

Ministério da Saúde

FIOCRUZ

Fundação Oswaldo Cruz



ESCOLA NACIONAL DE SAÚDE PÚBLICA
SERGIO AROUCA
ENSP

“Análise Espacial e Temporal da Dengue no Contexto Sócio-Ambiental do Município do Rio de Janeiro, 1996-2006”

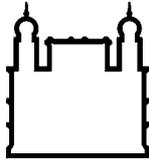
por

Tatiana Rodrigues de Araujo Teixeira

Dissertação apresentada com vistas à obtenção do título de Mestre em Ciências na área de Saúde Pública.

Orientador: Prof. Dr. Oswaldo Gonçalves Cruz

Rio de Janeiro, junho de 2009.



Ministério da Saúde

FIOCRUZ

Fundação Oswaldo Cruz



ESCOLA NACIONAL DE SAÚDE PÚBLICA
SERGIO AROUCA
ENSP

Esta dissertação, intitulada

***“Análise Espacial e Temporal da Dengue no Contexto Sócio-Ambiental
do Município do Rio de Janeiro, 1996-2006”***

apresentada por

Tatiana Rodrigues de Araujo Teixeira

foi avaliada pela Banca Examinadora composta pelos seguintes membros:

Prof. Dr. Roberto de Andrade Medronho

Prof. Dr. Reinaldo Souza dos Santos

Prof. Dr. Oswaldo Gonçalves Cruz – Orientador

Catálogo na fonte

Instituto de Comunicação e Informação Científica e Tecnológica
Biblioteca de Saúde Pública

T266 Teixeira, Tatiana Rodrigues de Araujo
Análise espacial e temporal da dengue no contexto sócio-ambiental
do Município do Rio de Janeiro, 1996-2006. / Tatiana Rodrigues de
Araujo Teixeira. Rio de Janeiro: s.n., 2009.
129 f., tab., graf., mapas

Orientador: Cruz, Oswaldo Gonçalves
Dissertação (mestrado) – Escola Nacional de Saúde Pública Sergio
Arouca, Rio de Janeiro, 2009

1. Dengue - epidemiologia. 2. Conglomerados Espaço-Temporais. 3.
Meio Ambiente. I. Título.

CDD - 22.ed. – 614.5710981

VERDADE

A porta da verdade estava aberta,
mas só deixava passar
meia pessoa de cada vez.

Assim não era possível atingir toda a verdade,
porque a meia pessoa que entrava
só trazia o perfil de meia verdade.
E sua segunda metade
voltava igualmente com meio perfil.
E os meios perfis não coincidiam.

Arrebentaram a porta. Derrubaram a porta.
Chegaram ao lugar luminoso
onde a verdade esplendia seus fogos.
Era dividida em metades
diferentes uma da outra.

Chegou-se a discutir qual a metade mais bela.
Nenhuma das duas era totalmente bela.
E carecia optar. Cada um optou conforme
seu capricho, sua ilusão, sua miopia.

Carlos Drummond de Andrade

Agradecimentos

À Deus, pela vida.

Ao meu amado pai Carlos Augusto, por ser meu melhor amigo.

Ao Michell, por seu amor e companheirismo incondicionais.

À minha querida avó Dalva, por sua extrema dedicação diária a mim.

À minha família, por ser minha base de incentivo e suporte.

Ao Prof. Dr. Oswaldo Gonçalves Cruz, por sua orientação, ensinamentos e apoio.

Ao Prof. Delson da Silva e ao Prof. Dr. Roberto de Andrade Medronho, por despertarem em mim o amor pela Epidemiologia, e pelo incentivo e amizade:
minha eterna admiração.

À Cecília Nicolai e à toda a equipe da Gerência de Vigilância Epidemiológica da Secretaria Municipal de Saúde do Rio de Janeiro, por todo o aprendizado que me proporcionaram em minha Residência de Saúde Coletiva, e pela gentil cessão dos dados para este estudo.

Resumo

Este estudo seguiu desenho ecológico analítico e teve por objetivo analisar a distribuição espacial e temporal da dengue no município do Rio de Janeiro, investigando possíveis associações entre a incidência de dengue e os níveis médios de exposição a variáveis ambientais, sócio-demográficas e à infestação pelo vetor. A dengue é uma doença reemergente, e constitui hoje a mais importante doença viral humana transmitida por mosquito. No Brasil, o vetor encontrou, desde sua reintrodução em 1976, condições muito favoráveis à sua dispersão, como o acelerado processo de urbanização e de crescimento populacional, aliados à ineficiência dos programas de controle do vetor. Ocorreram sete epidemias de dengue no município do Rio de Janeiro: 1986/1987, 1990/1991, 1995, 1998, 2001/2002, 2006 e 2007/2008. Neste estudo, elaborou-se a série temporal e analisou-se a distribuição espacial do agravo no município, no período de 1996 a 2006. O universo amostral foi representado pelos casos de dengue notificados e residentes no município do Rio de Janeiro durante o período citado, dados secundários compilados através do Sistema de Informação de Agravos de Notificação (SINAN). Utilizou-se o indicador taxa de incidência por 100.000 habitantes. Foram exploradas as seguintes variáveis: Índice Pluviométrico, Índice de Breteau (para *Aedes aegypti* e *Aedes albopictus*), Índice de Gini, e o indicador sintético IDS (Índice de Desenvolvimento Social). Foram criados mapas temáticos, com a utilização do estimador de intensidade Kernel para alisamento espacial. Foi mensurada a autocorrelação espacial da dengue entre bairros vizinhos, por meio dos Índices Global e Local de Moran. Na etapa de modelagem espacial, foram utilizados o modelo linear generalizado de família gaussiana e o modelo espacial global CAR (*Conditional Auto Regressive*). Foi encontrada autocorrelação espacial positiva pelo Moran Global, e identificados alguns *clusters* através da análise gráfica do Moran Local. O modelo GLM final apresentou associação direta entre a incidência de dengue e: a pluviosidade; o *time-lag* de um mês para pluviosidade; o Índice de Gini e o IB para *Aedes albopictus*; e associação inversa com o IB para *Aedes aegypti*. Foi encontrada ainda associação direta para os meses fevereiro, março, abril e maio; e inversa para outubro e novembro. Nos modelos CAR, realizados para cada mês isoladamente, foram encontradas associações diretas com a pluviosidade nos meses de janeiro, março, maio e junho; com o *time-lag* de chuva no mês de julho, e com o Índice de Gini no mês de fevereiro.

Palavras-chave: Dengue. Epidemiologia. Análise Espacial. Contexto sócio-ambiental.

Abstract

This study is an ecological analysis design, aimed to examine the spatial and temporal distribution of dengue in Rio de Janeiro, in order to investigating possible associations between the incidence of dengue and the average levels of exposure to environmental and socio-demographic variables, and infestation by vector. Dengue is a reemerging disease, and nowadays is the most important human viral disease transmitted by mosquito. In Brazil, the vector has found, since its reintroduction in 1976, favorable conditions to their dispersion, and the accelerated process of urbanization and population growth combined with the inefficiency of the vector-control programs. There were seven outbreaks of dengue in Rio de Janeiro: 1986/1987, 1990/1991, 1995, 1998, 2001/2002, 2006 and 2007/2008. In this study, was created a time series and was analyzed the spatial distribution of disease in the city, during the period 1996 to 2006. The sample was represented by reported and resident cases of dengue in Rio de Janeiro, from 1996 to 2006, by neighborhood. The data was obtained from SINAN (National Surveillance System). We created an indicator of the incidence rate per 100.000 inhabitants. The following variables were employed: rain index, Breteau index (for *Aedes aegypti* and *Aedes albopictus*), Gini index, and IDS, a synthetic indicator for social development. Thematic maps were built, using the Kernel estimator of intensity for spatial smoothing. The spatial autocorrelation of dengue between neighbors was calculated by the global and the local Moran Index. For modeling, we used the generalized linear model and the spatial model CAR (Conditional Auto Regressive). It was found positive spatial autocorrelation by Moran Global, and some clusters were identified by graphical analysis of the Local Moran. The final GLM model pointed out direct association between the incidence of dengue and rainfall; the time-lag of a month for rainfall; the Gini index for *Aedes albopictus* IB, and also an inverse association was found for the *Aedes aegypti* IB. Direct association was observed also for the months February, March, April and May, and inverse association for October and November. CAR spatial models were conducted separately for each month. We found direct association with the rainfall in January, March, May and June; with the time-lag of rainfall in July, and with the Gini index in February.

Keywords: Dengue. Epidemiology. Spatial analysis. Socio-environmental context.

Sumário

1	INTRODUÇÃO	1
1.1	Dengue	1
1.2	Evolução da Dengue no Brasil e no Estado do Rio de Janeiro	1
1.3	O Vetor	5
1.4	A Manutenção da Endemia	7
2	JUSTIFICATIVA	9
3	OBJETIVOS	10
3.1	Objetivo Geral	10
3.2	Objetivos Específicos	10
4	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA SOBRE OS MÉTODOS DE ANÁLISE	11
4.1	Estudos Ecológicos	11
4.2	Análise Espacial	12
4.3	A Autocorrelação Espacial	14
4.4	Métodos de suavização espacial	18
4.4.1	Kernel	19
4.5	Séries Temporais	22
4.6	Interpolação Geoestatística - Krigagem	25
4.7	Modelagem	27
5	MATERIAIS E MÉTODOS	30
5.1	Desenho do Estudo	30
5.2	Região Estudada	30
5.3	Dados	35
5.3.1	Casos Notificados de Dengue	35
5.3.2	Dados Censitários e Estimativas Populacionais	36
5.3.3	Variável Desfecho: Taxa de Incidência de Dengue (log)	37
5.3.4	Variáveis Independentes	38
5.4	Metodologia de Análise	44
5.4.1	Análise Espacial	44
5.4.2	Análise de dados por área – Autocorrelação Global e Local	46
5.4.3	Aplicação de Técnicas de Alisamento Espacial	48
5.4.4	Série Temporal	49
5.4.5	Krigagem para interpolação dos dados de pluviosidade	49
5.4.6	Modelagem	50
6	RESULTADOS	53
6.1	Análise Espacial	53
6.2	Autocorrelação Espacial	57
6.3	Alisamento Espacial – Mapas de Kernel	70
6.4	Série Temporal	72
6.5	Krigagem para Interpolação da Pluviosidade	76
6.6	Seleção e Análise Exploratória das Variáveis do Modelo	78
6.7	Modelagem – GLM e CAR	91
7	DISCUSSÃO	104
8	CONCLUSÕES, LIMITAÇÕES E DESAFIOS	112
9	REFERÊNCIAS	116

Lista de Figuras

Figura 1	Bairros, Regiões Administrativas (RAs) e Áreas Programáticas (APs) do município do Rio de Janeiro	31
Figura 2	Localização dos Pluviômetros do município do Rio de Janeiro	40
Figura 3	Mapa do Município do Rio de Janeiro e matriz de vizinhança.....	45
Figura 4	Mapas do Log da Incidência de Dengue no município do Rio de Janeiro, por bairros, 1996-2006.....	54
Figura 5	Diagramas de Espalhamento de Moran, com base na comparação do log da incidência de Dengue entre bairros vizinhos, no município do Rio de Janeiro, 1996-2006	59
Figura 6	Mapas Box Map - Município do Rio de Janeiro, por bairros, 1996-2006	62
Figura 7	Mapas LISA Map - Município do Rio de Janeiro, por bairros, 1996-2006	67
Figura 8	Mapas Moran Map - Município do Rio de Janeiro, por bairros, 1996-2006	68
Figura 9	Mapas de Kernel para incidência de Dengue - Município do Rio de Janeiro, 1996 - 2006.....	71
Figura 10	Séries Temporais – Incidência de Dengue (taxa e log da taxa) no município do Rio de Janeiro, por Semana Epidemiológica e por Mês, 1996 – 2006.....	74
Figura 11	Séries Temporais – Incidência de Dengue e Pluviosidade, no município do Rio de Janeiro, por Mês, 1997 – 2006.	75
Figura 12	Mapas de Krigagem para Pluviosidade no município do Rio de Janeiro, 2006.....	77
Figura 13	Análise Exploratória da Variável Desfecho (Log da Incidência de Dengue) e das Variáveis Explicativas: Chuva, IB para <i>Aedes aegypti</i> , IB para <i>Aedes albopictus</i> , IDS e Gini	86
Figura 14	Mapas de Distribuição das Variáveis Explicativas: IB para <i>Aedes aegypti</i> , IB para <i>Aedes albopictus</i> , IDS e Gini – Município do Rio de Janeiro, 2006.....	88
Figura 15	Gráfico de Resíduos do Modelo Final GLM.....	93
Figura 16	Mapa dos Resíduos do Modelo Final GLM.	94
Figura 17	Mapas dos Resíduos do Modelo GLM, por meses - Município do Rio de Janeiro, janeiro a dezembro de 2006.	96
Figura 18	Mapas dos Resíduos dos Modelos CAR, por meses - Município do Rio de Janeiro, janeiro a dezembro de 2006.	102

Lista de Tabelas

Tabela 1	Bairros, Regiões Administrativas (RAs) e Áreas Programáticas (APs) do município do Rio de Janeiro	32
Tabela 2	Índice Global de Moran para as incidências anuais de Dengue (log), e seus níveis de significância - Município do Rio de Janeiro, 1996-2006	58
Tabela 3	Divisão dos Quadrantes para os bairros do município do Rio de Janeiro – Destaque para os pontos mais influentes, conforme o padrão de dependência espacial apresentado, 1996-2006	63
Tabela 4	<i>Clusters</i> de incidência de Dengue (Q1) encontrados no município do Rio de Janeiro, 1996-2006 (Moran Local $I_i > 0$, p-valor $< 0,05$).....	69
Tabela 5	Correlação de Pearson entre os Índices de Breteau e de Infestação Predial para <i>Aedes aegypti</i> e <i>Aedes albopictus</i> , de janeiro de 2006, no município do Rio de Janeiro	79
Tabela 6	Bairros do Rio de Janeiro com incidência média de Dengue mais elevada em 2006, nos meses de verão (janeiro, fevereiro e março), e nos demais meses.....	80
Tabela 7	Bairros com Índice de Desenvolvimento Social mais elevados e mais baixos em 2000, Rio de Janeiro	81
Tabela 8	Bairros com Índice de Gini mais elevados (maior desigualdade social) e mais baixos (menor desigualdade), em 2000, Rio de Janeiro.....	82
Tabela 9	Bairros com Índice de Breteau mais elevados e mais baixos para <i>Aedes aegypti</i> e para <i>Aedes albopictus</i> , em janeiro de 2006, Rio de Janeiro.	83
Tabela 10	Índice Global de Moran da variável desfecho e das variáveis explicativas, e seus níveis de significância - Município do Rio de Janeiro, 2006.....	90
Tabela 11	Modelos GLM de família gaussiana, 1 e 2.....	92
Tabela 12	Índice Global de Moran dos Modelos GLM, por meses, e seus níveis de significância.....	95
Tabela 13	Modelos CAR, por meses.....	99
Tabela 14	Índice Global de Moran dos Modelos CAR, por meses, e seus níveis de significância.....	101

1 Introdução

1.1 Dengue

A dengue é uma doença reemergente. Constitui hoje a mais importante doença viral humana transmitida por mosquito (Gubler, 1998). É uma arbovirose, causada por um vírus de genoma RNA, pertencente ao gênero *Flavivirus*, família Flaviviridae. A dengue apresenta quatro sorotipos (DEN-1, DEN-2, DEN-3, DEN-4). A doença é transmitida pela picada da fêmea do mosquito *Aedes aegypti*, vetor urbano de hábitos domésticos (Ibañez-Bernal *et al.*, 1997).

1.2 Evolução da Dengue no Brasil e no Estado do Rio de Janeiro

No Brasil, o vetor encontrou, desde sua reintrodução no território nacional, em 1976, condições muito favoráveis à sua dispersão, como o acelerado processo de urbanização e de crescimento populacional, aliados à ineficiência dos programas de combate ao vetor (Teixeira *et al.*, 2005; Tauil, 2001).

Segundo Osanai *et al.* (1983), a dengue reemergiu no Brasil no final de 1981, após 58 anos de ausência, oriunda da América Central e das Ilhas do Caribe. Nesse ano, os sorotipos DEN-1 e DEN-4 foram responsáveis por uma importante epidemia em Boa Vista, Roraima.

A primeira descrição de doença clinicamente semelhante à dengue, no estado, ocorrera no município de Niterói, em 1923; não houve relato de nenhum outro caso durante 63 anos, até a reintrodução do vírus em 1986 (Nogueira *et al.*, 1999; Tauil, 2001). Em 1986, a dengue reemergiu no Ceará e no Rio de Janeiro, provocando grandes epidemias nesses estados. Até o ano de 2000, todos os 26

estados brasileiros já haviam relatado casos de dengue clássica (Tauil, 2001). Desde sua reintrodução, ocorreram sete epidemias de dengue no estado do Rio de Janeiro: 1986/1987, 1990/1991, 1995, 1998 e 2001/2002, 2006 e 2007/2008.

O DEN-1 foi isolado em abril de 1986, durante um surto de doença exantemática no município de Nova Iguaçu. Além desse surto, naquele ano foram diagnosticados os primeiros casos no município do Rio de Janeiro, e então teve início a disseminação do sorotipo DEN-1 (Teixeira *et al.*, 2005). A grande circulação de pessoas na Região Metropolitana do Rio de Janeiro facilitou a rápida difusão do DEN-1, o tipo responsável pelo biênio epidêmico 1986/1987 (Nogueira *et al.*, 1999).

A introdução do sorotipo DEN-2 deu-se em abril de 1990, durante um período de alta atividade do vírus DEN-1, na cidade de Niterói. Na primeira alça do biênio epidêmico 1990/1991, houve circulação concomitante de DEN-1 e DEN-2, com predomínio do DEN-1. A partir de agosto de 1990 e até 1991, na segunda alça do biênio epidêmico, observou-se já um importante aumento da incidência de dengue, causado pelo sorotipo DEN-2 e associado ao surgimento de casos graves, como a Febre Hemorrágica da Dengue (FHC) e a Síndrome de Choque da Dengue (SCD) (Nogueira *et al.*, 1999).

Ocorreram epidemias, de menor monta, nos anos de 1995 e 1998; essas epidemias caracterizaram-se pela concomitância dos sorotipos DEN-1 e DEN-2 e pela rápida difusão do vírus para regiões do estado até então livres da doença, principalmente a Região do Médio Paraíba, e a importante área turística das Baixadas Litorâneas (Nogueira *et al.*, 1999).

O DEN-3, sorotipo mais virulento, foi isolado pela primeira vez, no Estado do Rio, no município de Nova Iguaçu, em dezembro de 2000 (Nogueira *et al.*, 2001). Em março de 2001, ocorreu a circulação conjunta dos tipos DEN-3 e DEN-2, com predomínio do último (primeira alça do biênio) (Nogueira *et al.*, 2001). A partir de dezembro do mesmo ano, porém, desencadeou-se explosiva epidemia, na segunda alça do processo. Essa foi a maior epidemia registrada no estado, com 368.460 casos, 177.919 dos quais no município do Rio de Janeiro.

No ano de 2006, o Brasil foi responsável por cerca de 85% dos casos notificados de dengue nas Américas Central e do Sul. Até a trigésima semana epidemiológica desse ano, foram registrados 234.068 casos de dengue clássica no país, com 346 manifestações de Febre Hemorrágica da Dengue (OPAS, 2006). O município do Rio de Janeiro apresentou 14.113 casos, sendo que 12.572 destes ocorreram entre janeiro e maio, com pico no mês de março. Nesse ano, a taxa de incidência total para o município foi de 240,9 casos por 100.000 habitantes (Rio de Janeiro, 2006).

Já no início de 2007, deflagrou-se nova epidemia, com 16.247 casos notificados entre janeiro e maio, e queda do número de casos a partir de junho. A partir de novembro deste mesmo ano, surgiu nova onda epidêmica, com 3.966 casos notificados nos dois últimos meses do ano. Foram totalizados 25.107 casos no ano de 2007, e observada uma incidência de 428,6 casos por 100.000 habitantes (Rio de Janeiro, 2007).

A segunda onda epidêmica do biênio, iniciada no final de 2007, eclodiu em 2008, quando o município do Rio de Janeiro viveu sua segunda maior epidemia em número de casos de dengue, e a maior em número de óbitos por Febre

Hemorrágica da Dengue, Síndrome de Choque da Dengue e Dengue com Complicações. Nesse segundo ano do biênio epidêmico, foram notificados 124.032 casos de dengue. Desse total, 113.162 casos ocorreram entre os meses de janeiro e abril, com pico de incidência novamente em março. Foi atingida uma taxa de incidência total de 2117,3 casos por 100.000 habitantes (Rio de Janeiro, 2008).

Esta última epidemia foi caracterizada pela predominância do sorotipo DEN-2, fato devido à renovação da população de indivíduos suscetíveis a este sorotipo, visto que o mesmo não apresentava predominância desde 2001, após a introdução do DEN-3. Por esse motivo, a epidemia atingiu predominantemente as crianças que nunca haviam adoecido pelo sorotipo DEN-2. Outra característica marcante dessa epidemia foi o grande número de casos de Febre Hemorrágica, que se torna mais freqüente no caso de o indivíduo ter histórico de primo-infecção anterior por dengue, provocada por outro sorotipo. Tais casos graves tendem a ocorrer devido a uma resposta imunológica exacerbada ao vírus numa infecção subsequente.

Apesar de Figueiredo *et al.* (2008) terem reportado, em estudo publicado recentemente, o isolamento do sorotipo DEN-4 na cidade de Manaus, apresentando a confirmação do isolamento do vírus através de testes sorológicos e moleculares, em amostras de soro de três pacientes tratados num centro de referência de Medicina Tropical, houve contestação dos resultados deste estudo pelo Ministério da Saúde.

De qualquer forma, existe o risco concreto de que este sorotipo chegue ao município do Rio de Janeiro, visto que já é conhecida sua presença em países da América Latina.

1.3 O Vetor

O ciclo de vida do *Aedes aegypti* e do *Aedes albopictus*, vetores da dengue e da febre amarela, compreende quatro fases: ovo, larva, pupa e adulto. Os ovos são depositados nas paredes internas dos depósitos de água, próximos à sua superfície; esses depósitos servirão como criadouros. A fase larvária possui quatro estágios e sua duração está na dependência da temperatura, da disponibilidade de alimento e da densidade das larvas no criadouro (Ministério da Saúde, 2001).

As epidemias de dengue dependem de uma complexa dinâmica entre a população humana e a população de vetores, com grande influência de fatores ambientais como as condições climáticas (temperatura, pluviosidade, umidade relativa do ar, radiação solar, altitude) e capacidade de adaptação das espécies a diferentes contextos ecológicos e sociais (Donalisio & Glasser, 2002).

As estratégias de controle do vetor buscam priorizar locais com grande quantidade de criadouros que contenham formas imaturas do mosquito. No entanto, uma localidade que possua um único foco de grande porte pode apresentar alta produtividade da forma alada, além de contribuir para a geração de pequenos focos, enquanto que localidades que contenham muitos focos de pequeno porte podem apresentar baixa produtividade para a forma alada. O levantamento do índice de infestação vetorial por localidades é de suma importância para direcionar as estratégias de controle (Medronho, 2006).

O Índice de Infestação Predial (**IIP**), também conhecido como Índice de Edifício (**IE**), e o Índice de Breteau (**IB**), são ambos índices baseados em estágios imaturos de vida do mosquito, especificamente o estágio de larva. Os índices baseados em larvas são os mais empregados como medidas dos níveis de infestação e como indicadores do risco de transmissão da doença (Gomes, 1998). Essa opção fundamenta-se nas dificuldades encontradas ao se trabalhar com as formas adultas (Ibañez-Bernal & Gomez-Dantas, 1995).

O IIP representa a percentagem de edifícios positivos para larva, independentemente se de natureza residencial ou comercial. Porém, não leva em consideração o número de recipientes positivos por casa, nem a produtividade de cada recipiente. Já o IB representa a percentagem de recipientes positivos com larvas, por casa. Esse tem sido o índice mais utilizado para estimar a densidade do *Aedes*, porém incorre na mesma falha de não considerar a produtividade do criadouro (Gomes, 1995).

Os determinantes de transmissão da dengue e da febre amarela configuram uma complexa rede de causalidade. Para os dois índices supracitados, foi estabelecida uma escala de valores de densidade, indicativas do risco de transmissão desses agravos. Quando a densidade é maior do que 5%, o que corresponde a um IB maior do que 50, e a um IIP maior do que 38, fica evidenciado risco elevado de transmissão (OMS, 1972).

Quando a densidade se encontra até 5%, foi demonstrada correlação entre o IIP e o IB. Porém, com a elevação deste nível, ocorre divergência entre os dois índices. Isto se explica pelo fato de que numa situação de alta infestação (>5%), geralmente são encontrados múltiplos criadouros numa casa, enquanto que numa

situação de baixa infestação, prevalece quase sempre um criadouro por casa (Tinker, 1978; Chan *et al.*,1971).

Luz *et al.* (2003) concluíram, a partir de um modelo matemático, que o município do Rio de Janeiro encontra-se propenso a uma epidemia pelo sorotipo DEN-4, se houver a introdução do mesmo. São previstas possíveis epidemias por esse sorotipo, mesmo em regiões consideradas de baixa infestação, ou seja, com densidade menor que 1%. No Rio de Janeiro, a maior parte dos criadouros está localizada em casas, e uma grande parte da população não permite o acesso dos agentes de controle de endemias às suas residências. Portanto, torna-se extremamente necessária a conscientização e a colaboração da população para evitar uma possível futura epidemia explosiva pelo sorotipo DEN-4, no município do Rio de Janeiro.

1.4 A Manutenção da Endemia

As medidas de controle da dengue têm sido baseadas exclusivamente no controle químico do vetor. Não se tem dado ênfase a importantes fatores da dinâmica de transmissão da doença, especialmente aos relacionados a determinantes sociais, como ocupação espacial e condições de vida. Em conseqüência, a cada introdução de um novo sorotipo ocorre nova epidemia (Teixeira *et al.*, 2005).

Observa-se um padrão caracterizado por biênios epidêmicos intercalados por períodos de baixa incidência; essa redução provavelmente se deve mais ao declínio da população de suscetíveis do que às medidas de controle (Teixeira *et al.*, 2005).

Nos biênios epidêmicos que sucederam a introdução dos sorotipos, observa-se uma primeira onda epidêmica, em função da densidade do vetor e da população suscetível, seguida por um período de redução drástica dos casos, coincidente com os meses frios; continua a haver, no entanto, circulação viral. Com a chegada do verão, ocorre nova onda epidêmica, que assume caráter explosivo, devido aos altos índices de infestação vetorial e à disseminação do novo sorotipo, recentemente introduzido (Casali *et al.*, 2004). Observa-se que a densidade vetorial e o número de casos de dengue começa a aumentar no início do mês de outubro, e apresenta o pico de casos mais de três meses depois, a partir de janeiro do ano seguinte (Forattini *et al.*, 1993a, 1993b, 1995; Coutinho *et al.*, 2006).

A urbanização desordenada e a conseqüente produção de regiões com alta densidade demográfica e com deficiências no abastecimento de água e na limpeza urbana, aliados à ineficiência no combate ao vetor, tornam o controle da dengue uma tarefa muito difícil (Medronho, 2006).

A grande complexidade desse ambiente antrópico torna essencial repensar a estratégia de controle da doença, que requer políticas integradas entre diversos setores da sociedade, pois conforme já exposto, a modulação do processo epidêmico tem sido função da imunidade de grupo e do esgotamento de suscetíveis, e não do controle eficiente do vetor (Medronho, 2006).

2 Justificativa

Este estudo justifica-se pelo grande impacto das epidemias de dengue no Brasil e pela necessidade de analisar a influência de variáveis ambientais e sócio-demográficas no processo endêmico-epidêmico do agravo. Justifica-se, ainda, pelo propósito de sugerir a incorporação de modelos estatísticos espaciais e técnicas de geoprocessamento, para a compreensão da dinâmica de transmissão e o contexto de produção e difusão da dengue no espaço urbano.

3 Objetivos

3.1 Objetivo Geral

Analisar a distribuição espacial e temporal da dengue e suas possíveis relações com variáveis ambientais e sócio-demográficas no município do Rio de Janeiro, no período de 1996 a 2006.

3.2 Objetivos Específicos

- a. Elaborar mapas temáticos, com utilização de técnicas de alisamento espacial, para análise da difusão espacial da dengue, nos bairros do município;
- b. Investigar a ocorrência de *clusters* espaciais para incidência de dengue no município, através do cálculo dos Índices de Moran, Global e Local;
- c. Elaborar e analisar a série temporal do agravo, no período de 1996 a 2006, por semana epidemiológica e mês;
- d. Criar um modelo espacial para a dengue, buscando associações entre a ocorrência do agravo e a distribuição de variáveis ambientais e sócio-demográficas, e da infestação vetorial, por bairros do município.

4 Revisão Bibliográfica sobre os Métodos de Análise

4.1 Estudos Ecológicos

A Epidemiologia Geográfica surge como um novo campo de aplicação de novos métodos de análise, voltados para o estudo de padrões de distribuição geográfica de doenças e suas relações com variáveis sócio-demográficas e ambientais. Estes estudos têm sido viabilizados pelo crescente desenvolvimento de técnicas de computação e dos Sistemas de Informações Geográficas (SIG), com base na cartografia digital (Souza *et al.*, 2007).

Os estudos ecológicos têm como unidades de observação as áreas geográficas, e partem do pressuposto de que as distribuições das taxas e dos indicadores epidemiológicos no espaço seguem um processo probabilístico a ser identificado, e de que há variação do risco de adoecer entre diferentes grupos populacionais. Os determinantes sociais e ambientais desempenham papéis preponderantes na explicação das condições de saúde de um grupo.

Nos estudos ecológicos, o interesse não é a busca dos determinantes individuais de determinada doença, mas sim a investigação dos determinantes do processo saúde-doença de um grupo, a partir de variáveis que também se expressam em nível de grupo, tais como as ambientais e sócio-demográficas (Susser, 1994).

Os estudos ecológicos são essenciais na busca de hipóteses etiológicas para os problemas de saúde. Embora a inferência para o indivíduo seja prejudicada, esses estudos são extremamente importantes, pois algumas variáveis só têm expressão no nível de grupo, e não no individual (Schwartz,

1994). Consistem primariamente em modelos de regressão, onde busca-se explicar a incidência de uma determinada condição através de outras variáveis explicativas, eventualmente controlando-se para potenciais variáveis de confusão.

Podemos definir falácia ecológica como uma tentativa de estimar associações entre indivíduos, tendo como base dados agregados (Souza *et al.*, 2007). A falácia pode ocorrer não só quando extrapolam-se resultados do nível ecológico para o individual (falácia ecológica), como também do nível individual para o ecológico (falácia atomística).

4.2 Análise Espacial

O espaço é uma importante categoria de análise na compreensão da dinâmica das doenças infecciosas, e também da dengue. A ocupação desordenada do espaço forma paisagens que podem promover estratos diferenciados de transmissão da dengue, no que se refere à permanência de *habitats* favoráveis ao vetor (Costa & Natal, 1998).

A análise espacial é o estudo quantitativo de fenômenos que são localizados no espaço. A expressão “análise de dados espaciais” pode ser entendida como a “...habilidade de manipular dados espaciais de diferentes formas e extrair significados adicionais” (Bailey, 1994).

Um dos objetivos da Epidemiologia é a análise de padrões espaciais de doenças; as ferramentas e técnicas de análise espacial desenvolvidas nos últimos anos podem potencializar a identificação de padrões espaciais de morbidade ou mortalidade e os fatores associados a esses padrões, visando sua melhor predição e controle (Carvalho & Souza-Santos, 2005).

O desenvolvimento de tecnologias de mapeamento digital e dos ambientes genericamente denominados Sistemas de Informações Geográficas (SIG), abriu novos caminhos para investigações epidemiológicas que utilizam técnicas de mapeamento e análise da distribuição de eventos relacionados à saúde (Gesler, 1986; Marshall, 1991). Considerar a estrutura espacial na análise ecológica é fator imprescindível; não considerá-la pode introduzir associações espúrias (Cressie, 1991).

As principais áreas de aplicação desses métodos dividem-se basicamente em três grupos: o mapeamento de doenças, onde a partir de um conjunto de dados com “ruído” se busca mapear a distribuição espacial da incidência; os estudos ecológicos, cujo objetivo é buscar associação entre a incidência observada de agravos e potenciais fatores de risco medidos em grupos espacialmente delimitados; e a análise de ocorrência de *clusters* de doenças, visando avaliar diferenças significativas no padrão de distribuição espacial de doenças, e/ou relacionar este padrão a potenciais fontes ambientais de risco (Lawson *et al.*, 1999; Elliott *et al.*, 1996).

No presente estudo, foram utilizadas técnicas de mapeamento de dados agregados por área, modelos ecológicos e investigação da ocorrência de *clusters*. Os mapas facilitam a visualização da associação espacial entre diversos fatores causais, permitindo a formulação de hipóteses etiológicas.

As técnicas de análise espacial exploratória, aplicadas aos dados espaciais, são essenciais ao desenvolvimento das etapas da modelagem estatística espacial, que são geralmente sensíveis ao tipo de distribuição, à presença de valores extremos e à ausência de estacionariedade (Câmara *et al.*, 2004b).

4.3 A Autocorrelação Espacial

“Todas as coisas são parecidas, mas coisas mais próximas se parecem mais que coisas mais distantes (Tobler, 1979)”. Partindo dessa premissa, a autocorrelação espacial mede o grau de dependência espacial dentro de uma determinada distância. Essa autocorrelação usualmente decai com o aumento da distância entre os pontos ou áreas. A análise exploratória para dados de área visa identificar a estrutura de correlação, estimando a magnitude da autocorrelação espacial entre as áreas.

Um procedimento primordial para a avaliação da dependência espacial é a elaboração de uma matriz de vizinhança, que indica a relação espacial entre cada área com as demais. É possível criar uma matriz com base na lista de vizinhos de cada área, através da distância entre as áreas, ou mesmo com base na presença ou não de fronteira entre duas áreas específicas, ponderada pelo comprimento da fronteira comum. Atribui-se o valor 1 às áreas adjacentes e o valor 0 às áreas não adjacentes. São consideradas vizinhas de primeira ordem as áreas em que há vizinhança direta. Em seguida, a função de autocorrelação compara o valor do indicador aos valores do mesmo indicador nas áreas vizinhas (Souza *et al.*, 2007).

Os testes utilizados em análise espacial podem ser considerados como: testes globais e testes focais (Besag & Newell; Lawson *et al.*, 1999). Os globais testam se há presença de aglomerados, sem ter a habilidade de identificar os mesmos, não definindo sua localização específica. Já os focais testam a presença de aglomerados em áreas específicas, identificando o local de ocorrência e testando sua significância estatística, permitindo assim o destaque das “áreas quentes”.

As duas medidas mais utilizadas para avaliar o grau de autocorrelação espacial entre áreas são o Índice de Moran (Moran, 1950) e o Índice de Geary.

O Índice Global de Moran (I) testa se as áreas vizinhas apresentam maior semelhança quanto ao indicador estudado do que o esperado ao acaso. Seu resultado varia de -1 a +1, sendo positivo para correlação direta, e negativo para correlação inversa (dessemelhança) (Câmara *et al.*, 2004b). A estatística I de Moran considera a vizinhança de primeira ordem.

$$I \text{ de Moran} = I = \frac{N \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_{ij} (y_i - \bar{y})(y_j - \bar{y})}{\left(\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2 \right) \left(\sum_{i \neq j} w_{ij} \right)}$$

Onde:

N é o número de áreas;

w_{ij} é o peso atribuído de acordo com a estrutura de vizinhança;

y_i é o valor da estimativa da variável resposta na área s_i ;

y_j é o valor da estimativa da variável resposta na área s_j ;

\bar{y} é o valor médio do processo.

Na completa aleatoriedade espacial, o valor da estatística do teste será 0, indicando que a distribuição ocorre ao acaso entre as áreas, sem qualquer relação com sua posição relativa. Espacialmente aleatória é qualquer ocorrência cuja distribuição espacial não apresenta qualquer padrão espacial detectável (Carvalho *et al.*, 2007). Para o cálculo do índice, utiliza-se como ponderador uma matriz de vizinhança, que representa a estrutura e/ou a dependência espacial das áreas envolvidas (Cruz, 2004).

Esta estatística representa uma medida global da associação espacial presente no conjunto de dados, ao mensurar o grau de correlação espacial entre os pares adjacentes, ponderados pela proximidade geográfica (Friche *et al.*, 2006). Pode ser utilizada somente na presença de estacionariedade dos dados, ou seja, quando a média do processo em estudo tende a ser constante em todas as subáreas.

A detecção de *clusters* de doença tem sido um foco importante dentro do campo da Epidemiologia Geográfica (Elliott *et al.*, 2000). Enquanto os indicadores globais fornecem um único valor como medida da associação espacial para todo o conjunto de dados, os indicadores locais de autocorrelação espacial (LISA - *Local Indicators of Spatial Association*), produzem um valor específico para cada objeto e permitem a comparação do valor de cada área com o de seus vizinhos. Dessa forma, é possível a identificação de *clusters*, que são agrupamentos com valores de atributo similares, ou seja, bolsões de dependência espacial, não evidenciados pelo índice global. Esse método permite ainda a detecção de objetos anômalos (*outliers*) e de objetos que apresentam mais de um regime espacial (Neves *et al.*, 2000).

Segundo Anselin (1995), o LISA, além de permitir a identificação de padrões de associação espacial significativos, é uma decomposição do índice global (**I**). Esse indicador permite então a avaliação de padrões espaciais em uma escala maior e uma melhor verificação da dependência espacial. Dessa forma, é mensurada a associação espacial entre uma observação **i** e sua vizinhança.

Quando $li > 0$, os *clusters* estudados têm valores similares e quando $li < 0$, os valores são distintos.

Através da análise gráfica do índice local, denominada Diagrama de Espalhamento de Moran, e através do Box Map, mapa temático bidimensional, é possível observar as relações entre o valor do atributo medido em determinada localidade e o valor de seus vizinhos. Podem ser gerados ainda outros mapas, como o LISA Map e o Moran Map (Anselin, 1992; 1995).

O Diagrama de Espalhamento de Moran é a interpretação do índice de Moran como um coeficiente de regressão linear, permitindo a visualização da associação entre o valor do atributo de cada elemento com a média dos valores dos atributos de seus vizinhos (Anselin, 1996). No eixo X, está o valor do indicador da área i , normalizado; no eixo Y, está o valor da estatística de Moran somente entre os vizinhos de i .

As áreas que se situam no quadrante 1 (Q1) são aquelas que apresentaram incidência alta em relação a média de todos, e que são cercados por vizinhos com incidências também mais elevadas do que a média (alto-alto). No Q2, são encontradas as áreas que apresentaram incidência baixa em relação a média de todos, e que são cercados por vizinhos com incidências também mais baixas do que a média (baixo-baixo). Portanto, esses dois quadrantes apresentam vizinhos com valores semelhantes, de associação espacial positiva.

Já as áreas que ficam no Q3 e no Q4 apresentam incidências destoantes com relação aos seus vizinhos. No Q3, destacam-se áreas de alta incidência cercados por áreas de baixa incidência, em relação à média (alto-baixo). No Q4, localizam-se áreas com baixa incidência, cercados por áreas com alta incidência, em relação à média (baixo-alto). Nesse último caso, tal ocorrência pode ser explicada pela subnotificação, pois dificilmente uma área cercada por altas

incidências terá uma incidência baixa. O Q3 e o Q4, portanto, apresentam vizinhos com valores distintos, de associação espacial negativa, e são considerados como zona de transição entre os dois regimes espaciais.

No Box Map, cada objeto é classificado conforme sua posição em relação aos quadrantes do Diagrama de Espalhamento, cada qual com uma cor correspondente no mapa. Assim, é possível localizar áreas homogêneas, constituídas por áreas com autocorrelação espacial. O Box Map é construído com base nos valores normalizados (valores dos atributos subtraídos de sua média, e divididos pelo desvio-padrão) (Câmara *et al.*, 2004b).

No LISA Map, é considerada a significância dos valores de Moran Local obtidos, em relação à hipótese nula de inexistência de autocorrelação espacial. Já no Moran Map, somente os objetos com valores de LISA significativos ($p < 0,05$) recebem destaque, porém classificados nos quatro quadrantes, conforme sua localização no Diagrama de Espalhamento; os demais ficam classificados como não significantes (Anselin, 1995; Neves *et al.*, 2000). Esses mapas, portanto, apontam as localidades onde a dependência espacial é ainda mais pronunciada.

A visualização desses mapas possibilita monitorização da dinâmica de evolução do agravo e permite a definição de estratégias de intervenção adequadas e oportunas, para a especificidade de cada localidade priorizada.

4.4 Métodos de suavização espacial

Quanto maior for o número de subdivisões do terreno estudado, maior a homogeneidade dessas microrregiões, o que permite um melhor estudo das características da população avaliada. Entretanto, essas microáreas poderão

apresentar flutuações aleatórias dos indicadores, pois as populações em cada subárea serão cada vez menores. Além disso, poderá ocorrer um número excessivo de casos e, portanto, taxas com valor igual a zero, agravando a já provável superdispersão dos dados.

Outra situação freqüente é a variabilidade dos indicadores nas subáreas. Para podermos visualizar esses processos, torna-se necessária a suavização (ou alisamento) das taxas calculadas para locais vizinhos. Dos procedimentos para estimação da densidade de eventos, a mais utilizada é a estimativa Kernel (Gatrell *et al.*, 1996).

4.4.1 Kernel

O Kernel é um estimador de intensidade, que permite estimar a quantidade de eventos por unidade de área, em cada célula de uma grade regular que recobre a região do mapa (Bailey & Gatrell, 1995). É uma técnica não-paramétrica de interpolação exploratória que gera uma superfície de densidade para a identificação visual de “áreas quentes”. Além de estimar a intensidade da ocorrência dos casos, permite a filtragem da variabilidade dos dados e a concomitante retenção de suas principais características.

A distribuição dos eventos é transformada numa superfície contínua de risco para sua ocorrência. O valor estimado para cada célula significa a probabilidade de se encontrar um caso, ponderada pela distância entre os eventos observados, com atribuição de maior peso aos mais próximos e de menor peso aos mais afastados. Permite uma rápida visualização das áreas que merecem atenção, além de não ser afetada por divisões político-administrativas.

Para a análise da estimativa Kernel, é necessária a definição de dois parâmetros básicos: o raio de influência (τ), ou largura de banda, e a função de estimação k (Kernel).

A estimativa para a média dos valores na posição S é dada por:

$$\hat{\lambda}_{\tau}(s) = \sum_{i=1}^n \frac{1}{\tau^2} \cdot k\left(\frac{(s - s_i)}{\tau}\right) y_i$$

Onde:

- $k(\)$ - referido como “kernel”, é a função de ponderação;
- τ - é a largura da banda (*bandwidth*), fator de alisamento;
- n - número total de pontos;
- S - centro da área;
- S_i - local do ponto (*location*);
- y_i - valor no ponto;
- $\lambda(s)$ - é o valor estimado.

O grau de suavização é controlado pelo parâmetro largura de banda, definido de modo a refletir a escala geográfica da hipótese de interesse (Bailey & Gatrell, 1995). A largura de banda define a vizinhança do ponto a ser interpolado e controla o alisamento da superfície gerada. Quanto mais amplo o raio de influência, maior o alisamento e mais homogênea a superfície; quanto menor a largura de banda, maior número de “áreas quentes” detectadas, com maior especificidade e menor abrangência. Dependendo do objetivo e do tipo de evento em estudo, o investigador pode experimentar diferentes larguras de banda, gerando variações de intensidade até encontrar o padrão que melhor se adapte ao seu objetivo (Bailey & Gatrell, 1995; Cromley & McLafferty, 2002).

A função de estimação expressa as propriedades de suavização do fenômeno, podendo ser gaussiana, quadrática, triangular, uniforme, entre outras. Essa função realiza a contagem dos eventos dentro da área de influência, ponderando-os pela distância de cada um a uma determinada localização (Câmara *et al.*, 2004a).

São atribuídas ao centróide de cada polígono, através da identificação das coordenadas geográficas, a localização dos casos ocorridos na área, e o mapa se transforma numa superfície contínua. O arquivo gerado por essa técnica é uma grade com **n** colunas por **m** linhas, gerando uma grade de **n X m** células; quanto maior o número de células na grade, melhor a resolução da imagem. A legenda mostra números que representam a quantidade de eventos encontrados em uma unidade de área (Barcellos, Silva & Andrade, 2007).

Os eventos em saúde tendem a ter uma distribuição espacial semelhante à distribuição da população, portanto deve-se estimar a probabilidade de um evento ocorrer, ponderando-a pela distribuição da população (Barcellos, Silva & Andrade, 2007). Quando a população tem distribuição heterogênea, torna-se necessário estimar também a densidade populacional para a mesma grade, criando a superfície “exposta ao risco”. A população tende, geralmente, a se concentrar em algumas áreas, portanto assume-se que a intensidade de eventos irá variar de acordo com a densidade populacional. Obtém-se uma grade com os valores de densidade demográfica da região estudada, os quais são atribuídos ao centróide dessa região.

Então, é calculada uma razão de Kernel, tendo no numerador a estimativa da probabilidade de ocorrer o caso, e no denominador a estimativa da densidade

populacional (Bailey & Gatrell, 1995). Esta é uma forma gráfica de se obter uma estimativa da taxa de incidência (Santos *et al.*, 2001). A razão entre as duas funções será a intensidade do risco de adoecer (Carvalho & Câmara, 2004).

4.5 Séries Temporais

Além do espaço, o tempo também é um fator importante a ser considerado nos estudos ecológicos. A Vigilância Epidemiológica se dedica à coleta sistemática e contínua de uma série de medidas quantitativas sobre um grupo de doenças e de outros eventos de saúde. As séries temporais consistem na ordenação desses dados no tempo, e quando analisadas, podem evidenciar importantes informações sobre o processo endêmico-epidêmico, tais como: existência de tendências, ciclos e variações sazonais, além da detecção de mudanças no comportamento da doença (alterações do nível endêmico). Este conjunto de análises traz importantes subsídios para a implementação de políticas e atividades de prevenção e intervenção (Nobre & Carvalho, 1996).

As séries temporais ou séries históricas se referem a uma seqüência de dados obtidos em intervalos regulares no tempo durante um período específico (Latorre & Cardoso, 2001). O objetivo consiste na descrição da evolução temporal de um determinado fenômeno e/ou a predição de futuros acontecimentos. Assim como na análise espacial, parte-se do pressuposto de que as observações vizinhas são dependentes, pretendendo-se então analisar e modelar essa dependência.

As séries temporais podem ser classificadas quanto ao número e ao tipo de variáveis estudadas. Quanto ao número de variáveis, podem ser univariadas,

quando apenas uma variável é observada, ou multivariadas, quando duas ou mais variáveis são incluídas no modelo. Quanto ao tipo da variável, podem ser compostas por observações discretas ou contínuas no tempo.

As séries temporais usualmente podem ser decompostas em três componentes: tendência (T_t), sazonalidade (S_t) e variação aleatória ou *ruído branco* (a_t). Assim, a série pode ser descrita como um modelo aditivo ($Z_t = T_t + S_t + a_t$), ou multiplicativo ($Z_t = T_t \cdot S_t \cdot a_t$). É possível ainda transformar esse modelo multiplicativo através de uma função logarítmica: $\log(y_t) = \log(T_t) + \log(S_t) + \log(a_t)$, ou analisar estes modelos de forma mista (Latorre & Cardoso, 2001).

Para avaliação da tendência de uma série, observa-se a disposição dos dados. Se a média do processo não é aproximadamente constante em toda a região estudada, dizemos que o processo não apresenta estacionariedade de primeira ordem. Sendo assim, quando a média aumenta ou diminui ao longo do tempo, podemos dizer que há uma tendência. Quando a variância também não é estacionária ao longo do tempo, dizemos que não há estacionariedade de segunda ordem (Carvalho *et al.*, 2007).

Se a tendência é monótona (sempre crescente ou decrescente), essa parte da análise não é complicada. Entretanto, se os dados contêm muitos erros, deve ser empregada uma técnica de alisamento. A mais simples é a *média móvel*, onde cada elemento da série é substituído pela média simples ou ponderada de n elementos próximos, onde n é a janela de alisamento. Quando o erro de medidas é muito importante, pode-se usar como alternativa o método da distância dos

mínimos quadrados ponderados. Isto pode ser feito através de uma função logarítmica, exponencial ou polinomial (Latorre & Cardoso, 2001).

Uma técnica exploratória freqüentemente empregada é a decomposição da série por *loess*, um modelo relativamente simples de regressão linear local ponderada, que apresenta ajuste melhor nos extremos da série. Neste caso, ao invés de se calcular a média em cada janela, como se faria em uma *média móvel*, estima-se, por mínimos quadrados, os parâmetros de um plano. O peso das observações diminui à medida que se afasta do ponto estimado, sendo então uma regressão local ponderada (Cruz, 2004).

A sazonalidade é definida como a dependência de ordem **k** entre o **i-ésimo** elemento e o **i-k-ésimo** elemento, sendo essa dependência medida pela autocorrelação entre estes dois termos. O **k** é usualmente um intervalo fixo, a partir do qual observamos um padrão de repetição dos dados. A presença de sazonalidade, assim como o seu ritmo, pode ser verificada com uma análise espectral, onde através de uma série de funções que contêm seno e cosseno, podemos tentar ajustar a variância observada em uma série de observações no tempo, considerando a amplitude do período em que o padrão sazonal se repete (Latorre & Cardoso, 2001; Diggle, 1992).

A dependência serial é a influência que um dado evento no tempo recebe de pontos anteriores. A dependência para um intervalo de tempo **k** pode ser extraída ao diferenciarmos a série, ou seja, convertendo-se cada **i-ésimo** elemento da série na sua diferença do **i-k-ésimo** elemento. A estrutura de dependência de uma série temporal pode ser classificada como: sem dependência

serial (puramente aleatória, também chamada de ruído branco); de memória longa, na qual a dependência desaparece lentamente, como no caso de doenças com grande latência; e de memória curta, na qual desaparece rapidamente, como nas doenças de alta infecciosidade (Cruz, 2004).

O método ARIMA para modelagem de séries temporais permite tratar, simultaneamente, tendência, sazonalidade, ciclicidade e estrutura de dependência serial. Muitas séries temporais contêm um componente periódico sazonal que se repete em todas as observações. Para esses casos, Box & Jenkins definiram um modelo geral sazonal ARIMA, denominado SARIMA (Morettin & Toloj, 2006; Cruz, 2004).

Através da análise de séries temporais, num período de pelo menos dez anos, é possível propôr um diagrama de controle para determinado agravo. Os diagramas de controle são gráficos baseados na teoria de probabilidades, que permitem comparar a incidência observada de um determinado evento com os limites máximo e mínimo da incidência esperada (Arantes *et al.*, 2003).

4.6 Interpolação Geoestatística - Krigagem

Na Geoestatística, o dado é uma medida obtida em um ponto do espaço, que possui suas coordenadas geográficas e um atributo em forma de valor mensurado. Esse tipo de dado é o mais freqüente em variáveis ambientais. As técnicas mais utilizadas para lidar com esse dado são direcionadas à predição espacial, ou seja, são voltadas para a estimação de valores da variável para os locais onde não houve mensuração (Carvalho *et al.*, 2007). Uma das técnicas mais utilizadas para esta predição é a *krigagem*.

A krigagem, assim denominada em homenagem a Daniel Krige, pioneiro na introdução de médias móveis para evitar a superestimação sistemática, é uma modelagem estatística de efeitos global e local, onde cada ponto de uma superfície é estimado, tendo como fundamento a interpolação dos valores de amostras mais próximas, utilizando-se um estimador com propriedades de não-tendenciosidade e de minimização dos erros inferenciais, com variância mínima. Compreende um conjunto de técnicas de estimação e predição de superfícies, baseada na modelagem da estrutura de correlação espacial. A hipótese implícita é a de que o processo é estacionário e isotrópico; caso o processo seja anisotrópico, podem ser utilizadas técnicas para a correção da anisotropia. Isotropia é quando o processo apresenta um comportamento similar em todas as direções (Camargo, Druck & Câmara, 2004).

A krigagem pode ser classificada em: simples, que considera a existência de uma média constante e conhecida *a priori*; ordinária, que admite a existência de flutuações locais da média (nesse caso, a média é localmente constante, desconhecida e deve ser estimada); e universal ou não-estacionária, quando a média flutua em toda a região estudada (Camargo, Druck & Câmara, 2004).

O procedimento depende da estimação de uma matriz de co-variância espacial ou semi-variograma, que determina os pesos atribuídos às diferentes amostras, a vizinhança considerada e o erro associado ao valor estimado. Os pesos atribuídos às amostras são determinados com base no semi-variograma experimental, que permite a representação quantitativa da variação de um fenômeno regionalizado no espaço (Camargo, Druck & Câmara, 2004).

Utilizando o princípio da Primeira Lei de Geografia de Tobler, segundo o qual as unidades de análise mais próximas entre si são mais parecidas do que as unidades mais afastadas, a krigagem utiliza funções matemáticas para acrescentar pesos maiores às posições mais próximas dos pontos amostrais e pesos menores às posições mais distantes, criando assim os novos pontos interpolados com base nessas combinações lineares de dados (Jakob, 2002).

A partir do variograma, são encontrados os parâmetros iniciais estimados, através dos quais são estimados os valores preditos para as localidades onde não houve mensuração.

4.7 Modelagem

Modelos são simplificações da realidade, utilizadas para buscar causas de fenômenos, prever desfechos, avaliar intervenções, entender um sistema e seu funcionamento (Carvalho *et al.*, 2007).

A modelagem é utilizada para testar formalmente uma hipótese ou estimar relações entre a incidência de uma doença e variáveis ambientais e/ou sócio-demográficas. Os métodos usuais de modelagem têm como pressuposto básico a independência dos eventos (casos). Já na modelagem espacial, não se pode assumir que as variáveis sejam independentes entre si, visto que é razoável imaginarmos que haverá um número maior de indivíduos doentes na proximidade de uma área de maior incidência do agravo, do que longe da mesma (Câmara *et al.*, 2004b).

Desse modo, é fundamental verificar a existência de dependência espacial no conjunto de dados, pois esta deverá ser incluída na formulação e estimativa

dos modelos estatísticos. Portanto, na análise da incidência de doenças ou qualquer outro indicador ecológico, onde as incidências entre áreas vizinhas geralmente são correlacionadas, não se pode utilizar modelos estatísticos clássicos, que assumam independência entre os eventos, pois estes não cobrirão a natureza dessa dependência espacial; é fundamental incorporá-la formalmente aos modelos estatísticos espaciais (Medronho *et al.*, 1997).

Existem dois tipos básicos de modelagem que permitem a incorporação do efeito espacial: as do tipo Global e as do tipo Local. Os modelos do tipo Global capturam a estrutura espacial através de um único parâmetro, que é adicionado ao modelo de regressão tradicional (Câmara *et al.*, 2000). Os modelos globais mais simples são: o modelo espacial auto-regressivo misto, o SAR (*Spatial Auto Regressive* ou *Spatial Lag Model*) e o modelo do erro espacial, o CAR (*Conditional Auto Regressive* ou *Spatial Error Model*). Já os modelos do tipo Local capturam a estrutura espacial através de parâmetros que variam no espaço, devido à existência de diversos padrões espaciais. Os modelos mais simples são: modelo de regimes espaciais e modelo de efeitos espaciais contínuos (Câmara *et al.*, 2004b).

Entre as várias possibilidades de estruturas de dependência espacial, a mais usual é a denominada auto-regressiva condicional (CAR). Nessa, considera-se que a observação em cada área não é fixa, mas é uma variável aleatória, cujo valor é condicionado pelos vizinhos, ou seja, dependente das áreas vizinhas de forma linear e auto-regressiva. Um importante efeito dos modelos CAR é que, através da incorporação da estrutura de dependência, o problema da flutuação aleatória de pequenos números também se resolve, ou seja, estimam-se

simultaneamente parâmetros fixos para cada variável incluída no modelo, e efeitos espaciais em cada área (Bernardinelli & Clayton, 1995).

A modelagem de dados espaço-temporais é um campo novo na Estatística. Alguns dos objetivos na análise de padrões espaço-temporais seriam (MacEachren *et al.*, 1998): examinar a seqüência temporal dos padrões de mortalidade ou de risco, examinar a evolução temporal de valores extremos e comparar a mudança no tempo, entre duas ou mais variáveis. Além disso, a interação espaço-temporal permite identificar a progressão e os caminhos de espalhamento de uma doença.

Para incorporar simultaneamente as dimensões temporais e espaciais é necessário o desenvolvimento de técnicas de visualização dinâmicas, Uma dessas técnicas é a criação de mapas animados, utilizados para descrever a evolução de uma doença no tempo e no espaço (MacEachren *et al.*, 1998).

A compreensão da dinâmica espaço-temporal da doença e suas relações com os contextos social e ambiental, que favorecem a permanência do vetor em áreas urbanas e acentuam sua capacidade de transmissão, oferece subsídios para a implementação de estratégias mais eficazes de controle do mosquito.

5 Materiais e Métodos

5.1 Desenho do Estudo

Este estudo seguiu desenho ecológico analítico e objetivou analisar a distribuição espacial e temporal da dengue no município do Rio de Janeiro, investigando possíveis associações entre a incidência de dengue e os níveis médios de exposição a algumas variáveis ambientais e sócio-demográficas, em delimitadas e distintas áreas geográficas. Elaborou-se ainda, um modelo espacial e uma série temporal de onze anos para o agravo, no município do Rio de Janeiro.

5.2 Região Estudada

Localizado na Região Sudeste do Brasil, o município do Rio de Janeiro encontra-se situado a 23° 04' 10" de Latitude Sul e 43° 47' 40" de Longitude Oeste, possui uma população estimada de 6.093.472 habitantes e uma área total de 1.182 Km² (IBGE, 2007). Divide-se em 5 áreas de planejamento (APs), 33 regiões administrativas (RAs) e 160 bairros (Figura 1 e Tabela 1) (IBGE, 2007). Caracterizado por elevada densidade demográfica e desigualdades sociais; grande parte da população vive em condições precárias, como em áreas de *aglomerados subnormais*.

Figura 1 Bairros, Regiões Administrativas (RAs) e Áreas Programáticas (APs) do município do Rio de Janeiro.

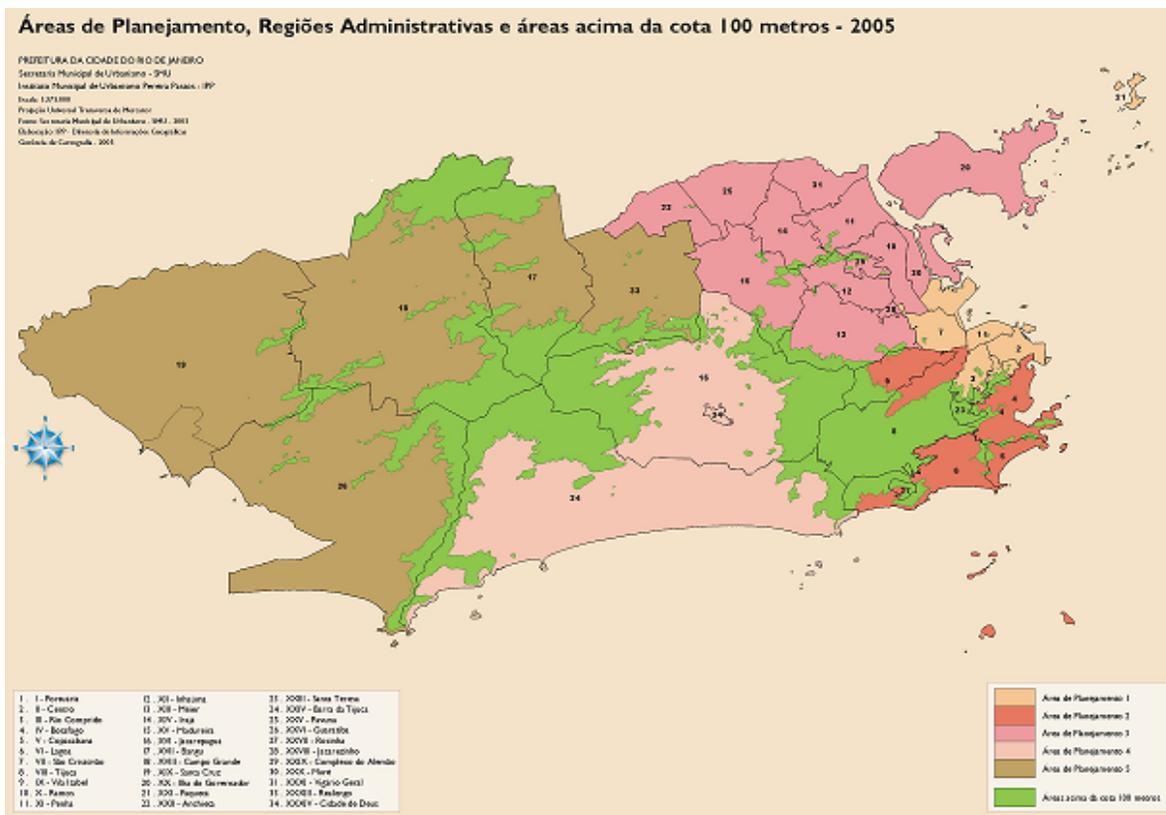


Tabela 1a Bairros, Regiões Administrativas (RAs) e Áreas Programáticas (APs) do município do Rio de Janeiro.

AP	RA	Bairros
1	I Portuária	Saúde, Gamboa, Santo Cristo e Caju.
	II Centro	Centro.
	III Rio Comprido	Catumbi, Rio Comprido, Cidade Nova e Estácio.
	VII São Cristóvão	São Cristóvão, Mangueira e Benfica.
	XXI Paquetá	Paquetá.
	XXIII Santa Teresa	Santa Teresa.
2	IV Botafogo	Flamengo, Glória, Laranjeiras, Catete, Cosme Velho, Botafogo, Humaitá e Urca.
	V Copacabana	Leme e Copacabana.
	VI Lagoa	Ipanema, Leblon, Lagoa, Jardim Botânico, Gávea, Vidigal e São Conrado.
	XXVII Rocinha	Rocinha.
	VIII Tijuca	Praça da Bandeira, Tijuca e Alto da Boa Vista.
	IX Vila Isabel	Maracanã, Vila Isabel, Andaraí e Grajaú.
3	X Ramos	Manguinhos, Bonsucesso, Ramos e Olaria.
	XI Penha	Penha, Penha Circular e Brás de Pina.
	XII Inhaúma	Higienópolis, Maria da Graça, Del Castilho, Inhaúma, Engenho da Rainha e Tomás Coelho.
	XIII Méier	São Francisco Xavier, Rocha, Riachuelo, Sampaio, Engenho Novo, Jacaré, Lins de Vasconcelos, Méier, Todos os Santos, Cachambi, Engenho de Dentro, Água Santa, Encantado, Piedade, Abolição e Pilares.
	XIV Irajá	Vila Kosmos, Vicente de Carvalho, Vila da Penha, Vista Alegre, Irajá e Colégio.
XV Madureira	Campinho, Quintino Bocaiúva, Cavalcante, Engenheiro Leal, Cascadura, Madureira, Vaz Lobo, Turiaçu, Rocha Miranda, Honório Gurgel, Oswaldo Cruz, Bento Ribeiro e Marechal Hermes.	

Tabela 1b Bairros, Regiões Administrativas (RAs) e Áreas Programáticas (APs) do município do Rio de Janeiro.

AP	RA	Bairros
3	XXXI Vigário Geral	Cordovil, Parada de Lucas, Vigário Geral e Jardim América.
	XX Ilha do Governador	Ribeira, Zumbi, Cacuia, Pitangueiras, Praia da Bandeira, Cocotá, Bancários, Freguesia, Jardim Guanabara, Jardim Carioca, Tauá, Moneró, Portuguesa, Galeão e Cidade Universitária.
	XXVIII Jacarezinho	Jacarezinho.
	XXIX C. do Alemão	Complexo do Alemão.
	XXX Maré	Complexo da Maré.
4	XVI Jacarepaguá	Jacarepaguá, Anil, Gardênia Azul, Curicica, Freguesia, Pechincha, Taquara, Tanque, Praça Seca e Vila Valqueire.
	XXIV Barra da Tijuca	Joá, Itanhangá, Barra da Tijuca, Camorim, Vargem Pequena, Vargem Grande, Recreio dos Bandeirantes e Grumari.
	XXXIV Cidade de Deus	Cidade de Deus.
5	XVII Bangu	Padre Miguel, Bangu e Senador Camará.
	XVIII Campo Grande	Santíssimo, Campo Grande, Senador Vasconcelos, Inhoaíba e Cosmos.
	XIX Santa Cruz	Paciência, Santa Cruz e Sepetiba.
	XXVI Guaratiba	Guaratiba, Barra de Guaratiba e Pedra de Guaratiba.
	XXXIII Realengo	Deodoro, Vila Militar, Campo dos Afonsos, Jardim Sulacap, Magalhães Bastos e Realengo.

O planejamento urbano do Rio de Janeiro foi marcado por décadas de investimento público em infra-estrutura urbana, com priorização dos bairros da

Zona Sul e das áreas adjacentes às praias, em detrimento de regiões mais pobres das Zonas Norte e Oeste da cidade (Abreu, 1987).

As favelas, denominadas como *aglomerados subnormais* pelo IBGE, são distribuídas por toda a cidade e ocupam diversos espaços geográficos, como montanhas, chapadas e morros. Durante o verão, entre os meses de dezembro e março, as freqüentes tempestades tropicais e enchentes que ocorrem prejudicam as regiões com inadequado sistema de saneamento, propiciando acúmulo de água em recipientes e, conseqüentemente, a formação de potenciais criadouros para o vetor (Tassinari *et al.*, 2008).

De forma a manter a comparabilidade entre os anos de 1996 a 2006 (período do estudo em questão), foram avaliados os 157 bairros do Rio de Janeiro existentes até o início ano de 1996. Devido à emancipação de três bairros do município ter ocorrido durante o período abrangido pelo estudo, foi necessário criar uma base espacial comum, ou seja, regredir os bairros a um denominador espacial comum, onde fosse possível re-agregar os dados, mantendo assim a mesma malha municipal (Cruz, 2004).

Deste modo, os bairros Vasco da Gama, Parque Colúmbia e Gericinó, criados a partir de 1998, foram mantidos agregados aos seus bairros originais (São Cristóvão, Pavuna e Bangu, respectivamente) (Alem, 2007).

Para elaboração dos mapas, foram utilizadas as bases cartográficas digitais do município, obtidas através do Laboratório de Geoprocessamento do Departamento de Informações de Saúde, do Instituto de Comunicação e Informação Científica e Tecnológica em Saúde da Fundação Oswaldo Cruz (DIS/ICICT/FIOCRUZ, 2001).

5.3 Dados

5.3.1 Casos Notificados de Dengue

As unidades de análise do estudo foram os bairros. O universo amostral foi representado por todos os casos de dengue, notificados e residentes no município do Rio de Janeiro, durante o período de janeiro de 1996 a dezembro de 2006. É importante ressaltar que de nenhuma forma os nomes dos indivíduos que se apresentaram como casos foram identificados; foi analisada apenas a contagem dos casos. Estes dados secundários foram cedidos pela Gerência de Vigilância Epidemiológica da Secretaria Municipal de Saúde do Rio de Janeiro, e foram compilados através do Sistema de Informação de Agravos de Notificação (SINAN) (Rio de Janeiro, 2007). Esse sistema, implantado no ano de 1996 em âmbito nacional, tem por objetivo registrar e processar os dados referentes a agravos de notificação em todo o território nacional, fornecendo informações para análise do perfil de morbidade e contribuindo, desta forma, para a tomada de decisões nos níveis municipal, estadual e federal.

O georreferenciamento dos casos de dengue foi efetuado com base na variável “bairro de residência”, que consta na notificação dos casos. Apenas indivíduos residentes no município do Rio de Janeiro foram incluídos no presente estudo. Foram selecionadas a partir da base de dados as seguintes variáveis: “bairro”, “mês”, “ano” e “semana epidemiológica”. Foi realizada a exclusão dos casos cujo bairro de residência era ignorado.

Os dados foram filtrados através da extensão SQLite Manager, versão 0.3.17 (Kant, 2008) e exportados posteriormente para o software R 2.7.1 (R Development Core Team, 2008).

5.3.2 Dados Censitários e Estimativas Populacionais

A população por bairro, assim como as variáveis sócio-demográficas, foram obtidas a partir dos dados dos Censos Demográficos de 1991 e 2000 (Fundação Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE, 1991; 2000), disponíveis no *site* Armazém dos Dados, da Prefeitura da Cidade do Rio de Janeiro (Rio de Janeiro, 2008b). A taxa de crescimento populacional por bairro foi calculada de acordo com a variação populacional entre os Censos de 1991 e 2000, tendo sido realizadas projeções populacionais por bairro, para os períodos de 1996 a 1999, e de 2001 a 2006, com base na seguinte fórmula:

$$P = P_0 e^{rt}$$

Onde:

P= População projetada

P₀=População base para a projeção

r=taxa de crescimento estimada

t=tempo em anos a partir da população base para a projeção

As estimativas populacionais foram então agregadas ao conjunto de dados. Em seguida, foram criadas tabelas para separação dos casos e da população por ano.

5.3.3 Variável Desfecho: Taxa de Incidência de Dengue (log)

A partir do número de casos notificados e dos dados de população residente (obtidos através do cálculo das estimativas populacionais para o período), foi calculada a taxa de incidência, por 100.000 habitantes; tal indicador foi calculado por semana epidemiológica, mês e ano. A taxa de incidência de dengue foi a nossa variável desfecho.

Realizando um histograma da distribuição das taxas de incidência de dengue para cada ano, observou-se que sua distribuição não se caracterizava como uma distribuição normal, portanto decidiu-se empregar uma transformação do tipo logaritmo neperiano. Sendo assim, fez-se necessário somar 1 caso para todas as observações, para que nenhum bairro, em nenhum ano, apresentasse número de casos igual a zero, e conseqüentemente, um log de taxa negativo. Após a transformação da taxa, foi aplicado o logaritmo neperiano, de modo a “normalizar” a variável desfecho.

Para a análise espacial, foram utilizados os logs das taxas anuais para os onze anos. Para a série temporal, foram utilizados os logs de taxa e as taxas mensais e por semana epidemiológica. Já para a etapa de modelagem, foram selecionados apenas os casos notificados no ano de 2006, por mês e bairro, considerando então os logs das taxas mensais por bairro, como variável desfecho para os modelos.

5.3.4 Variáveis Independentes

Para a modelagem, foi eleito o ano de 2006, por tratar-se do ano epidêmico mais recente dentro do conjunto de dados estudado. Seleccionamos então para a modelagem as seguintes variáveis independentes: Índice Pluviométrico (acumuladas mensais em mm, para o ano de 2006); Índice de Infestação Predial (**IIP**) e Índice de Breteau (**IB**) para o *Aedes aegypti* (para o mês de janeiro de 2006); os mesmos índices para *Aedes albopictus* (para o mês de janeiro de 2006); e as variáveis sócio-demográficas Índice de Desenvolvimento Social (**IDS**), Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (**IDH**), e quatro indicadores de renda e desigualdade (razão entre a renda média dos 10% mais ricos e a dos 40% mais pobres; razão entre a renda média dos 20% mais ricos e a dos 40% mais pobres; Índice de Gini e Índice L de Theil).

5.3.4.1 Índice Pluviométrico

A variável ambiental explorada foi o Índice Pluviométrico. Foram obtidos, por meio eletrônico, os dados de precipitação acumulada mensal, em milímetros, no período dos meses de dezembro de 2005 a dezembro de 2006, através do *site* da Fundação Instituto de Geotécnica do Município do Rio de Janeiro, da Prefeitura da Cidade do Rio de Janeiro (GEORIO, 2008). Também foram obtidos os dados de 1997 a 2006, para realização de uma série histórica da pluviosidade; o ano de 1996 não foi incluído, pois os dados referentes a este ano não se encontravam disponíveis. Para a pluviosidade de dezembro de 2005 a dezembro de 2006, foi necessário realizar interpolação espacial dos dados, pois a mensuração desta

variável é realizada por meio de 32 estações meteorológicas, que se encontram em alguns bairros do município, ou seja, nem todos os bairros possuem estações.

O Município do Rio de Janeiro possui 32 estações meteorológicas com pluviômetros (Figura 2): Vidigal, Urca, Rocinha, Tijuca, Santa Teresa, Copacabana, Grajaú, Ilha do Governador, Penha, Madureira, Irajá, Bangu, Piedade, Tanque, Saúde, Jardim Botânico, Itanhangá, Cidade de Deus, Riocentro, Guaratiba, Gericinó, Santa Cruz, Cachambi, Anchieta, Grotta Funda, Campo Grande, Sepetiba, Sumaré, Mendanha, Itaúna (Barra), Laranjeiras e São Cristóvão.

Por não haver pluviômetros em todos os bairros, foi necessária a utilização de técnicas de interpolação dos valores mensurados para os bairros que não possuem estações. Interpolação é um método que permite a construção de um novo conjunto de dados a partir de um conjunto discreto de dados pontuais conhecidos. Para a interpolação espacial, foi utilizado o método de krigagem, que utilizou o dado tabular e sua posição geográfica para calcular as interpolações dos valores para os centróides dos 157 bairros.

Não foi possível trabalhar com as variáveis ambientais temperatura média, umidade relativa do ar e radiação solar, pois não havia disponibilidade de tais dados por bairro. No caso da temperatura, apesar de alguns bairros possuírem estações, seria necessário não só interpolar, como extrapolar as medidas para alguns bairros sem estações.

Figura 2 Localização dos Pluviômetros do município do Rio de Janeiro.



Número	Nome da Estação
1	Vidigal
2	Urca
3	Rocinha/São Conrado
4	Tijuca
5	Santa Teresa
6	Copacabana
7	Grajaú
8	Ilha do Governador
9	Penha
10	Madureira
11	Irajá
12	Bangu
13	Piedade
14	Tanque
15	Saúde
16	Jardim Botânico
17	Itanhangá
18	Cidade de Deus
19	Riocentro
20	Guaratiba
21	Gericinó
22	Santa Cruz
23	Cachambi
24	Anchieta
25	Grota Funda
26	Campo Grande
27	Sepetiba
28	Sumaré
29	Mendanha
30	Itaúna
31	Laranjeiras
32	São Cristóvão

5.3.4.2 *Infestação Vetorial*

Os Índices de Infestação Predial e de Breteau para o *Aedes aegypti*, e para *Aedes albopictus*, foram obtidos através do Centro de Controle de Zoonoses da Secretaria Municipal de Saúde do Rio de Janeiro (SMS/RJ) (Rio de Janeiro, 2008c).

Foram obtidos os dados de infestação, para todos os bairros, somente dos meses de janeiro e julho de 2006. Quanto aos demais meses, observamos que não havia dados disponíveis para todos os bairros. Portanto, optamos por utilizar os índices apenas do mês de janeiro, que do ponto de vista biológico, teriam maior relevância para a ocorrência da epidemia de dengue no ano de 2006.

5.3.4.3 *Variáveis Sócio-demográficas: IDS, IDH e indicadores de renda e desigualdade*

Foram analisadas ainda variáveis sócio-demográficas referentes ao último Censo realizado pela Fundação Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) em 2000 (IBGE, 2000), e ainda algumas estatísticas municipais obtidas através do Instituto Municipal de Urbanismo Pereira Passos (IPP) (Rio de Janeiro, 2008b).

O Índice de Desenvolvimento Social (**IDS**) e o Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (**IDH**) são ambos indicadores de síntese propostos pelo IPP, por bairros, calculados com base nas variáveis do Censo Demográfico de 2000 do IBGE.

O IDS é um índice sintetizador que possibilita a comparação entre as realidades micro-urbanas da cidade. Para a construção do IDS, foram utilizados

10 indicadores, os quais cobrem 4 grandes dimensões de análise (Cavallieri & Lopes, 2008):

- **Dimensão Acesso a Saneamento Básico**

- Percentagem dos domicílios com serviço de abastecimento de água adequado;
- Percentagem dos domicílios com serviço de esgoto adequado;
- Percentagem dos domicílios com serviço adequado de coleta de lixo.

- **Dimensão Qualidade Habitacional**

- Número médio de banheiros por pessoa.

- **Dimensão Grau de Escolaridade**

- Percentagem de analfabetismo em maiores de 15 anos;
- Percentagem dos chefes de domicílio com menos de quatro anos de estudo;
- Percentagem dos chefes de domicílio com 15 anos ou mais de estudo.

- **Dimensão Disponibilidade de Renda**

- Rendimento médio dos chefes de domicílio em salários mínimos;
- Percentagem dos chefes de domicílio com renda até dois salários mínimos;
- Percentagem dos chefes de domicílio com rendimento igual ou superior a 10 salários mínimos.

Para que todos os indicadores que compõem o IDS fossem compatibilizados e tivessem o mesmo intervalo de variação numa escala de 0 a 1 (0 = menor valor; 1 = maior valor), aplicou-se a seguinte fórmula:

$$VN_{ij} = 1 - (MVi \cdot Vij) / (MVi \cdot mVi)$$

Onde:

MVi - maior valor obtido pelo indicador i entre todos os recortes geográficos pesquisados;

mVi - menor valor obtido pelo indicador i entre todos os recortes geográficos pesquisados;

Vij - valor obtido pelo indicador i no lugar j .

Posteriormente, foi realizada a média aritmética dos 10 valores obtidos para cada local, que corresponde então ao valor do IDS, podendo assumir qualquer valor entre 0 e 1. As variáveis que compuseram este índice foram avaliadas por meio de análise fatorial, tendo sido capazes de explicar 74,9% da variabilidade total (Cavallieri & Lopes, 2008).

Já o Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (**IDH**), foi construído a partir da síntese das seguintes variáveis: esperança de vida ao nascer (em anos), taxa de alfabetização de adultos (%), taxa bruta de frequência escolar (%), renda *per capita* (em R\$ de 2000), Índice de Longevidade (**IDH-L**), Índice de Educação (**IDH-E**) e Índice de Renda (**IDH-R**).

Além do IDS e do IDH, consideramos para a modelagem os seguintes indicadores de renda: razão entre a renda média dos 10% mais ricos e a dos 40%

mais pobres, razão entre a renda média dos 20% mais ricos e a dos 40% mais pobres, Índice de Gini e Índice L de Theil.

O Índice de Gini representa o grau de desigualdade existente na distribuição dos indivíduos, segundo a renda domiciliar *per capita*. Seu valor varia de 0, quando não há desigualdade (a renda de todos os indivíduos tem o mesmo valor), a 1, quando a desigualdade é máxima (apenas um indivíduo detém toda a renda da sociedade e a renda de todos os outros indivíduos é nula) (Gini, 1912).

O Índice L de Theil é uma medida estatística da distribuição de renda. É dado pelo logaritmo neperiano da razão entre as médias aritméticas e geométricas da renda familiar *per capita* média. Se a razão entre as médias for igual a 1, Theil será igual a 0, indicando perfeita distribuição (Theil, 1967). Quanto maior a razão entre as médias, maior será o valor para o Índice de Theil, e pior será a distribuição de renda (Ignaczak, 2006).

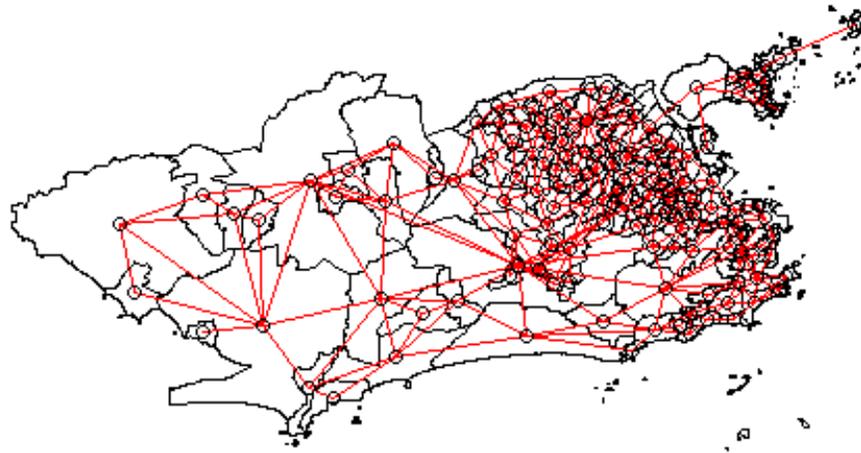
5.4 Metodologia de Análise

5.4.1 Análise Espacial

A apresentação dos dados agregados por áreas foi realizada através de mapas temáticos, e com a utilização de técnicas de alisamento espacial, de modo a permitir a observação do padrão de distribuição do agravo. A partir do mapeamento, é possível verificar se esse padrão é aleatório ou se apresenta uma agregação definida, e ainda se essa distribuição poderia ser associada a causas mensuráveis.

Após o tratamento de todas as variáveis, já descrito anteriormente, importamos para o pacote R 2.7.1 o mapa digital do município do Rio de Janeiro. e foi então criada uma matriz de vizinhança por contigüidade entre os bairros, considerando os vizinhos de primeira ordem (Figura 3). Então, prosseguimos para o mapeamento dos logs de taxa de incidência de dengue anuais, criando um mapa para cada ano.

Figura 3 Mapa do Município do Rio de Janeiro e matriz de vizinhança.



Foram definidos intervalos de classe iguais para todos os mapas, permitindo assim a comparação entre eles. A opção pelo ponto de corte dos intervalos foi realizada através da inspeção visual dos histogramas das taxas anuais, de modo a encontrar intervalos que permitissem um maior equilíbrio para a percepção das diferenças entre os mapas. Tal fato fez-se necessário pois a epidemia de dengue do ano de 2002 apresentou taxas discrepantes em relação aos demais anos, tornando muito difícil a tarefa de utilizar os mesmos pontos de corte de intervalos para todos os anos.

Foram estabelecidos intervalos de 1,4 log entre as faixas, sendo a primeira faixa representativa para “nenhum caso”, e a última para “log maior que 9,8”, totalizando nove faixas. O número de faixas também foi escolhido por critério de melhor visualização.

5.4.2 Análise de dados por área – Autocorrelação Global e Local

As técnicas de análise de dados agregados foram utilizadas para mensurar a autocorrelação espacial da dengue entre bairros vizinhos, por meio dos Índices Global e Local de Moran. O cálculo de tais índices tem por objetivo investigar a ocorrência de dependência espacial e identificar a existência de possíveis *clusters* espaciais para incidência de dengue no município.

Primeiramente, foi testada a autocorrelação espacial global da incidência, através do Índice Global (**I**). Em seguida, foi realizado o cálculo do Índice Local, que revela a presença de bolsões de dependência espacial localizados, e de *outliers*. Através desse método, foi possível destacar também os pontos mais

influentes, ou seja, os bairros que apresentaram um comportamento mais distante da média de seus vizinhos.

Através da análise do Diagrama de Espalhamento de Moran, baseado no Índice Local, foi possível observar a distribuição dos bairros em quatro quadrantes, e destacaram-se os bairros de maior influência em cada quadrante, para cada ano.

Na análise do Índice Local, obteve-se uma comparação deste com o Global, para cada ano, e então foram destacados os bairros situados no extremo da distribuição, com p-valor menor que 0,05, ou seja, os que foram significativamente maiores do que o esperado, quando comparados com o índice de autocorrelação global. O outro extremo da distribuição, de p-valor maior que 0,95, destacou os bairros que apresentaram dependência espacial significativamente menor do que o esperado, quando comparada com o Índice Global.

Em seguida, foi realizado o mapeamento desses resultados. A análise gráfica do Índice Local de Moran pode ser obtida através das seguintes técnicas: Box Map, que mapeia os bairros segundo os quadrantes a que pertencem; LISA Map, que mostra quais bairros apresentaram dependência espacial local estatisticamente significativa quando comparada à global (p-valor <0,05 e <0,01); e o Moran Map, que finalmente destaca, também através da divisão dos quadrantes, somente os bairros que apresentaram significância estatística.

Neste estudo, foram realizados os três métodos. Primeiramente, foram plotados os Box Maps, dividindo os bairros do Rio de Janeiro conforme os quadrantes, em cada ano separadamente. Em seguida, foram plotados os LISA Maps, que evidenciaram os bairros que apresentaram p-valor menor que 0,01 e

menor que 0,05, em cada ano. Finalmente, foram realizados os Moran Maps, para mostrar apenas os bairros que apresentaram significância estatística, porém distribuídos em seus respectivos quadrantes, coloridos com as mesmas cores que identificavam os quadrantes dos Box Maps.

A análise estatística dos dados e a geração dos mapas para identificação dos padrões espaciais foi realizada através do programa R 2.7.1. Para a realização desta primeira etapa, de análise espacial, foram utilizadas as seguintes bibliotecas do R: Spdep (Bivand *et al.*, 2008) e RColorBrewer (Brewer & Harrower, 2002).

5.4.3 Aplicação de Técnicas de Alisamento Espacial

Prosseguiu-se com a criação de mapas de Kernel, através dessa técnica de alisamento que permite a suavização das taxas. A partir das superfícies de Kernel criadas para a população e para os casos de dengue, foi feita uma razão de Kernel (casos/população) para cada ano, que seria uma estimativa da intensidade de incidência.

Foi utilizada largura de banda de 1500 metros para o Kernel da população, e de 1000 metros para o Kernel dos casos de dengue. Para ambos, foi utilizada uma grade regular de 400 X 400 células.

A partir dos valores estimados de Kernel, criamos mapas nos quais foi utilizada a mesma escala de valores, de modo que todos os mapas fossem comparáveis. A intensidade das cores dos mapas está relacionada à intensidade da incidência, ou seja, quanto mais escuro, maior a intensidade.

No mapa de 1996, ocorreu grande quantidade de estimativas Kernel menores que zero. Portanto, todos os valores de Kernel inferiores a zero foram considerados iguais a zero, e então foi definida a escala de valores para os intervalos de classe. O mapa de Kernel de 1996 ficou completamente “branco”, por ter sido utilizada a mesma escala para todos os mapas.

A suavização espacial foi realizada através do pacote estatístico R 2.7.1, com a utilização da biblioteca SplanCs (Rowlingson & Diggle, 1993).

5.4.4 Série Temporal

Na análise de séries temporais, os indicadores utilizados foram as taxas e os logs de taxa de incidência por mês e por semana epidemiológica, por 100.000 habitantes. Foi realizada decomposição da série pelo método *loess*.

Não foi realizada modelagem a partir dos resultados da série histórica, devido a dificuldade em lidar com os grandes picos de taxa apresentados durante os períodos epidêmicos. Nem mesmo as transformações empregadas (log) possibilitaram a modelagem temporal. Optamos, portanto, por apresentar apenas a descrição da série.

5.4.5 Krigagem para Interpolação dos dados de Pluviosidade

Conforme descrito anteriormente, a partir do Índice Pluviométrico mensal, foi realizada a interpolação pelo método de krigagem, e obtidos os valores mensais para os demais bairros. Foram então, criadas duas variáveis a partir destes dados: “chuva” (chuva nos meses de 2006), e “lagchuva” (*time-lag* de

chuva, referente ao mês anterior). Por exemplo, para o mês de janeiro de 2006, foi considerada como “lagchuva” a pluviosidade de dezembro de 2005.

Para a realização da interpolação, foi utilizada a biblioteca *geoR* (de geoestatística) do pacote *R* (Ribeiro & Diggle, 2001). A interpolação foi realizada da seguinte forma: primeiramente, importou-se os dados de pluviosidade das 32 estações. Então, foi utilizada a função *krige* e uma grade de tamanho 100 X 100 células. Foi calculado um variograma dos valores de chuva, para cada mês isoladamente, de dezembro de 2005 a dezembro de 2006. A partir deste variograma, foram encontrados os parâmetros iniciais, através dos quais foram estimados os valores preditos para os centróides de todos os bairros, em cada mês, e criado um banco de dados com a pluviosidade, por bairro e por mês, para o ano de 2006. A partir dos valores preditos, foram criados mapas interpolados da pluviosidade para o município, no ano de 2006, por meses.

5.4.6 Modelagem

Prosseguimos com a realização da análise exploratória do desfecho e das demais variáveis independentes, seguida de modelagem.

Primeiramente, foi realizada a análise exploratória, com o intuito de identificar a estrutura de dependência entre os dados, e então definir a forma de incorporação dessa dependência ao modelo de regressão. Em seguida, foi testada a colinearidade entre as variáveis independentes, de modo a possibilitar a seleção e exclusão de variáveis para a composição do modelo.

A incidência de cada bairro foi relacionada com a média acumulada mensal de precipitação estimada, tanto no próprio mês de incidência, quanto com a

relativa ao mês anterior (*lag* de 1 mês, anterior à notificação dos casos de dengue em determinado mês).

Após a seleção das variáveis para a modelagem, foram reunidas em um só banco de dados as informações dos casos por mês e bairro, com a taxa calculada por mês; população por bairro (constante para os meses de cada ano); infestação (IB) para o mês de janeiro, por bairro (constante); Índice Pluviométrico por mês e bairro; Índice Pluviométrico no mês anterior (*time-lag* por mês e bairro) e os indicadores Gini e IDS por bairro (constantes para o ano). Foi realizado então o teste de Moran para todas as variáveis explicativas, além da variável desfecho.

Prosseguimos com a modelagem utilizando o GLM de família gaussiana, tendo como variável desfecho o log da taxa de incidência. Foi realizada em seguida a modelagem com o modelo espacial CAR.

Na modelagem CAR, foram utilizadas as mesmas variáveis do modelo anterior, visando a comparabilidade entre os modelos. No entanto, não foi possível realizar a modelagem CAR utilizando esse mesmo conjunto de dados. Isto porque, nesse conjunto, as variáveis encontravam-se dispostas por meses, considerando portanto uma estrutura temporal. A presença da estrutura temporal impossibilita a aplicação do modelo CAR, pois esse modelo espacial incorpora somente a estrutura espacial, não lidando com a estrutura temporal dos dados. Para captação das duas estruturas, simultaneamente, seria necessário trabalhar com um modelo bayesiano completo. Assim sendo, isolamos a estrutura temporal, observando somente a estrutura espacial dos dados, através da realização da modelagem CAR para cada mês, separadamente.

Foram realizadas a análise, o teste de autocorrelação espacial e os mapas dos resíduos para os modelos GLM e CAR,

Os modelos foram ajustados através do pacote estatístico R, versão 2.7.1.

6 Resultados

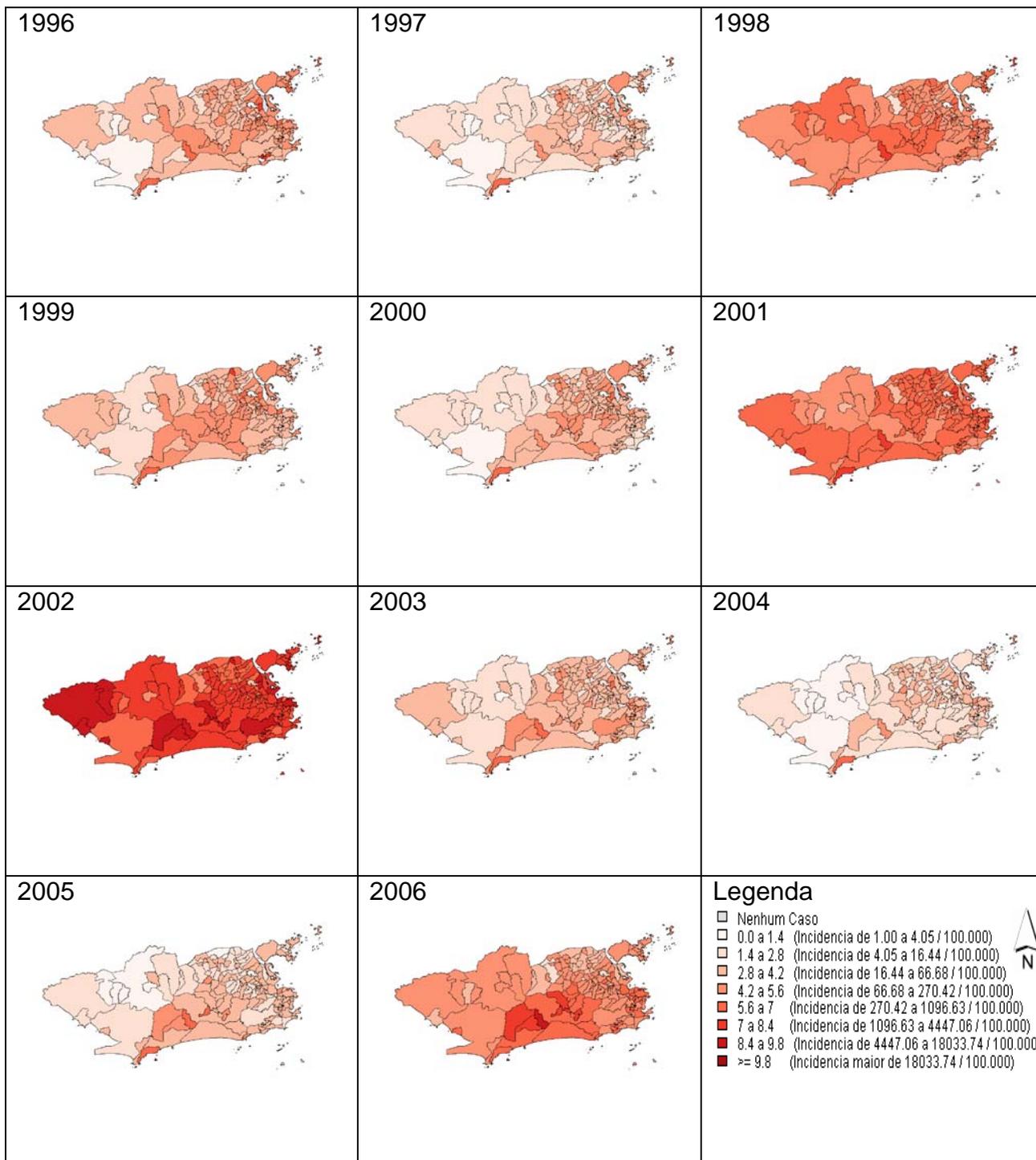
6.1 Análise Espacial

No mapeamento da incidência, de 1996 a 2006, destacaram-se como anos epidêmicos: 1998, 2001/2002 e 2006. Em todo o período, pudemos observar maiores logs de taxa nos bairros das seguintes Regiões Administrativas: Portuária, Centro, Rio Comprido, Ilha do Governador, Jacarepaguá, Barra da Tijuca, Ramos e Penha. A partir do ano de 2001, ocorreu maior expansão do processo epidêmico para os bairros da Zona Oeste (RAs Santa Cruz, Guaratiba, Campo Grande e Bangu) e para outros bairros da RA Barra da Tijuca que antes não apresentavam altas incidências.

Alguns bairros sempre se destacam por elevadas incidências pelo fato de possuírem uma população muito pequena, como Grumari e Paquetá. Vale ressaltar que outros bairros apresentam sempre elevadas incidências por serem vizinhos a grandes aglomerados subnormais; geralmente, a população destes aglomerados refere como bairro de residência o bairro contíguo de onde foi originado o bairro emancipado. Exemplos: Gávea (referido como bairro de residência por moradores das comunidades Rocinha e Vidigal) e Bonsucesso (referido por moradores do Complexo da Maré e Complexo do Alemão).

Segue a descrição dos mapas temáticos, de 1996 a 2006 (Figura 4):

Figura 4 Mapas do Log da Incidência de Dengue no município do Rio de Janeiro, por bairros, 1996-2006.



1996 – Apresentaram as mais altas taxas os bairros Bonsucesso e Gávea. Também se destacaram Camorim, Ramos, Grumari, Paquetá e alguns bairros da RA Ilha do Governador. As regiões mais acometidas foram as RAs: Ilha do Governador, Centro, Portuária, Rio Comprido e Ramos.

1997 – Destaques para Grumari, Paquetá, Camorim, Galeão, Cacuia, Cocotá, Santo Cristo, Saúde, Caju, Cidade Nova, Guadalupe, Deodoro, Bonsucesso, Ramos, Gávea e Joá.

1998 – Este foi um ano epidêmico, caracterizado por altas taxas de incidência em todo o município (acima de 66,68 casos por 100.000 habitantes), com exceção dos bairros Senador Vasconcelos, Vila Militar, Parque Anchieta, Penha Circular, Vila Kosmos, Engenheiro Leal, Complexo da Maré, Complexo do Alemão, São Francisco Xavier, Mangueira, Praça da Bandeira, Todos os Santos e Ipanema.

Os bairros com maiores incidências foram os pertencentes às RAs Jacarepaguá, Cidade de Deus, Barra da Tijuca, Campo Grande, Bangu, Santa Cruz, Ilha do Governador e Portuária. Também se destacaram alguns bairros marginais aos ramais ferroviários: Bonsucesso, Ramos, Vigário Geral, Jardim América, Vista Alegre, Cordovil, Guadalupe e Deodoro. Apresentaram como sempre, elevadas incidências: Grumari, Paquetá e Gávea.

1999 – Apresentou a maior taxa de incidência o bairro Jardim América, fronteira com o município Duque de Caxias, que também apresenta elevadas taxas de incidência. As RAs mais acometidas foram: Jacarepaguá, Cidade de Deus, Barra da Tijuca, Ilha do Governador, Centro, Portuária e Méier. Outros

bairros, marginais aos ramais ferroviários, que também se destacaram: Guadalupe, Deodoro, Marechal Hermes, Bonsucesso, Engenho da Rainha.

Grumari, Paquetá e Pedra de Guaratiba apresentaram, isoladamente, elevada incidência.

2000 – Apresentaram as maiores taxas de incidência: Grumari, Paquetá e Bonsucesso. Foram mais acometidas as RAs: Jacarepaguá, Cidade de Deus, Barra da Tijuca, Ilha do Governador, Portuária, Méier e Vila Isabel. Alguns bairros marginais aos ramais ferroviários, Joá e Itanhangá também se destacaram.

2001 – Os destaques deste primeiro ano do biênio epidêmico foram: Camorim, Pedra de Guaratiba, Grumari, Jardim América, Irajá, Vista Alegre, Bonsucesso, Ramos, Campinho, Santo Cristo, Saúde, Botafogo e Flamengo. Houve expansão para outros bairros da Zona Oeste, que nos anos anteriores apresentavam baixas incidências: Santa Cruz, Sepetiba, Guaratiba, Padre Miguel e Realengo.

Neste ano, praticamente todo o município apresentou taxa de incidência a partir de 66,68 casos por 100.000 habitantes, com as exceções de: Inhoaíba, Senador Vasconcelos, Vila Militar e Inhaúma.

2002 – Na maior epidemia do período estudado, a maior parte do município apresentou taxas a partir de 1096,63 por 100.000 habitantes. Foram exceções, com baixas incidências: Complexo do Alemão, Senador Vasconcelos, Vila Militar, Parque Anchieta e Engenheiro Leal.

2003 – As maiores taxas ocorreram em Camorim, Grumari e Bonsucesso. Destaques também para: Vargem Grande, Vargem Pequena, Guadalupe, Deodoro, Campo dos Afonsos, Jardim Sulacap, Vaz Lobo, Vila da Penha, Ramos,

Barra de Guaratiba, Rocinha, Vidigal, Paquetá, Água Santa, Alto da Boa Vista, e os bairros das RAs Ilha, Portuária e Rio Comprido.

2004 – Destaque para Grumari, Camorim, Joá, Cidade Nova, Santo Cristo, Saúde, Bonsucesso, Campo dos Afonsos e Paquetá.

2005 - Destaque para Grumari, Camorim, Curicica, Anil, Vargem Grande, Vargem Pequena, Santo Cristo, Saúde e Campo dos Afonsos.

2006 - Neste ano epidêmico, houve grande acometimento das RAs Jacarepaguá, Cidade de Deus e Barra da Tijuca, destacando-se: Vargem Grande, Vargem Pequena, Camorim, Taquara, Curicica, Cidade de Deus e Jacarepaguá. Também houve a expansão do processo epidêmico para toda a Zona Oeste, com exceção dos bairros Sepetiba e Cosmos.

Altas taxas também nos bairros contíguos: Rocinha, Gávea e Vidigal, e nos bairros pertencentes às RAs Centro, Portuária e Rio Comprido. Bonsucesso apresentou também elevada incidência.

6.2 Autocorrelação Espacial

Foi encontrado Moran Global estatisticamente significativo (p -valor $<0,05$) para quase todo o período, com exceção dos anos 1997 e 1998. O ano de 2001 foi significativo a 10% (p -valor 0,09) (Tabela 2).

Isto representa que, em nível global, existe padrão de dependência espacial na incidência de dengue, ou seja, bairros vizinhos apresentam maior semelhança quanto ao padrão de incidência do que bairros afastados.

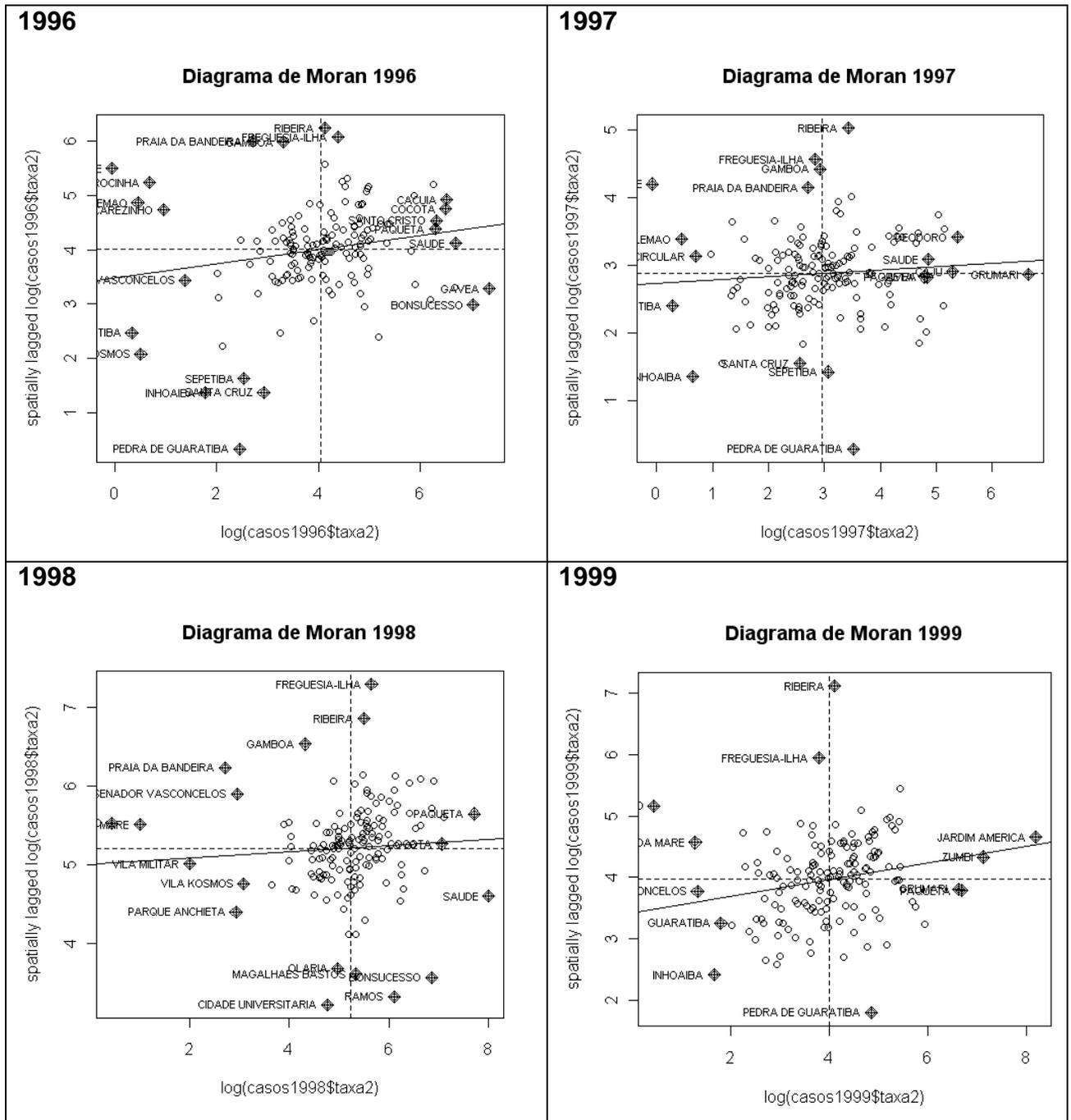
Tabela 2 Índice Global de Moran para as incidências anuais de Dengue (log), e seus níveis de significância - Município do Rio de Janeiro, 1996-2006.

Anos	Índice Global de Moran	p-valor
1996	0,1308	0,0030
1997	0,0488	0,1407
1998	0,0396	0,1813
1999	0,1352	0,0028
2000	0,2716	<0,0001
2001	0,0596	0,0963
2002	0,1668	0,0003
2003	0,2717	<0,0001
2004	0,1555	0,0007
2005	0,3824	<0,0001
2006	0,4924	<0,0001

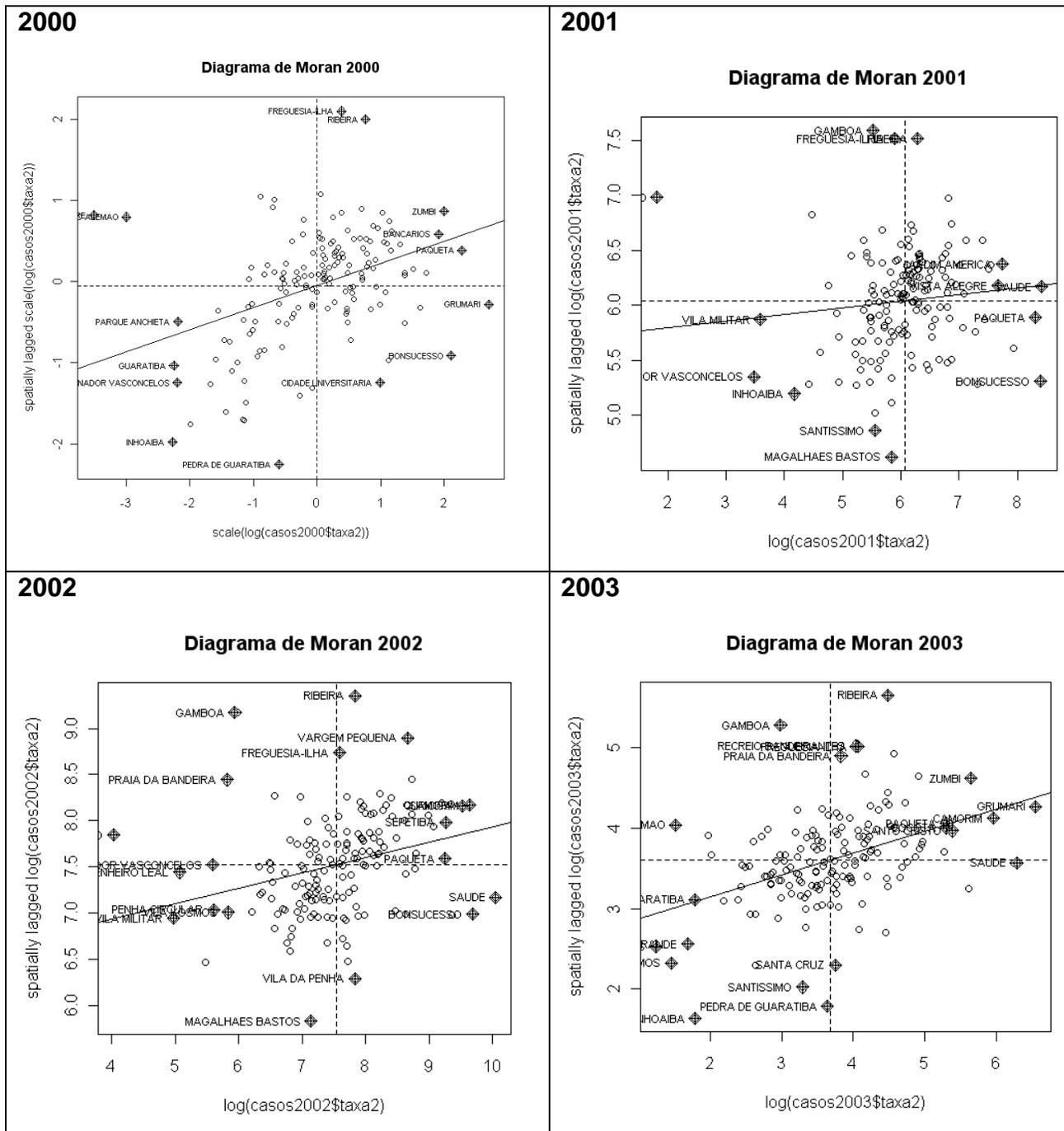
Em seguida, foi então realizado o teste do Moran Local, que compara processos de dependência espacial locais (*clusters* ou *outliers*), com a dependência espacial global. Foi utilizada a função *moran.plot*, para realizar o Diagrama de Espalhamento de Moran, para visualização dos quadrantes, com base na comparação entre o Índice Local com o Global. Os Diagramas e os Box Maps (Figuras 5 e 6) mostram todos os bairros agrupados nos quatro quadrantes, não somente os que tiveram significância estatística, que será vista mais adiante.

Figura 5 Diagramas de Espalhamento de Moran, com base na comparação do log da incidência de Dengue entre bairros vizinhos, no município do Rio de Janeiro, 1996-2006.

a) de 1996 a 1999:



b) de 2000 a 2003:



c) de 2004 a 2006:

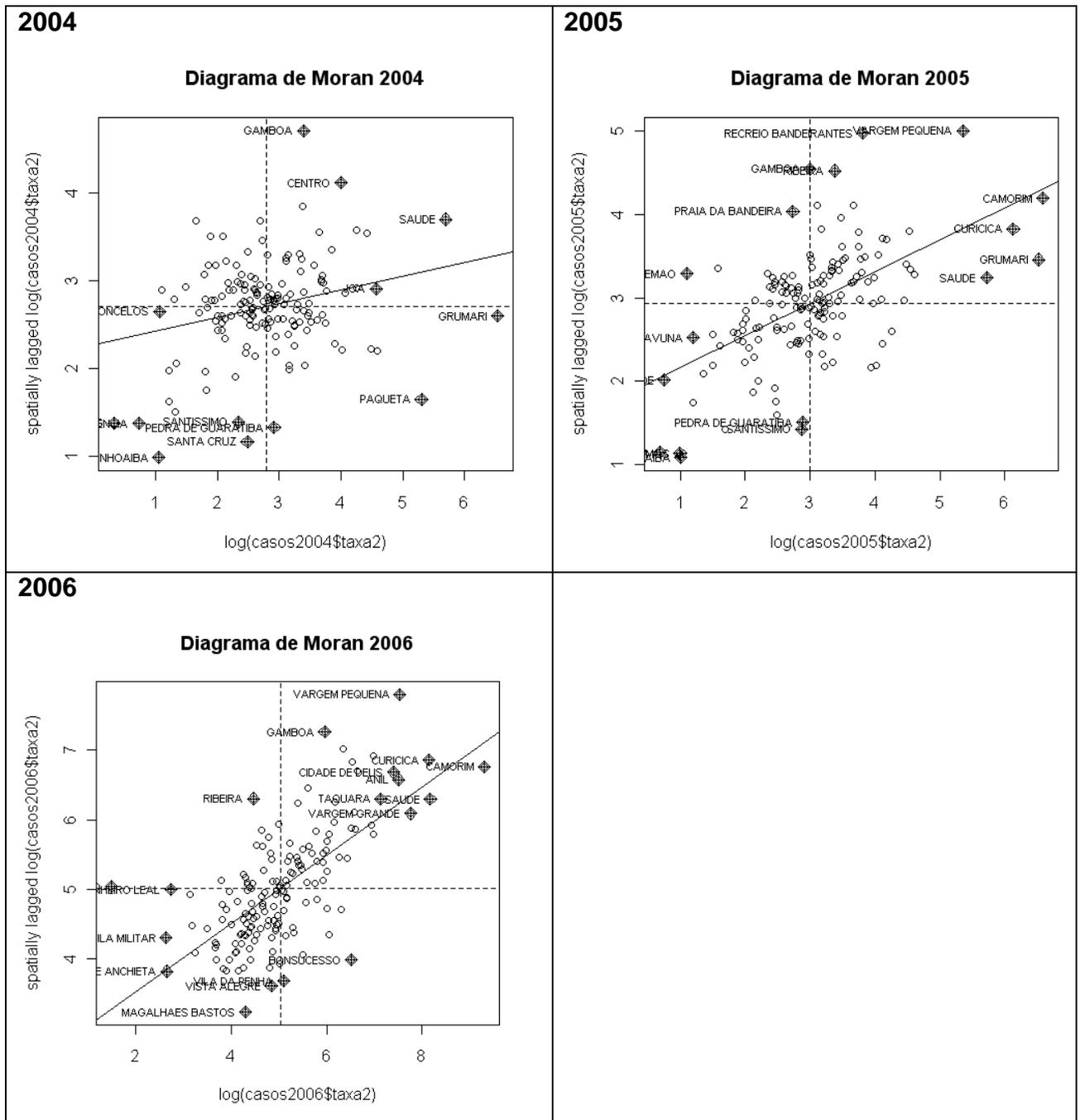
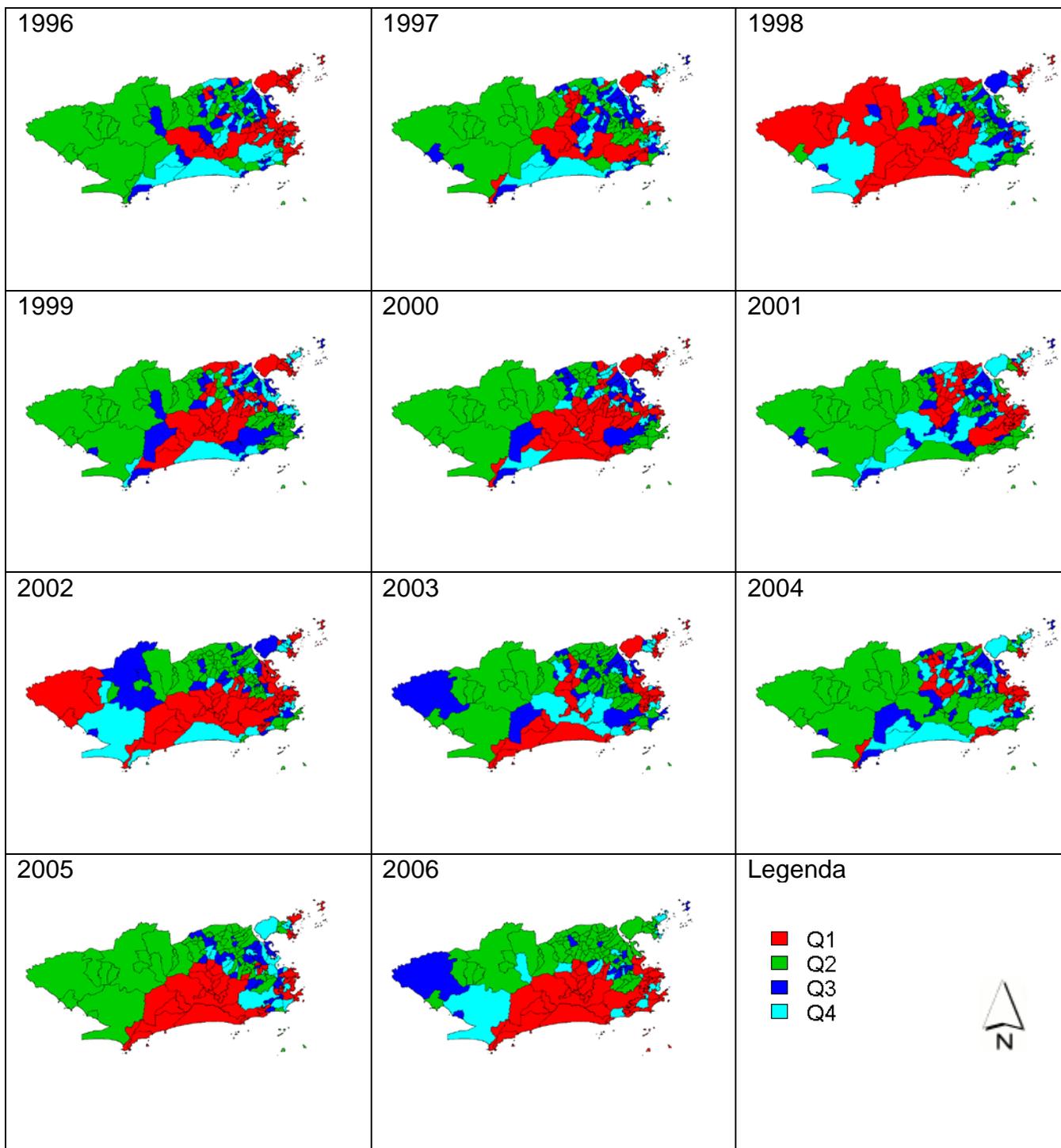


Figura 6 Mapas Box Map - Município do Rio de Janeiro, por bairros, 1996-2006.



A divisão dos quatro quadrantes, com o destaque para os bairros mais influentes em cada um deles, está descrita na Tabela 4.

Tabela 3 Divisão dos Quadrantes para os bairros do município do Rio de Janeiro – Destaque para os pontos mais influentes, conforme o padrão de dependência espacial apresentado, 1996-2006.

a) 1996 a 2001:

Anos	Q1	Q2	Q3	Q4
1996	Bairros das RAs Portuária, Centro, Rio Comprido, Ilha, Jacarepaguá e Paquetá.	Predominância de bairros da Zona Oeste.	Bonsucesso e Gávea.	Complexo da Maré, Complexo do Alemão, Jacarezinho, Rocinha e Gamboa.
1997	Bairros das RAs Portuária, Centro, Rio Comprido, Ilha, Jacarepaguá, Realengo e Paquetá.	Predominância de bairros da Zona Oeste.	Grumari, Sepetiba, Pedra de Guaratiba, Caju e Gávea.	Complexo da Maré, Complexo do Alemão, Gamboa, Penha Circular e alguns bairros da RA Ilha.
1998	Bairros das RAs Ilha, Paquetá, Jacarepaguá, Cidade de Deus, Barra da Tijuca, Bangu, Campo Grande e Santa Cruz.	Parque Anchieta e Vila Militar.	Bonsucesso, Ramos, Saúde e Magalhães Bastos.	Complexo da Maré, Complexo do Alemão, Gamboa e Senador Vasoncelos.
1999	Bairros das RAs Ilha, Jacarepaguá, Cidade de Deus e Barra da Tijuca, e o bairro Jardim América.	Predominância de bairros da Zona Oeste.	Paquetá, Grumari e Pedra de Guaratiba.	Complexo da Maré, Complexo do Alemão e Freguesia Ilha.
2000	Bairros das RAs Ilha, Paquetá, Jacarepaguá, Cidade de Deus, Barra da Tijuca, Centro e Portuária.	Predominância de bairros da Zona Oeste e Zona Sul.	Grumari, Bonsucesso e Cidade Universitária.	Complexo da Maré e Complexo do Alemão.
2001	Saúde, Jardim América, Vista Alegre e Ribeira.	Predominância de bairros da Zona Oeste; destacam-se Vila Militar e Magalhães Bastos.	Paquetá e Bonsucesso.	Complexo do Alemão, Gamboa e Freguesia Ilha.

b) de 2002 a 2006:

Anos	Q1	Q2	Q3	Q4
2002	Bairros das RAs Ilha, Paquetá, Jacarepaguá, Cidade de Deus, Barra da Tijuca e Santa Cruz.	Penha Circular, Vila Kosmos, Engenheiro Leal, Vila Militar e Magalhães Bastos.	Saúde, Bonsucesso e Vila da Penha.	Complexo do Alemão, Gamboa e Praia da Bandeira.
2003	Bairros das RAs Ilha, Paquetá, Barra da Tijuca, e o bairro Santo Cristo.	Predominância de bairros da Zona Oeste.	Saúde e Santa Cruz.	Complexo do Alemão, Gamboa e Guaratiba.
2004	Bairros das RAs Centro e Portuária, e o bairro Joá.	Predominância de bairros da Zona Oeste, e o bairro Lins.	Paquetá, Grumari e Pedra de Guaratiba	-
2005	Bairros das RAs Ilha, Jacarepaguá, Cidade de Deus e Barra da Tijuca.	Predominância de bairros da Zona Oeste.	-	Complexo do Alemão, Gamboa e Praia da Bandeira.
2006	Bairros das RAs Portuária, Jacarepaguá, Cidade de Deus, e Barra da Tijuca.	Engenheiro Leal, Vila Militar, Magalhães Bastos, Parque Anchieta, Vista Alegre.	Bonsucesso e Vila da Penha.	Complexo do Alemão e Ribeira.

Após a comparação dos Box Maps (Figura 6), observa-se, em geral, concentração dos bairros das RAs Ilha do Governador, Centro, Portuária, Jacarepaguá, Cidade de Deus e Barra da Tijuca no Q1. Em praticamente todos os anos do período, a Zona Oeste, predominantemente os bairros das RAs Realengo, Bangu, Campo Grande, Santa Cruz e Guaratiba ficaram localizadas no Q2, com exceção para os anos epidêmicos de 1998 e 2002. Em 1998, as RAs Bangu, Campo Grande e Santa Cruz ocuparam o Q1, e na epidemia de 2002, a RA Santa Cruz.

No Q3, observa-se o destaque dos seguintes bairros: Paquetá, Grumari, Bonsucesso e Gávea. Paquetá e Grumari são casos a parte, conforme já exposto anteriormente, pois sempre apresentam elevadas incidências devido à pequena população. Portanto, sempre apresentam comportamento distinto em comparação

à média de seus vizinhos. Já o caso de Bonsucesso e Gávea, também já comentado anteriormente, se deve provavelmente ao fato de que os moradores das comunidades Complexo da Maré e Complexo do Alemão, recém-emancipadas, ainda referissem morar em Bonsucesso, e os moradores das comunidades Rocinha e Vidigal ainda referissem morar na Gávea. Tal fato poderia ocorrer porque a emancipação desses bairros é relativamente recente.

No Q4, destacam-se Complexo do Alemão, Complexo da Maré e Gamboa. Os dois primeiros, pelo mesmo motivo exposto no parágrafo anterior. E o bairro Gamboa, situado entre Saúde e Santo Cristo, que são dois bairros de elevadas incidências, apresenta tal situação provavelmente pelo fato de os moradores referirem estes dois bairros como os de residência.

Prosseguimos então para a análise dos Índices Locais estatisticamente significativos. Quando $li > 0$, os bairros estudados apresentam valores similares e quando $li < 0$, apresentam valores distintos. Os valores de $li > 0$ que encontram-se no extremo da distribuição (p-valor $< 0,05$), representam os pontos influentes, ou seja, os bairros que apresentaram dependência local estatisticamente significativa, maiores do que a esperada. A partir da definição destes, plotamos os LISA Maps (Figura 7), que mostram os bairros com dependência local estatisticamente significativa, a 5% e a 1%, ou seja, destacam os *clusters* e *outliers* detectados, independentemente do quadrante em que estão situados. Após os Box Maps e os LISA Maps, plotamos os Moran Maps (Figura 8), que são a junção das informações dos dois primeiros, pois reúnem tanto a informação dos quadrantes quanto a da significância estatística. Portanto, são coloridos por quadrantes somente os significativos, e os não significativos permanecem em branco.

Foram encontrados alguns *clusters* de incidência (Q1) nos anos de 1996, 1998, 2002, 2003, 2004, 2005 e 2006, que estão descritos na Tabela 4. Destacam-se como *clusters* no Q1, na maior parte dos anos estudados, os bairros das RAs Barra da Tijuca, Jacarepaguá, Cidade de Deus, Portuária, Centro e Ilha do Governador. Apresentaram aglomerados de baixa incidência (Q2), na maioria dos anos, os bairros das RAs Santa Cruz, Campo Grande, Guaratiba, Bangu e Realengo.

Figura 7 Mapas LISA Map - Município do Rio de Janeiro, por bairros, 1996-2006.

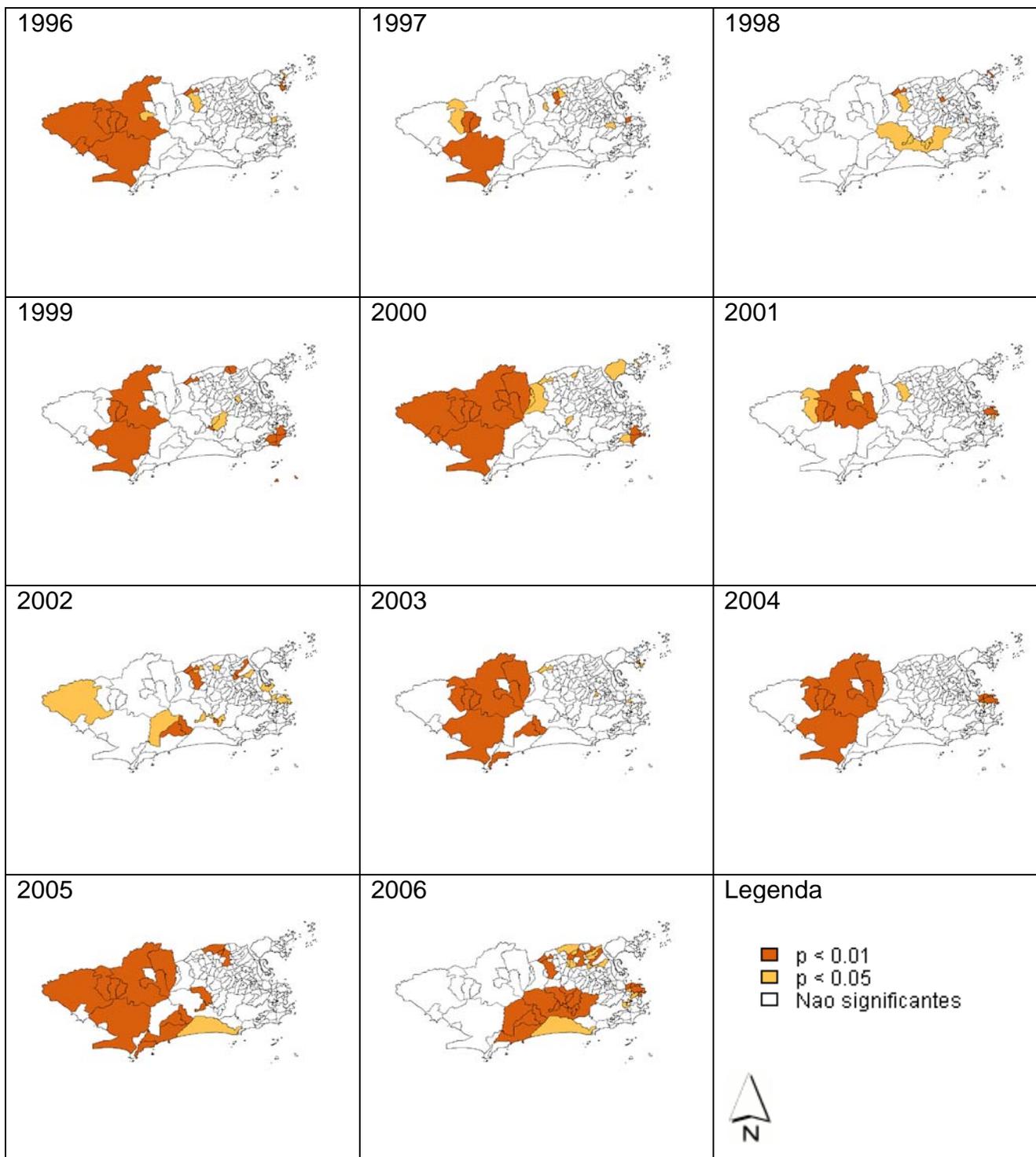


Figura 8 Mapas Moran Map - Município do Rio de Janeiro, por bairros, 1996-2006

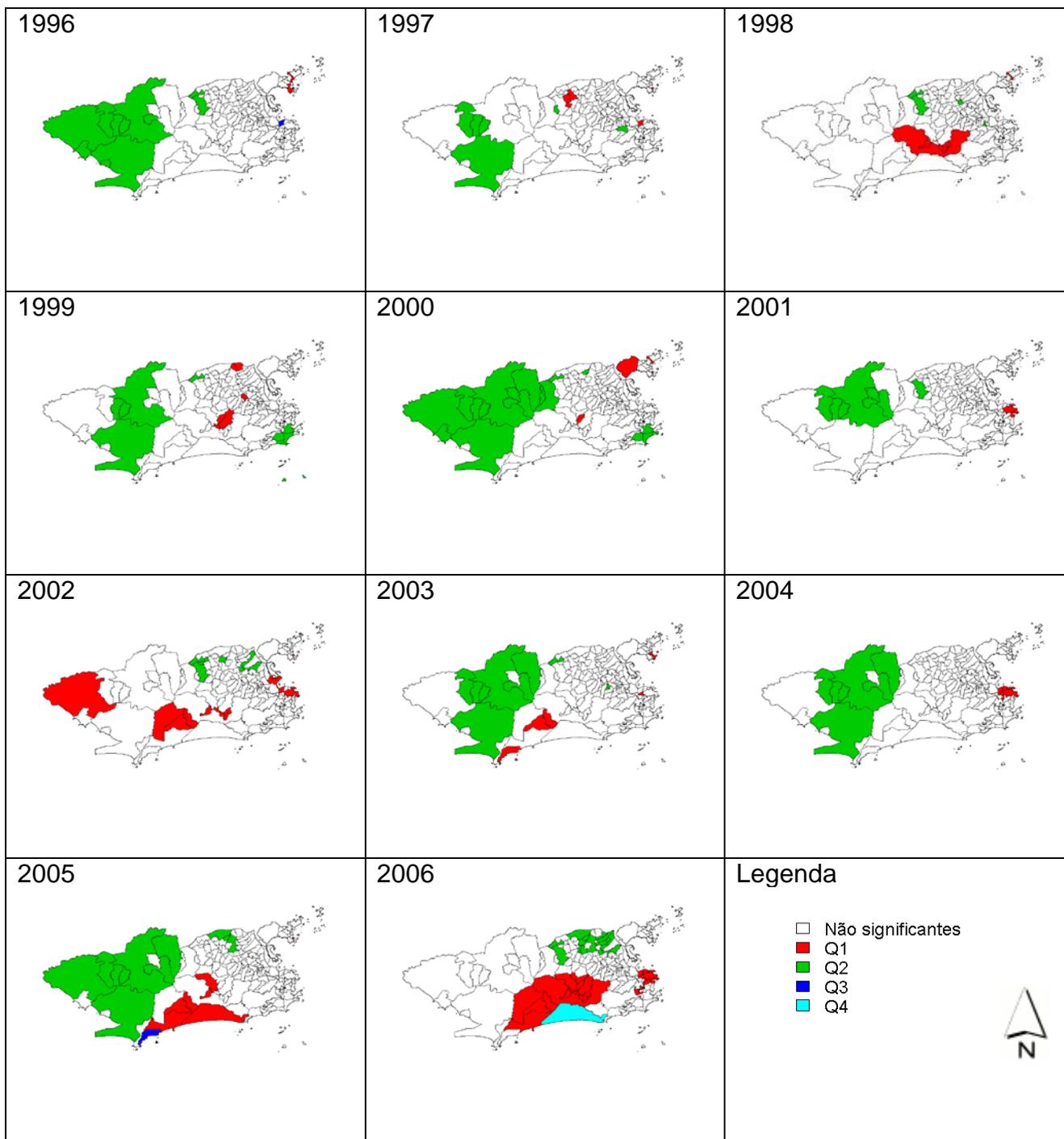


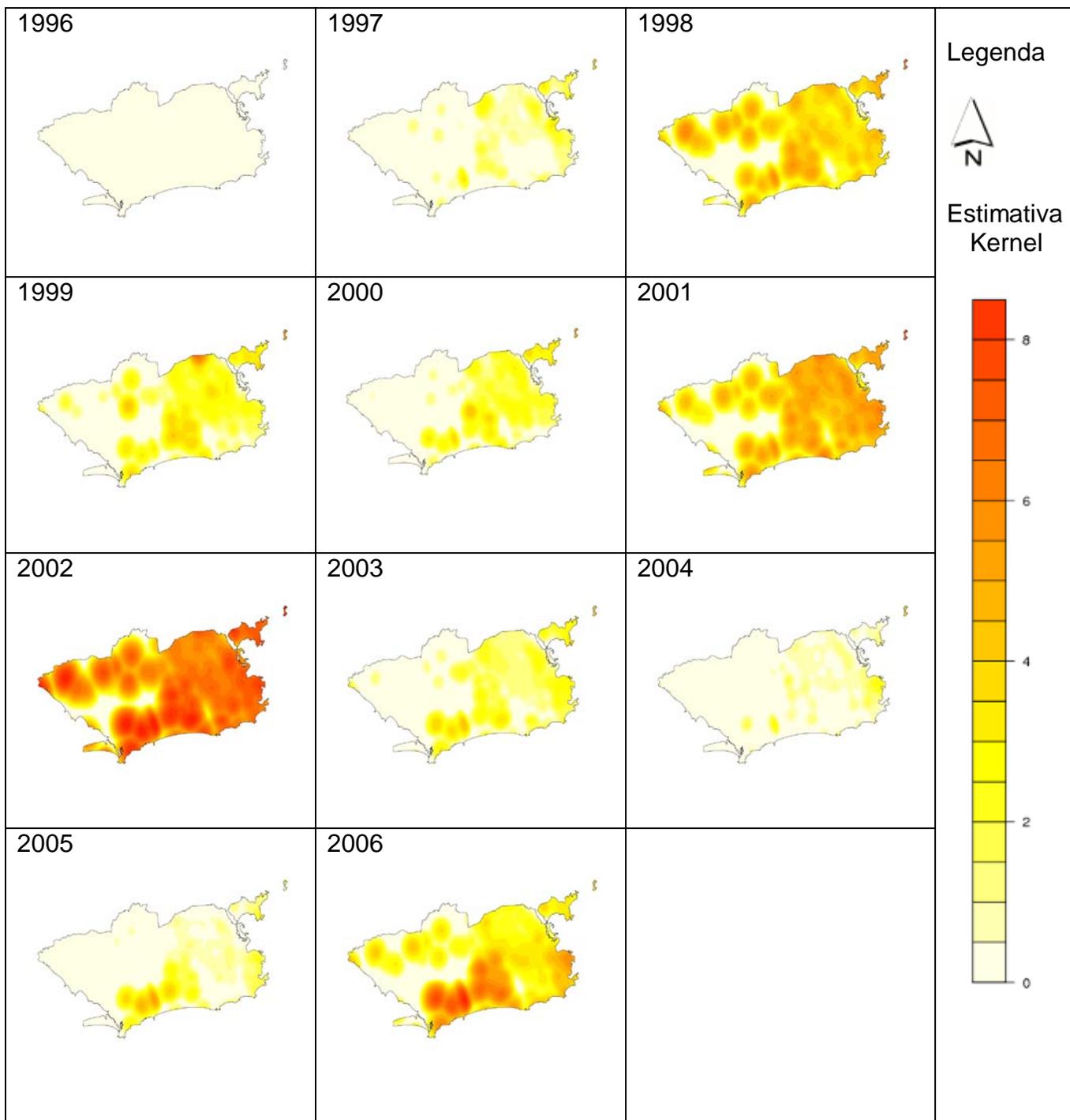
Tabela 4 Clusters de incidência de Dengue (Q1) encontrados no município do Rio de Janeiro, 1996-2006 (Moran Local $li > 0$, p-valor $< 0,05$).

Anos	Q1
1996	• RA Ilha do Governador: Cacuia, Cocotá, Zumbi e Bancários.
1998	• RA Jacarepaguá: Jacarepaguá, Anil, Gardênia Azul e Curicica.
2002	• RAs Portuária e Centro: Santo Cristo, Caju e Centro • RAs Jacarepaguá e Cidade de Deus: Anil, Gardênia Azul, Cidade de Deus e Curicica, • RA Barra da Tijuca: Camorim, Vargem Pequena e Vargem Grande.
2003	• RA Ilha do Governador: Ribeira, Zumbi e Pitangueiras.
2004	• RAs Portuária, Centro e Rio Comprido: Saúde, Gamboa, Santo Cristo, Centro, Catumbi e Cidade Nova.
2005	• RA Barra da Tijuca: Camorim, Barra da Tijuca, Vargem Pequena e Recreio dos Bandeirantes.
2006	• RAs Portuária, Centro e Rio Comprido: Saúde, Gamboa, Santo Cristo, Centro, Cidade Nova, Santa Teresa e Glória. • RAs Jacarepaguá, Cidade de Deus e Barra da Tijuca: Jacarepaguá, Anil, Gardênia Azul, Cidade de Deus, Curicica, Camorim, Freguesia, Pechincha, Taquara, Tanque, Barra da Tijuca, Vargem Pequena, Vargem Grande, Recreio dos Bandeirantes.

6.3 Alisamento Espacial – Mapas de Kernel

Através da suavização, pôde-se observar o destaque das “áreas quentes” (Figura 9). Na epidemia de 1998, observam-se áreas quentes nas RAs Santa Cruz, Campo Grande, Bangu, Realengo, Jacarepaguá, Barra da Tijuca, Ilha do Governador, Penha, Centro e Portuária. No ano de 1999, destaca-se a área do bairro Jardim América e seus arredores. Na epidemia de 2001, os bairros das RAs Centro, Portuária, Ramos, Penha e Ilha do Governador. Na epidemia de 2002, destaque para as RAs Santa Cruz, Jacarepaguá, Cidade de Deus, Barra da Tijuca, Ilha do Governador, Ramos, Penha, Centro e Portuária. Na epidemia de 2006, destacou-se a área da RA Barra da Tijuca.

Figura 9 Mapas de Kernel para incidência de Dengue - Município do Rio de Janeiro, 1996 - 2006.



6.4 Série Temporal

Na Figura 10A, podemos identificar, a partir da série temporal dos casos por semana epidemiológica, os picos epidêmicos dos anos 1998, 2001, 2002 e 2006. Na Figura 10B, a série temporal da taxa mensal mostra o mesmo padrão, porém com menos ruído, pelo fato de a agregação ser mensal.

Devido à grande oscilação das taxas entre os períodos epidêmicos e não-epidêmicos, optou-se por trabalhar com o logaritmo da taxa mensal. A Figura 10C mostra a série do log da taxa mensal, e a Figura 10D mostra sua decomposição pelo método *loess*, nos componentes: tendência, sazonalidade e resíduos.

A série do log da taxa (Figura 10C) permite uma melhor visualização da existência de casos fora do período epidêmico. A decomposição da série (Figura 10D), apesar de ter uma interpretação mais difícil, mostra mais claramente um incerto padrão sazonal, devido à grande oscilação entre os anos, e exibe uma tendência com picos e vales, caracterizando os períodos epidêmicos e não-epidêmicos. Ainda nos resíduos, é possível ver os picos dos anos epidêmicos. Não foi encontrada estrutura de dependência serial na série.

Na Figura 11A, plotamos a série da taxa de incidência de dengue em conjunto com a série da pluviosidade, de 1997 a 2006. A Figura 11B mostra a sazonalidade da média de chuvas, no período de dezembro de 2005 a dezembro de 2006; observa-se o pico em janeiro de 2006.

A Figura 11C mostra as curvas da taxa de incidência de dengue e da pluviosidade média, no ano de 2006. Observa-se o pico de pluviosidade no mês de janeiro, e os picos de incidência ocorrendo nos dois meses seguintes: fevereiro e março de 2006. Entretanto, ao analisarmos toda a série de incidência de dengue

X pluviosidade, de 1997 a 2006, através de uma função de correlação cruzada, tal evento não foi observado no primeiro *time-lag* (de um mês anterior), conforme ocorreu para o ano de 2006, somente apresentando uma provável associação espúria no *lag* -10, ou seja, a taxa de dengue está sendo influenciada pela pluviosidade referente a dez meses antes, o que não faz sentido epidemiológico.

Figura 10 Séries Temporais – Casos de Dengue por Semana Epidemiológica e Incidência de Dengue (taxa e log da taxa) por Mês, no município do Rio de Janeiro, 1996 – 2006.

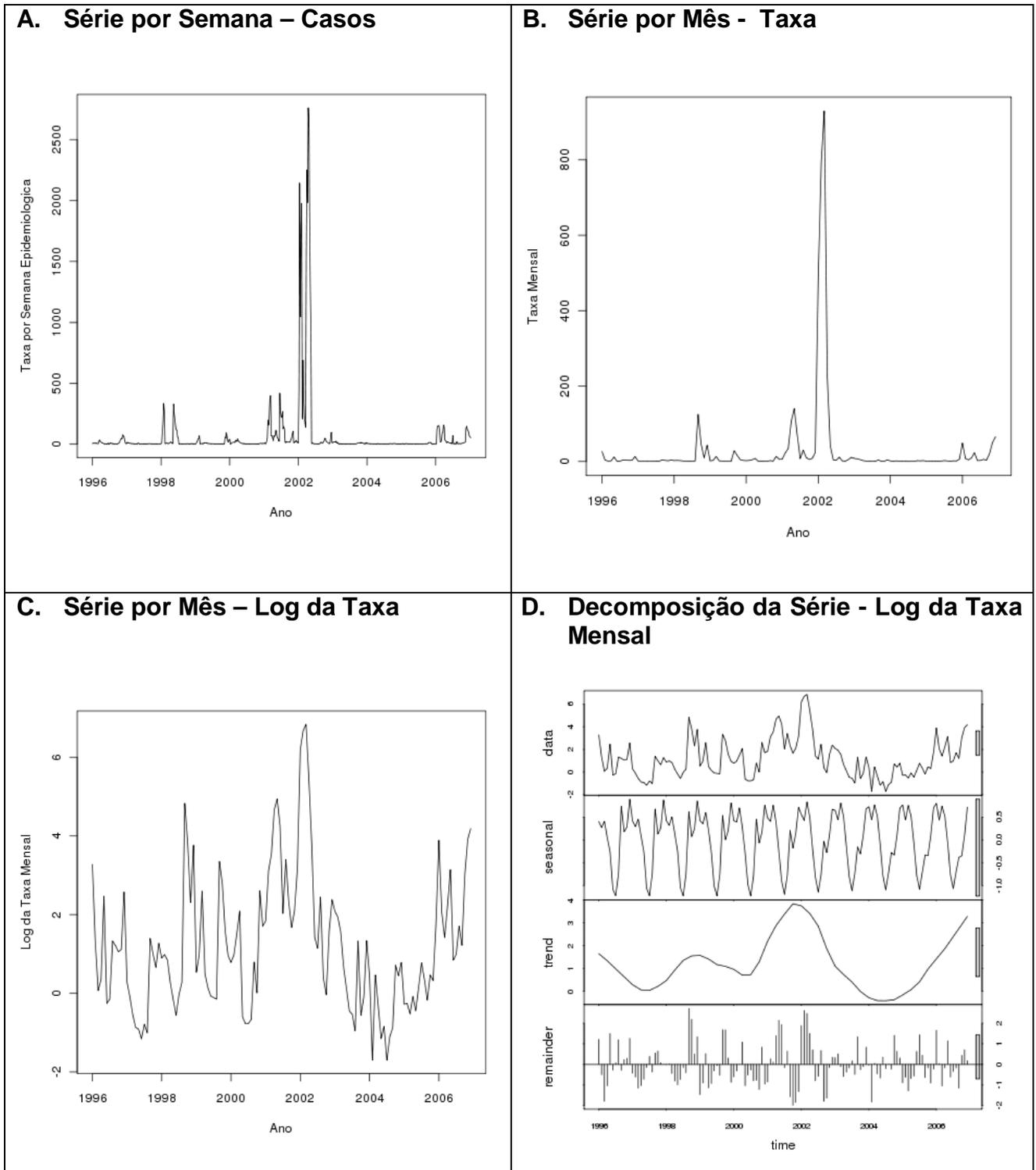
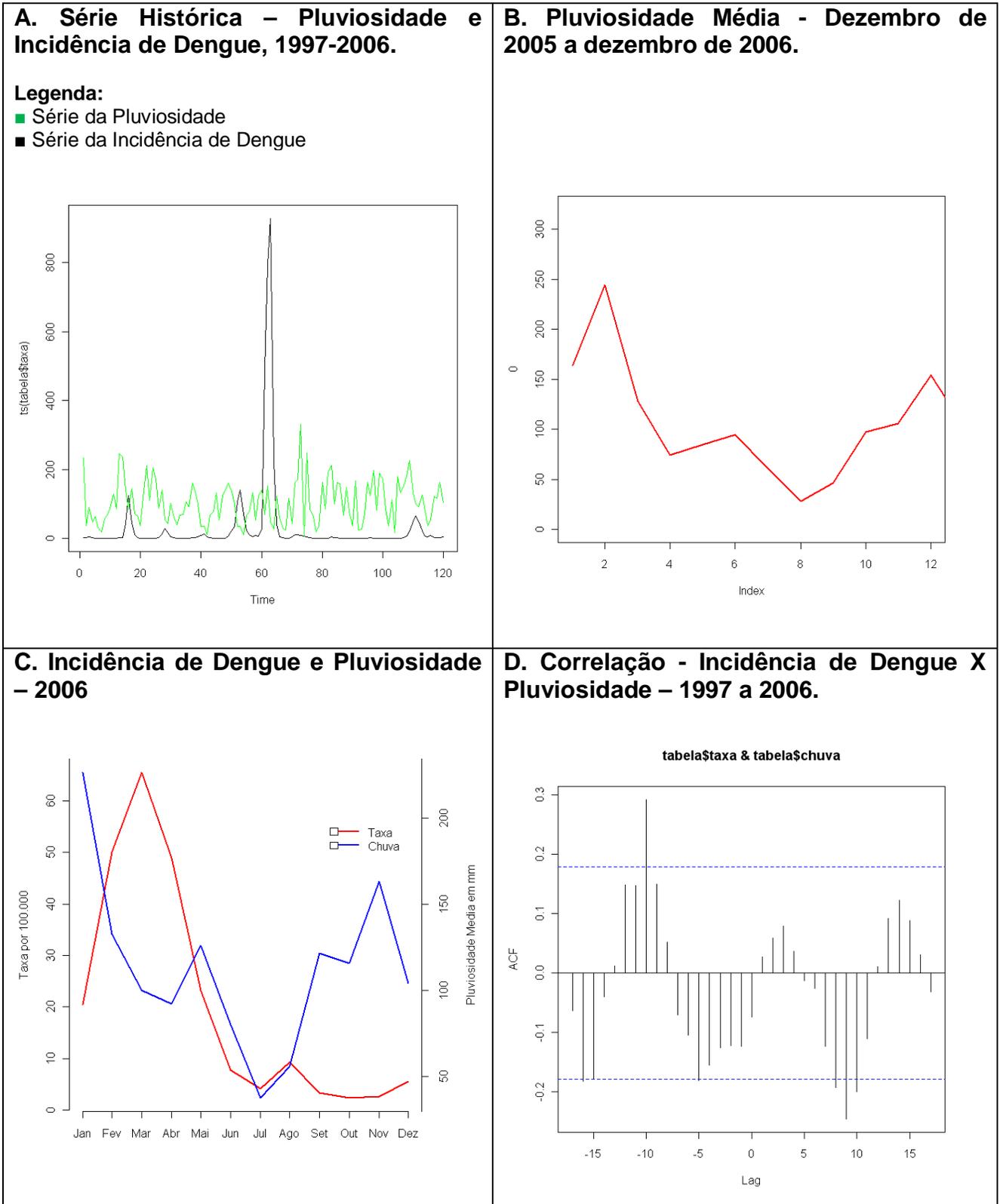


Figura 11 Séries Temporais – Incidência de Dengue e Pluviosidade, no município do Rio de Janeiro, por Mês, 1997 – 2006.



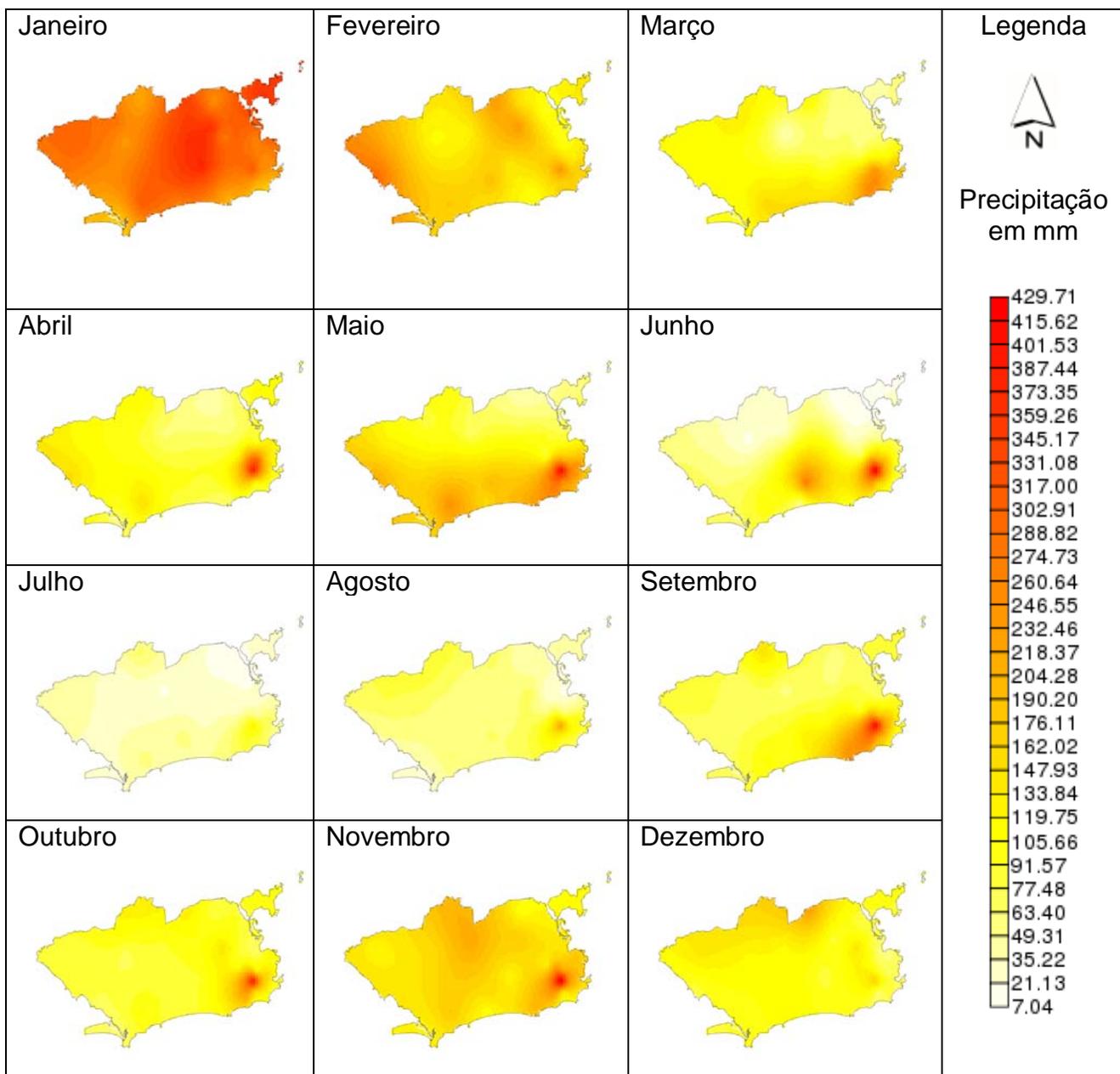
6.5 Krigagem para Interpolação da Pluviosidade

A partir dos valores preditos pelo método de krigagem, foi realizado o mapeamento da pluviosidade no Rio de Janeiro (Figura 12). Através da krigagem, foi também criada uma superfície contínua, que mostra a intensidade da pluviosidade.

Podemos observar que o mês de janeiro foi o de maiores médias, com área de maior intensidade concentrada nos arredores das estações Cidade de Deus, Tanque e Madureira. Os meses de fevereiro e março foram de baixa intensidade, em relação a janeiro. Em fevereiro, ocorreu maior média nas estações Sepetiba, Sumaré, Anchieta e Madureira. Em março, nas estações Rocinha, Jardim Botânico, Sumaré e Vidigal. Em abril, nas estações Sumaré e Tijuca. Em maio e junho, apenas na estação Sumaré. Em julho e agosto, não houve nenhum grande destaque, porém apresentaram as maiores médias as estações Sumaré e Barra. A partir de setembro, voltou a destacar-se a estação Sumaré, Em novembro, destacaram-se além da Sumaré, Tijuca e Bangu; e em dezembro, apresentaram as maiores médias as estações Sumaré e Anchieta.

Nota-se que a estação Sumaré, localizada no Alto da Boa Vista, apresenta constantemente maiores valores, mesmo nos períodos mais secos.

Figura 12 Mapas de Krigagem para Pluviosidade no município do Rio de Janeiro, 2006.



6.6 Seleção e Análise Exploratória das Variáveis do Modelo

Na análise de colinearidade entre as variáveis, foi encontrada alta correlação entre as variáveis relacionadas à desigualdade de renda (razão entre 10% e 40%, razão entre 20% e 40%, Índice de Gini e Índice L de Theil), justificando a opção de apenas um indicador, que foi o Índice de Gini, por refletir bem a desigualdade social. Também foi encontrada alta correlação, conforme já esperado, entre as variáveis componentes do IDS (taxa de alfabetização de maiores de 15 anos; chefe com renda inferior a quatro salários; chefe com renda de até dois salários; abastecimento de água; rede de esgoto adequada e coleta regular de lixo), justificando a escolha do indicador sintético (IDS). Também foi selecionado o IDH como indicador sintético. Porém, a correlação encontrada entre IDS e IDH também foi alta ($r=0,84$), justificando a seleção apenas do IDS. Foi selecionado o IDS e não o IDH, pois o primeiro considera variáveis muito importantes para o estudo da dengue, como as relacionadas às condições de moradia e saneamento básico.

Foi testada ainda a correlação entre o IIP e o IB para *Aedes aegypti* e para *Aedes albopictus*. Observou-se alta correlação entre o IIP e o IB para ambas as espécies ($r=0,94$ para o primeiro e $r=0,93$ para o segundo). Foi selecionado então o IB, que considera o número de recipientes encontrados por casa. Já a correlação entre o IIP de uma espécie com o IIP de outra e entre o IB de uma e o de outra foi moderada ($r=0,54$ para IIP e $r=0,58$ para IB), sendo decidido manter então o IB tanto para *Aedes aegypti* quanto para *Aedes albopictus* (Tabela 5).

Tabela 5 Correlação de Pearson entre os Índices de Breteau e de Infestação Predial para *Aedes aegypti* e *Aedes albopictus*, de janeiro de 2006, no município do Rio de Janeiro.

Tipo de Índice	A.aegypti IIP	A, aegypti IB	A.albopictus IIP	A. albopictus IB
A.aegypti IIP	1	0,94	0,54	0,48
A, aegypti IB	0,94	1	0,61	0,58
A.albopictus IIP	0,54	0,61	1	0,93
A. albopictus IB	0,48	0,58	0,93	1

Na Tabela 6, apresentam-se as médias de taxas de incidência de dengue mais altas, considerando o primeiro trimestre, dos meses de verão de 2006 (janeiro, fevereiro e março), e também as médias de taxas mais elevadas nos demais meses do ano (fora da estação de verão). Observa-se que os bairros Camorim, Curicica, Saúde, Vargem Grande, Anil e Joá apresentaram as médias de taxa mais elevadas durante todo o ano de 2006, tanto no verão como no restante do ano.

Tabela 6 Bairros do Rio de Janeiro com incidência média de Dengue mais elevada em 2006, nos meses de verão (janeiro, fevereiro e março), e nos demais meses.

Bairros	Taxa Média no Verão
Camorim	2708,50
Curicica	852,60
Saúde	623,20
Vargem Pequena	557,74
Vargem Grande	461,86
Anil	442,46
Cidade de Deus	417,90
Taquara	246,10
Gardênia Azul	197,28
Joá	186,07

Bairros	Taxa Média nos demais meses
Camorim	701,74
Saúde	268,32
Vargem Grande	155,91
Curicica	109,87
Glória	96,71
Joá	93,03
Santo Cristo	73,54
Cidade Nova	69,49
Anil	62,15
Vidigal	61,63

Na Tabela 7, observam-se os bairros com IDS mais elevado e os com IDS mais baixo na cidade, com base no Censo 2000. Destacam-se com as piores condições sociais dois bairros que, na tabela anterior, apresentaram as mais altas médias de taxas de incidência: Vargem Grande e Camorim.

Tabela 7 Bairros com Índice de Desenvolvimento Social mais elevados e mais baixos em 2000, Rio de Janeiro.

Bairros	IDS elevado
Lagoa	0,854
Leblon	0,809
Ipanema	0,801
Humaitá	0,798
Urca	0,795
Barra da Tijuca	0,795
Jardim Botânico	0,787
São Conrado	0,787
Gávea	0,787
Laranjeiras	0,779
Bairros	IDS baixo
Complexo do Alemão	0,474
Manguinhos	0,473
Rocinha	0,458
Barra de Guaratiba	0,448
Acari	0,443
Guaratiba	0,433
Vargem Pequena	0,425
Vargem Grande	0,408
Camorim	0,369
Grumari	0,277

Já na Tabela 8, destacamos os bairros com Índice de Gini mais elevados, e também os mais baixos, segundo o Censo 2000. Quanto mais elevado o Gini, maior a desigualdade social. Alguns bairros apontados como de maior desigualdade coincidem com os bairros de maiores médias de taxas: Camorim, Vargem Pequena e Vargem Grande.

Tabela 8 Bairros com Índice de Gini mais elevados (maior desigualdade social) e mais baixos (menor desigualdade), em 2000, Rio de Janeiro.

Bairros	Gini elevado
Vidigal	0,74
São Conrado	0,74
Itanhangá	0,69
Santa Teresa	0,61
Cosme Velho	0,61
Recreio dos Bandeirantes	0,61
Grumari	0,61
Camorim	0,60
Vargem Pequena	0,60
Vargem Grande	0,60
Bairros	Gini baixo
Cosmos	0,44
Laranjeiras	0,44
Humaitá	0,44
Caju	0,44
Maré	0,43
Jacarezinho	0,43
Méier	0,43
Todos os Santos	0,42
Vila da Penha	0,41
Maracanã	0,40

Apontamos, na Tabela 9, os bairros que apresentaram maiores índices de Breteau para *Aedes aegypti* e *Aedes albopictus* em janeiro de 2006. Coincidiram com altos índices para ambas as espécies: Água Santa, Glória, Engenho Novo, Engenho da Rainha, Sampaio e Engenho de Dentro. Conforme a escala de densidade estabelecida (OMS, 1972), observa-se que 102 dos 157 bairros do município apresentaram densidade acima de 1% e 4 apresentaram densidade acima de 4% para *Aedes aegypti*. Já para *Aedes albopictus*, 4 bairros apresentaram densidade acima de 1%, e nenhum apresentou densidade acima de 3%.

Tabela 9 Bairros com Índice de Breteau mais elevados e mais baixos para *Aedes aegypti* e para *Aedes albopictus*, em janeiro de 2006, Rio de Janeiro.

Bairros	IB <i>Aedes aegypti</i>
Água Santa	40,63
Glória	40,00
Engenho Novo	38,16
Urca	35,71
Engenho da Rainha	33,67
Sampaio	33,33
Maria da Graça	31,43
Estácio	31,15
Engenho de Dentro	29,55
Abolição	27,10
Bairros	IB <i>Aedes albopictus</i>
Glória	13,33
Sampaio	11,90
Água Santa	7,81
Engenho de Dentro	4,73
Engenho Novo	3,68
Vaz Lobo	3,13
Flamengo	3,13
Quintino Bocaiúva	3,11
Engenho da Rainha	2,99
Piedade	2,48

Observando a Figura 13, temos as distribuições da variável desfecho e das variáveis explicativas. Observa-se que, após a transformação da taxa de incidência de dengue com logaritmo neperiano, a variável passou a apresentar distribuição mais próxima da normal, porém ainda com muitos *outliers*. A mediana foi de 2,457, o que indica que 50% dos bairros apresentaram log de incidência até este valor, o equivalente a uma incidência de 11,66 casos por 100.000 habitantes no ano de 2006, e o terceiro quartil indica que apenas 25% dos bairros apresentou incidência maior que 3,369 log, o equivalente a 29,04 casos por 100.000 habitantes. A taxa máxima de incidência neste ano foi de 3398,19 casos por 100.000 habitantes.

Quanto à chuva, observa-se uma distribuição bastante heterogênea, com uma pluviosidade média de 102 mm, sendo a mediana de 87,83 mm. Apenas 25% dos bairros apresentaram pluviosidade entre 133,6 e 304,3 mm.

O Índice de Breteau para *Aedes aegypti* apresentou maior concentração até o valor 10. A mediana foi de 6,7, o que significa que 50% dos bairros apresentaram IB até este valor, o qual já indica uma densidade maior que 1% (quando o IB é superior a 4). A média do IB foi de 9,11, e 25% dos bairros apresentaram valores entre 13,15 e 40,63.

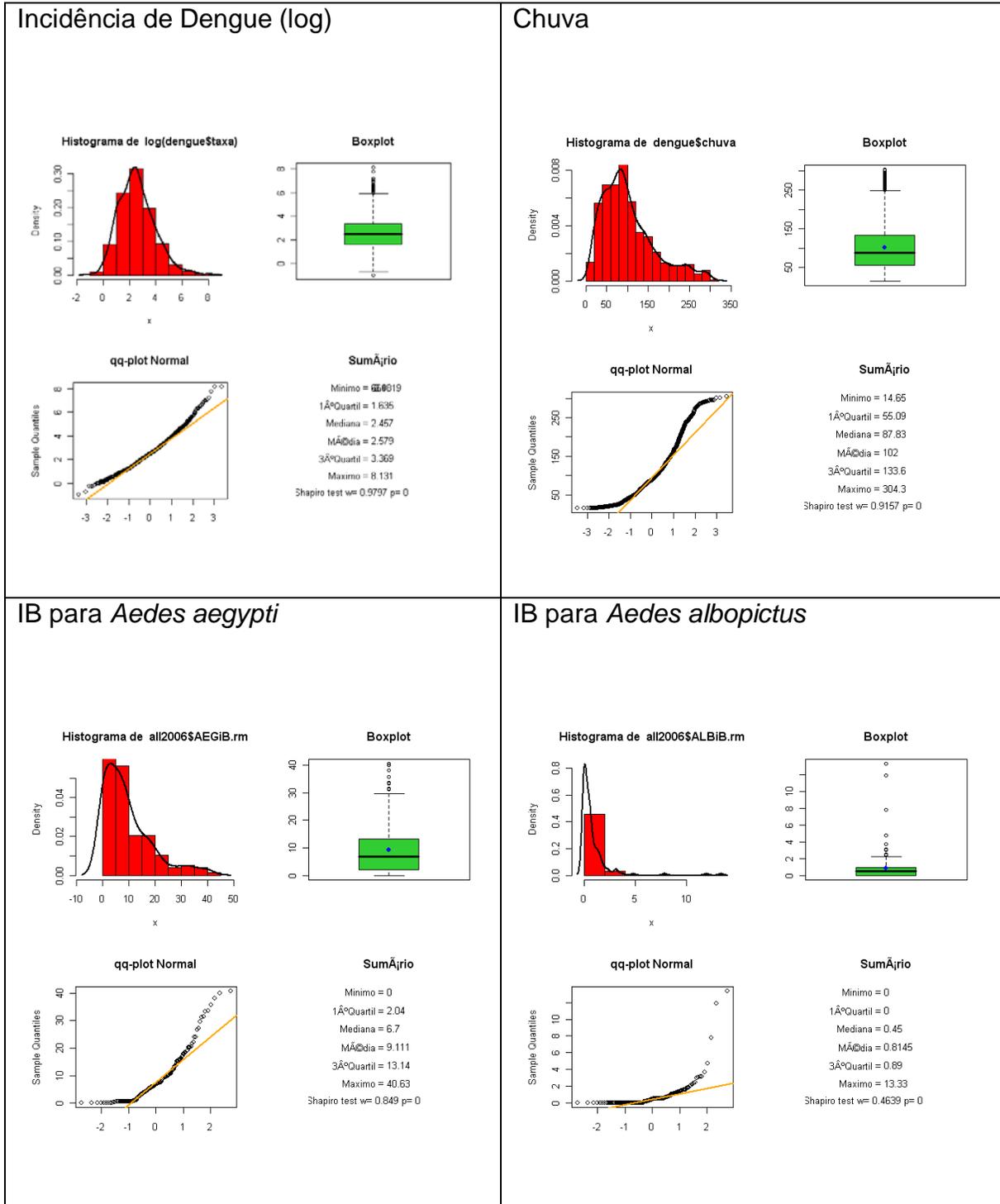
Já o IB para *Aedes albopictus* apresentou concentração dos valores até o valor 1. Dos 157 bairros, 50% apresentaram índice de até 0,45, tendo sido a média igual a 0,81. Apenas 25% dos bairros apresentaram valores maiores que 0,89, sendo o índice máximo registrado igual a 13,33.

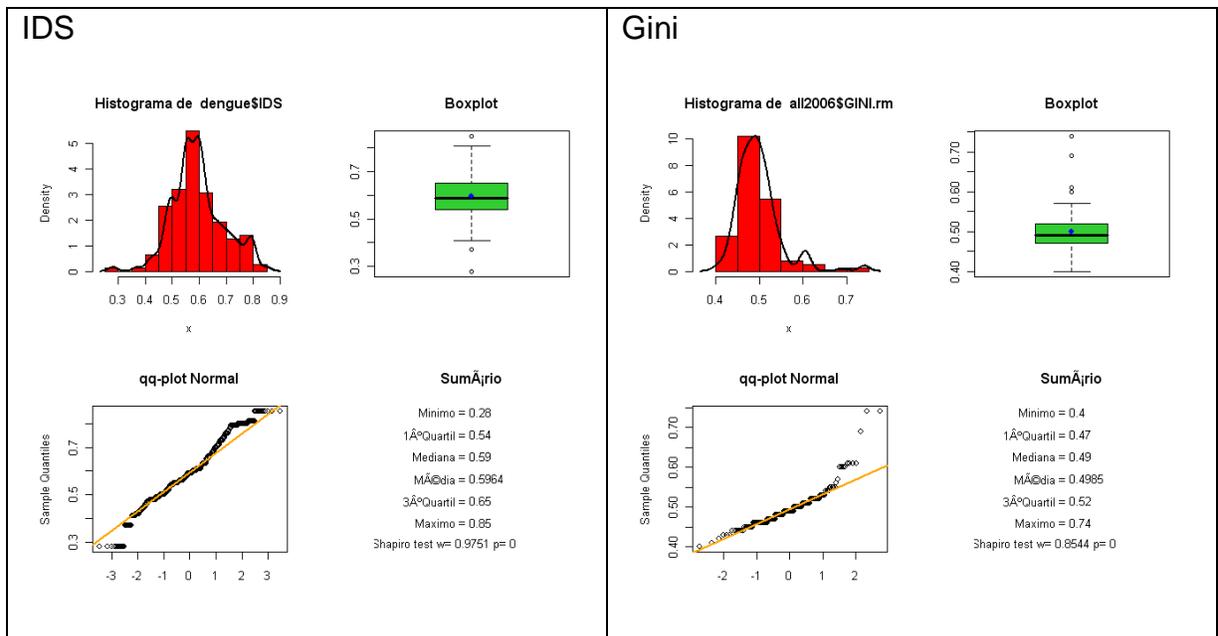
A variável IDS apresentou uma distribuição próxima da normal, com poucos *outliers*. A maior concentração foi entre os valores 0,55 e 0,6, tendo como média e

como mediana o valor 0,59. Apresentaram IDS mais elevado, entre 0,65 e 0,85, 25% dos bairros, situados a partir do terceiro quartil.

O Índice de Gini apresentou maior concentração de valores entre 0,45 e 0,50, sendo a média e a mediana iguais a 0,49, ou seja, 50% dos bairros apresentam desigualdade social considerada média (para a escala de valores entre 0 e 1 deste índice). O valor de desigualdade máxima foi de 0,74, sendo que 25% dos bairros apresentaram índice superior a 0,52. A distribuição apresentou poucos *outliers*, assim como o IDS.

Figura 13 Análise Exploratória da Variável Desfecho (Log da Incidência de Dengue) e das Variáveis Explicativas: Chuva, IB para *Aedes aegypti*, IB para *Aedes albopictus*, IDS e Gini.



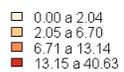
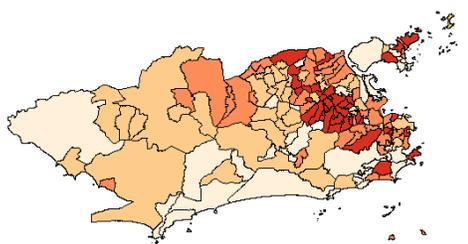


Foram plotados mapas da distribuição das demais variáveis explicativas (além da pluviosidade, no ano de 2006): IDS e Gini (referentes ao Censo 2000) e Índice de Breteau para *Aedes aegypti* e *Aedes albopictus* (referentes a janeiro de 2006) (Figura 14). Observam-se Índices de Breteau mais elevados, para ambos os vetores, nos bairros das RAs Méier e Inhaúma, e no bairro da Glória. Podemos observar IDS mais elevado nos bairros da Zona Sul (RAs Botafogo, Copacabana e Lagoa), e no bairro Barra da Tijuca. Quanto à distribuição do Índice de Gini, observa-se maior desigualdade social em grande parte dos bairros das RAs Barra da Tijuca, Jacarepaguá, Guaratiba, Lagoa e Santa Teresa.

Figura 14 Mapas de Distribuição das Variáveis Explicativas: IB para *Aedes aegypti*, IB para *Aedes albopictus*, IDS e Gini – Município do Rio de Janeiro, 2006.

IB para *Aedes aegypti*

IB para *Aedes albopictus*



Além da variável desfecho, todas as variáveis explicativas apresentaram Índice Global de Moran positivo, ou seja, todas apresentaram padrão de autocorrelação espacial. A incidência de dengue (log) e a variável chuva foram testadas em todos os meses do ano de 2006, sendo a chuva altamente correlacionada espacialmente, com Is de Moran próximos a 1. O IB, tanto para *Aedes aegypti* quanto para *Aedes albopictus*, o IDS e o Índice de Gini também apresentaram dependência espacial estatisticamente significativa (Tabela 10).

Tabela 10 Índice Global de Moran da variável despecho e das variáveis explicativas, e seus níveis de significância - Município do Rio de Janeiro, 2006.

Variáveis	I de Moran	p-valor
Incidência de Dengue em 2006	0,4924	<0,0001
Janeiro	0,1761	0,0001
Fevereiro	0,2420	<0,0001
Março	0,2279	<0,0001
Abril	0,2947	<0,0001
Maio	0,2551	<0,0001
Junho	0,1262	0,0050
Julho	0,1048	0,0157
Agosto	0,0954	0,0244
Setembro	0,1673	0,0003
Outubro	0,1293	0,0043
Novembro	0,1044	0,0160
Dezembro	0,0998	0,0199
Índice Pluviométrico		
Janeiro	0,8670	<0,0001
Fevereiro	0,7937	<0,0001
Março	0,9347	<0,0001
Abril	0,7365	<0,0001
Maio	0,9240	<0,0001
Junho	0,8318	<0,0001
Julho	0,9113	<0,0001
Agosto	0,8383	<0,0001
Setembro	0,8494	<0,0001
Outubro	0,7115	<0,0001
Novembro	0,7389	<0,0001
Dezembro	0,8478	<0,0001
Índice de Breteau – <i>A. aegypti</i>	0,2842	<0,0001
Índice de Breteau – <i>A. albopictus</i>	0,0958	0,0128
Índice de Desenvolvimento Social	0,5207	<0,0001
Índice de Gini	0,2700	<0,0001

6.7 Modelagem – GLM e CAR

Na modelagem com o GLM de família gaussiana, apresentaram associação significativa com a incidência de dengue as seguintes variáveis: “lag de chuva”, “Gini” e “IB por *Aedes albopictus*”, com associação direta; já as variáveis “chuva” e “IB por *Aedes aegypti*”, apresentaram associação inversa. Não foi encontrada associação entre a incidência de dengue apenas com a variável “IDS” (Tabela 11).

Acrescentamos então a este primeiro modelo, uma fatoração dos meses, considerando como categoria de comparação o mês de julho. Neste segundo modelo, todas as variáveis que apresentaram associação direta no primeiro modelo permaneceram significativas (“lag de chuva”; “Gini” e “IB para *Aedes albopictus*”), sendo que neste segundo, inclusive a variável “chuva” apresentou associação direta significativa. A variável “IB para *Aedes aegypti*” permaneceu significativa, com associação inversa. A variável IDS permaneceu não associada à incidência de dengue. Dentre os meses que entraram como fatores, foram significativos na associação direta com maior incidência de dengue: fevereiro, março, abril e maio. Apresentaram associação inversa os meses de outubro e novembro (Tabela 11).

Dessa forma, observamos a influência do padrão temporal dos meses na ocorrência de dengue. Foi realizada uma ANOVA para esses dois modelos, tendo sido considerado melhor o segundo modelo, com os meses fatorados, pois esse teve uma *deviance* menor, com teste de Fisher estatisticamente significativo ($p < 0,0001$). O segundo modelo também apresentou AIC menor, de 3655,1, em comparação com o primeiro modelo, que apresentou AIC = 4088,7.

Tabela 11 Modelos GLM de família gaussiana, 1 e 2.

Modelo	Variável	Coeficiente	Erro-padrão	t	p-valor
GLM 1 AIC: 4088,7	Intercepto	0,1492	0,4515	0,331	0,7410
	Chuva	-0,0015	0,0006	-2,277	0,0229
	Lag chuva	0,0051	0,0006	8,190	<0,0001
	IDS	0,2828	0,4126	0,685	0,4931
	Gini	3,8275	0,7472	5,122	<0,0001
	IB Aeg	-0,0156	0,0051	3,016	0,0026
	IB Alb	0,0680	0,0277	2,457	0,0141
GLM 2 AIC: 3655,1	Intercepto	-0,1612	0,4006	-0,403	0,6873
	Chuva	0,0036	0,0010	3,592	0,0003
	Lag chuva	0,0029	0,0010	2,860	0,0043
	IDS	-0,0405	0,3563	-0,114	0,9093
	Gini	3,4015	0,6397	5,317	<0,0001
	IB Aeg	-0,0133	0,0043	-3,049	0,0023
	IB Alb	0,0605	0,0231	2,612	0,0091
	Janeiro	-0,3101	0,2638	-1,175	0,2400
	Fevereiro	0,6399	0,2346	2,727	0,0064
	Março	1,5375	0,1605	9,577	<0,0001
	Abril	1,5135	0,1561	9,696	<0,0001
	Mai	0,8754	0,1648	5,309	<0,0001
	Junho	0,1979	0,1614	1,226	0,2203
	Agosto	0,3352	0,1786	1,877	0,0607
	Setembro	-0,3087	0,1899	-1,626	0,1042
	Outubro	-0,6376	0,1926	-3,310	0,0009
	Novembro	-0,7604	-0,2126	-3,576	0,0003
Dezembro	-0,3610	0,1955	-1,846	0,0651	

Optou-se então pelo segundo modelo como modelo GLM final. Foi realizada análise dos resíduos desse modelo (Figura 14), que exibiu um ajuste satisfatório, e um mapa desses resíduos, que revelou áreas de agregação de resíduos positivos (Figura 15).

Figura 15 Gráfico de Resíduos do Modelo Final GLM.

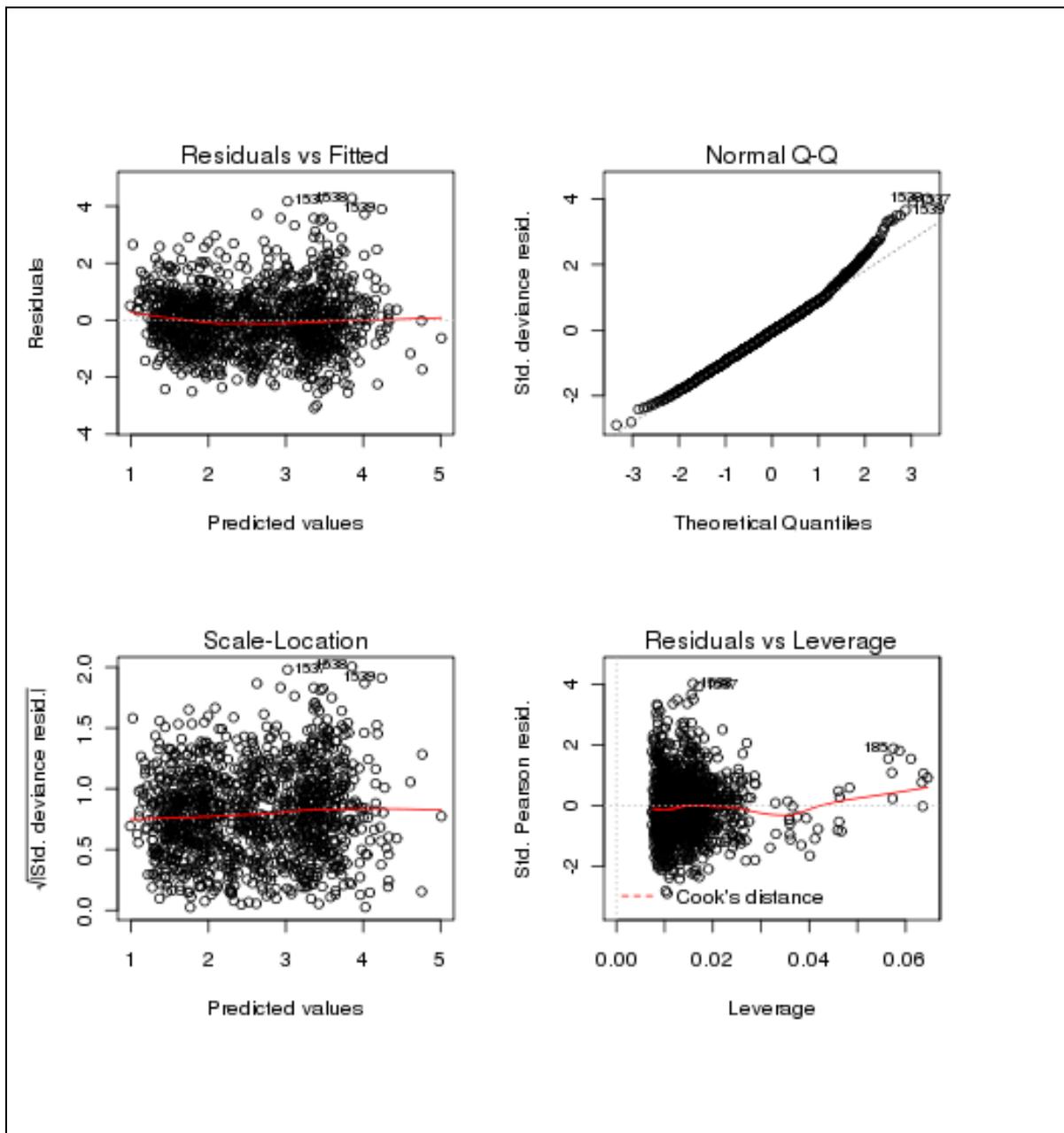
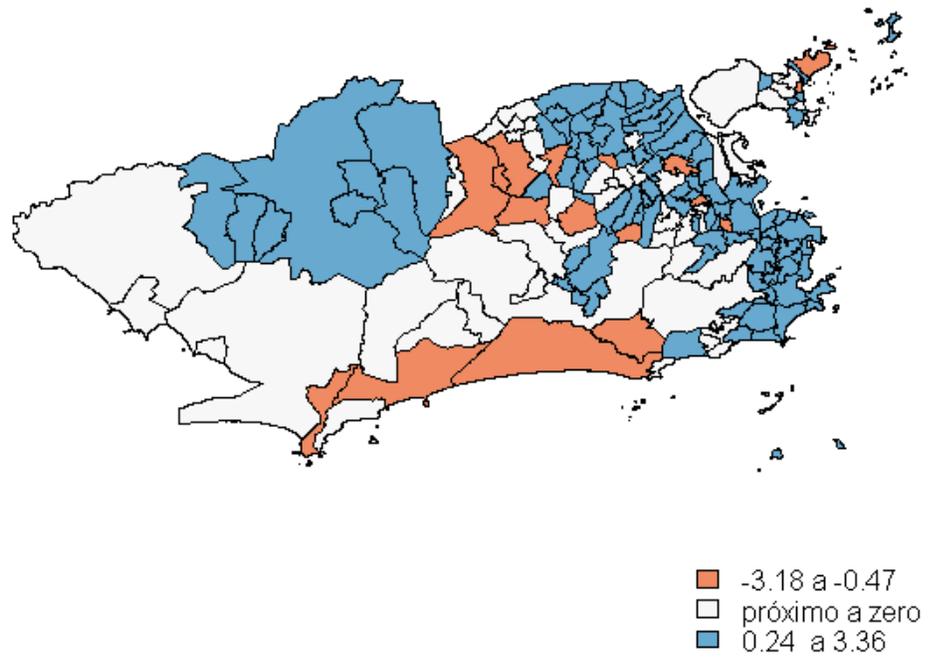


Figura 16 Mapa dos Resíduos do Modelo Final GLM.



Para testar a autocorrelação espacial dos resíduos do modelo final, o banco de dados foi desmembrado por meses, e foram rodados modelos GLM para os doze meses. Então, testou-se a autocorrelação espacial em cada um deles. Foi observada dependência espacial nos resíduos de praticamente todos os meses, com exceção para junho, julho, agosto e dezembro (Tabela 12).

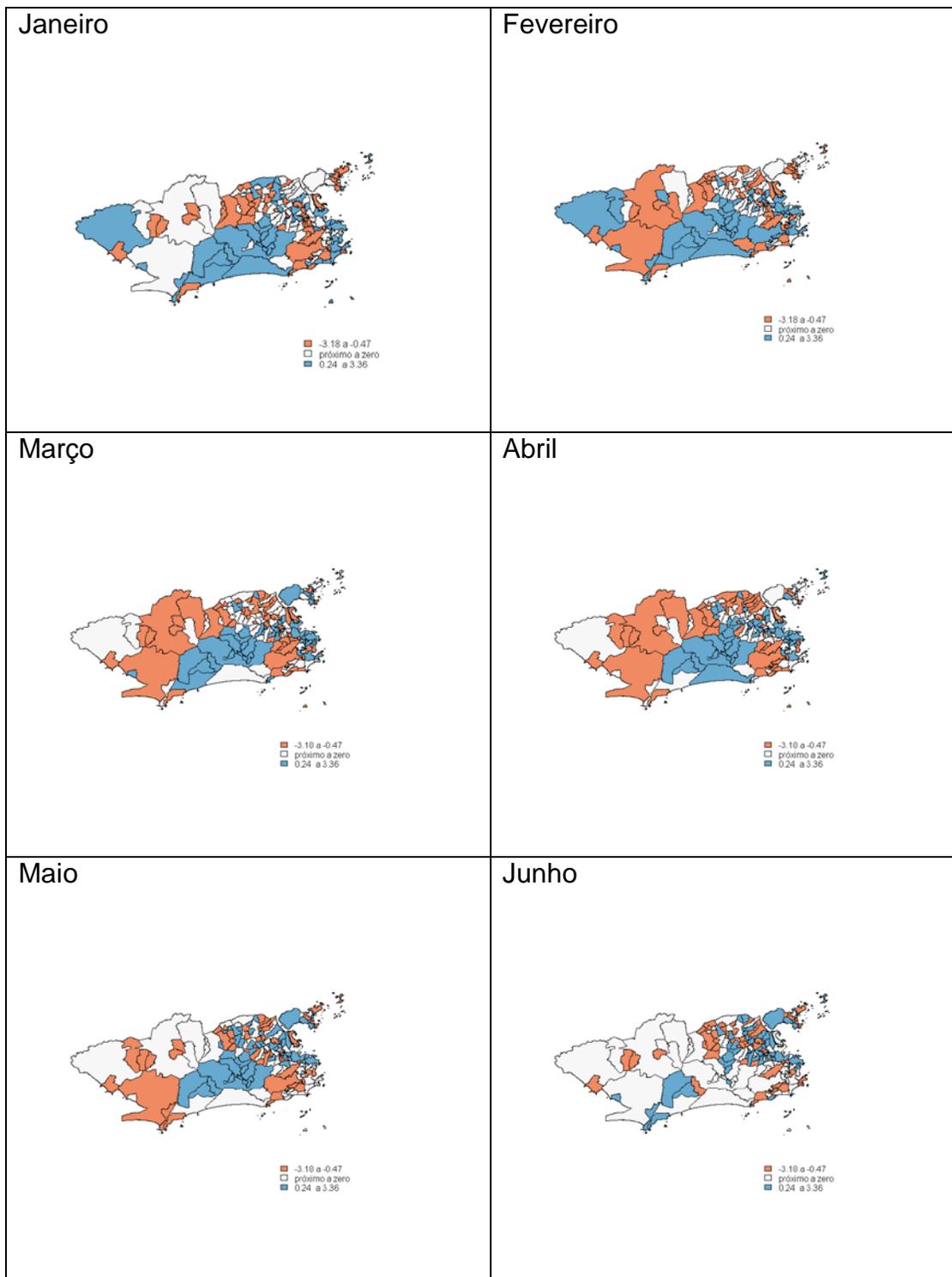
Tabela 12 Índice Global de Moran dos Modelos GLM , por meses, e seus níveis de significância.

Modelo GLM	I de Moran	p-valor
Janeiro	0,1325	0,0035
Fevereiro	0,1913	<0,0001
Março	0,1598	0,0005
Abril	0,1852	<0,0001
Mai	0,1521	0,0010
Junho	-0,0256	0,6452
Julho	0,0447	0,1614
Agosto	-0,0064	0,0859
Setembro	0,1357	0,0029
Outubro	0,1112	0,0114
Novembro	0,0821	0,0433
Dezembro	0,0591	0,1023

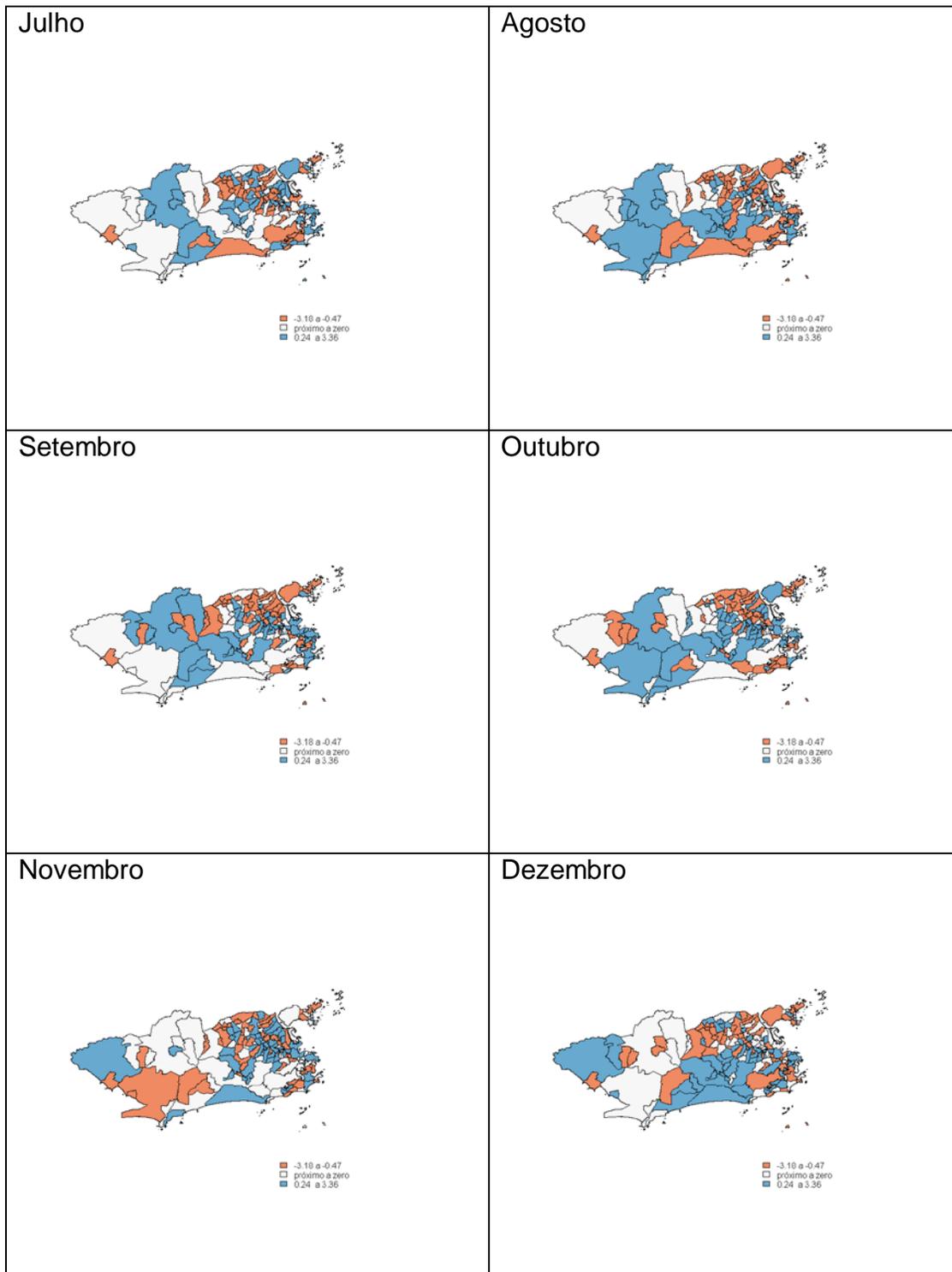
Os mapas dos resíduos dos modelos GLM mensais (Figura 16) revelaram, em quase todos os meses, grandes agregados de resíduos positivos e negativos, o que mostra a permanência da dependência espacial, comprovada pelo teste de Moran. Além disso, fora observado que tanto a variável desfecho como todas as variáveis explicativas do modelo apresentam forte autocorrelação espacial (Tabela 10). Esses dois fatores justificam a utilização da modelagem espacial CAR, capaz de capturar a estrutura espacial dos dados.

Figura 17 Mapas dos Resíduos do Modelo GLM, por meses - Município do Rio de Janeiro, janeiro a dezembro de 2006.

a) Janeiro a Junho:



b) Julho a Dezembro:



Na Tabela 13, observam-se os resultados da modelagem CAR. Observamos que, com a modelagem espacial isolada por mês, perde-se o efeito das variáveis que fora observado anteriormente, ao considerarmos o padrão temporal dos meses em conjunto. Foram significativas poucas variáveis: em janeiro, a variável “chuva”, com associação direta e “IB para *Aedes albopictus*” com associação inversa; em fevereiro, “Gini” com associação direta; em março, maio e junho, a variável “chuva”, com associação direta; e em julho, a variável “lag de chuva”, com associação direta. Nos meses de abril, agosto, setembro, outubro, novembro e dezembro, não foi observada associação estatisticamente significativa da incidência de dengue com nenhuma variável.

Foi testada a autocorrelação espacial dos resíduos da modelagem CAR, sendo comprovada a independência espacial dos resíduos em todos os meses, o que mostra que o modelo capturou toda a estrutura de dependência espacial dos dados (Tabela 14). Os mapas dos resíduos dos modelos CAR revelaram aleatoriedade na distribuição dos resíduos, para os doze modelos (Figura 17).

Tabela 13 Modelos CAR, por meses.

a) Janeiro a Junho:

Modelo	Variável	Coeficiente	Erro-padrão	z	p-valor
Janeiro	Intercepto	-0,0940	3,6733	-2,2035	0,0275
	Chuva	0,0193	0,0080	2,3986	0,0164
	<i>Lag chuva</i>	0,0117	0,0082	1,4365	0,1508
	IDS	-0,3245	2,4742	-0,5353	0,5924
	Gini	7,3605	4,0509	1,8170	0,0692
	IB Aeg	-0,0004	0,0272	-0,0150	0,9880
	IB Alb	-0,3066	0,1361	-2,2529	0,0242
Fevereiro	Intercepto	-7,2690	3,2678	-2,2244	0,0261
	Chuva	-0,0045	0,0087	-0,5184	0,6041
	<i>Lag chuva</i>	0,0138	0,0077	1,7809	0,0749
	IDS	1,4259	2,1098	0,6759	0,4991
	Gini	12,5423	3,4618	3,6230	0,0002
	IB Aeg	-0,0185	0,0234	-0,7930	0,4277
	IB Alb	0,0529	0,1165	0,4544	0,6495
Março	Intercepto	0,7887	1,9761	0,3991	0,6898
	Chuva	0,0102	0,0052	1,9563	0,0504
	<i>Lag chuva</i>	-0,0009	0,0063	-0,1444	0,8852
	IDS	-0,8535	1,7111	-0,4988	0,6179
	Gini	4,7941	2,8402	1,6879	0,0914
	IB Aeg	-0,0105	0,0191	-0,5510	0,5816
	IB Alb	0,0495	0,0945	0,5238	0,6004
Abril	Intercepto	-1,3065	2,1165	-0,6173	0,5370
	Chuva	0,0008	0,0115	0,0765	0,9390
	<i>Lag chuva</i>	0,0110	0,0066	1,6515	0,0986
	IDS	1,4767	2,0112	0,7343	0,4627
	Gini	4,8674	3,2299	1,5070	0,1318
	IB Aeg	-0,0155	0,0218	-0,7132	0,4757
	IB Alb	0,1792	0,1071	1,6738	0,0941
Mai	Intercepto	-0,4469	2,5851	-0,1729	0,8627
	Chuva	0,0233	0,0069	3,3809	0,0007
	<i>Lag chuva</i>	-0,0111	0,0150	-0,7388	0,4600
	IDS	0,7303	2,3632	0,3091	0,7572
	Gini	0,4195	3,9521	0,1062	0,9154
	IB Aeg	0,0161	0,0262	0,6157	0,5381
	IB Alb	0,0867	0,1301	0,6670	0,5047
Junho	Intercepto	0,4774	2,3585	0,2024	0,8395
	Chuva	0,0242	0,0090	2,6826	0,0073
	<i>Lag chuva</i>	0,0041	0,0075	0,5544	0,5792
	IDS	0,1860	2,0469	0,0909	0,9275
	Gini	-4,1996	4,0149	-1,0460	0,2955
	IB Aeg	0,0285	0,0251	1,1351	0,2563

b) Julho a Dezembro:

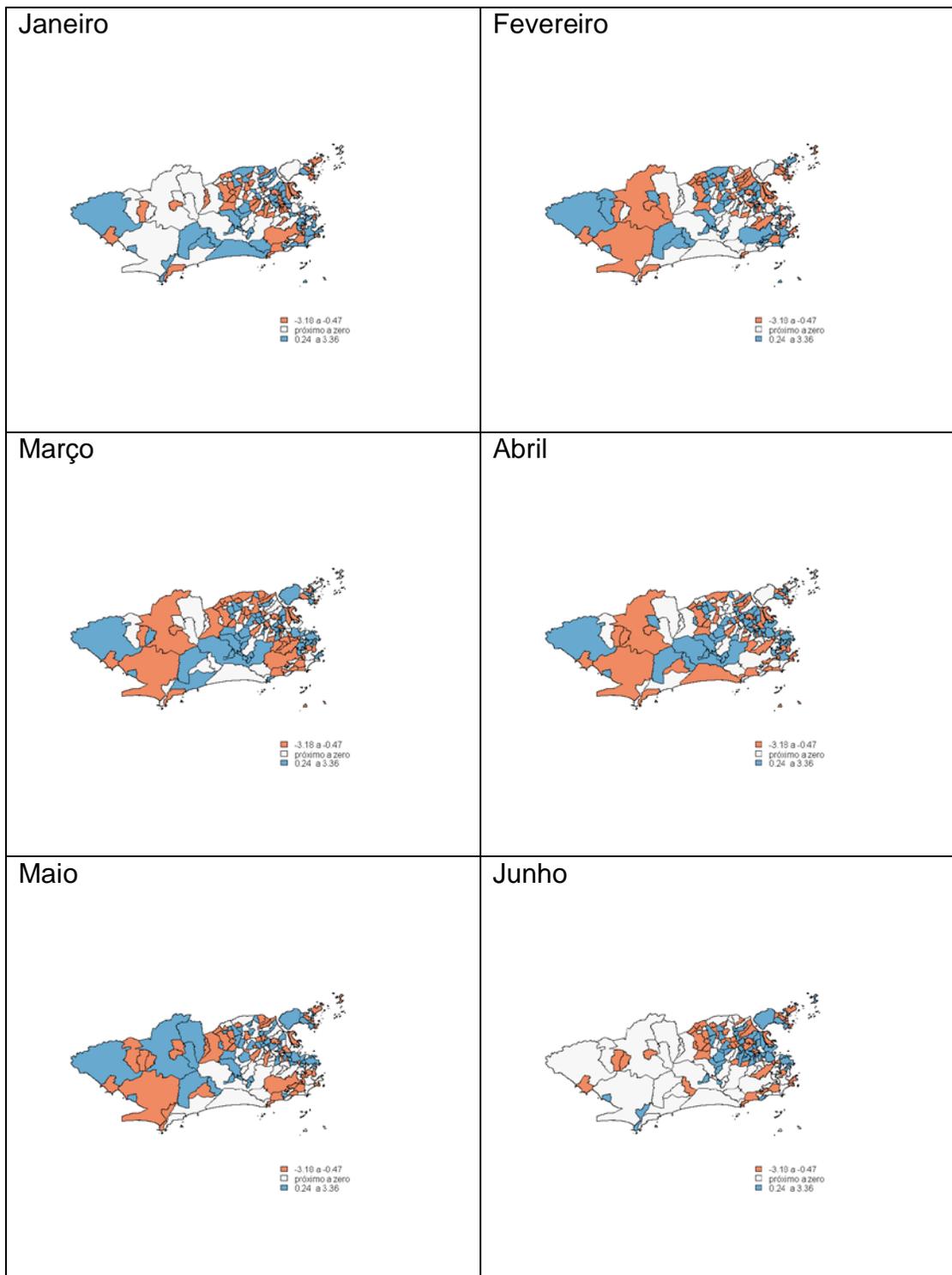
Modelo	Variável	Coefficiente	Erro-padrão	z	p-valor
Julho	Intercepto	0,7156	2,4793	0,2887	0,7728
	Chuva	-0,0173	0,0285	-0,6084	0,5429
	Lag chuva	0,0196	0,0093	2,1071	0,0351
	IDS	-2,8477	2,3403	-1,2168	0,2236
	Gini	-0,4501	4,0721	-0,1106	0,9119
	IB Aeg	0,0273	0,0269	1,0145	0,3103
	IB Alb	-0,0286	0,1356	-0,2109	0,8329
Agosto	Intercepto	2,2314	2,8749	0,7762	0,4376
	Chuva	0,0041	0,0277	0,1506	0,8803
	Lag chuva	0,0076	0,0364	0,2088	0,8346
	IDS	-3,2280	2,6730	-1,2076	0,2272
	Gini	-2,9377	4,6017	-0,6384	0,5232
	IB Aeg	-0,0044	0,0304	-0,1453	0,8845
	IB Alb	0,04283	0,1530	0,2799	0,7795
Setembro	Intercepto	-1,7197	2,6273	-0,6546	0,5128
	Chuva	0,0074	0,0092	0,8019	0,4226
	Lag chuva	-0,0274	0,0254	-1,0783	0,2809
	IDS	-2,0814	2,5276	-0,8235	0,4102
	Gini	5,1738	4,1053	1,2603	0,2076
	IB Aeg	-0,0085	0,0278	-0,3060	0,7596
	IB Alb	0,0329	0,1377	0,2393	0,8109
Outubro	Intercepto	-4,0529	2,8438	-1,4251	0,1541
	Chuva	0,0102	0,0150	0,6824	0,4950
	Lag chuva	-0,0068	0,0096	-0,7134	0,4756
	IDS	1,2386	2,4527	0,5050	0,6136
	Gini	3,4020	4,1254	0,8246	0,4096
	IB Aeg	0,0032	0,0271	0,1177	0,9063
	IB Alb	0,0111	0,1354	0,0821	0,9345
Novembro	Intercepto	-4,4864	2,6448	-1,6963	0,0898
	Chuva	0,0028	0,0112	0,2538	0,7996
	Lag chuva	-0,0034	0,0125	-0,2738	0,7842
	IDS	0,1979	2,3677	0,0836	0,9333
	Gini	7,0324	3,8833	1,8109	0,0701
	IB Aeg	0,0070	0,0267	0,2630	0,7925
	IB Alb	-0,1492	0,1373	-1,0868	0,2771
Dezembro	Intercepto	2,8725	3,1321	0,9171	0,3590
	Chuva	-0,0086	0,0090	-0,9550	0,3395
	Lag chuva	0,0020	0,0082	0,2442	0,8070
	IDS	-1,4408	2,4530	-0,5874	0,5569
	Gini	-2,8433	4,1747	-0,6811	0,4958
	IB Aeg	-0,0478	0,0282	-1,6946	0,0901
	IB Alb	0,1336	0,1464	0,9130	0,3612

Tabela 14 Índice Global de Moran dos Modelos CAR, por meses, e seus níveis de significância.

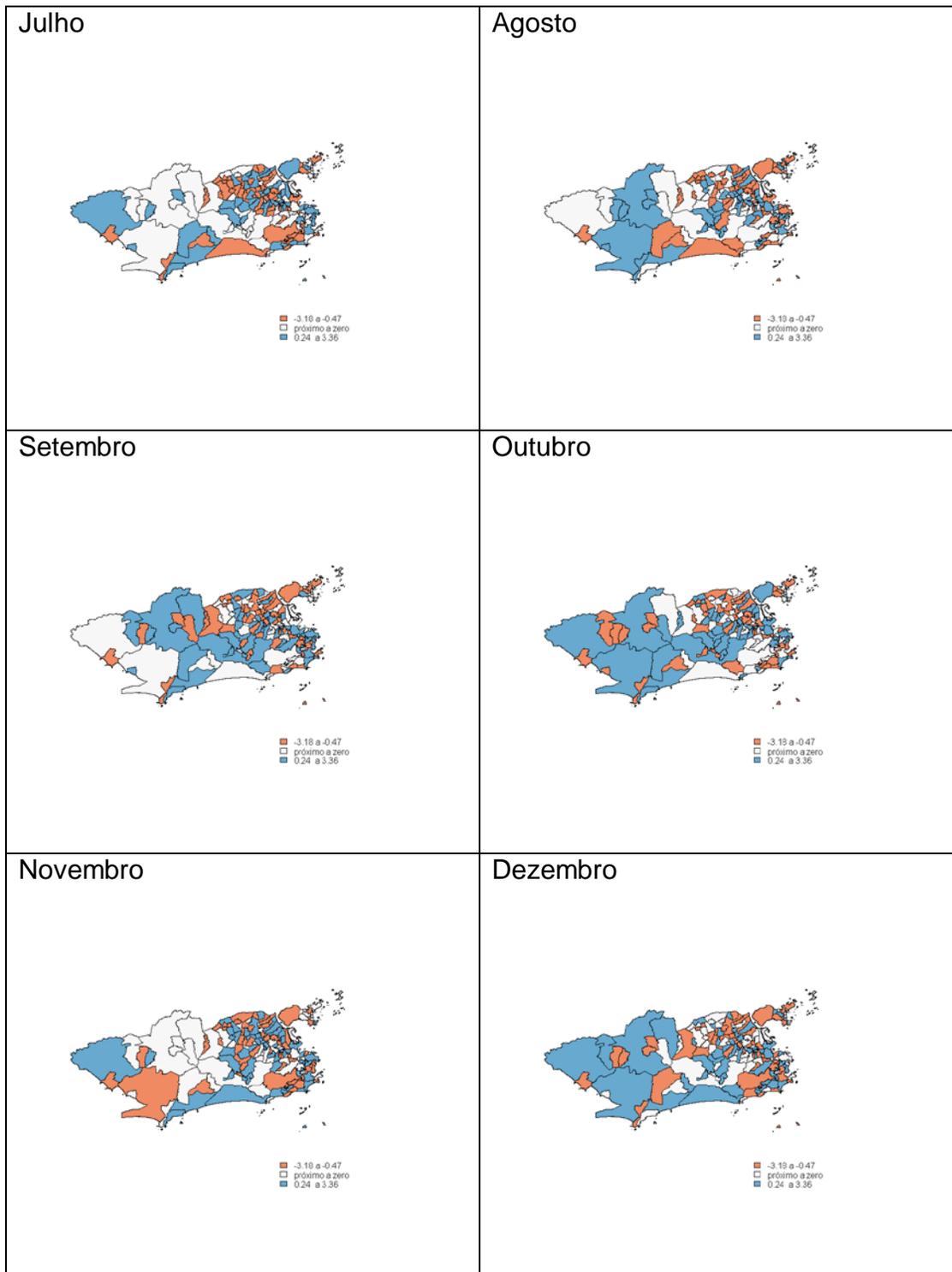
Modelo CAR	I de Moran	p-valor
Janeiro	-0,1425	0,9959
Fevereiro	-0,1970	1,0000
Março	-0,0896	0,9495
Abril	-0,1862	0,9998
Maiο	-0,1262	0,9901
Junho	0,0172	0,3237
Julho	-0,0464	0,7808
Agosto	-0,0902	0,9476
Setembro	-0,1575	0,9983
Outubro	-0,1420	0,9957
Novembro	-0,0644	0,8690
Dezembro	-0,0932	0,9534

Figura 18 Mapas dos Resíduos dos Modelos CAR, por meses - Município do Rio de Janeiro, janeiro a dezembro de 2006.

a) Janeiro a Junho:



b) Julho a Dezembro:



7 Discussão

No presente estudo, foi encontrada autocorrelação espacial global estatisticamente significativa para a incidência de dengue na cidade do Rio de Janeiro, assim como para todas as variáveis explicativas utilizadas na modelagem. Foram encontrados *clusters* de incidência nos bairros das RAs Portuária, Centro, Ilha do Governador, Jacarepaguá, Cidade de Deus e Barra da Tijuca, em alguns dos anos estudados.

Almeida (2007) realizou análise da autocorrelação espacial global e local para os bairros desse município, na epidemia de 2002, e também foram encontradas correlações espaciais significativas. O Moran Map gerado apresentou padrão similar ao do presente estudo, para o mesmo ano, apresentando no Q1 o bairro Santa Cruz como *outlier*, e *clusters* envolvendo os bairros das RAs Jacarepaguá, Cidade de Deus e Barra da Tijuca, e na Zona Norte, os bairros das RAs Portuária, Centro, Ilha do Governador e Ramos.

É possível compreender a situação desses bairros localizados no Q1, pois os bairros da Zona Oeste e os das RAs Jacarepaguá, Cidade de Deus e Barra da Tijuca foram os que apresentaram mais recente ocupação urbana, e muitos ainda sofrem condições precárias de infra-estrutura. Grande parte da Zona Oeste ainda é composta por um sistema de esgotamento sanitário muito precário (Kawa & Sabroza, 2002; Carvalho *et al.*, 1997).

Já os bairros próximos ao Centro da cidade e os bairros da Zona Norte, apesar de possuírem melhor infra-estrutura, são caracterizados por alta densidade populacional urbana. Além disso, essa região apresenta a maior concentração de

favelas do município, principalmente os bairros de Bonsucesso, Ramos, Penha, Manguinhos, Ilha do Governador, Inhaúma e Madureira (Carvalho *et al.*, 1997).

A cidade do Rio de Janeiro é uma área de grande diversidade ambiental e sócio-econômica; sua geografia física, com muitas montanhas e baixadas, implica em diversos problemas de esgotamento da água das chuvas, associados à ocupação desordenada entre as encostas dos morros (Tassinari *et al.*, 2004). É caracterizada por muitos contrastes, com áreas extremamente ricas e com ótima qualidade de vida, extremamente próximas de localidades que não dispõem de mínimas condições de saneamento e coleta de lixo. As disparidades sócio-econômicas são muitas vezes geograficamente muito próximas, e as favelas urbanas encontram-se distribuídas por toda a cidade.

Essas características do município corroboram nosso achado de associação direta entre o Índice de Gini e a incidência de dengue, pois este índice traduz a desigualdade social. Quanto mais alto o Índice de Gini, maior a desigualdade, e conforme encontramos neste estudo, maior a incidência de dengue. Em contrapartida, não foi encontrada associação entre a incidência de dengue e o IDS.

Estudos que investigam a associação entre dengue e variáveis sócio-econômicas apontam resultados discordantes. A questão da relação entre a incidência de dengue e os níveis sócio-econômicos é de difícil mensuração, pois existem diversas e complexas variáveis envolvidas nesse processo, que requerem informações raramente disponíveis para dados agregados e modelos sofisticados para detecção de tais associações.

Demonstraram haver associação positiva entre maior risco de transmissão de dengue e piores níveis sócio-econômicos da população: Costa & Natal, para a cidade de São José do Rio Preto (1998); Pontes para a cidade de Ribeirão Preto (1992); Caiaffa *et al.* para a cidade de Belo Horizonte (2003); Medronho, para a cidade do Rio de Janeiro (1995); Teixeira & Medronho, também para o Rio de Janeiro (2008), e Siqueira *et al.* para a cidade de Goiânia (2004).

Teixeira & Medronho (2008), em estudo da incidência de dengue no Estado do Rio de Janeiro, encontraram correlação direta entre a incidência de dengue e maior proporção de população urbana, e inversa entre a incidência de dengue e o percentual de população com água canalizada, variável esta que retrata as condições de moradia, e é um componentes do cálculo do IDS. Condições como: abastecimento de água, tratamento adequado dos esgotos sanitários e coleta de lixo, são fatores relacionados aos níveis sócio-econômicos e conhecidamente relacionados à transmissão de dengue (Guha-Sapir & Schimmer, 2005).

Mondini & Chiaravalloti Neto (2008), em estudo sobre a cidade de São José do Rio Preto, no período de setembro de 1994 a agosto de 2002, encontraram autocorrelação espacial para a incidência de dengue em todo o período estudado, utilizando a análise do Moran global e local. Foram encontrados *clusters* de maior incidência de dengue nos setores censitários que apresentavam os piores níveis sócio-econômicos. Foram explicativas para a incidência de dengue cinco variáveis sócio-ambientais, entre elas o percentual de domicílios sem abastecimento de água e o percentual de domicílios sem coleta de lixo.

Em contrapartida, os mesmos autores (Mondini & Chiaravalloti Neto, 2007), em estudo realizado na mesma cidade, no período de setembro de 1990 a agosto

de 2002, pesquisaram a associação entre um fator sócio-econômico sintético, responsável por 87% da variabilidade total das variáveis sócio-econômicas, e a incidência de dengue, e não encontraram associação entre o risco de ocorrência do agravo e os níveis sócio-econômicos, na quase totalidade dos anos estudados.

Outros estudos encontraram discordância entre soroprevalência de dengue e níveis sócio-econômicos. Vasconcelos *et al.*, para a cidade de São Luís (1999); e Teixeira *et al.*, para a cidade de Salvador (2002), observaram soroprevalência alta para todos os níveis sócio-econômicos, concluindo que o risco de contrair dengue era similar em todas as áreas da cidade. Bartley *et al.*, para uma população do sudeste do Vietnã (2002), e Espinoza-Gómez *et al.*, para a cidade de Colima no México (2003), também não encontraram associação entre dengue e variáveis sócio-econômicas.

Já Vasconcelos *et al.*, para a cidade de Fortaleza (1998), identificaram maior soroprevalência na população com maior renda e escolaridade; justificaram tais achados em função do hábito comum, entre as pessoas mais favorecidas, de cultivo de plantas aquáticas e de maior uso de descartáveis.

Apesar de as variáveis sócio-econômicas não serem os principais fatores explicativos da incidência de dengue, elas são importantes para explicar parte do fenômeno. Portanto, é fundamental que sejam desenvolvidas políticas públicas voltadas para intervenções que objetivem a melhoria desses indicadores, o que certamente causaria grande impacto na redução da transmissão de dengue.

O presente estudo revelou associação direta entre a incidência de dengue e a pluviosidade, no modelo final GLM e também em alguns modelos CAR mensais. Além disso, foi encontrada associação direta entre incidência de dengue e o *time-*

lag de chuva de um mês, ou seja, os casos de um determinado mês estão correlacionados tanto com a chuva do mesmo mês, como com a chuva do mês anterior.

Ribeiro *et al.* (2006), em estudo da ocorrência de dengue na cidade de São Sebastião, entre 2001 e 2002, pesquisaram a associação entre o número de casos de dengue e as variáveis climáticas chuva e temperatura, considerando essas três variáveis ocorrendo no mesmo mês e, em seguida, considerando o tempo entre o fato biológico, a transmissão e o registro dos casos. Não foi observada associação entre a temperatura média mensal, a pluviosidade média mensal e o número de casos do mesmo mês de análise. A correlação passou a ser observada ao serem considerados os valores dos fatores abióticos de um determinado mês com o número de casos do mês seguinte. Esse *time-lag* revelou associação significativa no segundo, terceiro e quarto mês de observação, ou seja, a chuva e a temperatura de um determinado mês contribuíram para explicar o número de casos de dengue de dois até quatro meses depois, o que pode caracterizar um certo padrão sazonal da pluviosidade. As forças de associação aumentaram e depois se estabilizaram, variando de 60 a 80% dependendo do mês.

Outro achado de nosso estudo foi a associação significativa entre a incidência de dengue e o Índice de Breteau para *Aedes aegypti* (associação inversa) e para *Aedes albopictus* (associação direta), no modelo GLM final. Esta associação inversa entre a ocorrência de dengue e o IB para *Aedes aegypti* no ano de 2006 pode ser justificada da seguinte forma: áreas muito infestadas podem já ter sido largamente acometidas pelo agravo em anos anteriores, e o

esgotamento dos suscetíveis pode ter refletido numa baixa incidência de dengue em 2006 nestas localidades de alta infestação. Já a infestação por *Aedes albopictus* foi diretamente relacionada à incidência de dengue; vale ressaltar que a infestação por este vetor silvestre é bastante inferior à infestação pelo vetor urbano, mesmo nas localidades que apresentam maior índice. No entanto, observa-se que, apesar de serem poucas as áreas em que o IB para *Aedes albopictus* apresenta-se mais elevado, existe associação direta significativa entre a presença do vetor e uma maior incidência do agravo.

Um dos poucos estudos que indiretamente demonstraram correlação entre o índice predial do vetor e o número de casos de dengue foi o trabalho de Cunha *et al.* (1997), no qual foi sugerida uma relação entre baixo número de casos e baixo índice, no município de Paracambi. Os autores relacionaram a baixa atividade de dengue entre 1991 e 1994 ao baixo índice predial para *Aedes aegypti*, apesar do alto índice para *Aedes albopictus*, no mesmo período (Cunha *et al.*, 1997).

Corrêa, França & Bogutchi (2005) observaram correlação fraca, porém estatisticamente significativa, entre a taxa de incidência mensal de dengue e os índices de infestação predial para os distritos sanitários e as áreas de abrangência, na cidade de Belo Horizonte, no período de outubro de 1997 a maio de 2001, demonstrando que maiores índices se associaram a um maior risco de transmissão da doença.

Coelho *et al.* (2008) testaram a correlação entre o Índice Larvário de Composição Rápida (*Larval Index Rapid Assay* - LIRA) e a taxa de incidência de dengue, a força da infecção e taxa basal de reprodução (R_0) para 61 cidades

brasileiras, no período de outubro de 2006 a julho de 2007. Foi encontrada correlação direta entre o índice larvário e a força da infecção e entre o índice e a taxa basal de reprodução, porém não foi encontrada correlação com a taxa de incidência por 100.000 habitantes.

Luz *et al.* (2003) concluíram que a heterogeneidade da densidade espacial do vetor afeta a dinâmica de transmissão da dengue. A comunicação entre áreas com diferentes densidades vetoriais potencializaria a difusão da doença, visto que a exposição do indivíduo infectado a diferentes ambientes resultaria numa maior chance de ocorrência de epidemia.

Em 2001, o Ministério da Saúde propôs o Plano de Intensificação das Ações de Controle da Dengue. Uma das ações propostas nesse plano foi o aperfeiçoamento e integração das Vigilâncias Entomológica e Epidemiológica, a fim de aumentar a capacidade de predição e detecção de epidemias (Ministério da Saúde, 2002). Para a Vigilância Entomológica, foi proposta a mensuração do índice predial e da proporção de criadouros permanentes por residência. O objetivo do plano é a redução do índice de infestação para um nível inferior a 1%. No entanto, vale ressaltar que os índices de infestação utilizados não traduzem diretamente a densidade populacional do mosquito, uma vez que não levam em conta a produtividade dos criadouros (Luz *et al.*, 2003).

Na série temporal do presente estudo, observam-se os picos referentes aos anos epidêmicos de 1998, 2001, 2002 e 2006, com pico máximo de incidência em 2002, intercalados por períodos não epidêmicos (1996-1997, período que sucedeu a epidemia de 1995; 1999-2000, que sucedeu a epidemia de 1998; e o triênio 2003-2004-2005, que sucedeu o biênio epidêmico 2001/2002).

Mondini & Chiaravalloti Neto (2005) analisaram a série histórica de dengue entre setembro de 1990 e agosto de 2002, na cidade de São José do Rio Preto, e encontraram tendência ascendente de transmissão da doença, com aumento das incidências anuais, assim como se apresentam todas as séries históricas de incidência de dengue no Brasil (com valores máximos no ano de 2002). As curvas de transmissão também apresentaram comportamento cíclico, intercalando anos com incidências mais altas e anos com incidências mais baixas, ou seja, anos epidêmicos intercalados por períodos inter-epidêmicos (Ministério da Saúde, 2002).

Observou-se ainda, em nosso estudo, a ocorrência de transmissão de dengue em todos os meses de todos os anos estudados, o que permite caracterizar o comportamento da dengue no Rio de Janeiro como endêmico. Constata-se que a dengue não só é um fato esperado, como não se trata mais de apenas uma epidemia, mas sim de um processo endêmico, constante em todos os meses do ano. Sabroza *et al.* (1992) constataram o mesmo para o município do Rio de Janeiro, denominando o processo de transmissão da dengue de endêmico-epidêmico.

8 Conclusões, Limitações e Desafios

Este estudo permitiu a identificação das áreas do município do Rio de Janeiro que apresentam maior risco para a ocorrência de dengue. A detecção das localidades que inspiram maior atenção é fator essencial para a otimização de recursos na implementação de estratégias de controle, considerando as áreas prioritárias, o que pode produzir um melhor resultado na redução das incidências.

O estudo permitiu ainda a detecção da associação entre a incidência de dengue e a desigualdade social, representada pelo Índice de Gini; a infestação vetorial e a pluviosidade. Assim, observamos a importância do contexto sócio-ambiental na dinâmica de transmissão do agravo.

Podemos destacar como primeira limitação neste estudo a impossibilidade de utilização de uma escala de observação maior, por setores censitários, em vez de bairros. Trabalhar com a incidência de dengue por setores censitários, e não por bairros, permitiria a obtenção de uma maior homogeneidade das características sócio-demográficas da população sob risco, em comparação às características dentro de um mesmo bairro. Porém, quando consideramos áreas muito pequenas, a disponibilidade do dado passa a ser mais complicada e a raridade de eventos observáveis é maior, originando uma excessiva flutuação aleatória dos indicadores. Portanto, para trabalhar com setores censitários, haveria a necessidade de utilizar modelos mais complexos para lidar com o grande número de “zeros” de incidência nos mais de 6.000 setores censitários do município, visto que os modelos triviais são sensíveis a este fator.

Além dessa limitação, podemos entender como um grande desafio o gerenciamento de dados secundários, visto que trabalhamos com o cruzamento de dados de fontes distintas, com períodos de atualização e escalas de agregação de medidas diferentes. O principal exemplo disso são os dados censitários, cuja última atualização disponível é o Censo 2000, realizado há nove anos atrás. Outro grande desafio é a elaboração de estratégias para lidar com o problema da subnotificação, muito freqüente em dados de notificação de doenças infecciosas, principalmente em períodos epidêmicos, principalmente por falta de preparo da equipe assistencial responsável pelo atendimento dos casos.

Um grande problema metodológico é o georrefenciamento dos dados, devido ao preenchimento incompleto das fichas de notificação epidemiológica (Tassinari *et al.*, 2004). Atualmente, os desempenhos dos sistemas de vigilância passiva não têm sido avaliados no Rio de Janeiro e em outras cidades do Brasil, portanto tem sido um grande desafio a dificuldade em georreferenciar casos com base nas informações obtidas a partir desses sistemas (Tassinari *et al.*, 2008), devido principalmente à péssima qualidade do preenchimento das informações pelos serviços de saúde, o que prejudica a localização dos logradouros de residência. Portanto, torna-se uma tarefa muito difícil georreferenciar os casos, pois em muitas situações não é obtido o endereço completo, ou não é possível localizá-lo, principalmente em favelas. Esta situação é ainda mais complexa em anos epidêmicos, quando o volume de notificações é muito grande.

A dificuldade na localização dos casos denota um potencial viés de seleção para esses estudos, pois podem ser excluídos muitos casos ocorridos justamente em aglomerados subnormais, que são áreas de grande interesse em relação ao

agravo dengue. Esforços têm sido concentrados, no Brasil, para melhorar o registro de endereços em comunidades marginalizadas (Santos & Barcellos, 2006), o que pode facilitar em muito a aplicação de uma geocodificação mais precisa.

Outra limitação foi encontrada ao trabalharmos com a estimação do Kernel. O Kernel foi influenciado por uma maior intensidade de pontos (maior número de bairros) na parte leste do município, ao passo que na parte oeste da cidade do Rio existe uma distância muito grande entre os pontos, pois nessa região os bairros são maiores e, portanto, seus centróides encontram-se mais distantes uns dos outros. A solução para este problema seria “descontar” a intensidade dos pontos ou trabalhar com um Kernel adaptativo, o qual permite que se trabalhe com uma largura de banda variável e não fixa, para toda a região estudada. Esse Kernel consideraria as diferenças de intensidade e de proximidade dos pontos presentes no mapa do município do Rio de Janeiro.

Quanto às dificuldades relacionadas à análise da série temporal, observou-se que, devido à grande diferença na magnitude da incidência entre os períodos epidêmicos e não epidêmicos, torna-se problemático o ajuste dos dados a partir dos modelos tradicionais de séries temporais.

Identificou-se a necessidade de investigar e analisar a associação entre a incidência de dengue e as variáveis explicativas através de modelos mais complexos, como por exemplo um modelo bayesiano completo, que seria capaz de capturar as estruturas de autocorrelações espacial e temporal, simultaneamente. Conforme já mencionado, os modelos espaciais não incorporam

a estrutura temporal dos dados, a qual revelou-se extremamente importante na análise do agravo.

Esta dissertação foi uma oportunidade ímpar de aprendizado e aprofundamento na utilização dos métodos de análise espacial, de modelos estatísticos e de *softwares* para a compreensão da dinâmica de transmissão e o contexto de produção e difusão das doenças infecciosas no espaço urbano.

9 Referências

- Abreu, MA. Rio de Janeiro Urban Evolution. IPLANRIO/JORGE ZAHAR Press, Rio de Janeiro, 1987.
- Alem, A. Breve relato sobre a Formação das Divisões Administrativas na Cidade do Rio de Janeiro - Período de 1961 a 2007. 2007. Disponível em: <http://www.armazemdedados.rio.rj.gov.br/arquivos/>. Acesso em julho 2008.
- Almeida, AS. Análise Espacial da epidemia de dengue e o contexto sócio-ambiental no município do Rio de Janeiro em 2001-2002. Dissertação (Mestrado em Saúde Coletiva) – Instituto de Estudos de Saúde Coletiva, Departamento de Medicina Preventiva, Centro de Ciências da Saúde, Universidade Federal do Rio de Janeiro – UFRJ, 2007.
- Anselin, L. SpaceStat Tutorial. A Workbook for Using SpaceStat in the analysis of Spatial Data. Morgantown: Regional Research Institute, West Virginia University, 1992.
- Anselin, L. Local Indicators of spatial association – LISA. *Geographical Analysis*, 27:93-115, 1995.
- Anselin, L. The Moran scatterplot as ESDA tool to assess local instability in spatial association. *In: Fisher, M.; Scholten, HJ.; Unwin, D. Spatial Analytical Perspectives on GIS*. London: Taylor & Francis, 1996.
- Arantes, A; Carvalho, ES; Medeiros, EAS; Farhat, CK; Mantese, OC. Uso de diagramas de controle na vigilância epidemiológica das infecções hospitalares. *Revista de Saúde Pública, São Paulo*, 37(6), 2003.
- Bailey, TC. Review of statistical spatial analysis in GIS. *In: Fotheringham, S.; Rogerson, P.(orgs). Spatial Analysis and GIS*. London: Taylor & Francis Ltd., 1994.

- Bailey, TC; Gatrell, AC. Interactive spatial data analysis. 1st ed. London: Longman Scientific & Technical, 1995.
- Barcellos, C; Silva, SA; Andrade, ALSS. Análise de Dados em Forma de Pontos. *In: Santos, SM; Souza, WV (orgs). Introdução à Estatística Espacial para a Saúde Pública (Série B. Textos Básicos de Saúde) (Série Capacitação e Atualização em Geoprocessamento em Saúde; 3). Brasília: Ministério da Saúde, 2007.*
- Bartley, LM; Carabini, H; Vinh-Chau, N; Ho, V; Luxemburger, C; Hien, TT. Assessment of the factors associated with flavivirus seroprevalence in a population in Southern Vietnam. *Epidemiol Infect* 2002;128:213–20, 2002.
- Besag J, Newell J. The detection of clusters in rare diseases. *J. R. Stat. Soc. A*, 154: 143-155, 1991.
- Bernardinelli, L; Clayton, D; Pascutto, C; Montomoli, C; Ghislandi, M; Songini, M. Bayesian analysis of space-time variation in disease risk. *Statistics in Medicine*, 14, p. 2433-2443, 1995.
- Bivand, R; Anselin, L; Berke, O; Bernat, A; Carvalho, M; Chun, Y; Dormann, C; Dray, S; Halbersma, R; Lewin-Koh, N; Ma, J, Mollo; G, Mueller, W; Ono, H; Peres-Neto, P; Reder, M; Tiefelsdorf, M; Yu, D. Spdep: Spatial dependence: weighting schemes, statistics and models. R package version 0.4-24, 2008.
- Brewer, C; Harrower, M. RColorBrewer. The Pennsylvania State University, 2002.
- Caiaffa, WT; Almeida, MC; Oliveira, CD; Friche, AA; Matos, SG; Dias, MA. The urban environment from the health perspective: the case of Belo Horizonte, Minas Gerais, Brazil. *Cad Saude Publica*, 21(3):958-967, 2005.
- Câmara, G; Monteiro, AMV; Druck, S; Carvalho, MS. Análise espacial e geoprocessamento. *In: Druck, S; Carvalho, MS; Câmara, G; Monteiro, AMV (eds). Análise espacial de dados geográficos. Planaltina-DF: Embrapa, 2004a.*

- Câmara, G; Carvalho, MS; Cruz, OG; Correia, V. Análise espacial de áreas. *In*: Druck, S; Carvalho, MS; Câmara, G; Monteiro, AMV (eds). Análise espacial de dados geográficos. Planaltina-DF: Embrapa, 2004b.
- Camargo, ECG; Druck, S; Câmara, G. Análise Espacial de Superfícies. *In*: Druck, S; Carvalho, MS; Câmara, G; Monteiro, AMV (eds). Análise espacial de dados geográficos. Planaltina-DF: Embrapa, 2004.
- Carvalho, MS; Câmara, G. Análise de eventos pontuais. *In*: Druck, S; Carvalho, MS; Câmara, G; Monteiro, AMV. Análise espacial de dados geográficos. Planaltina-DF: Embrapa, 2004.
- Carvalho, MS; Cruz, OG; Nobre, FF. Perfil do risco: método multivariado de classificação sócio-econômica de microáreas urbanas – os setores censitários da região metropolitana do Rio de Janeiro. *Cad Saúde Pública* 13:635-45, 1997.
- Carvalho, MS; Cruz, OG; Souza, WV; Monteiro, AMV. Conceitos Básicos em Análise de Dados Espaciais em Saúde. *In*: Santos, SM; Souza, WV (orgs). Introdução à Estatística Espacial para a Saúde Pública (Série B. Textos Básicos de Saúde) (Série Capacitação e Atualização em Geoprocessamento em Saúde; 3). Brasília : Ministério da Saúde, 2007.
- Carvalho, MS; Souza-Santos, R. Análise de dados espaciais em Saúde Pública: métodos, problemas, perspectivas. *Cad. Saúde Pública*, Rio de Janeiro, 21(2):361-378, 2005.
- Casali, CG; Pereira, MRR; Santos, LMJG; Passos, MNPP; Fortes, BPMD; Valencia, LIO; Alexandre, AJ; Medronho, RA. A epidemia de dengue/dengue hemorrágico no município do Rio de Janeiro, 2001/2002. *Revista da Sociedade Brasileira de Medicina Tropical*, 37(4):296-299, 2004.

- Cavallieri, F; Lopes, GP. Índice de Desenvolvimento Social - Comparando as Realidades Microurbanas da Cidade do Rio de Janeiro: estudo 2247, 2008. Disponível em: www.armazendosdados.com.br. Acesso em dezembro 2008.
- Chan, YC; Ho Chan, KL; Ho, BC. *Aedes aegypti* (L.) and *Aedes albopictus* (Skuse) in Singapore: 1. Distribution and density. Bulletin World Health Organization 44:617-627, 1971.
- Cliff, AD; Ord, JK. Spatial Processes: Models and Applications. Pion: London, 1981.
- Coelho, GE; Buratinni, MN; Teixeira, MG; Coutinho, FAB; Massad, E. Dynamics of the 2006/2007 dengue outbreak in Brazil. Mem. Inst. Oswaldo Cruz, Rio de Janeiro, Vol. 103(6): 535-539, 2008.
- Corrêa, PRL; França, E; Bogutchi, TF. Infestação pelo *Aedes aegypti* e ocorrência da dengue em Belo Horizonte, Minas Gerais. Revista de Saúde Pública, São Paulo, 39(1):33-40 33, 2005.
- Costa, AIP; Natal, D. Distribuição espacial da dengue e determinantes socioeconômicos em localidade urbana no Sudeste do Brasil. Revista de Saúde Pública, São Paulo, 32(3):232-6, 1998.
- Coutinho, FAB; Burattini, MN; Lopez, LF, Massad, E. Threshold conditions for a non-autonomous epidemic system describing the population dynamics of dengue. Bull Math Biol 68: 2263-2282, 2006.
- Cressie, N. Statistics for Spatial Data. New York: Wiley & Sons, 1991.
- Cromley, EK; McLafferty, SL. GIS and Public Health. 1 ed. The Guilford Press, New York, 2002.

- Cruz, OG. Homicídios no Estado do Rio de Janeiro: análise da distribuição espacial e sua evolução. Dissertação de Mestrado. Faculdade de Saúde Pública da Universidade de São Paulo. São Paulo, 1996.
- Cruz, OG. Modelagem espaço-temporal dos homicídios Região Sudeste Brasil, 1979-1998. Tese de Doutorado. Coordenação de Programas de Pós Graduação de Engenharia da Universidade Federal do Rio de Janeiro. Rio de Janeiro, 2004.
- Cunha, V; Maspero, RC; Miagostovich, MP. Dengue infection in Paracambi, state of Rio de Janeiro, 1990-1995. *Rev Soc Bras Med Trop* 30: 379-383, 1997.
- Diggle, P. Time Series: a biostatistical introduction. Oxford University Press. Oxford, 1992.
- Donalisio, MR; Glasser, CM. Vigilância Entomológica e Controle de Vetores do dengue. *Rev. Bras. Epidemiologia*, 5(3), 2002.
- Elliot, P; Cuzik, J; English, D; Stern, R (eds). Geographic and environmental epidemiology: methods for small area studies. Oxford University Press, 1996.
- Elliott, P; Wakefield, JC; Best, NG. Spatial Epidemiology: Methods and Applications. Oxford University Press, 2000.
- Figueiredo, RMP; Naveca, FG; Bastos, MS; Melo, MN; Viana, SSV; Mourão, MPG; Costa, CA. Dengue Vírus Type 4, Manaus, Brazil. *Emerging Infectious Diseases*, 14(4), 2008. Disponível em: <http://www.cdc.gov/eid> Acesso em maio 2008.
- Forattini, OP; Kakitani, I; Massad, E; Marucci, D. Studies on mosquitoes (Diptera: Culicidae) and anthropic environment. 2. Immature stages research at a rice irrigation system location in South-Eastern Brazil. *Rev Saúde Pública* 27: 227-236, 1993a.

- Forattini, OP; Kakitani, I; Massad, E; Marucci, D. Studies on mosquitoes (Diptera: Culicidae) and anthropic environment. 4. Survey of resisting adults and synanthropic behaviour in South-Eastern Brazil. Rev Saúde Pública 27: 398-411, 1993b.
- Forattini, OP; Kakitani, I; Massad, E; Marucci, D. Studies mosquitoes (Diptera: Culicidae) and anthropic environment. 9. Synanthropic and Epidemiological vector role of *Aedes scapularis* in South-Eastern Brazil. Rev Saúde Pública 29: 199-207, 1995.
- Friche, AADL; Caiaffa, WT; César, CC; Goulart, LMDF; Almeida, MCDM. Maternal and child health indicators in Belo Horizonte, Minas Gerais State, Brazil, 2001: an analysis of intra-urban differences. Cad Saude Publica, 22(9):1955-65, 2006.
- Fundação Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - FIBGE. Censo Demográfico Brasileiro de 1991. Rio de Janeiro: FIBGE; 1991.
- Fundação Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - FIBGE. Censo Demográfico Brasileiro de 2000. Rio de Janeiro: FIBGE; 2000.
- Fundação Instituto de Geotécnica do Município do Rio de Janeiro – GEORIO. Dados Pluviométricos, Acumuladas Mensais. Disponível em: <http://www.rio.rj.gov.br/georio/alerta/tempo.html>. Acesso em julho 2008.
- Gatrell, AC; Bailey, TC. Interactive spatial data analysis in medical geography. Soc Sci Med, 42: 843-855, 1996.
- Gesler, W. The uses of spatial analysis in medical geography: a review. Soc. Sci Med; 23(10):936-773, 1986.
- Gini, C. Variabilità e mutabilità. Italy, 1912.

- Gomes, ACG. Medidas dos níveis de infestação urbana para *Aedes* (*Stegomyia*) *aegypti* e *Aedes* (*Stegomyia*) *albopictus* em programa de Vigilância Entomológica. IESUS, VII(3), 1998.
- Gubler, DJ. Dengue and dengue hemorrhagic fever. *Clinical Microbiology Reviews*, 11(3): 480-496, 1998.
- Guha-Sapir, D; Schimmer, B. Dengue fever: new paradigms for a changing epidemiology. *Emerg Themes Epidemiol* 2005;2:1–10. 2005.
- Ibañez-Bernal, S; Gomez-Dantas, H. Los vectores del dengue en México: una revisión crítica. *Salud Pública de México*, 37(Supl):53-63, 1995.
- Ibañez-Bernal, S; Briseño, B; Mutebi, JP; Argot, E; Rodríguez, G; Martínez-Campos, C; Paz, R; de la Fuente-San Roman, P; Tapia-Conyer, R; Flisser, A. First Record in America of *Aedes albopictus* naturally infected with dengue virus during the 1995 outbreak at Reynosa, Mexico. *Medical and Veterinary Entomology*, 11:305-309, 1997.
- Ignaczak, JC; De Mori, C; Garagorry, FL; Chaib Filho, H. Dinâmica da produção de trigo no Brasil no período de 1975 a 2003, Materiais e Métodos. *In: Boletim de Pesquisa e Desenvolvimento n° 36*, Passo Fundo, RS: Embrapa Trigo, 2006.
- Jakob, AAE. A Krigagem como Método de Análise de Dados Demográficos. Trabalho apresentado no XIII Encontro da Associação Brasileira de Estudos Populacionais. Ouro Preto, 2002. Disponível em: <http://www.abep.nepo.unicamp.br>. Acesso em dezembro 2008.
- Kant, M. SQLite Manager 0.3.17. Disponível em: <https://addons.mozilla.org/en-US/firefox/addons/versions/5817>. Acesso em abril 2008.
- Kawa, H; Sabroza, PC. Espacialização da leishmaniose tegumentar na cidade do Rio de Janeiro. *Cad. Saude Publica*, Rio de Janeiro, 18(3):853-865, 2002.

- Laboratório de Geoprocessamento. Mapa digital dos bairros do Município do Rio de Janeiro. Rio de Janeiro: Departamento de Informações para a Saúde, Centro de Informação Científica e Tecnológica, Fundação Oswaldo Cruz, 1991.
- Latorre, M; Cardoso, M. Time series analysis in epidemiology: an introduction to the methodological aspects. *Rev Bras Epidemiol.* (3):145-52, 2001.
- Lawson, AB; Biggeri, A; Böhning, D; Lesaffre, E; Viel, J-F; Bertollini, R. (eds). *Disease Mapping and risk assessment for public health.* Chichester: Wiley *et* Sons, 1999.
- Luz, PM; Codeço, CT; Massad, E; Struchiner, CJ. Uncertainties Regarding Dengue Modeling in Rio de Janeiro, Brazil. *Memórias do Instituto Oswaldo Cruz, Rio de Janeiro*, v. 98, n. 7, p. 871-878, 2003.
- MacEachren, AM; Boscoe, FP; Haug, D; Pickle, LW. Geographic visualization: designing manipulable maps for exploring temporally varying georeferenced statistics. *Proceedings, Information and Visualization '98, Reliegh Durham, NC*, pp. 87-94, 1998.
- Marshall, RJ. A review of methods for the statistical analysis of spatial patterns of diseases. *Journal of Royal Statistical Society*, 154:421-441, 1991.
- Medronho, RA. Dengue e o ambiente urbano. *Rev. Bras. Epidemiol.*, 9(2): 159-61, 2006.
- Medronho, RA. *Geoprocessamento e saúde: uma nova abordagem do espaço no processo saúde doença.* Rio de Janeiro: Fundação Oswaldo Cruz, 1995.
- Medronho, RA; Santos, MO; Pinto, CAL. Análise espacial em saúde. *In: Heller, L; Moraes, LRS; Salles, MJ; Almeida, LM; Câncio, J. Saneamento e saúde nos países em desenvolvimento.* Rio de Janeiro: CC&P Editores, 1997.

Ministério da Saúde. Fundação Nacional de Saúde. Programa Nacional de Controle da Dengue. Brasília (DF): 2002. Disponível em: http://www.funasa.gov.br/epi/dengue/pdfs/pncd_2002.pdf. Acesso em janeiro 2009.

Ministério da Saúde. Secretaria Executiva do Plano Diretor de Erradicação do *Aedes aegypti* no Brasil – PEAA. Instrução para pessoal de combate ao vetor – Manual de Normas Técnicas. 2ed. Brasília: Ministério da Saúde, 2001.

Moran, PAP. Notes on continuous stochastic phenomena. *Biometrika*, 37:17-23, 1950.

Mondini, A; Chiaravalloti Neto, F. Variáveis socioeconômicas e a transmissão de dengue. *Rev Saúde Pública* 2007;41(6):923-30, 2007.

Mondini, A; Chiaravalloti Neto, F. Spatial correlation of incidence of dengue with socioeconomic, demographic and environmental variables in a Brazilian city. *Science of the total environment*, 393 (2008) 241 – 248, 2008.

Mondini, A; Chiaravalloti Neto, F; Gallo Y Sanches, M; Lopes, JCC. Análise espacial da transmissão de dengue em cidade de porte médio do interior paulista. *Rev Saúde Pública*, 39(3):444-51, 2005.

Morettin, PA, Toloi, CMC. Análise de Séries Temporais. 2ed. São Paulo: Editora Edgard Blucher, 2006.

Neves, MC; Ramos, FR; Camargo, ECG; Câmara, G; Monteiro, AM. Análise exploratória espacial de dados sócio-econômicos de São Paulo. 2000. Disponível em: http://www.dpi.inpe.br/gilberto/papers/marcos_gisbrasil2000.pdf. Acesso em dezembro 2008.

Nobre, FF; Carvalho, MS. Spatial and Temporal analysis of epidemiological data in GIS for health and the environment. Sri Lanka, 5-10 September, 1996.

- Nogueira, RMR; Miagostovich, MP; Fillipis, AMB; Schatzmayr, HG; Pereira, MAS. Dengue virus type 3 in Rio de Janeiro, Brazil. Mem. Inst. Oswaldo Cruz, 96(7):925-926, 2001.
- Nogueira, RMR; Miagostovich, MP; Schatzmayr, HG; Santos, DFB; Araujo, ESM; Fillipis, AMB; Souza, RV; Zangue, SMO; Nicolai, C; Baran, M; Teixeira Filho, G. Dengue in the State of Rio de Janeiro. Brazil, 1986-1998. Mem. Inst. Oswaldo Cruz, 94(3):297-304, 1999.
- Organização Pan-Americana de Saúde – OPAS. Número de casos notificados de dengue e febre hemorrágica da dengue (FHD), região das Américas, 2006. Disponível em: <http://www.paho.org/English/AD/DPC/CD/dengue-cases-2006.html>. 2006. Acesso em julho 2008.
- Organização Mundial de Saúde. A system of world-wide surveillance for vectors. Weekly Epidemiological Record 25:73-80, 1972.
- Osanaí, CH; Travassos da Rosa, AP; Tang, AT; do Amaral, RS; Passos, AD; Tauil, PL. Dengue outbreak in Boa Vista, Roraima. Preliminary report. Rev Inst Med Trop, São Paulo, 25: 53-54, 1983.
- Pontes, RJS. Estudo da epidemia de dengue no município de Ribeirão Preto, SP, 1991-1992. Tese de Doutorado. Ribeirão Preto: Faculdade de Medicina de Ribeirão Preto da Universidade de São Paulo; 1992.
- R Development Core Team. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing. Vienna, Austria, 2008. Disponível em: <http://www.R-project.org>. Acesso em janeiro 2008.
- Reiter, P; Lathrop, S; Bunning, M; Biggerstaff, B; Singer, D; Tiwari, T; Baber, L; Amador, M; Thirion, J; Hayes, J; Seca, C; Mendez, J; Ramirez, B; Robinson, J; Rawlings, J; Vorndam, V; Waterman, S; Gubler, D; Clark, G; Hayes, E. Texas lifestyle limits transmission of dengue virus. Emerging Infectious Diseases, 9(1):86–9. 2003.

- Ribeiro, AF; Marques, GRAM; Voltolini, JC; Condino, MLF. Associação entre incidência de dengue e variáveis climáticas. Rev Saúde Pública 40(4):671-6, 2006.
- Ribeiro JR, PJ; Diggle, PJ. GeoR: A package for geostatistical analysis. R-NEWS Vol 1, No 2, 2001.
- Rio de Janeiro. Secretaria Municipal de Saúde. Casos de incidência de Dengue por bairro e mês, e por bairro e semana no Município do RJ – 2006. 2006. Disponível em: <http://www.saude.rio.rj.gov.br/saude> Acesso em julho 2008.
- Rio de Janeiro. Secretaria Municipal de Saúde. Casos de incidência de Dengue por bairro e mês, e por bairro e semana no Município do RJ – 2007. 2007a. Disponível em: <http://www.saude.rio.rj.gov.br/saude>. Acesso em julho 2008.
- Rio de Janeiro. Secretaria Municipal de Saúde. Casos de incidência de Dengue por bairro e mês, e por bairro e semana no Município do RJ – 2008. 2008a. Disponível em: <http://www.saude.rio.rj.gov.br/saude>. Acesso em fevereiro 2009.
- Rio de Janeiro. Secretaria Municipal de Saúde do Rio de Janeiro. Sistema de Informação de Agravos de Notificação. 2007b.
- Rio de Janeiro. Instituto Municipal de Urbanismo Pereira Passos (IPP). Estatísticas Municipais. 2008b. Disponível em: <http://www.armazemdedados.rio.rj.gov.br>. Acesso em janeiro 2009.
- Rio de Janeiro. Secretaria Municipal de Saúde. Índice de Infestação Predial e Índice de Breteau para *Aedes aegypti* e *Aedes albopictus*. Centro de Controle de Zoonoses. 2008c.
- Rowlingson, B; Diggle, P. Splancs: spatial point pattern analysis code in S-Plus. Comput Geosci 19:627-55, 1993.

- Sabroza, PC; Toledo, LM; Osanai, CH. A organização do espaço e os processos endêmico-epidêmicos. *In*: Leal, MC; Sabroza, PC; Rodrigues, RH; Buis, PM. Saúde, ambiente e desenvolvimento. São Paulo: Hucitec; vol. 2. p. 57-77,1992.
- Santos, SM; Barcellos, C. Space Approaches in the Public Health. Rio de Janeiro: Departamento de Saúde Pública, Fundação Oswaldo Cruz, 2006. Disponível em: <http://portal.saude.gov.br/saude>. Acesso em julho 2008.
- Santos, SM; Barcellos, C; Carvalho, MS; Flores, R. Detecção de aglomerados espaciais de óbitos por causas violentas em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil, 1996. *Cad Saúde Pública*, 17: 1141-1151, 2001.
- Schwartz, S. The fallacy of the ecological fallacy: the potential misuse of a concept and the consequences. *Am J Public Health*, 84(5):819-24, 1994.
- Siqueira, JB; Martelli, CM; Maciel, IJ; Oliveira, RM; Ribeiro, MG; Amorim, FP; Moreira, BC; Cardoso, DD; Souza, WV; Andrade, AL. Household survey of dengue infection in Central Brazil: spatial point pattern analysis and risk factors assessment. *Am J Trop Med Hyg.*, 71(5):646-51, 2004.
- Souza, WV; Carvalho, MS; Cruz, OG; Ragoni, V. Análise Espacial de Dados de Áreas. *In*: Santos, SM; Souza, WV (orgs). Introdução à Estatística Espacial para a Saúde Pública (Série B. Textos Básicos de Saúde) (Série Capacitação e Atualização em Geoprocessamento em Saúde; 3). Brasília: Ministério da Saúde, 2007.
- Susser, M. The logic of Ecological: I. The logic of analysis. *American Journal of Epidemiology*, 84(5), 825-829, 1994.
- Tassinari, WS; Pellegrini, DCP; Sabroza, PC; Carvalho, MS. Distribuição espacial da leptospirose no município do Rio de Janeiro, Brasil, ao longo dos anos de 1996-1999. *Cad, Saúde Pública*, Rio de Janeiro, 20(6):1721-1729, 2004.

- Tassinari, WS; Pellegrini, DCP; Sá, CBP; Reis, RB; Ko, AI; Carvalho, MS. Detection and modelling of case clusters for urban leptospirosis. *Tropical Medicine and International Health*, volume 13, no 4, pp 503–512, 2008.
- Tauil, PL. Urbanização e ecologia do dengue. *Cad. Saúde Pública*, Rio de Janeiro, 17(Suplemento):99-102, 2001.
- Theil, H. *Economics and information theory*. North-Holland: Amsterdam, 1967.
- Teixeira, MG; Barreto, ML; Costa, MCN; Ferreira, LD; Vasconcelos, PF; Cairncross, S. Dynamics of dengue virus circulation: a silent epidemic in a complex urban area. *Trop Med Int Health*, 7(9):757-62, 2002.
- Teixeira, MG; Costa, MCN; Barreto, ML; Mota, E. Dengue and dengue hemorrhagic fever epidemics in Brazil: what research is needed based on trends, surveillance, and control experiences? *Cad. Saúde Pública*, 21(5):1307-1315, 2005.
- Teixeira, TRA; Medronho, RA. Indicadores sócio-demográficos e a epidemia de dengue em 2002 no Estado do Rio de Janeiro, Brasil. *Cad. Saúde Pública*, Rio de Janeiro, 24(9):2160-2170, 2008.
- Tinker, ME. Relationship of the house index and the breteau index for *Aedes aegypti*. *PAHO/WHO Newsletter on dengue, yellow fever, and Aedes aegypti in the Americas* 7:11-13, 1978.
- Tobler, WR. Cellular geography. *Philosophy in geography*, pp. 379-386, 1979.
- Vasconcelos, PFC; Lima, JWO; Rosa, APAT; Timbó, MJ; Rosa, EST; Lima, HR; Rodrigues, SG; Rosa, JFST. Epidemia de dengue em Fortaleza, Ceará: inquérito soro-epidemiológico aleatório. *Rev Saude Publica*, 32(5):447-54, 1998.

Vasconcelos, PFC; Lima, JWO; Raposo, ML; Rodrigues, SG; Rosa, JFST; Amorin, SMC; Rosa, EST; Moura, CMP; Fonseca, N; Rosa, APAT. Inquérito soropidemiológico na Ilha de São Luis durante epidemia de dengue no Maranhão. Rev Soc Bras Med Trop, 32:171–9. 1999.