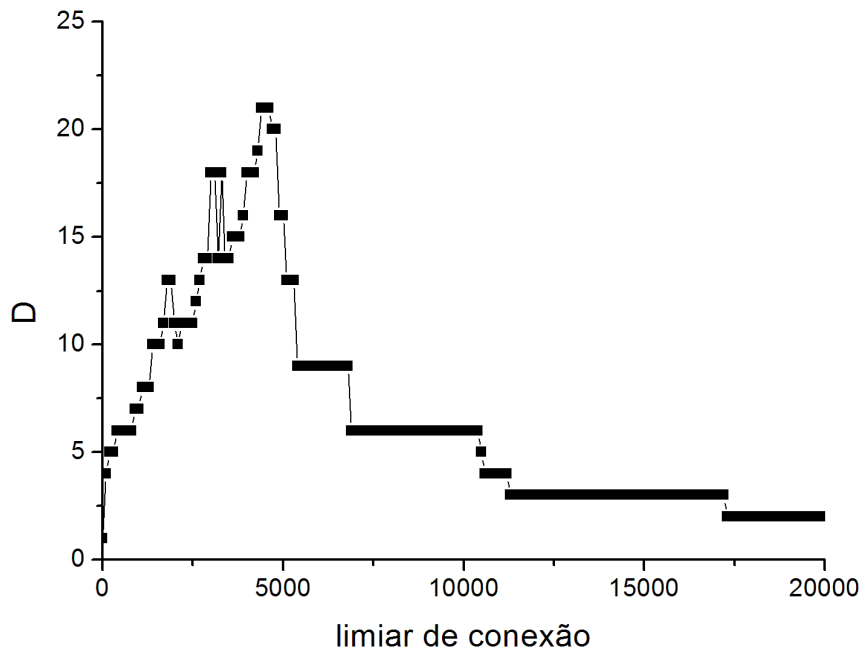
Do ponto de vista da rede, pode-se dizer que os vértices de maiores $\langle c \rangle$ e menores $\langle l \rangle$, para tal faixa de limiares, tornam o percorrimento da rede como um todo mais rápido do que o esperado em uma rede com conexões aleatoriamente distribuídas.

Fenomenologicamente, o efeito de pequeno mundo está tradicionalmente ligado à eficiência do fluxo de informações (WATTS; STROGATZ, 1998). Lembrando que a rede deste trabalho é uma rede de mobilidade, no sentido de movimentação de pessoas, não uma rede de transporte, no sentido de haver ligações físicas diretas entre os vértices. Tal comportamento de pequeno mundo não pode ser utilizado para avaliar a eficiência dos modos de transporte, mas sim a organização da rede como um todo no contexto da mobilidade das pessoas no território.

Uma análise mais detalhada da estrutura da rede de um ponto de vista com menos características médias e mais de distribuições demanda a escolha de uma faixa apropriada de limiares. Tal faixa deve ter limiares altos o bastante para eliminar arestas menos importantes, que conectem zonas com baixo fluxo de pessoas, mas não tão alto a ponto de deixar de conectar zonas com um relevante fluxo. A quantificação de tal valor “relevante” é efetuada neste trabalho com base em uma grandeza topológica não média, no sentido de ser fruto de várias medidas individuais, mas uma medida global: o diâmetro da rede – o comprimento do maior de todos os caminhos.

A Figura 5.7 mostra o comportamento do diâmetro da rede, D , em função do limiar de conexão. Inicialmente, com a retirada de arestas, D tende a crescer, tal crescimento ocorre até o limiar de 4646 viagens. Com a retirada das arestas correspondentes a este limiar D decresce, ou seja, neste limiar a rede perde vértices que representam componentes importantes. Uma vez que D é calculado considerando os caminhos pela rede como um todo, quando um vértice fica “isolado”, não havendo caminho até ele, é atribuído o valor nulo ao comprimento do caminho entre este vértice e os demais. O valor que provê D máximo será o nosso critério de limiar relevante: alto o suficiente para remover arestas menos importantes mas não tão alto a ponto de comprometer significativamente o fluxo global na rede.

a)



b)

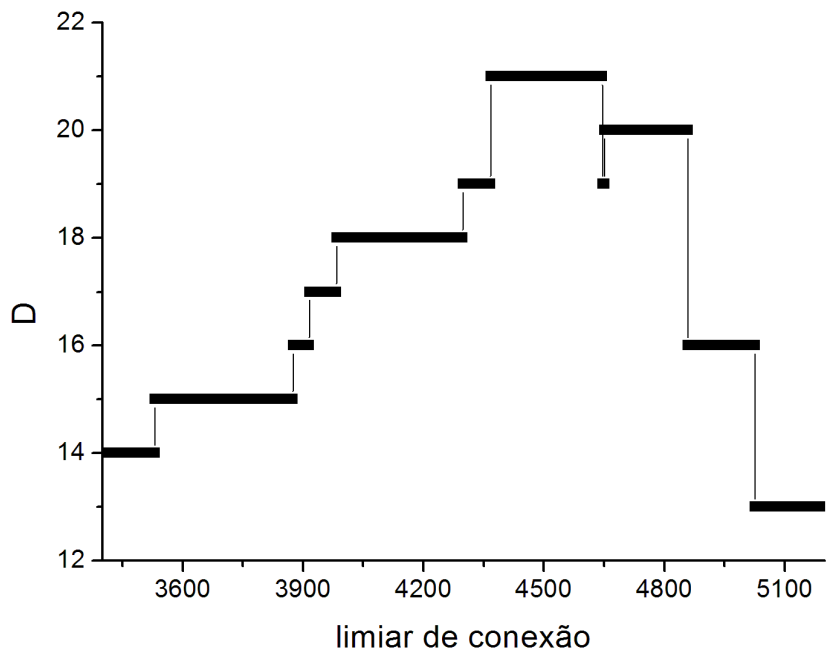


Figura 5.7 - a) Decaimento do diâmetro da rede em função do limiar de conexão; b) destaque para a região de diâmetro máximo.

De posse de um limiar específico para análise das distribuições das redes, a primeira

a ser avaliada é a distribuição de graus. A Figura 5.8 mostra um comportamento de decaimento em lei de potência: graus maiores são menos prováveis que graus menores, e o ritmo de queda da probabilidade é algébrico (lei de potência), com inclinação de -1.91 ± 0.20 , obtida com um coeficiente de determinação $R = -0.96$.

Novamente a rede apresenta uma assinatura clássica de sistemas complexos na abordagem de RC, sendo caracterizadas como Redes Livres de Escala (RÉKA; BARABASI, 2002; NEWMAN, 2003; NEWMAN et al., 2006; COHEN; HAVLIN, 2010).

Trabalhos teóricos (RÉKA; BARABASI, 2002) mostram que Redes Livres de Escala mantêm-se conectadas mesmo com a remoção aleatória de até 80% dos seus vértices, enquanto a remoção dos 5% dos seus vértices de maiores graus é capaz de duplicar o caminho mínimo médio da rede. Os resultados apresentados mostram que a organização das viagens na RMRJ é tal que apresenta tal característica de Sistemas Complexos bastante interessante em processos de mobilidade.

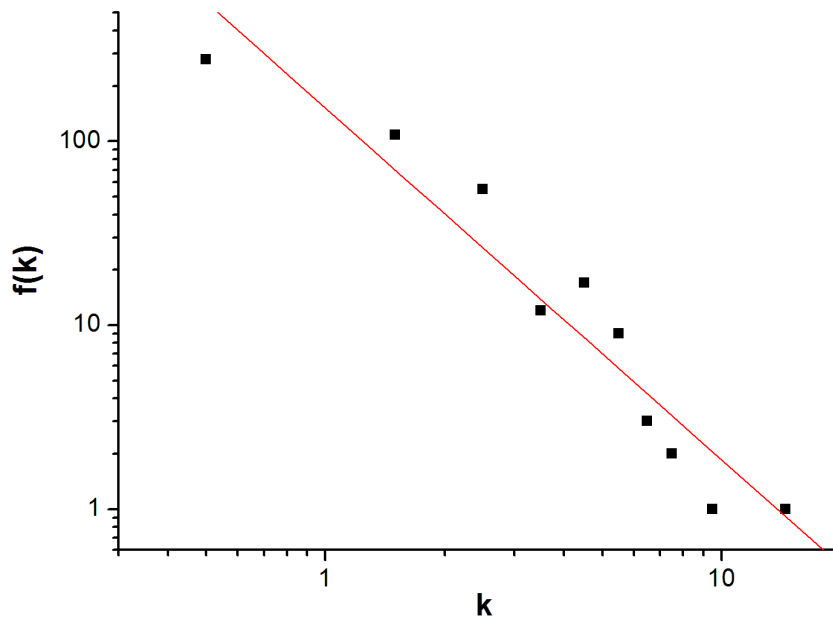


Figura 5.8 - Decaimento algébrico da distribuição de graus da rede. Linha vermelha auxiliar com inclinação de -1.91 .

Uma outra análise de interesse é a relação entre o coeficiente de aglomeração e o

grau de cada vértice. A Figura 5.9 mostra o decaimento em lei de potência para c frente a k , com inclinação de -1.68 ± 0.14 , obtida com coeficiente de correlação $R = -0.89$. A literatura de Redes Complexas denomina esse comportamento como Hierárquico (BARABASI; OLTVAI, 2004). Pode-se perceber na Figura que: *i*) vértices vizinhos àqueles conectados a poucos vértices tem alta probabilidade de estarem conectados entre eles, e *ii*) há baixa probabilidade de conexão entre os vizinhos de vértices de alto grau.

Interpretando a primeira constatação no contexto do problema, a rede mostra que conjuntos de zonas com muitas arestas entre seus vértices não tem fluxo significativo com muitas outras zonas. Já a segunda observação leva à interpretação de que zonas que apresentam alto fluxo com diversas outras zonas concentram tanto este fluxo que as zonas vizinhas não apresentam entre elas fluxo significativo.

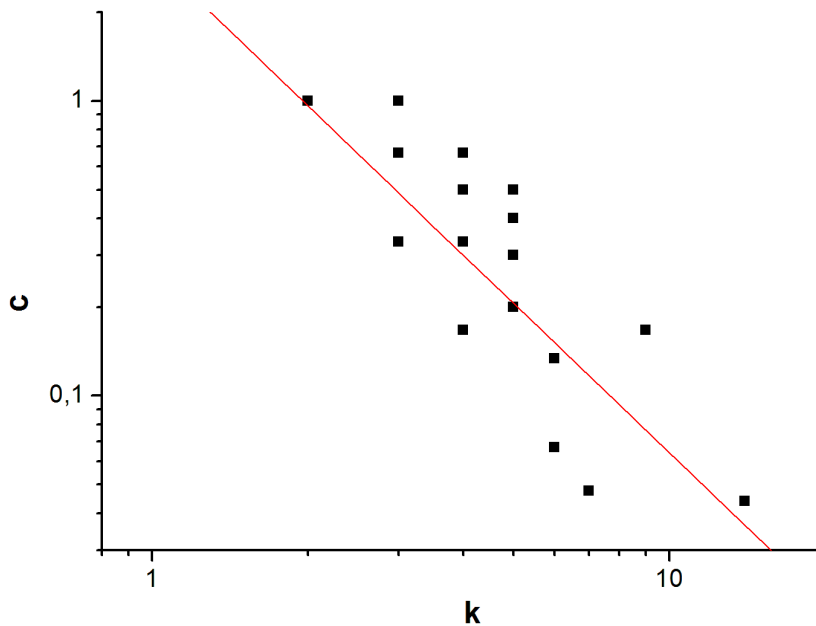


Figura 5.9 - Relação algébrica entre aglomeração e grau para cada vértice. Linha vermelha auxiliar com inclinação de -1.68

Considerando todos os resultados apresentados, a rede de mobilidade construída com base nos dados reais de OD da RMRJ é uma Rede Complexa de Base Territorializada e, para um limiar apropriado, é, simultaneamente, livre de escala, hierárquica e

estatisticamente de pequeno mundo.

Andrade *et al.* (2004) introduziram na literatura de Redes Complexas as redes apolônias, que são redes de construção teórica, com fundamentação matemática referente ao problema de empacotamento de círculos, que apresentam, simultaneamente, comportamento livre de escala, hierárquico e efeito de pequeno mundo (ANDRADE; HERRMANN, 2004). Além disso, Redes Apolônias, conforme os autores, estão imersas em um espaço euclidiano. A Rede Complexa de Base Territorializada construída neste trabalho com base em dados reais também está imersa no espaço, no espaço geográfico. A Figura 5.10 mostra a rede do limiar crítico, considerando o equivalente à localização georreferenciada de todos os vértices.

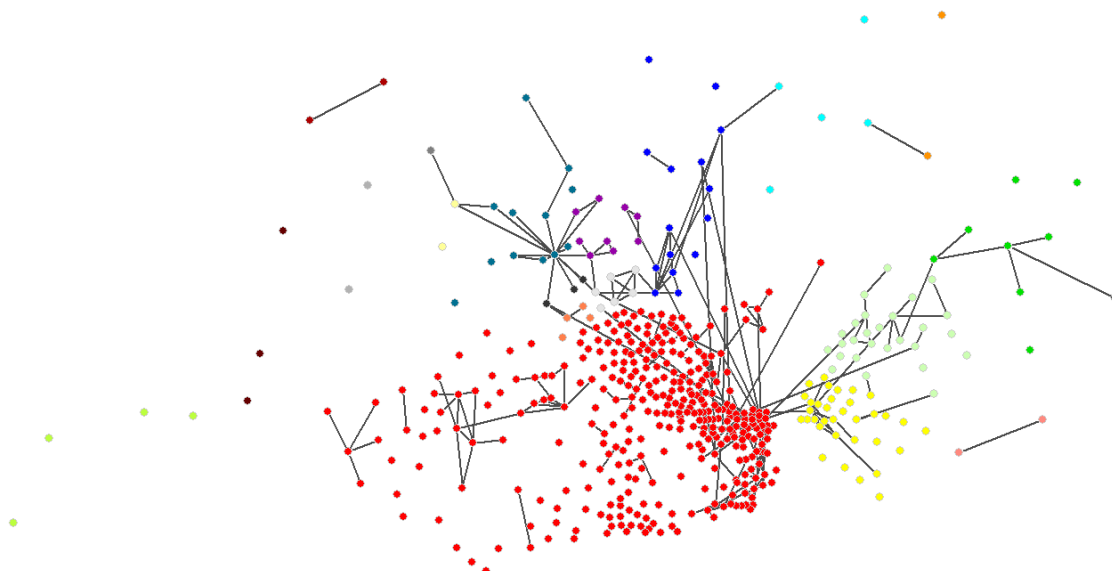


Figura 5.10 - Visualização no espaço da Rede Complexa de Base Territorializada do limiar crítico, com os vértices respeitando o equivalente à sua localização georreferenciada. Os vértices de cada município tem uma cor associada, destaque para os vértices no Rio de Janeiro (vermelho), Niterói (amarelo), Nova Iguaçu (azul) e Duque de Caxias (azul escuro).

O conceito de RCBT traz também a perspectiva de não apenas visualizar a rede no espaço, mas também de analisar as propriedades topológicas sob contexto geográfico, conforme discutido na Seção 2.4.

As Figuras 5.11, 5.12 e 5.13 mostram a representação, no mapa da Região Metropolitana do Rio de Janeiro, dos valores dos índices topológicos de cada vértice,

considerando a rede no limiar crítico. Desta forma é possível tecer observações com base não apenas na topologia da rede, mas de forma integrada: topologia e localização geográfica.

A porção oeste do Rio de Janeiro se destaca pela alta proximidade entre vértices de baixo caminho mínimo médio, fenomenologicamente representando um intenso fluxo local, com um número não expressivo de viagens para outros lugares da região.

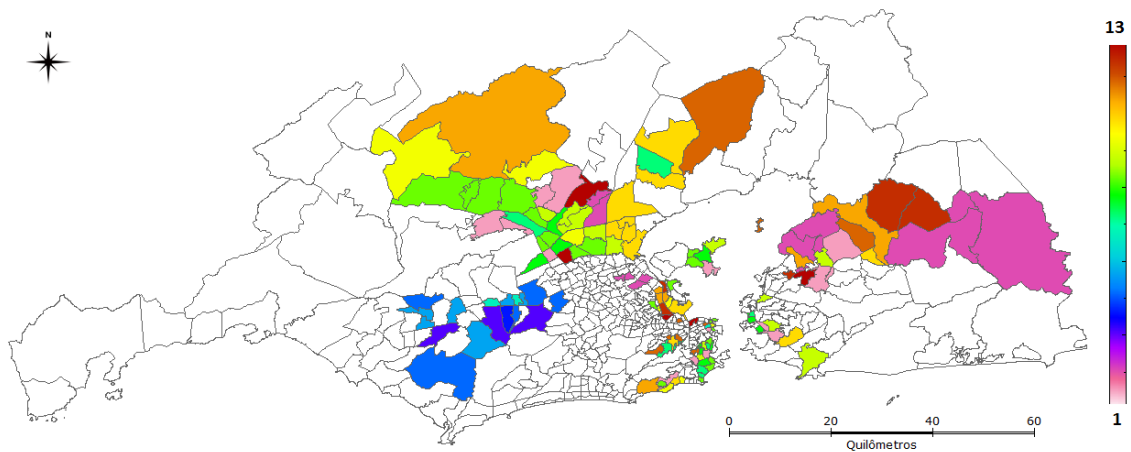


Figura 5.11 - Visualização no espaço do caminho mínimo médio de cada vértice da Rede Complexa de Base Territorializada do limiar crítico, referente à Região Metropolitana do Rio de Janeiro. Cada polígono foi colorido de acordo com o valor do caminho mínimo médio do vértice associado, com valores crescentes do azul ao violeta.

Os municípios de São João do Meriti e Belford Roxo se destacam pela alta concentração de altas aglomerações, ou seja, muitos vértices de alto c geograficamente próximos. Tal situação pode revelar um intenso fluxo local relativamente bem espelhado pelas cidades.

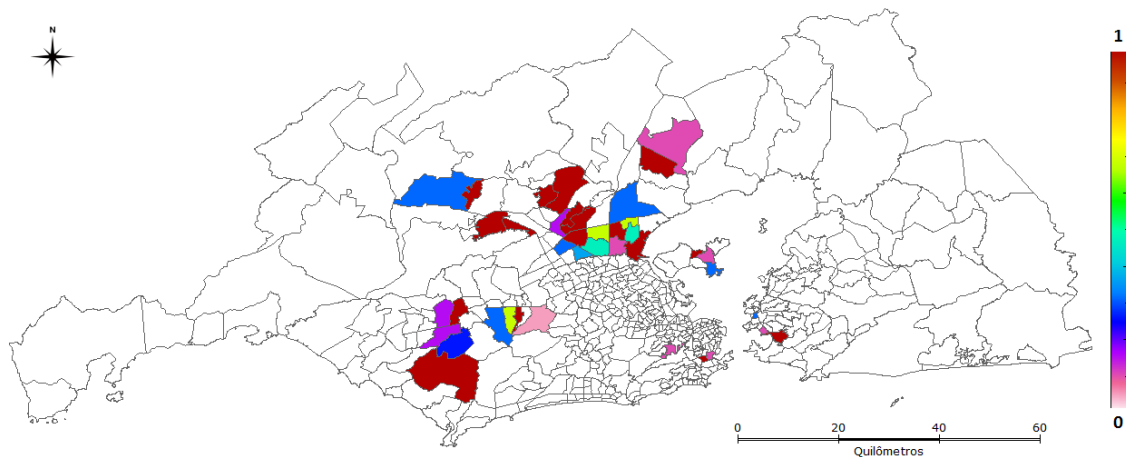


Figura 5.12 - Visualização no espaço do coeficiente de aglomeração de cada vértice da Rede Complexa de Base Territorializada do limiar crítico, referente à Região Metropolitana do Rio de Janeiro. Cada polígono foi colorido de acordo com o valor do coeficiente de aglomeração do vértice associado, com valores crescentes do azul ao violeta.

Na região central do Rio de Janeiro estão alguns vértices com alto grau, e, em acordo com o apresentado na Figura 5.9, não há vértices com aglomeração significativa, ou seja, trata-se de uma região com zonas que concentram tanto o fluxo a ponto de apresentar alto grau e baixa aglomeração, alto $\langle k \rangle$ e baixo $\langle c \rangle$.

Os dois principais *hubs* estão no sudeste de Nova Iguaçu e sul de Duque de Caxias. Conforme comentado no Capítulo 4, o primeiro é referente à zona da qual parte o maior número de viagens, sinalizada na Figura 4.3 com a letra **F** (e desse instante para frente chamada de zona **F**); uma região com alta população, que frequentemente tem sua ocupação profissional nas zonas mais ricas das cidades. Já o segundo representa a zona que recebe o maior número de viagens, marcada na Figura 4.3 com a letra **R** (e desse instante para frente chamada de zona **R**); a parte mais desenvolvida do município, com grande oferta de postos de trabalho (PORTALGEORIO, 2014).

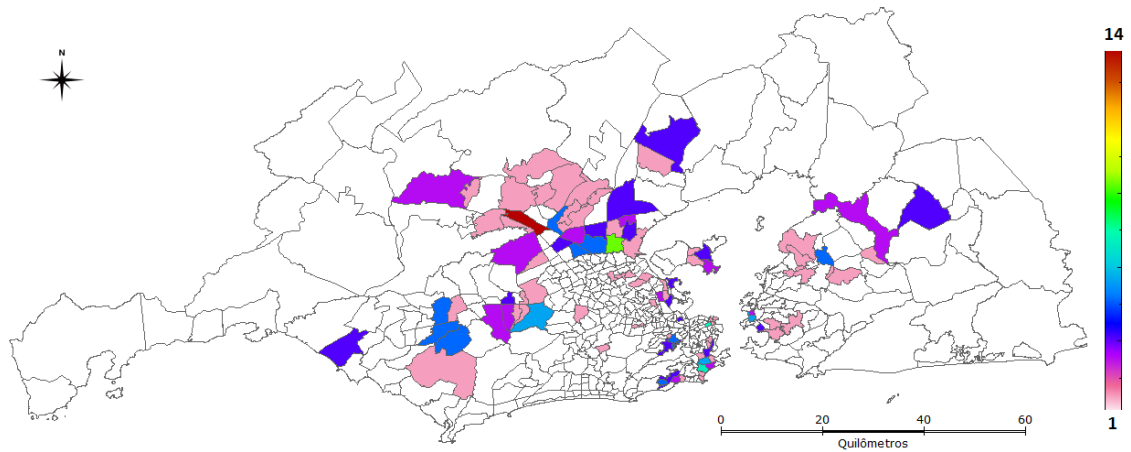


Figura 5.13 - Visualização no espaço do grau de cada vértice da Rede Complexa de Base Territorializada do limiar crítico, referente à Região Metropolitana do Rio de Janeiro. Cada polígono foi colorido de acordo com o valor do grau do vértice associado, com valores crescentes do azul ao violeta.

Para estes dois vértices de destaque, foi aplicada a deformação no cálculo do índice topológico tradicional k , obtendo k^r .

Para a zona **F**, tem-se que seu vizinho mais próximo está a 1,7 km, o mais distante a 14,1 km e o valor esperado para a distância entre ela e seus vizinhos é de 5,9 km.

A Figura 5.14 destaca o vértice referente à zona **F**, em relação à Figura 5.10.

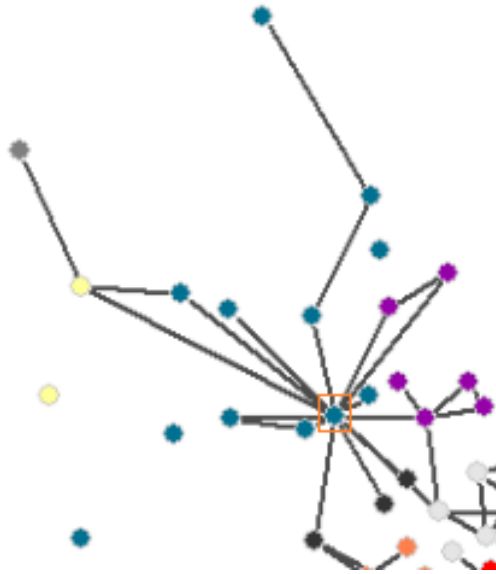


Figura 5.14 - Destaque para o vértice referente à zona **F** (no quadrado vermelho) e seus vizinhos.

Já a Figura 5.15 mostra, no SIG, os vértices conectados ao representante da zona **F**. Vale a observação da proximidade entre eles, e da existência de duas rodovias de grande fluxo diário de veículos, a BR 116 e a BR 493, passando pela região.

Segundo o DNIT (Departamento Nacional de Infraestrutura de Transportes), a BR-116, mais conhecida como rodovia Presidente Dutra, é uma das mais movimentadas rodovias federais brasileiras, e na BR-493 passam, diariamente, 18 mil veículos, sendo o principal acesso da Região Metropolitana e do Sul do estado ao Norte Fluminense.

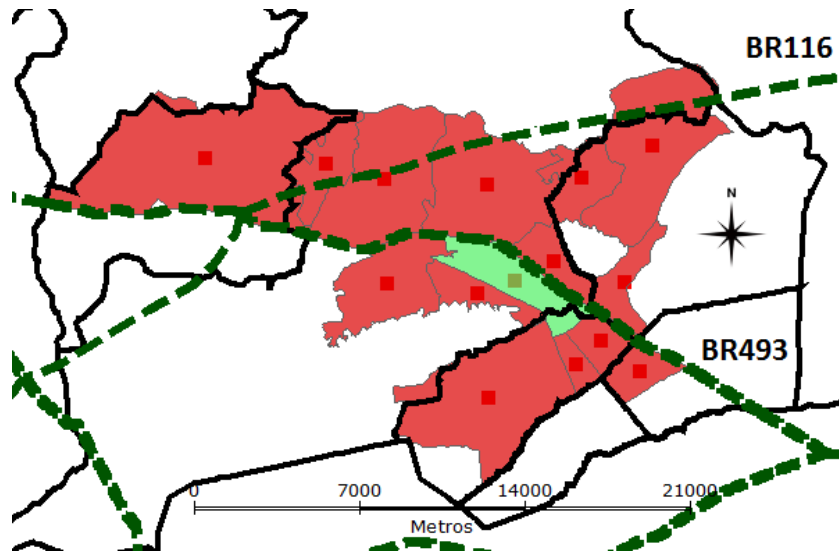


Figura 5.15 - Zona **F** (polígono verde-claro) e zonas topologicamente vizinhas (polígonos vermelhos). Os quadrados vermelhos representam os centroides das zonas. As linhas tracejadas em verde-escuro representam rodovias federais, com destaque para a BR-116 e a BR-493.

O gráfico da Figura 5.16 apresenta como que o índice proposto k^r varia em função de r . Para r muito pequeno, menor do que a menor distância entre a zona **F** e qualquer um de seus vizinhos, o grau do vértice que representa a zona é nulo. À medida que r cresce, as conexões entre a zona **F** e as zonas mais próximas são levadas em consideração. Quando r chega ao valor da maior distância entre a zona **F** e qualquer um de seus vizinhos, o valor de k^r recupera o valor original, tradicional, k .

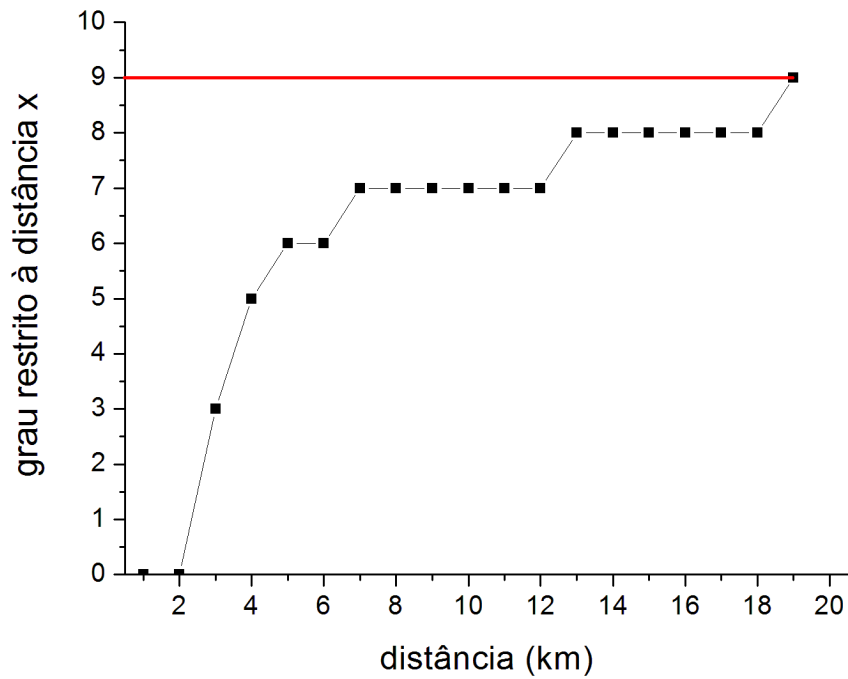


Figura 5.16 - Comportamento de k^r em função de r , considerando a Zona **F**. A linha em vermelho representa o valor do grau do vértice na abordagem tradicional.

Para a zona **R**, tem-se que seu vizinho mais próximo está a 2,5 km, o mais distante a 18,6 km e o valor esperado para a distância entre ela e seus vizinhos é de 6,4 km. A Figura 5.17 traz em destaque o vértice referente à zona **R**, em relação à Figura 5.10.

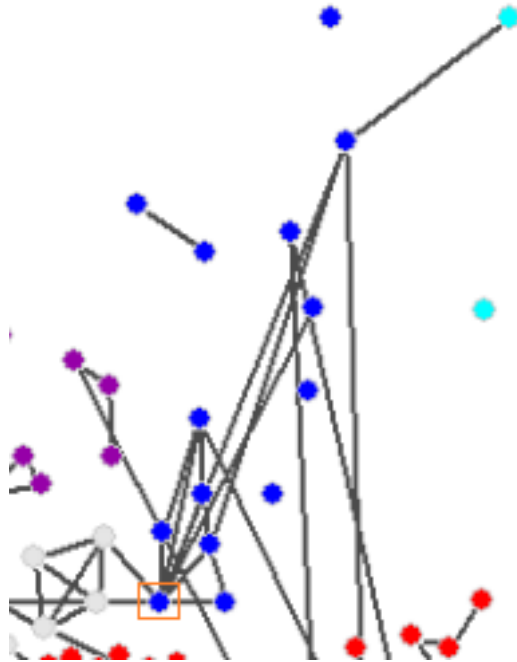


Figura 5.17 - Destaque para o vértice referente à zona **R** (no quadrado vermelho) e seus vizinhos.

Já a Figura 5.18 exibe, no SIG, os vértices conectados ao representante da zona **R**. Novamente, vale a observação da proximidade entre eles, e da existência de, desta vez, três rodovias de grande fluxo diário de veículos, a BR-116, a BR-493 e também a BR-040. O trecho da BR-040 localizado entre Petrópolis (RJ) e o Rio de Janeiro (RJ) recebe o nome de Rodovia Washington Luís.

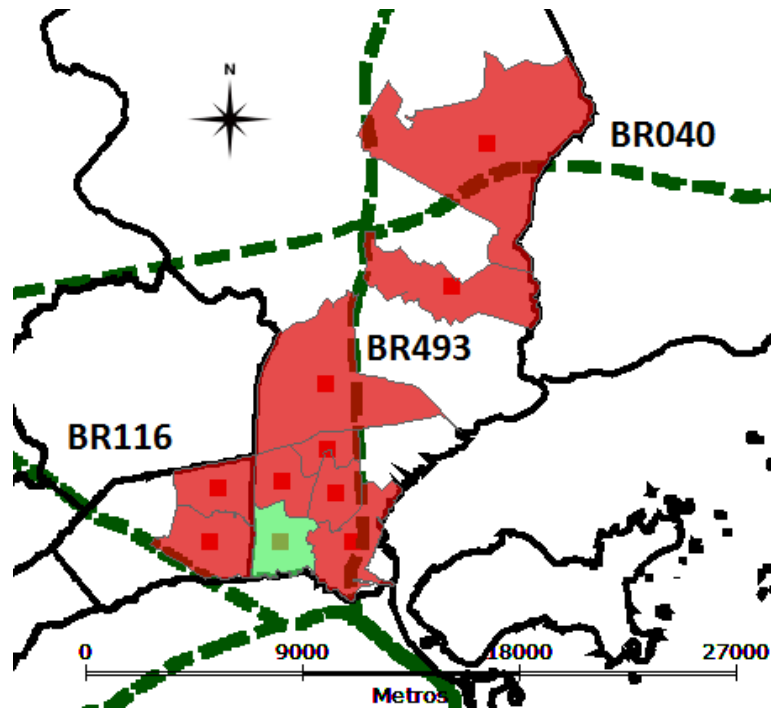


Figura 5.18 - Zona R (polígono verde-claro) e zonas topologicamente vizinhas (polígonos vermelhos). Os quadrados vermelhos representam os centros das zonas. As linhas tracejadas em verde-escuro representam rodovias federais, com destaque para a BR-116, a BR-493 e a BR-040.

O comportamento do grau k restrito à distância r , k^r , em função de r é apresentado na Figura 5.19.

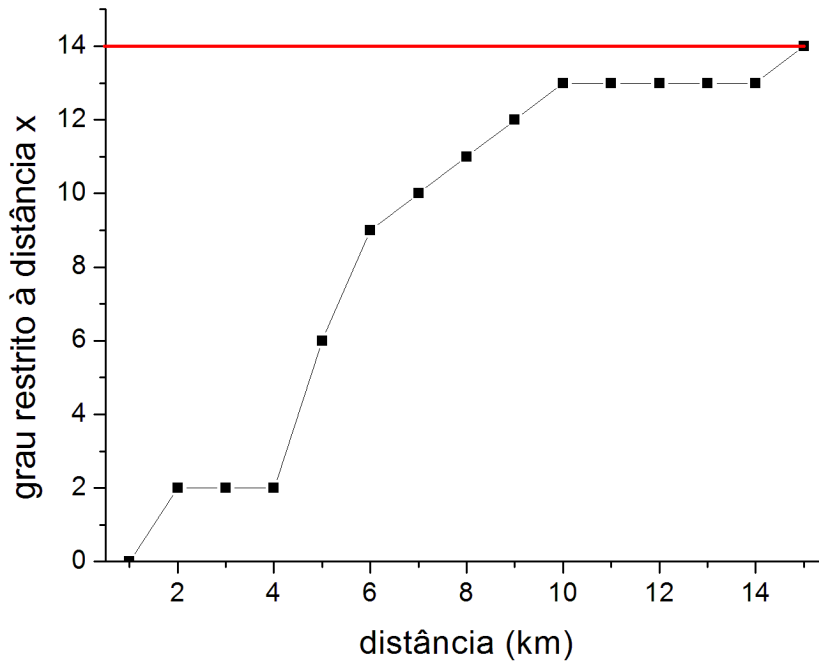


Figura 5.19 - Comportamento de k^r em função de r , considerando a Zona **F**. A linha em vermelho representa o valor do grau do vértice na abordagem tradicional

Conforme a Seção 2.4, e semelhantemente ao caso anterior, para r muito pequeno, menor do que a menor distância entre a zona **R** e qualquer um de seus vizinhos, o grau do vértice que representa a zona é nulo; e à medida que r cresce, as conexões entre a zona **R** e as zonas mais próximas são levadas em consideração; e quando r chega ao valor da maior distância entre a zona **R** e qualquer um de seus vizinhos, o valor de k^r recupera o valor original, tradicional, k .

A deformação dos valores de k em função de r , ou seja, k^r , pode colaborar para um melhor entendimento das características espaciais do comportamento topológico das redes.

No primeiro caso, a partir de 4 km há um rápido crescimento do grau do vértice, ou seja, diversas das zonas topologicamente vizinhas à zona **F** são geograficamente vizinhas a um raio próximo a 4 km. Além disso, após um raio de 10 km há aumento menos significativo de k^r .

Já no segundo caso, o rápido crescimento do grau do vértice ocorre para uma menor distância, menor raio, $r = 2$ km; e a partir dos 7 km há aumento menos significativo

de k^r .

Levando em conta que a amplitude da RMRJ é de, aproximadamente, 160 km, as ligações topológicas entre os vértices carregaram a proximidade geográfica entre as zonas.

A análise do comportamento de k^r também contribui para a determinação do Espaço de Atividades. Esses valores de “influência espacial” dos *hubs* podem ser utilizados na parametrização da probabilidade de uma célula de uma zona qualquer ter uma célula da zona *hub* em seu EA, uma parametrização complementar à gerada pelo Modelo Gravitacional (Capítulo 4) e mais localmente específica do que a original, uma vez que foi calculada não globalmente para todas as zonas mas especificamente para cada *hub*.

Uma vez efetuada a análise topológica e as interpretações geográficas, é possível retornar à mais básica questão da abordagem de Redes Complexas, a definição dos vértices e arestas, e reinterpretá-la. A região de estudo é formada por um conjunto de regiões do espaço dividido de forma a permitir a análise de assuntos de mobilidade. Cada elemento desse conjunto é uma zona de tráfego, e possui atributos como população e localização geográfica. Ambos atributos foram usados no ajuste gravitacional (Capítulo 4). Além disso, é conhecida, pela pesquisa Origem-Destino, o número de pessoas que, em média, diariamente, vão de cada zona (zona de origem) a outra (zona de destino). A análise dos padrões de circulação (Capítulo 4) utilizou tal dado, bem como o modo de transporte utilizado na viagem. A informação do fluxo entre as zonas é utilizada para construir a Rede Complexa, que, nesta tese, foi estudada como uma Rede Complexa de Base Territorializada - objeto originalmente aqui apresentado. Um algoritmo foi aplicado e, com base em um índice topológico global, selecionou valor de fluxo limiar de conexão entre vértices para analisar as distribuições da rede, as propriedades topológicas de cada vértice. Um par de vértices conectado por uma aresta, portanto, representa um fluxo de indivíduos, entre diferentes regiões do espaço, intenso o suficiente para manter, e ressaltar, as complexas propriedades da rede de mobilidade da região.

Analisando integradamente os comportamentos encontrados para a RCBT em questão (livre de escala, hierárquica e estatisticamente de pequeno mundo), a deformação do grau dos hubs frente à distância geográfica entre cada um deles e seus vizinhos, e a relação vértices-arestas, é possível traçar uma série de observações com potencial para darem suporte à decisão em questões epidemiológicas, especialmente as ligadas a intervenções, distribuição de armadilhas de coleta de dados entomológicos e

combate vetorial:

- O efeito de pequeno mundo pode prover à transmissão da epidemia uma maior velocidade, infectando mais pessoas em menos tempo do que no caso de uma epidemia que ocorre em uma região com rede de mobilidade de comportamento aleatório. Uma rede de mobilidade com comportamento topológico de pequeno mundo pode prover a um modelo epidemiológico uma dinâmica de propagação com tal característica.
- A alta proximidade entre vértices de baixo caminho mínimo médio pode ser interpretada como um menor risco de espalhamento do vírus a longas distâncias em relação à localização dos casos registrados na região.
- A alta concentração de altas aglomerações, pode representar uma significativa probabilidade de rápido espalhamento local da doença.
- O “monopólio geográfico” dos fluxos gerada pelos vértices de alto grau representa a inibição de conexões entre os vizinhos topológico dos *hubs*. Os *hubs* e seus vizinhos, no sentido topológico, estão também pouco distantes no sentido geográfico, ou seja, o comprimento físico das arestas é pequeno quando comparado com a dimensão da região como um todo. Pode analisar as implicações dessa configuração associada a um risco de chegada do agente etiológico. Imagina-se o registro de casos da doença em uma zona que é um *hub*. É alto o risco de espalhamento da epidemia para um grande número de zonas, as zonas conectadas ao *hub*, e que são não apenas próximas topologicamente como também geograficamente. O esforço do serviço de saúde deverá ser intenso e atuando em diversas zonas. Se o registro for efetuado não no *hub*, mas em uma zona a ele conectada, a atenção do serviço de saúde deve ser à zona em questão mas também ao *hub*. Porém, não há justificativa, com base na topologia das redes, para um empenho significativo nas outras zonas, uma vez que é baixa a probabilidade de conexão entre zonas vizinhas aos *hubs* - mesmo essas estando geograficamente próximas. Nesse caso, há de se esperar com maior chance o sucesso da intervenção - é uma situação menos complicada do que o caso anterior.
- Na Seção 5.1, usando como limiar de conexão a existência de uma viagem que seja entre duas zonas para conectar seus respectivos vértices, os *hubs* foram encontrados na região central da cidade do Rio de Janeiro. Sendo

mais restritivo para a criação de arestas, a região central carioca ainda contou com vértices de alto grau, mas os *hubs* de destaque localizam-se no sudeste de Nova Iguaçu e sul de Duque de Caxias. Esse conjunto merece, realmente, com base em uma análise topológica da RCBT de mobilidade da RMRJ, especial atenção.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Essa tese definiu **Redes Complexas de Base Territorializada (RCBT)**: grafos com um grande número de vértices, todos de localização espacial conhecida, e regras de conexão que envolvem dependência espacial e que não operam nem de forma regular, nem completamente aleatória.

Além da criação do conceito, foi efetuada uma aplicação envolvendo RCBT e dados reais. Dados de mobilidade referentes à Região Metropolitana do Rio de Janeiro foram utilizados.

Para aumentar a oferta de dados de deslocamentos populacionais nas cidades, foi considerada a apropriação dos resultados de pesquisas Origem-Destino, originalmente da Ciência dos Transportes, para uso em estudos epidemiológicos.

Foram estabelecidas as bases para a classificação da Rede Complexa de mobilidade como uma Rede Complexa de Base Territorializada. A dependência espacial do fluxo, critério para conexão dos vértices, foi evidenciada por um ajuste gravitacional.

O modelo gravitacional proposto introduziu algumas características novas orientadas ao contexto de sua aplicação na modelagem computacional da transmissão de doenças infecciosas em escala intraurbana. As características introduzidas satisfazem as demandas da abordagem para tal escala, considerando as condições físicas dos terrenos, os diferentes modos de transporte e a complexidade de organização do sistema viário. O uso de recursos gratuitos de APIs Google foi a base da solução computacional desenvolvida para automatizar o procedimento.

A transformação dos dados tabulares das viagens para possibilitar a visualização, em Sistema de Informações Geográficas, do fluxo total por unidade de análise e a identificação das rotas mais utilizadas, considerando os diferentes modos de transporte, contribuem para a percepção e análise de diferentes padrões de circulação. Estes procedimentos definem uma metodologia geral, possível de reprodução e com potencial para auxiliar a construção de uma tipologia de circulação nos territórios urbanos com base em dados empíricos.

Uma vez conhecidos os parâmetros do ajuste gravitacional, foi discutido como essas informações podem ser utilizadas para conceber e construir do Espaço de Atividades. Com o modelo gravitacional é possível estimar o fluxo entre quaisquer pares de zonas. Esse fluxo pode ser usado para determinar a probabilidade de uma célula de uma zona qualquer compor o Espaço de Atividades de qualquer outra célula, enriquecendo

assim o conceito de vizinhança nos modelos.

Os resultados referentes aos padrões de circulação para a Região Metropolitana do Rio de Janeiro mostram que a zona de tráfego que representa a maior fonte de viagens tem parte do seu território no sudeste da cidade de Nova Iguaçu e parte no norte da cidade de Mesquita, trata-se de uma região de alta população e que frequentemente tem sua ocupação profissional nas zonas mais ricas das cidades, enquanto a maior receptora de viagens está situada ao sul de Duque de Caxias, a parte mais desenvolvida do município, com grande oferta de postos de trabalho.

Para viagens intrazonas, o número de viagens a pé foi mais de seis vezes superior ao total de viagens motorizadas, e para viagens interzonas, o número de viagens no modo motorizado foi o dobro do total de viagens a pé.

O município de São João do Meriti se destacou por possuir diversas das rotas a pé mais frequentes, enquanto o centro do Rio de Janeiro apresentou grande parte das viagens motorizadas de maior fluxo. Do ponto de vista epidemiológico, a detecção de casos em regiões como esta última, alerta para o possível espalhamento da doença transmissível a zonas distantes, enquanto, no primeiro caso, a situação sugere condições de mobilidade para a persistência dos casos nas zonas vizinhas.

A análise das RCBT de mobilidade mostraram que o fenômeno de mobilidade humana apresenta, na abordagem de Redes Complexas, diversas características clássicas de Sistemas Complexos.

A correlação tráfego-topologia mostrou que, uma vez conhecido o grau de um vértice, é possível inferir o seu fluxo total: quantas pessoas passam (partem e chegam) diariamente, em média, por ele. Por outro lado, combinando essa correlação com a estimativa gravitacional dos fluxos, e conseqüentemente da força de um vértice, ilustrou-se a possibilidade de estimação do número de conexões que esse vértice deve ter de forma a sustentar o fluxo que passa por ele.

A verificação geográfica da posição dos *hubs* da rede mostrou que o centro da cidade do Rio de Janeiro contou com vários deles. A lei de construção da Rede Complexa aqui apresentada foi capaz de permitir a recuperação dessa característica.

A opção por trabalhar não com uma rede com M pesos (cada aresta sendo rotulada pelo seu fluxo correspondente) mas sim com M redes sem pesos é também uma inovação do trabalho em confronto com os demais da literatura. Muitos dos trabalhos escolhem subjetivamente o limiar de análise (PATUAELLI *et al.*, 2007). Nesse traba-

lho a escolha foi com base em uma medida da própria rede, de forma a equilibrar o desconsiderar dos pares Origem-Destino com fluxo menos representativo e a manutenção das arestas que conectam Zonas de Tráfego com relevante fluxo diário, médio, de pessoas.

Com base em tal limiar crítico, a rede exibiu, simultaneamente, três assinaturas de Sistemas Complexos na abordagem de Redes Complexas.

Foi evidenciada a distribuição de fluxos em lei de potência, com muitas zonas conectando um baixo número de viagens e poucas zonas com um intenso fluxo. O comportamento algébrico desse decaimento foi confrontado com outros resultados da literatura, evidenciando não apenas a mesma estrutura matemática mas também valores próximos dos parâmetros (inclinação). A assinatura de Rede Livre de Escala evidencia a organização da mobilidade de forma a ser robusta frente a “falhas” - problemas equiprováveis em quaisquer dos vértices, e sensível a “ataques” - problemas especificamente nos *hubs*.

O Efeito de Pequeno Mundo, tradicionalmente ligado à eficiência do fluxo de informações (WATTS; STROGATZ, 1998), em uma rede de mobilidade evidencia que, muitas vezes, zonas que enviam ou recebem significativo número de pessoas de uma terceira zona podem ter alto fluxo também entre elas.

A Estrutura Hierárquica completa a análise anterior evidenciando que em vértices de baixo grau, pouco conectados, a probabilidade de conexão entre os vértices a eles conectados é ainda maior, enquanto para os *hubs*, por polarizarem tanto o fluxo da região, essa probabilidade é menor.

Ainda considerando a rede no limiar crítico, os dois principais *hubs* estavam no sudeste de Nova Iguaçu e sul de Duque de Caxias. Conforme comentado no Capítulo 4, essas são as zonas de fluxo extremo, respectivamente a maior fonte e maior receptora de viagens.

Os municípios de São João do Meriti e Belford Roxo se destacaram pela alta concentração de altas aglomerações, ou seja, muitos vértices de alto coeficiente de aglomeração geograficamente próximos. Tal situação pode revelar um intenso fluxo local.

O baixo caminho mínimo médio da rede, em comparação a uma rede aleatória correspondente, e a visualização no mapa do valor desse índice para cada vértice, no limiar crítico, mostra a organização da mobilidade de forma a, simultaneamente, criar “fluxos bem localizados” e apresentar “atalhos globais”, via vértices de baixo

grau conectados a *hubs*.

Dentre as contribuições originais dessa tese podem ser elencadas:

- Conceito de RCBT;
- Modificação de um índice topológico tradicional, o grau de um vértice, para considerar uma componente espacial explícita: contribuição operacional, referente ao cálculo de uma grandeza;
- Nova solução referente ao cálculo da distância para o modelo gravitacional, ampliando sua aplicabilidade na escala intraurbana;
- Ajuste gravitacional e padrões de circulação para a RMRJ;
- Construção de uma RC de mobilidade com base em dados reais para a RMRJ;
- Análise de três das assinaturas de Sistemas Complexos na abordagem de RC, obtidas simultaneamente em uma rede construída com base em dados reais;
- Visualização de índices topológicos de RC em um SIG: contribuição semântica, que possibilitou a interpretação geográfica dos resultados topológicos.

6.1 Produção científica relacionada ao doutorado

Santos *et al.* (2009) trouxeram um modelo dinâmico espacialmente explícito para epidemias de dengue em centros urbanos considerando tanto a população humana quanto a vetorial. O trabalho propôs a estrutura de três reticulados celulares interligados, e o contágio é efetuado de acordo com uma probabilidade definida por dois termos, ambos relacionando o reticulados dos humanos e dos mosquitos: um de interação local (vizinhança de Moore), e um termo global (ou seja, dependente apenas do tempo). Tal termo modelava a movimentação dos humanos pela região, todavia, por uma abordagem de campo médio, com distribuição aleatória uniforme. Tal simplificação permitia, por exemplo, que, com probabilidade não nula, um único humano infectado transmitisse o vírus a mosquitos de todas as células do reticulado em um único passo de tempo. Este trabalho exemplificou a necessidade de estruturas de mobilidade mais realistas para aplicações em modelagem epidemiológica (SANTOS *et al.*, 2009).

Góes-Neto *et al.* (2010) e Andrade *et al.* (2011) apresentaram os primeiros passos do algoritmo TERA (*Threshold Edge Removal Algorithm*). Voltadas a uma análise de agrupamento de dados genômicos, Redes Complexas foram construídas de acordo com a distância genética, uma medida de penalização por não alinhamento das sequências. Duas sequências foram conectadas se, e somente se, a distância genética fosse menor ou igual a um valor limiar (GÓES-NETO *et al.*, 2010; ANDRADE *et al.*, 2011).

Santos e Monteiro (2011) publicaram uma revisão bibliográfica dos modelos computacionais espacialmente explícitos para a dengue. O trabalho mostrou a demanda não por novos modelos, mas por novos mecanismos que pudessem ser utilizados em diferentes modelos, como mecanismos para tratar a questão da mobilidade das populações (SANTOS; MONTEIRO, 2011) .

Santos *et al.* (2011) aplicaram a vizinhança via Espaço de Atividades para estender a abordagem baseada em contigüidade - correspondente à vizinhança residencial - para considerar também a vizinhança por atividades de trabalho e/ou lazer. Contudo, sorteio aleatório com distribuição uniforme foi a forma encontrada para compor o conjunto de células do EA: não foi aplicada nenhuma estratégia de utilização de dados empíricos (SANTOS *et al.*, 2011).

Santos e Monteiro (2012) construíram Redes Complexas de movimentação de indivíduos com base em dados de Origem-Destino, e mostrou as lacunas da abordagem tradicional de Redes Complexas, ao desconsiderar a localização espacial dos vértices na análise das propriedades topológicas (SANTOS; MONTEIRO, 2012).

Santos e Monteiro (2013), por sua vez, mostraram que para uma faixa de valores limiares de fluxo a Rede Complexa construída com base nos dados de Origem-Destino da Região Metropolitana do Rio de Janeiro exibiam estatisticamente efeito de pequeno mundo (SANTOS; MONTEIRO, 2013).

Ainda em 2013, no III Workshop de Modelagem Matemática Aplicada ao Controle da dengue no Brasil, (SANTOS *et al.*, 2013) expuseram os resultados do trabalho intitulado "Redes Complexas de mobilidade urbana: caracterização topológica-espacial e aplicações em modelagem epidemiológica - o caso da dengue na região metropolitana do Rio de Janeiro".

Lima *et al.* (2013) anunciaram o desenvolvimento do DengueME, uma plataforma aberta colaborativa para modelagem e simulação da dinâmica de populações do

vetor e da propagação da epidemia de dengue. Tal plataforma tem como um de seus módulos o esquema de mobilidade dos humanos (LIMA et al., 2013).

A presente tese, seguindo a linha de trabalhos construída por publicações desde 2009, é relacionada ao provimento de uma estratégia para incorporar em modelos espacialmente explícitos padrões empíricos de movimentação das pessoas no território, e tal incorporação demandava o desenvolvimento de uma nova forma de tratar Redes Complexas, indissociando da análise topológica das redes a localização espacial dos vértices e a dependência espacial para a construção das arestas - ou seja, utilizando **Redes Complexas de Base Territorializada**.

6.2 Perspectivas

Diversas são as possibilidades que a criação e aplicação do conceito de Redes Complexas de Base Territorializada traz.

A deformação de um índice topológico para considerar explicitamente uma componente espacial pode ser aplicada a outros índices. Será importante, também, confrontar os resultados em relação a dados reais com os referentes a uma distribuição espacial aleatória dos vértices, uma “RCBT equivalente”.

O ajuste gravitacional e as RCBTs de mobilidade podem ser aplicados a dados de Origem-Destino de outras cidades, e para diferentes anos da pesquisa OD. Assim será possível comparar os resultados para diferentes cidades no espaço e para uma mesma cidade em diferentes épocas. Para tal comparação, será indispensável um melhor suporte estatístico à estimação dos parâmetros do modelo gravitacional.

O dado de OD é um dado rico em informações que precisam ser melhor exploradas em trabalhos futuros. Por exemplo, o resgate do instante de início e fim das viagens e a consideração em separado das viagens efetuadas em veículos particulares e coletivos.

Para auxiliar na investigação comparativa entre os modos de transporte, pode ser construída uma RCBT para cada modo, e confrontados os resultados da análise geográfica da caracterização topológica.

A teoria dos Processos de Chegada, típicos de processos estocásticos, também pode ser utilizada para modelar dados de OD. A modelagem markoviana pode ser um instrumento auxiliar à modelagem gravitacional, principalmente no intuito de inserir uma componente dinâmica ao modelo.

Dados de telefonia celular também podem ser utilizados para a análise de padrões de circulação e construção de Redes Complexas de Base Territorializada referentes a mobilidade humana. Tal uso representa uma das perspectivas do trabalho, confrontando os resultados para os diferentes tipos de dados.

Apesar de, em toda a tese, o foco ter sido em processos de transmissão, especificamente em epidemiologia, as aplicações de RCBT não se restringem a tal área.

Em biologia, na análise filogenética, as RCBTs podem ser usadas com contribuição a estudos de filogeografia, analisando a relação entre diferentes organismos com base em interpretações geográficas das distâncias genéticas (GÓES-NETO *et al.*, 2010; ANDRADE *et al.*, 2011; CARVALHO *et al.*, 2013).

Em hidrologia, pode-se aplicar o conceito para analisar redes de drenagem com uma perspectiva topológica de base geográfica, não dissociando as propriedades topológicas das redes das características geográficas das bacias hidrográficas correspondentes a cada trecho.

Dados de mobilidade, como os tratados na tese, podem ser utilizados em outras pesquisas, como em Desastres Naturais, avaliando o impacto de inundações nos deslocamentos diários dos habitantes de uma cidade.

Um importante próximo passo da pesquisa é um estudo de caso do acoplamento do modelo gravitacional ajustado e da identificação das principais rotas para os diferentes modos de transporte, a um modelo epidemiológico.

Inicialmente, pode ser utilizado um modelo bastante simples, como o apresentado em Santos *et al.* (2011), modelo compartimental probabilístico baseado em agentes em um espaço celular. Um importante passo posterior é o estudo de caso em um modelo de maior porte (LIMA *et al.*, 2013).

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ANDRADE, R.; ROCHA-NETO, I. C.; SANTOS, L. B. L.; SANTANA, C. N.; DINIZ, M. V. C.; AO, T. P. L.; GOÉS-NETO, A.; PINHO, S. T. R.; EL-HANI, C. N. Detecting network communities: An application to phylogenetic analysis. **PLoS Comput Biol**, v. 7, n. 5, p. e1001131, 2011. 43, 69, 71
- ANDRADE, R. F. S.; HERRMANN, H. J. Magnetic models on apollonian networks. **Phys. Rev. E**, v. 71, p. 056131, 2004. 51
- APOLLONI, A.; POLETTI, C.; COLIZZA, V. Age-specific contacts and travel patterns in the spatial spread of 2009 h1n1 influenza pandemic. **BMC Infectious Diseases**, v. 13, p. 176, 2013. 4
- BALCAN, D.; COLIZZA, V.; GONCALVES, B.; HUD, H.; RAMASCOB, J. J.; VESPIGNANIA, A. Multiscale mobility networks and the spatial spreading of infectious diseases. **PNAS**, v. 106, n. 51, p. 21487, 2009. 4
- BARABASI, A. L.; ALBERT, R. Emergence of scaling in random networks. **Science**, v. 286, p. 509–512, 1999. 16
- BARABASI, A. L.; OLTVAI, Z. N. Network biology: understanding the cell's functional organization. **BioSystems**, v. 5, n. 2, p. 1019–113, 2004. 50
- BARAT, A.; CATTUTO, C. Empirical temporal networks of face-to-face human interactions. **Eur. Phys. J. Special Topics**, v. 222, p. 1295–1309, 2013. 1, 4
- BARCELLOS, C. Mudanças climáticas e ambientais e as doenças infecciosas: cenários e incertezas para o brasil. **Epidemiol. Serv. Saúde**, v. 18, n. 3, p. 285–304, 2009. 2
- BARRETT, C. L. Transims: Transportation analysis simulation system. **Los Alamos National Laboratory**, v. 1725, 2000. 4
- BARRIOS, J. M.; VERSTRAETEN, W. W.; MAES, P.; AERTS, J. M.; FARIFTEH, J.; COPPIN, P. Using the gravity model to estimate the spatial spread of vector-borne diseases. **Int. J. Environ. Res. Public Health**, v. 9, p. 4346–4364, 2012. 33
- BARTHELEMY, M. Spatial networks. **Physics Reports** 499:1-101, v. 499, p. 1–101, 2011. 17

- BELIK, V.; GEISEL, T.; BROCKMANN, D. Natural human mobility patterns and spatial spread of infectious diseases. **Physical Review X**, v. 1, p. 011001, 2011. 4
- BESSA, A. D.; SANTOS, L. B. L.; MARTINEZ, L. P. N. R.; COSTA, M. C.; CARDOSO, P. G. S. **Introdução às redes complexas**. 2009. Disponível em: <<http://wiki.dpi.inpe.br/doku.php?id=ser301-2011:wikileonardosantos>>. Acesso em: 03 de março de 2014. 1, 15
- BROECK, W. V.; GIOANNINI, C.; GONCALVES, B.; QUAGGIOTTO, M.; COLIZZA, V.; VESPIGNANI, A. The gleamviz computational tool, a publicly available software to explore realistic epidemic spreading scenarios at the global scale. **BMC Infectious Diseases**, v. 11, n. 37, 2011. 2
- BULIUNG, R.; ROORDA, M. J.; REMMEL, T. K. Exploring spatial variety in patterns of activity-travel behaviour: initial results from the toronto travel-activity panel survey (ttaps). **Transportation**, v. 35, p. 697–722, 2008. 6, 27
- CARNEIRO, T. G. S.; ANDRADE, P. R.; CÂMARA, G.; MONTEIRO, A. M. V.; PEREIRA, R. R. An extensible toolbox for modeling nature-society interactions. **Environmental Modelling & Software**, v. 46, p. 104–117, 2013. 9, 37
- CARVALHO, L. M.; SANTOS, L. B. L.; FARIA, N. R.; SILVEIRA, W. C. Phylogeography of foot-and-mouth disease virus serotype o in ecuador. **Infection, Genetics and Evolution (Print)**, v. 13, p. 76–88, 2013. 71
- CHOWELL, G.; HYMAN, J. M.; EUBANK, S.; CHAVEZ, C. C. Scaling laws for the movement of people between locations in a large city. **Phys. Rev. E**, v. 68, p. 066102, 2005. 4, 5, 39
- CLAUSET, A.; SHALIZI, C. R.; NEWMAN, M. Power-law distributions in empirical data. **SIAM Review**, v. 51, n. 4, p. 661–703, 2009. 39
- CODEÇO, C. T.; COELHO, F. C. Redes: um olhar sistêmico para a epidemiologia de doenças transmissíveis. **Ciência e Saúde Coletiva**, v. 13, p. 1767–1774, 2008. 3
- COELHO, F. C.; CRUZ, O. G.; CODEÇO, C. T. Epigrass: a tool to study disease spread in complex networks. **Source Code for Biology and Medicine**, v. 3, p. 1–10, 2008. 36
- COHEN, R.; HAVLIN, S. **Complex networks: structure, robustness and function**. United Kingdom: Cambridge Univ Pr, 2010. ISBN: 9780521841566. 2, 4, 5, 14, 17, 39, 40, 43, 46, 49

COLIZZA, V.; BARRAT, A.; BARTHELEMY, M.; VESPIGNANI, A. The modeling of global epidemics: Stochastic dynamics and predictability. **Bulletin of Mathematical Biology**, v. 68, p. 1893–1921, 2006. 2

COLIZZA, V.; BARTHELEMY, M.; BARRAT, A.; VESPIGNANI, A. Epidemic modeling in complex realities. **C. R. Biologies**, v. 330, p. 364374, 2007. 1, 2

COSNER, C. The effects of human movement on the persistence of vector-borne diseases. **J Theor Biol**, v. 258, p. 550–560, 2009. 4

CUI, A. **Bus passenger origin-destination matrix estimation using automated data collection systems**. 134 p. Dissertação de Mestrado — Department of Civil and Environmental Engineering, Massachusetts Institute of Technology, 2006. 4, 5

DANON, L.; HOUSE, T. A.; READ, J. M.; KEELING, M. J. Social encounter networks: collective properties and disease transmission. **J. R. Soc. Interface**, v. 9, p. 2826–2833, 2012. 1, 4

DUARTE, F. **Introdução a mobilidade urbana**. São Paulo: Editora Juruá, 2007. ISBN-13: 9788536216737. 5

EGGO, R. M.; CAUCHEMEZ, S.; FERGUSON, N. M. Spatial dynamics of the 1918 influenza pandemic in england, wales and the united states. **J. R. Soc. Interface**, v. 8, p. 233–243, 2011. 27

ERDÖS, P.; RÉNYI, A. On random graphs. **Publicationes Mathematicae**, v. 6, p. 290–297, 1959. 16

ESTRADA, E. Epidemic spreading induced by diversity of agents mobility. **Physical Review E**, v. 84, p. 036110, 2012. 2

GARRISON, W. Connectivity of the interstate highway system. **Papers of the Regional Science Association**, 1960. 3

GIBSON, C. C.; OSTROM, E.; AHN, T. K. The concept of scale and the human dimensions of global change: a survey. **Ecological Economics**, v. 32, n. 2, p. 217–239, 2000. 2

GÓES-NETO, A.; DINIZ, M. V.; SANTOS, L. B. L.; PINHO, S. T.; MIRANDA, J. G.; LOBAO, T. P.; BORGES, E. P.; EL-HANI, C. N.; ANDRADE, R. F. Comparative protein analysis of the chitin metabolic pathway in extant organisms: A complex network approach. **BioSystems**, v. 101, p. 59–66, 2010. 43, 69, 71

- GONZALEZ, M. C.; HIDALGO, C. A.; BARABÁSI, A. L. Understanding individual human mobility patterns. **Nature**, v. 453, n. 5, 2008. 4, 28
- GOOGLE. **Documentação da API distancematrix**. 2013. Disponível em: <<https://developers.google.com/maps/documentation/distancematrix/?hl=pt-br>>. Acesso em: 07 de setembro de 2013. 28
- GRAY, C.; MUELLER., V. Natural disasters and population mobility in bangladesh. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, 2012. Doi: 10.1073/pnas.1115944109. 4
- GRIBKOVSKAIA, I. The bridges of konisberg – a historical perspective. **Special Issue: Dedicated to Leonhard Euler**, v. 49, n. 3, p. 199–203, 2007. xv, 15
- GUBLER, D. J. Cities spawn epidemic dengue viruses. **Nature Medicine**, v. 10, n. 2, p. 129–130, 2004. 4
- GUO, D.; ZHU, X.; JIN, H.; GAO, P.; ANDRIS, C. Discovering spatial patterns in origin-destination mobility data. **Transactions in GIS**, v. 16, n. 3, p. 411–429, 2012. 4
- HAYASHI, Y. A review of recent studies of geographical scale-free networks. **IPSJ Digital Courier**, v. 2, p. 155–164, 2006. 3, 17
- HAYNES, K. E.; FOTHERINGHAM, A. S. **Gravity and Spatial Interaction Models**. Sage-Publications: Editora Juruá, 1984. 4, 5, 28
- HAYNES, R. M. Application of exponential distance decay to human and animal activities. **Human Geography**, v. 56, n. 2, p. 90–104, 1974. 5, 27
- HOLLINGSWORTH, T. D.; FERGUSON, N. M.; ANDERSON, R. M. Frequent travelers and rate of spread of epidemics. **Emerging Infect Dis**, v. 13, p. 1288–1294, 2007. 6, 27
- HONORIO, N. A.; NOGUEIRA, R. M. R.; CODECO, C. T.; CARVALHO, M. S.; CRUZ, O. G.; MAGALHÃES, M. A. F. M.; ARAÚJO, J. M. G.; ARAÚJO, E. S. M.; GOMES, M. Q.; PINHEIRO, L. S.; PINEL, C. S.; OLIVEIRA, R. L. Spatial evaluation and modeling of dengue seroprevalence and vector density in rio de janeiro, brazil. **PLOS Neglected Tropical Diseases**, v. 3, n. 11, p. e545, 2009. 4
- INPE. **TerraView**. 2010. Disponível em: <www.dpi.inpe.br/terraview>. Acesso em: 14 de março de 2014. 42

- KANSKY, K. Structure of transportation networks. **Department of Geography Research**, v. 84, 1963. 3
- KEELING, M. J. Models of foot-and-mouth disease. **Proc. R. Soc. B**, v. 272, p. 11951202, 2005. 2
- KUBY, M.; TIERNEY, S.; ROBERTS, T.; UPCHURCH, C. A comparison of geographic information systems, complex networks, and other models for analyzing transportation network topologies. **NASA/CR**, v. 213522, 2005. 3, 17
- LEVIN, S. A. The problem of pattern and scale in ecology. **Ecology**, v. 73, p. 1943–1967, 1992. 2
- LIMA, T. F. M.; CARNEIRO, T. G. S.; LANA, R. M.; CODEÇO, C. T.; MARETTO, R. V.; MEDEIROS, L. C. C.; SILVA, L. G.; SANTOS, L. B. L.; REIS, I. C. d.; COELHO, F. C.; MONTEIRO, A. M. V. Developing a framework for modeling and simulating aedes aegypti and dengue fever dynamics. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE GEOINFORMÁTICA (GEOINFO), 24-27 nov. 2013, Campos do Jordão. **Anais...** São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), 2013. p. 5. ISSN 2179-4820. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/mtc-m18/2013/12.10.18.37>>. Acesso em: 02 fev. 2014. 9, 37, 70, 71
- LIU, J.; YANG, B.; CHEUNG, W. K.; YANG, G. Malaria transmission modelling: a network perspective. **Infectious Diseases of poverty**, v. 1, n. 11, 2012. 4
- LLOYD, A.L. AND VALEIKA, S. **Network Models in Epidemiology: An Overview**. 2007. Disponível em: <http://www4.ncsu.edu/~alloyd/pdf_files/network_preprint.pdf>. Acesso em: 27 de fevereiro de 2014. 1
- LOWE, J. M.; SEN, A. Gravity model applications in health planning: Analyses of an urban hospital market. **Journal of Regional Science**, v. 36, p. 437, 1996. 4, 5, 28
- MARI, L.; BERTUZZO, E.; RIGHETTO, L.; CASAGRANDE, R.; GATTO, M.; ITURBE, I. R.; RINALDO, A. Modelling cholera epidemics: the role of waterways, human mobility and sanitation. **J. R. Soc. Interface**, v. 9, n. 67, p. 376–388, 2012. 4, 27
- MARTENS, P.; HALL, L. Malaria on the move: human population movement and malaria transmission. **Emerging Infect Dis**, v. 6, p. 103–109, 2000. 6, 27

- MASSAD, E.; MENEZES, R. X.; SILVEIRA, P. S. P.; ORTEGA, N. R. S. **Métodos quantitativos em medicina**. [S.l.]: Editora Manole, 2004. ISBN: 8520414125. 1, 36
- MAY, R. M. **Stability and Complexity in Model Ecosystems**. Princeton, NJ, USA: Princeton University Press, 1972. 2
- MEDEIROS, L. C. D.; CASTILHO, C. A. R.; BRAGA, C.; SOUZA, W. V.; REGIS, L.; MONTEIRO, A. M. V. Modeling the dynamic transmission of dengue fever: Investigating disease persistence. **PLOS Neglected Tropical Diseases**, v. 5, n. 1, 2011. 4, 36
- MEDRONHO, R. A. Dengue e o ambiente urbano. **Rev. bras. epidemiol.**, v. 9, n. 2, p. 159–161, 2006. 4
- MILGRAN, S. The small word problem. **Psychology today**, v. 1, p. 61–67, 1967. 16
- MILLER, H. J. Activities in space and time. In: **Handbook of Transport Geography and Spatial Systems**. [S.l.]: Elsevier Science, 2004. p. 647–660. 27
- MONTIS, A.; BARTHELEMY, M.; CHESSA, A.; VESPIGNANI, A. The structure of inter-urban traffic: a weighted network analysis. **Env. Plann. J. B.**, v. 34, p. 905–924, 2007. 5, 39, 40, 41
- MOSSONG, J.; HENS, N.; JIT, M.; BEUTELS, P.; AURANEN, K.; MIKOLAJCZYK, R.; MASSARI, M.; SALMASO, S.; TOMBA G. S. WALLINGA, J.; HEIJNE, J.; TODYS, M. S.; ROSINSKA, M.; EDMUNDS, W. J. Social contacts and mixing patterns relevant to the spread of infectious diseases. **PLoS Med**, v. 5, n. 3, p. e74, 2008. 2, 4
- NETTO, P. O. B. **Grafos: Teoria, Modelos, Algoritmos**. São Paulo: Editora Edgard Blücher, 2001. 1, 11, 14
- NEWMAN, M. E. J. The structure and function of complex networks. **SIAM Review**, v. 45, p. 167–256, 2003. 2, 4, 5, 14, 17, 39, 40, 43, 46, 49
- NEWMAN, M. E. J.; BARABÁSI, A. L.; WATTS, D. J. **The Structure and Dynamics of Networks**. [S.l.]: Princeton Studies in Complexity, 2006. ISBN-10: 0691113572. xv, 2, 4, 5, 14, 15, 17, 39, 40, 43, 46, 49

- NYSTUEN, J.; DACEY, M. A graph theory interpretation of nodal regions. **Papers and Proceedings of the Regional Science Association**, v. 7, p. 29–42, 1961. 3
- PATUAELLI, R.; REGGIANI, A.; GORMAN, S. P.; NIJKAMP, P.; BADE, F. J. Network analysis of commuting flows: A comparative static approach to german data. **Networks and Spatial Economics**, v. 7, n. 4, p. 315–331, 2007. 2, 66
- PEREIRA, R. H. M.; HERRERO, V. Mobilidade pendular: Uma proposta teórico-metodológica. **Discussion Papers**, v. 1395, p. 7–26, 2009. 34
- PERO, V AND MIHESSEN, V. **Mobilidade Urbana e Pobreza no Rio de Janeiro**. 2012. Disponível em: <http://www.ie.ufrj.br/images/pesquisa/pesquisa/textos_sem_peq/texto2105.pdf>. Acesso em: 08 de setembro de 2013. 2
- PORTALGEORIO. 2014. Disponível em: <<http://portalgeo.rio.rj.gov.br>>. Acesso em: 07 de fevereiro de 2014. 53
- PROTHERO, R. M. Disease and mobility: a neglected factor in epidemiology. **Int J Epidemiol**, v. 6, p. 259–267, 1977. 3
- PUANGSUN, S.; PATANARAPEELERT, K. An sir epidemic model with gravity in patchy environment: Analyses for two patches system. **Sci. Tech. J.**, v. 12, n. 2, p. 127–133, 2012. 33
- REIS, E. A.; SANTOS, L. B. L.; PINHO, S. T. R. A cellular automata model for avascular solid tumor growth under the effect of therapy. **Physica. A (Print)**, v. 388, p. 1303–1314, 2009. 1
- RÉKA, A.; BARABASI, A. L. Statistical mechanics of complex networks. **Rev. Mod. Phys.**, v. 74, p. 47–97, 2002. 2, 4, 5, 14, 17, 39, 40, 43, 46, 49
- ROSIM, S. **Estrutura baseada em grafos para representação unificada de fluxos locais para modelagem hidrológica distribuída**. 114 p. Tese (Doutorado em Computação Aplicada) — Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2008. 8
- SANTOS, L. B. L. **Redes Complexas de Base Territorializada**. 43 p. Qualificação de Doutorado em Computação Aplicada — Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2012. 17

SANTOS, L. B. L.; C., C. M.; PINHO, S. T.; ANDRADE, R. F.; BARRETO, F. R.; TEIXEIRA, M. G.; BARRETO, M. L. Periodic forcing in a three-level cellular automata model for a vector-transmitted disease. **Physical Review. E**, v. 80, p. 016102, 2009. 36, 68

SANTOS, L. B. L.; COELHO, F. C.; MONTEIRO, A. M. V. Estimativas de deslocamentos populacionais em escala intra-urbana com aplicação para a modelagem computacional da dinâmica de doenças de transmissão vetorial em cidades: O caso da dengue. **PRONEX**, 2013. Disponível em <http://claudia-codeco.github.io/pronex/cadernoderesumos.pdf>. 69

SANTOS, L. B. L.; MARETTO, R. V.; MEDEIROS, L. C. C.; FEITOSA, F. F.; MONTEIRO, A. M. V. A susceptible-infected model for exploring the effects of neighborhood structures on epidemic processes a segregation analysis. In: **Proceedings of XII Brazilian Symposium on GeoInformatics**. Campos do Jordão, Brasil: GEOINFO, 2011. p. 12. 6, 36, 69

SANTOS, L. B. L.; MONTEIRO, A. M. V. Uso e aplicação de modelagem computacional espacialmente explícita de processos epidêmicos: o exemplo da dengue. **Anais do WorCAP**, p. 4, 2011. 69

_____. Análises topológicas e interpretações geográficas de redes complexas de mobilidade urbana - o caso da região metropolitana do rio de janeiro. **Anais do WorCAP**, p. 4, 2012. 69

_____. The small world effect on the rio de janeiro's mobility complex network. **Anais do WorCAP**, 2013. 69

SANTOS, S. M.; BARCELLOS, C. **Abordagens espaciais na saúde pública. Série Capacitação e Atualização em Geoprocessamento em Saúde**. [S.l.]: Graduate Texts in Mathematics. Springer, 2006. 136 p. Serie B. 2

SIGNORINO, G.; PASETTO, R.; GATTO, E.; MUCCIARDI, M.; ROCCA, M.; MUDU, P. Gravity models to classify commuting vs. resident workers. an application to the analysis of residential risk in a contaminated area. **International Journal of Health Geographics**, v. 10, n. 11, p. 1–10, 2011. 5, 27

SILVA, S. L. Epidemic spreading in a scale-free network of regular lattices. **Physica A**, v. 377, p. 689–697, 2007. 36

SIMINI, F.; GONZALEZ, M. C.; MARITAN, A.; BARABÁSI, A. L. A universal model for mobility and migration patterns. **Nature**, 2012. 4

SMITH, T. S. Inverse distance variations for the flow of crime in urban areas. **Social Forces**, v. 54, n. 4, p. 802–815, 1976. 5, 27

SOH, H.; LIMA, S.; ZHANGA, T.; FUA, X.; LEEA, G. K. K.; HUNGA, T. G. G.; SILVESTER, P. D.; WONGB, P. L. Weighted complex network analysis of travel routes on the singapore public transportation system. **Physica A**, v. 389, p. 5852–5863, 2010. 5, 39, 40

SOUSA, P. A. M. **Efeito Estruturante das Redes de Transporte no Território**. 313 p. Tese em Geografia — Universidade de Lisboa, Lisboa, 2010. 3

SOUZA, D. **Estimação sintética de matrizes origem/destino a partir de contagens volumétricas em áreas com controle do tráfego em tempo real com o auxílio do queensod**. 120 p. Dissertação de Mestrado em engenharia de transportes — Department of Civil and Environmental Engineering, Universidade Federal do Ceará, 2006. 4, 5

STODDARD, S. T.; MORRISON, A. C.; PROKOPEC, G. M. V.; SOLDAN, V. P.; KOHEL, T. J.; KITRON, U.; ELDER, J. P.; SCOTT, T. W. The role of human movement in the transmission of vector-borne pathogens. **PLoS Negl Trop Dis**, v. 3, n. 7, p. e481, 2009. 36

SWARUP, S.; EUBANK, S. G.; MARATHE, M. V. Computational epidemiology as a challenge domain for multiagent systems. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON AUTONOMOUS AGENTS AND MULTIAGENT SYSTEMS, 4-9 maio 2014. **Anais...** Paris, France, 2014. 1, 4

TRUSCOTT, J.; FERGUSON, N. M. Evaluating the adequacy of gravity models as a description of human mobility for epidemic modelling. **PLoS Comput Biol**, v. 8, n. 10, p. e1002699, 2012. 33

VASCONCELLOS, E. A.; SCATENA, J. C. Avaliação social em transportes utilizando pesquisas de origem destino. **Revista dos Transportes Públicos**, v. 72, p. 57, 1996. 5

WATTS, D. J.; STROGATZ, S. H. Collective dynamics of “small-world” networks. **Nature**, v. 393, p. 440–442, 1998. 16, 46, 67

WOLFRAN, S. **A New Kind of Science**. USA: Wolfran Media, 2002. ISBN-13: 978-1579550080. 8

XIA, Y. Measles metapopulation dynamics: a gravity model for epidemiological coupling and dynamics. **The Am Nat**, v. 164, p. 267–281, 2004. 33

XINHAI, L. Validation of the gravity model in predicting the global spread of influenza. **Int. J. Environ. Res. Public Health**, v. 8, p. 3134–3143, 2011. 33

PUBLICAÇÕES TÉCNICO-CIENTÍFICAS EDITADAS PELO INPE

Teses e Dissertações (TDI)

Teses e Dissertações apresentadas nos Cursos de Pós-Graduação do INPE.

Manuais Técnicos (MAN)

São publicações de caráter técnico que incluem normas, procedimentos, instruções e orientações.

Notas Técnico-Científicas (NTC)

Incluem resultados preliminares de pesquisa, descrição de equipamentos, descrição e ou documentação de programas de computador, descrição de sistemas e experimentos, apresentação de testes, dados, atlas, e documentação de projetos de engenharia.

Relatórios de Pesquisa (RPQ)

Reportam resultados ou progressos de pesquisas tanto de natureza técnica quanto científica, cujo nível seja compatível com o de uma publicação em periódico nacional ou internacional.

Propostas e Relatórios de Projetos (PRP)

São propostas de projetos técnico-científicos e relatórios de acompanhamento de projetos, atividades e convênios.

Publicações Didáticas (PUD)

Incluem apostilas, notas de aula e manuais didáticos.

Publicações Seriadas

São os seriados técnico-científicos: boletins, periódicos, anuários e anais de eventos (simpósios e congressos). Contam destas publicações o Internacional Standard Serial Number (ISSN), que é um código único e definitivo para identificação de títulos de seriados.

Programas de Computador (PDC)

São a seqüência de instruções ou códigos, expressos em uma linguagem de programação compilada ou interpretada, a ser executada por um computador para alcançar um determinado objetivo. Aceitam-se tanto programas fonte quanto os executáveis.

Pré-publicações (PRE)

Todos os artigos publicados em periódicos, anais e como capítulos de livros.