



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ  
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS AMBIENTAIS  
EMBRAPA - UFPA – MPEG**

**IONARA SANTOS SIQUEIRA**

**ANÁLISE DA INCIDÊNCIA DE CASOS DE DENGUE NA  
ÁREA URBANA DE BELÉM – PA: UMA APLICAÇÃO DE  
MODELOS ESPACIAIS E TEMPORAIS**

Belém – Pará  
2013

IONARA SANTOS SIQUEIRA

**ANÁLISE DA INCIDÊNCIA DE CASOS DE DENGUE NA  
ÁREA URBANA DE BELÉM – PA: UMA APLICAÇÃO DE  
MODELOS ESPACIAIS E TEMPORAIS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Ambientais do Instituto de Geociências da Universidade Federal do Pará, Museu Paraense Emílio Goeldi, Embrapa Amazônia Oriental, como requisito para obtenção do grau de Mestre em Ciências Ambientais. Área de concentração Física do Clima.  
Orientador: Prof. Dr. Joaquim Carlos Barbosa Queiroz

Belém – Pará

2013

Dados Internacionais de Catalogação-na-Publicação (CIP)  
Sistema de Bibliotecas da UFPA

---

S618a Siqueira, Ionara Santos

Análise da incidência de casos de dengue na área urbana de Belém – PA: uma aplicação de modelos espaciais e temporais / Ionara Santos Siqueira - 2013.

92 fl.: il.

Orientador: Joaquim Carlos Barbosa Queiroz

Dissertação (mestrado em ciências ambientais) – Universidade Federal do Pará, Museu Paraense Emilio Goeldi e EMBRAPA, Instituto de Geociências, Programa de Pós-Graduação em Ciências Ambientais, Belém, 2013.

1. Dengue - Belém. 2. Precipitação (Meteorologia) - Belém. 3. Análise espacial (Estatística). 4. Análise de séries temporais. I. Queiroz, Joaquim Carlos Barbosa, *orient.* II. Universidade Federal do Pará. III. Título.

CDD 22° ed.: 616.91852098115

---

IONARA SANTOS SIQUEIRA

**ANÁLISE DA INCIDÊNCIA DE CASOS DE DENGUE NA ÁREA  
URBANA DE BELÉM – PA: UMA APLICAÇÃO DE MODELOS  
ESPACIAIS E TEMPORAIS**

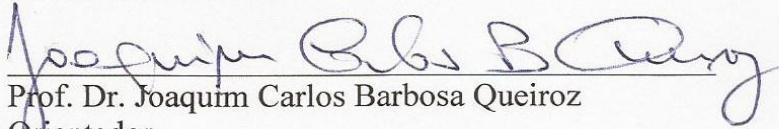
Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Ambientais do Instituto de Geociências da Universidade Federal do Pará, Museu Paraense Emílio Goeldi, Embrapa Amazônia Oriental, como requisito para obtenção do grau de Mestre em Ciências Ambientais. Área de concentração Física do Clima.

Orientador: Prof. Dr. Joaquim Carlos Barbosa Queiroz

Data da aprovação: 30/08/2013

Conceito: BOM

Banca Examinadora:

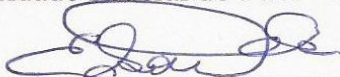


Prof. Dr. Joaquim Carlos Barbosa Queiroz

Orientador

Doutor em Geociências e Meio Ambiente

Universidade Federal do Pará – UFPA

  
Prof. Dr. Edson José Paulino da Rocha

Membro Avaliador Interno

Doutor em Meteorologia

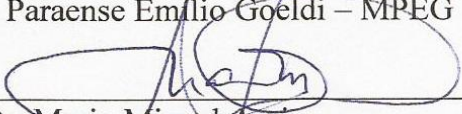
Universidade Federal do Pará – UFPA

  
Prof.<sup>a</sup> Dra. Maria de Lourdes Pinheiro Ruivo

Membro Avaliador Interno

Doutora em Agronomia

Museu Paraense Emílio Goeldi – MPEG

  
Prof. Dr. Mario Miguel Amin

Membro Avaliador Externo

Doutor em Econometria

Universidade da Amazônia – UNAMA

*Dedico este trabalho, aos meus pais Francisco e  
Cristina a quem devo toda esta  
caminhada, a eles  
o meu reconhecimento e carinho. À minha irmã  
Mayara pelo incentivo nas horas  
mais difíceis.  
Ao Jorge Tomé, pela força e amparo nos  
momentos mais necessários.*

## **AGRADECIMENTOS**

A Deus, que mesmo com as dificuldades, me deu a paz de espírito necessária para superar todos os obstáculos, com oportunidades de ultrapassar barreiras e, mostrar o quanto há probabilidades de seguir em frente mesmo por caminhos que só ele sabe que são necessários seguir.

Aos meus pais, Francisco e Cristina, por me incentivarem nos estudos, e acima de tudo por terem orgulho do meu trajeto até aqui alcançado. A minha irmã Mayara, por me amparar nos momentos mais difíceis. Ao Jorge por me "suportar" nas horas de pura ausência, sabendo que foi necessário cada etapa (mas um obstáculo ultrapassado).

Aos amigos de mestrado, daqueles que estiveram comigo desde o início, me fazendo superar cada fase, dando força através das mensagens compartilhadas durante a madrugada. Em especial as pessoas que me fizeram acreditar no que hoje concretizo, e a bela frase fica "vai dar tudo certo" e ainda aquelas fora do mestrado por desde o começo me estenderem a mão, quando não conseguia enxergar um palmo a frente. Á todos que participaram da minha vida desde a graduação. Ao meu orientador pela ajuda no decorrer deste trabalho e por acreditar neste tema.

A Sandra (SESMA), pela atenção e disponibilidade ao fornecer os dados para pesquisa. A Rute Flores do Departamento de Vigilância a Saúde da SESMA, pela orientação quanto na obtenção dos dados.

A todos que de alguma forma colaboraram nesta minha caminhada. Obrigada!

*"A arte da previsão consiste em antecipar o que acontecerá e depois explicar o porquê não aconteceu."*

*Winston Churchill*

## RESUMO

Neste trabalho, foi realizado um estudo de mapeamento de áreas de incidência e previsões para os casos de dengue na área urbana de Belém. Para as previsões foi utilizada a incidência de dengue com a precipitação pluviométrica a partir de modelos estatísticos, baseados na metodologia de Box e Jenkins de series temporais. O período do estudo foi de 05 anos (2007-2011). Na pesquisa temos métodos multivariados de series temporais, com uso de função de transferência e modelos espaciais, em que se analisou a existência de autocorrelações espaciais na variável em estudo. Os resultados das análises dos dados de incidência de casos de dengue e precipitação mostraram que, o aumento no número de casos de dengue acompanha o aumento na precipitação, demonstrando a relação direta entre o número de casos de dengue e a precipitação nos anos em estudo. O modelo de previsão construído para a incidência de casos de dengue apresentou um bom ajuste com resultados satisfatórios podendo, neste caso, ser utilizado na previsão da dengue. Em relação à análise espacial, foi possível uma visualização da incidência de casos na área urbana de Belém, com as respectivas áreas de incidência, mostrando os níveis de significância em porcentagem. Para o período estudado observou-se o comportamento e as variações dos casos de dengue, com destaque para quatro bairros: Marco, Guamá, Pedreira e Tapanã, com possíveis influências destes bairros nas áreas (bairros) vizinhas. Portanto, o presente estudo evidencia a contribuição para o planejamento das ações de controle da dengue, ao servir de instrumento no apoio às decisões na área de saúde pública.

**Palavras-chave:** Dengue - Belém. Precipitação (Meteorologia). Análise espacial (Estatística). Análise de séries temporais.



## ABSTRACT

In this work, we conducted a study of mapping of risk areas and predictions for the cases of dengue in the urban area of Belém. For predictions was related to the incidence of dengue, the precipitation using statistical models based on the methodology of Box and Jenkins time series. The period of the study ran from 05 years (2007-2011). Were used multivariate time series methods, using transfer function and spatial models, in which we analyzed the existence of spatial autocorrelation in the variable under study. The results of the analyses of the occurrence data of dengue cases and precipitation showed that the increase in the number of cases of dengue fever accompanies the increase in precipitation, showing the direct relationship between the number of cases of dengue and the precipitation in the years under study. The forecasting model built for the incidence of dengue cases presents a good fit with satisfactory results and, in this case, can be used in cases of dengue. In relation to the spatial analysis for the incidence of dengue, was a preview of the possible incidence of cases in the urban area of Belém, with the respective areas of risk, showing the significance of risk levels in percentage. For the period studied was observed the behavior and the variations of the dengue cases in the study area, with emphasis on four neighborhoods: Marco, Guamá, Pedreira and Tapanã, showing possible influences of these neighborhoods in the areas (neighborhoods) nearby. Therefore, the present study highlights the contribution to the planning of the dengue control actions, to serve as an instrument in support of decisions in the area of public health.

**Key words:** Dengue-Belém. Precipitation (Meteorology). Spatial analysis (statistics). Time series analysis.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Número de casos prováveis e internações por dengue, Pará, 2000 a 2010.....	21
Figura 2 - Incidência de casos de dengue, Brasil, região Norte, Pará e Belém, 2000 a 2010. ....	22
Figura 3- Mapa de localização .....	25
Figura 4 - Frequência por mês da notificação dos casos de dengue segundo bairros de Belém. ....	26
Figura 5 - Sequência de execução do método de Box e Jenkins .....	30
Figura 6 - Sistema dinâmico de Função de Transferência .....	35
Figura 7 - Diagrama de espalhamento de Moran .....	42
Figura 8 - Ocorrências mensais de dengue e precipitação na área urbana de Belém no período de Janeiro de 2007 à Dezembro de 2011. ....	45
Figura 9 - Número de ocorrências de dengue na área urbana de Belém no período de 2007 à 2011.....	45
Figura 10 - Precipitação média mensais na área urbana de Belém no período de 2007 à 2011.....	46
Figura 11 - Variação do percentual entre a precipitação e o número de casos de dengue na área urbana de Belém no período de 2007 à 2011. ....	47
Figura 12 - Precipitação mensal CPC/NCEP e vento (vetores em preto) nos baixos níveis da atmosfera (850 hPa) observada em Março/2009. A escala de cores ao lado da figura indica a intensidade da precipitação em mm. ....	48
Figura 13 - Fac (à esquerda) e Facp (à direita) da série de saída (resposta) casos de dengue na área urbana de Belém (2007 a 2011). ....	49
Figura 14 - Fac (à esquerda) e Facp (à direita) da série de entrada (resposta) precipitação em mm na área urbana de Belém (2007 a 2011).....	50
Figura 15 - Modelo univariado (23) ajustado para os casos de dengue. ....	50
Figura 16 - Fac (à esquerda) e Facp (à direita) dos resíduos do modelo (23) para a dengue. ....	51
Figura 17 - Fac (à esquerda) e Facp (à direita) dos resíduos do modelo (23) para a precipitação. ....	52
Figura 18 - Correlação cruzada amostral entre a série de entrada pré-ajustada, precipitação e a série de saída, ocorrência de dengue na área urbana de Belém. ....	53
Figura 19 - Modelo de função de transferência (25) (em vermelho) ajustado aos dados de ocorrência de dengue na área urbana de Belém. ....	55
Figura 20 - Previsões de casos de ocorrência de dengue com base no modelo multivariado (25) para a área urbana de Belém. ....	56
Figura 21 - Distribuição espacial da incidência de dengue por 100.000 habitantes, na área urbana de Belém, período de 2007 a 2011.....	57

Figura 22 - Análise de auto-correlação espacial (Índice de Moran) casos de Dengue para o período 2007 à 2011, área urbana de Belém -Diagrama de espalhamento Índice de Moran (a) e Gráfico de barras (b); Mapas do Índice de Moran Local (LISA) (c) e (d). .....	59
Figura 23 - Distribuição espacial da incidência de dengue por 100.000 habitantes, na área urbana de Belém, para o ano de 2007. ....	60
Figura 24 - Análise de auto-correlação espacial (Índice de Moran) casos de Dengue para o ano de 2007, área urbana de Belém -Diagrama de espalhamento Índice de Moran (a) e Gráfico de barras (b); Mapas do Índice de Moran Local (LISA) (c) e (d). ....	61
Figura 25 - Distribuição espacial da incidência de dengue por 100.000 habitantes, na área urbana de Belém, para o ano de 2008. ....	62
Figura 26 - Análise de auto-correlação espacial (Índice de Moran) casos de Dengue para o ano de 2008, área urbana de Belém -Diagrama de espalhamento Índice de Moran (a) e Gráfico de barras (b); Mapas do Índice de Moran Local (LISA) (c) e (d). ....	63
Figura 27 - Distribuição espacial da incidência de dengue por 100.000 habitantes, na área urbana de Belém, para o ano de 2009. ....	64
Figura 28 - Análise de auto-correlação espacial (Índice de Moran) casos de Dengue para o ano de 2009, área urbana de Belém -Diagrama de espalhamento Índice de Moran (a) e Gráfico de barras (b); Mapas do Índice de Moran Local (LISA) (c) e (d). ....	65
Figura 29 - Distribuição espacial da incidência de dengue por 100.000 habitantes, na área urbana de Belém, para ano de 2010. ....	66
Figura 30 - Análise de auto-correlação espacial (Índice de Moran) casos de Dengue para o ano de 2010, área urbana de Belém -Diagrama de espalhamento Índice de Moran (a) e Gráfico de barras (b); Mapas do Índice de Moran Local (LISA) (c) e (d). ....	67
Figura 31 - Distribuição espacial da incidência de dengue por 100.000 habitantes, na área urbana de Belém, para o ano de 2011 .....	68
Figura 32 - Análise de auto-correlação espacial (Índice de Moran) casos de Dengue para o ano de 2011, área urbana de Belém -Diagrama de espalhamento Índice de Moran (a) e Gráfico de barras (b); Mapas do Índice de Moran Local (LISA) (c) e (d). ....	69

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Área, segundo os Distritos Administrativos, no município de Belém-2000.....	24
Tabela 2 - Medidas de erros da previsão.....	32
Tabela 3 - Relação entre casos de dengue e a média mensal da precipitação no período estudado.....	47
Tabela 4 - Estatísticas do modelo ajustado (23).....	51
Tabela 5 - Estatísticas do modelo univariado ajustado (24).....	52
Tabela 6 - Estatísticas do modelo multivariado ajustado (25). .....	54
Tabela 7 - Resíduos do modelo multivariado (25) ajustado.....	54
Tabela 8 - Correlações cruzadas entre os resíduos e a série de entrada precipitação.....	54
Tabela 9 - Previsões de dengue realizadas com auxílio do modelo multivariado (25). .....	55
Tabela 10 - Medidas de erros para o modelo ajustado para os Casos de Dengue e Precipitação.....	56
Tabela 11 - Número de ocorrências e taxa de incidência de dengue (TID) por 100.000 habitantes na área urbana de Belém no período de 2007 à 2011 .....	89
Tabela 12 - Número de ocorrências e taxa de incidência de dengue (TID) por 100.000 habitantes na área urbana de Belém para o ano de 2007.....	90
Tabela 13 - Número de ocorrências e taxa de incidência de dengue (TID) por 100.000 habitantes na área urbana de Belém para o ano de 2008.....	91
Tabela 14 - Número de ocorrências e taxa de incidência de dengue (TID) por 100.000 habitantes na área urbana de Belém para o ano de 2009.....	92
Tabela 15 -Número de ocorrências e taxa de incidência de dengue (TID) por 100.000 habitantes na área urbana de Belém para o ano de 2010.....	93
Tabela 16 - Número de ocorrências e taxa de incidência de dengue (TID) por 100.000 habitantes na área urbana de Belém para o ano de 2011.....	94

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

<b>ARIMA</b>	Auto-Regressivo Média Móveis Integrado
<b>AST</b>	Análise de Séries Temporais
<b>DAGUA</b>	Distrito Administrativo do Guamá
<b>DABEL</b>	Distrito Administrativo de Belém
<b>DABEN</b>	Distrito Administrativo do Benguí
<b>DAENT</b>	Distrito Administrativo do Entroncamento
<b>DAICO</b>	Distrito Administrativo de Icoaraci
<b>DAMOS</b>	Distrito Administrativo de Mosqueiro
<b>DAOUT</b>	Distrito Administrativo de Outeiro
<b>DASAC</b>	Distrito Administrativo da Sacramento
<b>DC</b>	Dengue Clássica
<b>DCC</b>	Dengue com complicações
<b>DEVS</b>	Departamento de Vigilância e Saúde
<b>FAC</b>	Função Autocorrelação
<b>FACP</b>	Função Autocorrelação Parcial
<b>FD</b>	Febre do Dengue
<b>FHD</b>	Febre Hemorrágica do Dengue
<b>FUNASA</b>	Fundação Nacional de Saúde
<b>INMET</b>	Instituto Nacional de Meteorologia
<b>IBGE</b>	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
<b>ME</b>	Erro Médio
<b>MAE</b>	Erro Médio Absoluto
<b>MSE</b>	Erro Quadrático Médio
<b>OMS</b>	Organização Mundial de Saúde
<b>SAS</b>	Statistical Analysis System (Sistema de Análise Estatística)
<b>SESMA</b>	Secretaria Municipal de Saúde de Belém
<b>TID</b>	Taxa de Incidência da dengue

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO.....</b>	<b>15</b>
<b>1.1</b>	<b>Problema da Pesquisa.....</b>	<b>17</b>
<b>1.2</b>	<b>Hipóteses.....</b>	<b>17</b>
<b>1.3</b>	<b>Objetivos.....</b>	<b>17</b>
<b>2</b>	<b>FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....</b>	<b>18</b>
<b>2.1</b>	<b>Relação entre Dengue e Saneamento Básico.....</b>	<b>18</b>
<b>2.2</b>	<b>Relação entre Dengue e Precipitação.....</b>	<b>19</b>
<b>2.3</b>	<b>Dengue no Brasil.....</b>	<b>20</b>
<b>2.4</b>	<b>Dengue no Pará.....</b>	<b>21</b>
<b>2.5</b>	<b>Dengue em Belém.....</b>	<b>22</b>
<b>2.6</b>	<b>Análises de Séries Temporais.....</b>	<b>22</b>
<b>2.7</b>	<b>Análise Espacial.....</b>	<b>23</b>
<b>3</b>	<b>MATERIAL E MÉTODOS.....</b>	<b>24</b>
<b>3.1</b>	<b>Caracterização da Área de Estudo.....</b>	<b>24</b>
<b>3.2</b>	<b>Base de Dados.....</b>	<b>25</b>
3.2.1	Casos de Dengue.....	25
3.2.2	Precipitação Pluviométrica.....	26
<b>4</b>	<b>METODOLOGIA.....</b>	<b>27</b>
<b>4.1</b>	<b>Análise de Séries Temporais.....</b>	<b>27</b>
4.1.1	Modelos ARIMA.....	27
4.1.2	Modelagem estatística de Séries Temporais.....	28
4.1.3	Ciclo Iterativo.....	29
4.1.4	Função Autocorrelação (FAC).....	33
4.1.5	Função Autocorrelação Parcial (FACP).....	34
4.1.6	Validação do Modelo.....	34
4.1.7	Função de Transferência.....	35
4.1.8	Função de Correlação Cruzada.....	38
<b>4.2</b>	<b>Análise Espacial.....</b>	<b>39</b>
4.2.1	Análise Espacial da Incidência de Dengue.....	39
<b>5</b>	<b>RESULTADOS.....</b>	<b>44</b>
<b>5.1</b>	<b>Contextualização das análises dos dados de Ocorrência de casos de Dengue e Precipitação na Área urbana de Belém.....</b>	<b>44</b>
<b>5.2</b>	<b>Construção do Modelo.....</b>	<b>49</b>
5.2.1	Ajuste dos Modelos Univariados ARIMA.....	49
5.2.2	Validação do Modelo.....	55
<b>5.3</b>	<b>Análise espacial para a incidência de dengue no período de 2007 a 2011...</b>	<b>57</b>
5.3.1	Autocorrelação Espacial Global.....	58
5.3.2	Análise de Autocorrelação Espacial Local para a Incidência de Dengue para cada ano de Estudo.....	59
<b>6</b>	<b>DISCUSSÃO.....</b>	<b>70</b>

<b>7</b>	<b>CONCLUSÃO E RECOMENDAÇÕES.....</b>	<b>73</b>
	<b>REFERÊNCIAS.....</b>	<b>75</b>
	<b>ANEXOS.....</b>	<b>86</b>
	<b>ANEXO A - ÁREA URBANA, SEGUNDO OS BAIRROS, NO MUNICÍPIO DE BELÉM – 2000.....</b>	<b>87</b>
	<b>ANEXO B - DADOS DA SÉRIE HISTÓRICA PARA CASOS DE DENGUE-2007 A 2011; DADOS DA SÉRIE HISTÓRICA PARA PRECIPITAÇÃO-2007 A 2011.....</b>	<b>88</b>
	<b>ANEXO C - NÚMERO DE OCORRÊNCIAS E TAXA DE INCIDÊNCIA DE DENGUE (TID) POR 100.000 HABITANTES NA ÁREA URBANA DE BELÉM NO PERÍODO DE 2007 A 2011.....</b>	<b>89</b>
	<b>ANEXO D - NÚMERO DE OCORRÊNCIAS E TAXA DE INCIDÊNCIA DE DENGUE (TID) POR 100.000 HABITANTES NA ÁREA URBANA DE BELÉM PARA O ANO DE 2007.....</b>	<b>90</b>
	<b>ANEXO E - NÚMERO DE OCORRÊNCIAS E TAXA DE INCIDÊNCIA DE DENGUE (TID) POR 100.000 HABITANTES NA ÁREA URBANA DE BELÉM PARA O ANO DE 2008.....</b>	<b>91</b>
	<b>ANEXO F - NÚMERO DE OCORRÊNCIAS E TAXA DE INCIDÊNCIA DE DENGUE (TID) POR 100.000 HABITANTES NA ÁREA URBANA DE BELÉM PARA O ANO DE 2009.....</b>	<b>92</b>
	<b>ANEXO G - NÚMERO DE OCORRÊNCIAS E TAXA DE INCIDÊNCIA DE DENGUE (TID) POR 100.000 HABITANTES NA ÁREA URBANA DE BELÉM PARA O ANO DE 2010.....</b>	<b>93</b>
	<b>ANEXO H - NÚMERO DE OCORRÊNCIAS E TAXA DE INCIDÊNCIA DE DENGUE (TID) POR 100.000 HABITANTES NA ÁREA URBANA DE BELÉM PARA O ANO DE 2011.....</b>	<b>94</b>

## 1 INTRODUÇÃO

A dengue é uma das arboviroses (doença transmitida por artrópodes) que afeta o homem e constitui-se em sério problema de saúde pública no mundo, especialmente nos países tropicais, onde as condições do meio ambiente favorecem o desenvolvimento e a proliferação do *Aedes aegypti*, principal mosquito vetor (BRASIL, 2005).

Geograficamente *Aedes aegypti* predomina em áreas tropicais e subtropicais, entre os paralelos de 45°N e 35°S (MARCONDES, 2001), não sendo bem adaptado para grandes altitudes (LUCENA, 1997). É um mosquito cosmopolita e sua disseminação sempre acompanha o homem, como também de forma passiva via aérea ou terrestre (MARCONDES, 2001).

Nas Américas, África, Ásia e Austrália, foram registradas pandemias e epidemias isoladas de dengue, principalmente nos três últimos séculos (TEIXEIRA et al., 2005). Em 1981, ocorreu em Cuba, à primeira epidemia de dengue hemorrágica das Américas, quando foram registrados mais de 10.000 casos graves, relacionados ao sorotipo DEN-2. Entre 1981 e 1996, foram notificados 42.171 casos hemorrágicos em 25 países latino-americanos, sendo mais da metade procedentes de Cuba e Venezuela (PINHEIRO, 1996; KOURI et al., 1998).

No Brasil, a primeira epidemia ocorreu em 1982, em Boa Vista, Roraima. Somente a partir de 1986, se iniciou como epidemias explosivas, que foram se expandindo para todas as regiões brasileiras. No início da segunda metade do século XX foi observada soropositividade para dengue na Amazônia (CAUSEY; THEILER, 1958; SANTOS, O.O. 2003).

Diversos trabalhos apontam que o período de maior risco de dengue no Brasil situa-se durante ou logo após a estação das chuvas (NATAL, 2002; RIBEIRO, MARQUES, CONDINO, 2006; SOUZA, R. S, 1999; REBELO et al., 1999; SILVA et al., 2006). Nestes períodos são observados picos epidêmicos nas cidades com colonização de *Aedes aegypti* e circulação viral, enquanto que nos demais meses do ano a incidência chega a números bastante reduzidos ou mesmo sem notificação.

A Secretaria de vigilância em Saúde do Ministério da Saúde (SVS/MS) registrou, de janeiro a novembro de 2008, 787.726 casos suspeitos de dengue, 4.137 casos confirmados de febre hemorrágica da dengue (FHD) e a ocorrência de 223 óbitos por FHD (taxa de letalidade por FHD de 5,39%). A análise das taxas de incidência acumulada por região demonstra alta



incidência nas regiões norte (497,3), nordeste (497,9), centro-oeste (474,8) e sudeste (458,0) e baixa incidência na região sul (65,3).

A taxa de incidência de dengue no Pará, em 2008, segundo a Secretaria de vigilância em Saúde do Ministério da Saúde foi de 224,4 casos por 100 mil habitantes, considerada média. Houve registro de 98 casos de febre hemorrágica, com 14 óbitos, e de 80 casos de dengue com complicação, sem óbitos. Quanto ao monitoramento da circulação viral, foram analisadas 1.919 amostras, sendo 13 positivas para DENV-1, 154 para DENV-2 e 16 para DENV-3. As internações acompanharam a tendência de aumento observada nas notificações de casos.

Uma das principais aplicações da epidemiologia é facilitar a identificação de áreas geográficas e grupos da população que apresentam maior risco de adoecer ou morrer e que, portanto, precisam de maior atenção, seja preventiva, curativa ou de promoção da saúde. A epidemiologia também permite reconhecer que a frequência, a distribuição e a importância dos diversos fatores que influem no aumento de determinados riscos para a saúde não são, necessariamente, os mesmos em todos os grupos populacionais. Permite também identificar grupos que compartilham de determinantes de risco similares. O reconhecimento desses grupos facilita a identificação de intervenções sociais e de saúde para diminuir ou eliminar os determinantes específicos de risco para a saúde. Essa aplicação da epidemiologia implica uma reorganização dos serviços de saúde que responda não apenas às demandas de atenção, mas também, fundamentalmente, às necessidades de saúde não atendidas (OPAS, 2002).

Assim, a adoção de medidas que possam prever e diminuir a incidência de casos de dengue é um fator fundamental, para a aplicação de medidas mais eficazes por parte dos órgãos públicos, como sendo um incentivo para a redução de custos com a saúde, assim como em relação ao número de pessoas infectadas.

As previsões e o mapeamento de incidência de epidemias juntamente com medidas de controle podem contribuir para reduções significativas não somente em mortalidade, mas também em custos com a saúde. Neste sentido, o uso de modelos espaciais e temporais para os casos de incidência de determinadas epidemias podem ser úteis para a previsão e controle de doenças.

Dessa forma, essa pesquisa propõe-se apresentar modelos temporais para previsão fazendo uma relação com a incidência de dengue e a precipitação e, espaciais com a

localização (mapeamento) da dengue. Os modelos temporais serão baseados na metodologia ARIMA (Autorregressivo-Integrado-Médias Móveis) desenvolvida por Box e Jenkins e os modelos espaciais incluirão a Análise Exploratória de Dados Espaciais, no qual será analisada a existência de autocorrelações espaciais na variável em estudo, casos de incidência de dengue, na área urbana de Belém-PA.

### **1.1 Problema da Pesquisa**

Período chuvoso e áreas de incidência são condições propícias para o aumento nos casos de dengue na área urbana de Belém.

### **1.2 Hipóteses**

- ✓ Casos de dengue apresentam algum tipo de relação com a precipitação;
- ✓ A previsão de incidência de casos de dengue apresenta resultados satisfatórios com o uso de modelos temporais multivariados;
- ✓ A incidência dos casos de dengue na área urbana de Belém apresenta distribuição espacial aleatória, ou seja, não depende de fatores relacionados, por exemplo, à localização espacial de variáveis relacionadas aos casos de dengue;
- ✓ A incidência de casos de dengue poderá ser minimizada com o auxílio de previsões e localização de áreas de maior risco para implementação de ações pelos órgãos públicos.

### **1.3 Objetivos**

O objetivo geral é a apresentação de modelos espaciais e temporais para a localização de áreas de risco de ocorrência de casos de dengue na área urbana de Belém e realização de previsões.

De forma mais específica:

- ✓ Analisar a distribuição espacial de casos de dengue, na área urbana de Belém no período de 2007 a 2011;
- ✓ Analisar os modelos de previsão para casos de dengue;
- ✓ Identificar áreas de risco de ocorrências de dengue, na área urbana de Belém;

## **2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA**

O estudo da incidência de casos de dengue é importante para o desenvolvimento de modelos tanto para a avaliação da distribuição espacial como para a previsão de futuras ocorrências. Modelos de previsão com uso de séries temporais foram desenvolvidos, e vêm cada vez mais sendo usados por outras disciplinas. Sua aplicação epidemiológica pode ser encontrada com frequência na literatura. Dentre exemplos constantes na literatura podemos citar os trabalhos sobre confecção de diagramas de controle de doenças (VANBRACKLE; WILLIAMSON 1999) estudos sobre a relação entre temperatura e mortalidade (ALBERDI et al., 1998; SAEZ et al., 1995), estudos sobre vigilância epidemiológica para Sífilis (ZAIDI; SCHNELL; REYNOLDS, 1989), análise do comportamento de doenças virais (HELFENSTEIN, 1996), de causas externas (MARTINEZ-SCHNELL; ZAIDI, 1989) e previsão de demanda para serviços de emergência (MILNER, 1988).

Vários estudos sobre a distribuição do mosquito *Aedes aegypti* no Brasil tem sido realizados. Entre eles, podemos citar um estudo realizado no estado do Maranhão (REBELO, et al., 1999) e o trabalho realizado por Santos e Carvalho (2000) a respeito da distribuição do mosquito *Aedes aegypti* em um bairro do Rio de Janeiro, onde propuseram a utilização de técnicas de análise de dados espaciais na vigilância e controle do mosquito. Santos e Carvalho (2000) já haviam ressaltado a necessidade de estudos mais consistentes em áreas urbanas, que possibilitem uma melhor compreensão dos fatores que possam influenciar na ocorrência e distribuição de *Aedes aegypti* e que orientem as ações de controle. Neste sentido, os autores ressaltaram também a necessidade de identificar os locais baseando-se em indicadores de risco e não apenas na densidade da população do mosquito.

### **2.1 Relação entre Dengue e Saneamento Básico**

No Brasil as doenças resultantes da falta de saneamento, especialmente em áreas pobres, têm agravado o quadro epidemiológico. Males como cólera, dengue, esquistossomose leptospirose são exemplos disso (FUNASA, 2006). A dengue é uma doença de transmissão essencialmente urbana. É na cidade que ela encontra condições fundamentais para sua ocorrência, principalmente as condições políticas, econômicas e culturais, que formam a estrutura que permitem o estabelecimento da sua cadeia de transmissão (MIAGOSTOVICH, 1993).

Por ser de prevalência urbana, pois o contingente populacional susceptível tende a propiciar eventos epidêmicos de grande magnitude, uma vez que nestes espaços encontram-se os fatores fundamentais para sua ocorrência, o homem, o vírus, o vetor e os abrigos que constituem fatos representados pelo espaço sócio-ambiental. Quando isso se associa às condições precárias de saneamento básico, moradia inadequada e fatores culturais e educacionais, a ecologia de transmissão se instala (COSTA; NATAL, 1998).

O saneamento básico, particularmente o abastecimento de água e a coleta de lixo, mostra-se insuficiente ou inadequado nas periferias das grandes metrópoles. Uma das conseqüências desta situação é o aumento do número de criadouros potenciais do principal mosquito vetor. Associada a esta situação, o sistema produtivo industrial moderno, que produz uma grande quantidade de recipientes descartáveis, entre plásticos, latas e outros materiais, cujo destino inadequado, abandonados em quintais, ao longo das vias públicas, e em terrenos baldios, também contribui para a proliferação do inseto transmissor da dengue (GUBLER, 1997).

## **2.2 Relação entre Dengue e Precipitação**

No caso do Brasil, existem várias doenças infecciosas endêmicas que são sensíveis às variações do clima, principalmente aquelas de transmissão vetorial e também, por veiculação hídrica. Segundo (ROUQUAYROL, 1994), os aspectos do clima que mais de perto influenciam o processo de transmissão de doença são temperatura, a umidade relativa do ar e a precipitação pluviométrica.

Neste sentido, um fator climático importante na abundância de *Aedes aegypti* e *Aedes albopictus* é a precipitação pluviométrica, a qual influi principalmente na densidade de criadouros devido ao aumento de recipientes artificiais e naturais com acúmulo de água no domicílio, nos períodos e locais com mais frequência e intensidade de chuva (GUBLER, 1998). Os países tropicais são os mais atingidos em função de suas características climáticas (RIBEIRO; MARQUES; CONDINO, 2006).

Esse inseto segundo TAUIL (1987) põe seus ovos em qualquer tipo de recipiente que acumule água limpa. Segundo o Ministério da Saúde (2001), no Brasil, o maior número de casos confirmados de dengue ocorreu entre os meses de janeiro a maio, devido às condições climáticas favoráveis ao mosquito transmissor, o *Aedes aegypti*.

Modelos específicos que tentam explicar a distribuição da Dengue, tanto em âmbito global quanto local, relacionam o clima com a ocorrência da Dengue. Em geral estes têm enfatizado a importância da temperatura, precipitação e umidade relativa do ar sobre a distribuição do mosquito transmissor, *Aedes aegypti*, e sobre a ocorrência de surtos de Dengue (HOOP; FOLEY, 2001; KOOPMAN, 1991).

Em 2001, Loh e Song desenvolveram um modelo espacial para explicar a distribuição do mosquito transmissor da Dengue através da análise de clusters. Para isso, ajustaram um modelo de regressão não-linear com base em variáveis entomológicas e climáticas onde, no modelo final, concluiu-se que os locais com presença de mosquitos transmissores da Dengue e a quantidade média de precipitação influenciavam na distribuição espacial das áreas de maior risco para a transmissão desta doença (LOH; SONG, 2001).

Em 2008, Lima e colaboradores apresentaram um método para a previsão da distribuição espacial de novos casos de Dengue nos Estados do Alagoas e Paraíba, a partir da previsão da precipitação obtida por modelo atmosférico regional, seguido de um modelo de regressão. Este modelo utilizou variáveis climáticas além dos totais mensais de casos notificados de Dengue nos dois estados durante o período de 2000 a 2002 (LIMA; FIRMINO; GOMES FILHO, 2008).

### **2.3 Dengue no Brasil**

No Brasil, os primeiros casos de dengue foram documentados clínica e laboratorialmente em Boa Vista, Roraima, em 1982, durante uma epidemia que identificou os sorotipos DEN-1 e DEN-4 como os responsáveis pela epidemia de Febre clássica da dengue, a qual resultou na infecção de cerca de 11.000 pessoas (TRAVASSOS DA ROSA et al., 1982; TEIXEIRA et al., 2005).

Portanto, o Brasil teve epidemias entre os anos 1982-1984, no norte do país, e em 1986, no sudeste do país pelo sorotipo DENV-1. Durante este ano e o seguinte foram notificados 150.000 casos de dengue no país (DIETZ et. al, 1990)

Em 2007, ocorreram 900.782 casos de dengue nas Américas, sendo 26.413 de Febre Hemorrágica da Dengue ou Síndrome de Choque da Dengue (FHD/SCD), o total de óbitos permaneceu em torno de 317. O Brasil foi o país que apresentou a maior carga de doença nesta região, com 62,2% (559.954) dos casos, 5,8% (1.541) de FHD/SCD e 49,8% (158)

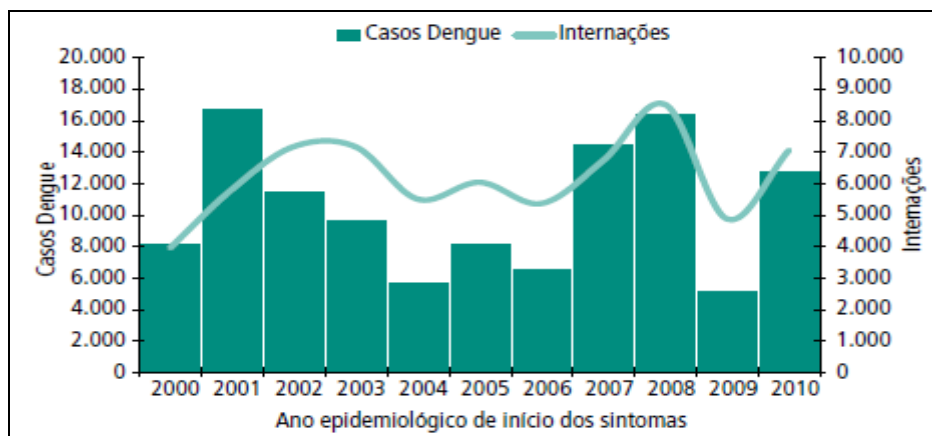
mortes. A Organização Pan-americana de Saúde ao comparar estes valores, com os dados disponíveis referentes ao ano de 2008, verificam-se tanto um aumento no número de casos brasileiros, quanto um agravamento dos mesmos. Verificou-se, neste país, 84,9% (734.384) dos casos de dengue do continente americano, 58,1% (9.957) de FHD/SCD e 89,1% (212) de óbitos.

Atualmente, a dengue é um problema de saúde pública no Brasil e no mundo (KOURÍ, 2006; GUZMÁN; GARCIA; KOURÍ, 2006; RIBEIRO; MARQUES; CONDINO, 2006). Esta doença febril aguda pode ser de curso benigno ou grave, dependendo da forma como se apresenta: infecção inaparente, dengue clássico (DC), febre hemorrágica do dengue (FHD) ou síndrome do choque do dengue (SCD) (BRASIL, 2008).

## 2.4 Dengue no Pará

De acordo com o Sistema Nacional de Vigilância em Saúde, relatórios de situação do Estado do Pará, em 2010 foram notificados no estado 12.873 casos prováveis de dengue, um aumento de 71,7% em comparação com 2007 (7.498 notificações). A incidência em 2010 foi de 169,8 casos por 100 mil habitantes, considerada média. Quanto ao monitoramento da circulação viral, foram analisadas 1.219 amostras, sendo 56 positivas para DENV-1, 80 para DENV-2 e uma para DENV-4. As internações acompanharam a tendência de aumento observada nas notificações de casos (Figura 1).

Figura 1 - Número de casos prováveis e internações por dengue, Pará, 2000 a 2010.

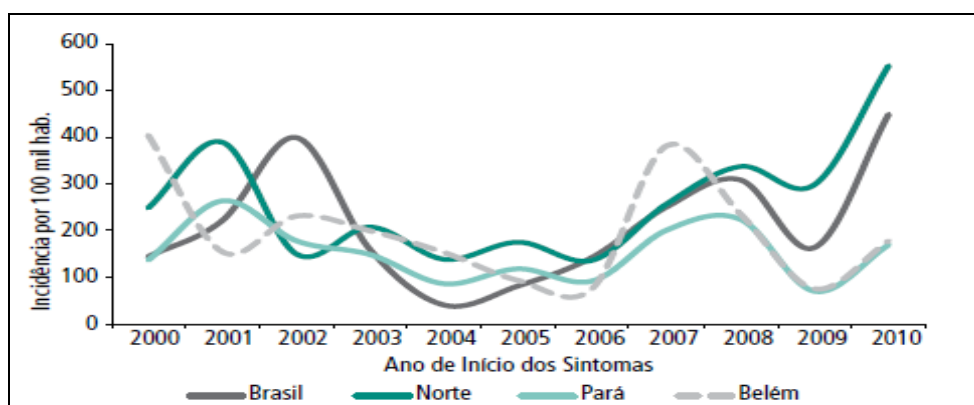


Fonte: SINAN/SIH

## 2.5 Dengue em Belém

A taxa de incidência de dengue no município de Belém no período de 2000 a 2008 foi a maior que a observada no Brasil, na Região Norte e no Pará, no qual o ano de 2007 houve 381 casos confirmados por 100 mil habitantes. A taxa de incidência de dengue do estado do Pará e do município de Belém, no período de 2000 a 2010, seguiu o padrão observado na região Norte e no Brasil, com os ciclos de alta transmissão influenciados pela predominância de diferentes sorotipos no país: DENV-3 no período de 2001 a 2006 e DENV-2 em 2007 a 2009. O ano de 2010 foi marcado por predominância de DENV-1 e foi observada na capital uma incidência de 219,9 casos por 100 mil habitantes (Figura 2).

Figura 2 - Incidência de casos de dengue, Brasil, região Norte, Pará e Belém, 2000 a 2010.



Fonte: SINAN

## 2.6 Análises de Séries Temporais

Apesar de quase a totalidade dos métodos de previsão de séries temporais estarem fundamentada apenas na análise das observações da série de interesse para a especificação de algum modelo que descreva essas observações, alguns procedimentos de previsão tentam explicar o comportamento de uma série temporal pela evolução dos fenômenos observacionais de outras séries. Desta forma, dependendo do número de séries temporais envolvidas na modelagem, (SOUZA, 1989) classifica os métodos de previsão em univariados, funções de transferência e multivariados.

No desenvolvimento de modelos de previsão, a análise de séries temporais (AST) tem como objetivo descrever e analisar os comportamentos passados da série, visando à compreensão do comportamento e a consequente previsão de movimentos futuros (FONSECA; MARTINS; TOLEDO, 1985). A AST tem sido de grande importância em

diversas áreas do conhecimento como, por exemplo, economia, ciências sociais, meteorologia, hidrologia, medicina, entre outras.

Portanto, estudar modelos de séries temporais significa obter meios capazes de inferir nas características de seu processo gerador, bem como elaborar modelos capazes de descrever as situações particulares que ocorrem na realidade (FISCHER; MARENGO; NOBRE, 1996). Logo, seguindo os critérios descritos acima, referentes à identificação, classificação, e tipos modelos de séries temporais. Essa pesquisa considera somente a AST no domínio do tempo, usando modelos paramétricos que utilizam as funções de autocorrelação (FAC) e autocorrelação parcial (FACP) das séries, como análises principais, para obtenção dos modelos de previsão univariados e multivariados.

Em 2009 Fuller e colaboradores desenvolveram um modelo climático para a previsão de epidemias de Dengue na Costa Rica através de séries temporais. Segundo os autores este modelo é capaz de prever com até 40 semanas de antecedência uma epidemia de Dengue através do uso de informações de vegetação da região e dados climáticos globais podendo inclusive ser estendido para outras regiões (FULLER *et al.*, 2009).

## **2.7 Análise Espacial**

A análise espacial estuda quantitativamente fenômenos que se manifestam no espaço e apresenta como uma de suas aplicações à análise exploratória de dados epidemiológicos (MAYER, 1983). Esse tipo de análise consiste em pesquisar a ocorrência de autocorrelação espacial. Quando se verifica a existência de dependência espacial, segue-se a identificação das variáveis explicativas dos aglomerados geográficos encontrados, que se constituem no conjunto de possíveis fatores de risco (ANDRADE; SZWARCOWALD, 2001). Assim, a análise espacial vem surgindo como campo promissor, auxiliando a Epidemiologia e a Saúde Pública no que concerne à compreensão dos fenômenos relacionados à dinâmica da distribuição espacial de doenças.

No século XVIII, os governos europeus faziam o planejamento do uso de suas terras construindo mapas com registro da topografia, geomorfologia, tipo de solo, vegetação e ocupação (ARONOFF, 1989). No século XX, com o desenvolvimento da tecnologia, houve um aumento na demanda de informações espaciais. Os avanços na computação, exigiam um sistema que pudesse registrar trabalhar e analisar os dados com maior rapidez para processar as informações e conseqüentemente o planejamento (STAR; ESTES, 1990).



### 3 MATERIAL E MÉTODOS

#### 3.1 Caracterização da Área de Estudo

De acordo com o Anuário Estatístico do Município de Belém - 2011, a área urbana do município possui coordenadas geográficas de 1° 27'20" de Latitude S e de 48° 30' 15" de Longitude W. Sua população segundo estimativas do IBGE de 2010 é o equivalente a 1.392.031 habitantes, com uma área urbana formada por 71 bairros (**ANEXO A**).

O clima da região é do tipo equatorial úmido, classificado segundo Koppen na categoria "A", com características gerais que permitem seu enquadramento nos subtipos "Af", "Aw" e "Am" (COSANPA, 1987). A estação chuvosa desenvolve-se com maior intensidade de dezembro a junho e a estação de menor índice pluviométrico, que representa o "período seco", ocorre de julho a novembro. No entanto os meses não se apresentam bem definidos e não existe uma repartição muito uniforme das chuvas durante o ano (SUDAM, 1984).

A Divisão Político-Administrativa de Belém está desmembrada em 08 Distritos Administrativos, compreendidos em Mosqueiro (DAMOS); Outeiro (DAOUT); Icoaraci (DAICO); Benguí (DABEN); Entroncamento (DAENT); Sacramenta (DASAC); Belém (DABEL) e Guamá (DAGUA), segundo o mapa de localização dos bairros do Anuário Estatístico 2011, conforme a Tabela 1 e Figura 3.

Tabela 1 - Área, segundo os Distritos Administrativos, no município de Belém-2000.

<b>DISTRITOS ADMINISTRATIVOS</b>	<b>BAIRRO</b>	<b>ÁREA (m<sup>2</sup>)</b>
Mosqueiro	DAMOS	219 673 290,21
Outeiro	DAOUT	110 262 813,43
Icoaraci	DAICO	33 153 421,14
Benguí	DABEN	33 886 978,13
Entroncamento	DAENT	67 521 726,47
Sacramenta	DASAC	14 902 793,30
Belém	DABEL	13 697 605,48
Guamá	DAGUA	14 403 233,12
<b>TOTAL</b>		<b>506 501 861,28</b>

Fonte: Adaptado, Companhia Desenvolvimento e Administração da Área de Belém – CODEM.

\*Distritos Administrativos definidos conforme a Lei nº 7.682, publicado no Diário Oficial do Município.

Figura 3- Mapa de localização



Fonte: Anuário Estatístico do Município de Belém (2011)

## 3.2 Base de Dados

### 3.2.1 Casos de Dengue

No presente estudo são empregados casos mensais de dengue notificados à Secretaria Municipal de Saúde (SESMA), Departamento de Vigilância e Saúde (DEVS), no período de 2007 a 2011.

Os dados foram cedidos por meio de planilhas no Excel, constando a frequência por mês da notificação, ano e bairro, de acordo com a Figura 4. Esses dados foram repassados

através de um programa interno denominado de Sinan NET (Sistema de Informação de Agravos de Notificação), que vem a ser um sistema de informação nacional contínuo, universal e adequado à descentralização da vigilância, que engloba além da notificação, a investigação de agravos.

Figura 4 - Frequência por mês da notificação dos casos de dengue segundo bairros de Belém.

Bairro Resid	Jan	Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul	Ago
AEROPORTO	-	-	2	2	-	-	124	118
AGUA BOA	-	3	9	16	10	-	-	-
AGUAS LINDAS	-	-	1	3	-	-	-	-
AGUAS NEGRAS	1	-	-	1	-	-	1	-
AGULHA	1	7	9	3	-	1	1	2
ARIRAMBA	2	-	2	4	3	-	2	1
BAIA DO SOL	1	-	-	1	-	-	-	5
BARREIRO	1	4	37	10	18	1	-	-
BATISTA CAMPOS	8	6	19	17	2	1	1	-
BENGUI	3	4	23	25	-	2	1	1
BRASILIA	-	6	4	11	4	-	1	2
CABANAGEM	5	8	20	14	2	3	1	3
CAMPINA	4	20	10	15	2	1	1	2
CAMPINA DE ICOARACI	-	-	-	1	-	-	-	-
CANUDOS	8	8	26	24	7	1	4	3
CARANANDUBA	1	1	4	6	2	1	-	4

Fonte: Sinan NET

### 3.2.2 Precipitação pluviométrica

Além das incidências dos casos totais mensais de dengue fornecidos pela Secretaria Municipal de Saúde de Belém (SESMA) foram utilizados dados totais mensais de precipitação pluviométrica em milímetro, utilizados como variável de entrada nos modelos multivariados. Esta variável climática foi selecionada para verificar a existência de correlação com a ocorrência do mosquito. Esses dados foram obtidos a partir do Banco de Dados fornecidos pelo Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), no período compreendido entre 2007 a 2011.

Para as análises dos dados foram utilizados o programa SAS no modelamento e previsões de casos de dengue e o programa GeoDa para o estudo espacial da distribuição da dengue na área urbana de Belém.

## 4 METODOLOGIA

### 4.1 Análise de Séries Temporais

#### 4.1.1 Modelos ARIMA

Esses modelos foram introduzidos por Box e Jenkins em 1976. A metodologia de Box e Jenkins pode ser executada por intermédio de softwares ou aplicativos estatísticos, como o MiniTab, SAS e outros, devido as inúmeras equações complexas usadas para as análises, estimação e previsão dos modelos. Nesta pesquisa o aplicativo estatístico empregado foi o SAS.

A forma geral dos modelos é ARIMA (p, d, q) (P, D, Q), onde a ordem da autorregressão (p) refere-se ao número de parâmetros utilizados no modelo; “P” refere-se ao processo autorregressivo sazonal; “d” refere-se à ordem de integração ou diferenciação não sazonal e “D” à ordem de integração sazonal; “q” refere-se ao processo de média móvel não sazonal incorporada ao modelo e “Q” refere-se ao processo de média móvel sazonal.

Se a série  $W_t = \Delta^d Z_t$  for estacionária, podemos representar  $W_t$  por um modelo ARMA(p,q), conforme a eq.(1) (TOLOI; MORETTIN, 2004):

$$\phi(B)W_t = \theta(B)a_t \quad (1)$$

Se  $W_t$  é uma diferença de  $Z_t$ , então  $Z_t$  é um integral de  $W_t$ , onde  $Z_t$  segue um modelo auto-regressivo, *integrado*, de médias móveis, ou seja, ARIMA(p,d,p) dado por:

$$\phi(B)\Delta^d Z_t = \theta(B)a_t \quad (2)$$

Morettin e Toloí (2006) mostraram que a estratégia para construção do modelo ARIMA é baseada em um ciclo iterativo, no qual a escolha da estrutura do modelo é realizada através das análises dos próprios dados. Esse ciclo consiste em três fases: identificação, estimação e teste e, aplicação. E caso o modelo não seja adequado, o ciclo é repetido, voltando-se à fase de identificação. Segundo os autores anteriores, a fase crítica desse ciclo iterativo é a identificação, pois é possível que vários pesquisadores identifiquem modelos diferentes para a mesma série temporal, e ainda salientem que as vantagens desses modelos seja obedecer ao princípio da parcimônia. Isto é, conter um número reduzido de parâmetros; obtêm-se previsões precisas, comparando-as com os demais métodos de previsão, tais como os métodos citados por Wheelwright e Makridakis (1998), que possibilitam o emprego de

regressão simples, regressão múltipla, suavização exponencial e decomposição de séries temporais.

Modelos matemáticos e estatísticos, mais especificamente as ferramentas de análises de séries temporais (MORETTIN, 2011), têm sido amplamente utilizados para monitorar e prever a incidência de dengue e outras doenças infecciosas (NAING, LERTMAHARIT, NAING, 2002; PROMPROU, JAROENSUTASINEE, JAROENSUTASINEE, 2006; WONGKOON et al.,2007; TIAN et al.,2008; LUZ et al.,2008; SILAWAN et al.,2008; CHOUDHURY; BANY; ISLAM, 2008; SOEBIYANTO, ADIMI, KIANG, 2010; WILDER-SMITH et al.,2010; WONGKOON et al.,2007; EARNEST et al., 2012).

Ao considerar variáveis climáticas (HURTADO-DÍAZ et al.,2007; SOEBIYANTO, ADIMI, KIANG, 2010; WONGKOON et al.,2007), os modelos promovem entendimento do efeito da associação do clima sobre o aparecimento de casos da doença.

Pacheco (2001) apresentou resultados ao utilizar o modelo ARIMA quando estudou as variáveis meteorológicas através da função de correlação cruzada e também foram consideradas em modelos com regressores dinâmicos, a fim de avaliar a influência dessas variáveis sobre a série de casos de Leptospirose na área metropolitana de Salvador- Bahia.

#### 4.1.2 Modelagem estatística de séries temporais

Os modelos estatísticos aqui utilizados seguem a metodologia de Box e Jenkins, que se baseiam na busca de um modelo de séries temporais que tenha a melhor adequação aos dados (BOX; JENKINS, 1974, 1994; BOX; PIERCE, 1970).

O método de Box e Jenkins é um método de previsão que utiliza um algoritmo matemático complexo, com termos auto-regressivos e de média móvel, para identificar a forma do modelo matemático mais adequado para a série temporal analisada com  $n$  observações (ARCHER, 1980).

O método de Box e Jenkins utiliza uma combinação de termos auto-regressivos (AR), integração (I) e média móvel (MA). Os termos AR referem-se a combinações lineares de valores passados da própria série. Os termos MA referem-se a combinações lineares dos valores dos ruídos e o termo de integração é utilizado para remover a tendência da série, quando existir. A notação do modelo geral é ARIMA ( $p, d, q$ ) ( $P, D, Q$ ) (WALKER; MCCLELLAND, 1991; BUSINGER; READ, 1999), onde:

- ✓ (AR) – parcela auto-regressiva que modela a dependência de um valor atual sobre valores passados;
- ✓ (I) – parcela de integração que remove a tendência da série temporal, tornando a série estacionária;
- ✓ (MA) – parcela de média móvel, a qual assume que valores atuais são dependentes de erros de previsão de períodos passados;
- ✓  $p$  – ordem ou número de parâmetros de auto-regressivos;
- ✓  $d$  – número de diferenciações não-sazonais aplicadas para tornar a série temporal estacionária;
- ✓  $q$  – ordem ou número de parâmetros de média móvel;

Se a série apresenta sazonalidade utilizam-se parâmetros sazonais, representados pelas letras maiúsculas ( $P, D, Q$ ).

Para aplicação da metodologia de BJ, tem-se a necessidade primeiramente, de analisar três hipóteses, a fim de obter melhores resultados. A primeira é relativa ao tamanho inicial da amostra, que deve ser no mínimo, 50 observações (BOX; JENKINS, 1976). A segunda exige que a série seja estacionária, isto é, que a série varie em torno da média constante e com uma variância constante, e caso a série não seja estacionária, faz-se a diferenciação para torná-la estacionária. A terceira hipótese para os modelos ARIMA é de que a série seja homocedástica, isto é, tenha uma variância constante ao longo do tempo (BOX; JENKINS, 1976).

Para a realização das previsões de casos de dengue em Belém, foi utilizado o modelo multivariado baseado em funções de transferência, em que se considerou as ocorrências de dengue como variável resposta ( $Y_t$ ) e a precipitação como variável explicativa ( $X_t$ ).

Na construção do modelo é necessária, inicialmente, a modelagem de cada série individualmente. Neste caso, o procedimento do método Box e Jenkins (B-J) segue três passos para a modelagem de cada série temporal (Identificação, Estimação, Diagnóstico e Aplicação), que são apresentados na Figura 5.

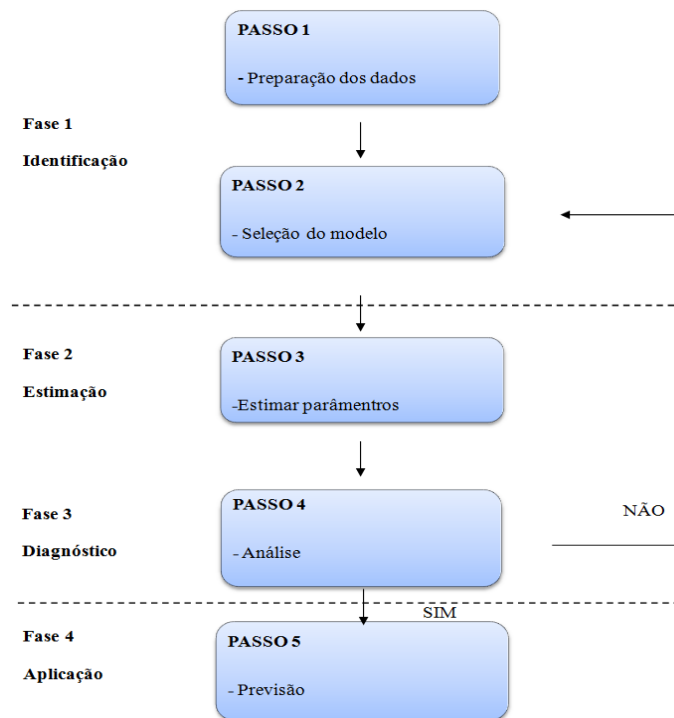
#### 4.1.3 Ciclo iterativo

Na 1º fase da **Identificação** constata-se se há a estacionaridade da série. Esta fase é de suma importância para que se adquira o estágio inicial do modelo ARIMA. Ainda, permite

identificar a estrutura do modelo, através das ordens de  $p$  (parte autoregressiva),  $d$  (quantidade de diferenciação) e  $q$  (parte dos termos de erros defasados - média móvel) que caracterize a estrutura do modelo ARIMA, para a série temporal em estudo (BARROS, 2011). Segundo Morettin e Tolo (2006) essa fase é a mais crítica do ciclo iterativo do método de BJ, pois a identificação do modelo é baseada, principalmente, com base nas autocorrelações e autocorrelações parciais. Geralmente, essa técnica é muito eficiente, mas, é importante salientar que pode ser identificado mais de um modelo para mesma série. Para que isso seja possível esta fase é dividida nos seguintes passos:

**Passo 1:** preparação dos dados – Verifica-se a existência da necessidade de uma transformação na série original, através da análise do gráfico de tempo da série original. Através do gráfico pode-se analisar melhor e identificar as características que podem ser relevantes para o estudo da série em questão. O objetivo da análise gráfica de tempo é verificar a presença de tendência ou alteração na variância, o que revelaria se a série é ou não, estacionária, condição imposta para a construção dos modelos. Se a série não for estacionária e possuir uma tendência linear, são feitas diferenciações para estabilizar a série ou transformações para estabilização da variância da série.

Figura 5 - Sequência de execução do método de Box e Jenkins



Fonte: Fluxograma do ciclo iterativo de Box & Jenkins, adaptado de Makridakis; wheelwright; hyndman, 1998.

A realização do processo de identificação necessita de outros instrumentos, que são a função de autocorrelação e a função de autocorrelação parcial.

**Passo 2:** seleção do modelo – Analisa-se as funções de autocorrelação (FAC) e autocorrelação parcial (FACP), através dos gráficos das respectivas funções, chamados de correlogramas. Esses gráficos permitem identificar a ordem e o modelo a ser utilizado. Se a FACP apresentar um decaimento exponencial ou senoidal, as correlações significativas de FAC indicam a ordem do modelo de médias móveis (MA) (valor de  $q$ ), o número de valores da FAC que estiverem acima do seu intervalo de confiança (indicando correlações significativas) representa o valor máximo que  $q$  poderá atingir. Por outro lado, se a FAC apresentar um decaimento exponencial ou senoidal, as correlações significativas da FACP determinam a ordem de um modelo auto-regressivo (AR) (valor de  $p$ ), e o número de valores da FACP que estiverem acima do intervalo de confiança (indicando correlações significativas) será considerado o valor máximo que  $p$  poderá atingir. Outros comportamentos da FAC e FACP podem indicar modelos mistos (ARMA).

Na fase 2, chamada de **Estimação** são determinados os valores de  $p$  e  $q$  do modelo ARIMA, através dos resultados dos correlogramas da FAC e FACP. É necessário estimar os  $p$  parâmetros  $\phi$ , (parâmetros autoregressivos) e os  $q$  parâmetros  $\theta$  (parâmetros média móvel) do modelo escolhido;

Na estimação é onde todas as estatísticas dos coeficientes são geradas. A estimação dos parâmetros pode ser estimada por vários métodos como Mínimos Quadrados, Mínimos Quadrados Generalizados ou Máxima Verossimilhança. Alguns programas computacionais, como o SAS, permitem seleção do método de estimação. Dependendo do método utilizado podem-se obter valores de coeficientes com alguma diferença entre si.

Na fase 3, chamada **Diagnóstico**, segundo Fava (2000), essa etapa consiste em verificar se o modelo estimado é adequado, em caso positivo, pode-se adotá-lo para fazer previsão. Em caso negativo, outra especificação deve ser escolhida para modelar a série, o que implica refazer as etapas de identificação e estimação.

O diagnóstico que utiliza os coeficientes e as estatísticas geradas no passo anterior analisa-se a validade do modelo e, até mesmo, a possibilidade de melhoria deste.

a) Para que o modelo de previsão ofereça adequação à representação da série temporal em estudo, faz-se necessário utilizar algumas medidas de erro. Na literatura existem diversas



medidas de erro sendo utilizadas: Erro Médio (ME), Erro Percentual Médio (MPE), Erro Absoluto Médio (MAE), Erro Percentual Médio Absoluto (MAPE), Erro Quadrático Médio (MASE). Decritas na tabela 2.

Tabela 2 - Medidas de erros da previsão

<b>Erro Médio (ME)</b>	<p>O ME é a média dos erros de previsão, representado por:</p> $ME = \frac{1}{n} \cdot \sum_{t=1}^n (e_t)$
<b>Erro Percentual Médio (MPE)</b>	<p>O MPE leva em consideração o erro relativo de cada previsão em relação aos valores observados da série. Se os erros positivos forem compensados pelos erros negativos, o resultado deve ser aproximadamente nulo e é representado por:</p> $MPE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \left( \frac{e_t}{\hat{Y}_t} \right)$
<b>Erro Absoluto Médio (MAE)</b>	<p>O MAE é determinado pelo somatório dos erros, tendo em conta que o resultado deverá ser positivo, sempre em módulo, e divide-se pelo número de erros usados para obter a soma, e é representado por:</p> $MAE = \frac{1}{n} \cdot \sum_{t=1}^n  e_t $
<b>Erro Percentual Médio Absoluto (MAPE)</b>	<p>O MAPE leva em consideração o valor erro médio percentual para cada ponto previsto e depois dividido novamente pelo número observações de toda a série e é representado por:</p> $MAPE = \frac{1}{n} \cdot \sum_{t=1}^n \left  \frac{e_t}{A_t} \right $
<b>Erro Quadrático Médio (MSE)</b>	<p>O MSE é determinado pelo somatório dos erros, penalizando os erros grandes elevando-os ao quadrado e dividido pelo número de erros usados no cálculo, e é representado por:</p> $MSE = \frac{1}{n} \cdot \sum_{t=1}^n (e_t)^2$

Fonte: Da autora

Caso o diagnóstico do modelo não seja adequado, deve-se voltar ao Passo 2, de identificação.

Na fase 4 de **Aplicação**, onde é feita previsões, usando o modelo resultante. Essa etapa é realizada para todos os modelos gerados, baseados na equação geral (3) do modelo ARIMA, com os parâmetros já estimados para o modelo.

$$Y_t = \delta + \phi_1 Y_{t-p} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (3)$$

Onde:

$Y_t$  - é a variável resposta;

$\delta$  - representa uma constante (média) gerada pelo modelo estimado;

$p$  - é a defasagem máxima de  $Y_t$  presente na equação;

$q$  - é a defasagem máxima de  $\varepsilon_t$  presente na equação;

$\varepsilon_t$  - é o ruído branco;

$\varepsilon$  - representam uma sequência de choques aleatórios e independentes uns com os outros;

$\phi_1$  e  $\phi_p$  - são parâmetro que ajustam valores passados de  $W_t$  ;

$\theta_1$  e  $\theta_q$  - é o parâmetro representa a serie em função dos choques passados.

Se o modelo for adequado pode-se então utiliza-lo na previsão de valores futuros e/ou para o controle de variáveis em modelos multivariados.

#### 4.1.4 Função Autocorrelação (FAC)

A função autocorrelação (FAC) representa a correlação simples entre  $Y_t$  e  $Y_{t-k}$  em função da defasagem  $k$ . A função de autocorrelação de uma ST  $\{X_t\}$  pode ser definida como:

$$\rho = \frac{\sum_{t=0}^{N-k-1} (X_t - \bar{X})(X_{t+k} - \bar{X})}{\sum_{t=0}^{N-1} (X_t - \bar{X})^2} \quad (4)$$

onde  $N$  representa o comprimento da ST e  $x$  é o valor esperado das observações, calculada para a variação temporal (*atraso*)  $k$ . O coeficiente de autocorrelação ( $\rho$ ) de uma ST varia entre -1 e 1, inclusive. Se  $\rho$  assume o valor 1, então, diz-se que as duas variáveis medidas possuem uma autocorrelação positiva absoluta, caso contrário, se  $\rho = -1$ , diz-se que a autocorrelação negativa é absoluta. Quando  $\rho$  assume valor 0, não existe autocorrelação entre as variáveis, ou seja, autocorrelação nula.

O valor esperado de uma ST (média aritmética) é definido como um valor típico ou representativo dos dados. Isto é, através da média aritmética pode-se apresentar o valor do ponto em torno do qual os dados se distribuem.

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} X_t \quad (5)$$

O grau de dispersão (variância) dos dados pode ser medido pelos desvios (dos dados) em relação ao valor esperado, considerando-se o tamanho da amostra. A variância ( $\sigma^2$ ) de uma ST é definida como:

$$\sigma^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{t=0}^{N-1} (X_t - \bar{X})^2 \quad (6)$$

Onde  $(N-1)$  representa o grau de liberdade dos dados e  $x$  é o valor esperado da série. Entretanto, como medida de dispersão, a variância tem a desvantagem de apresentar a unidade de medida igual ao quadrado da unidade de medida dos dados. Por isso, utiliza-se o desvio padrão ( $\sigma$ ), que apresenta a mesma unidade de medida dos dados, e é definido como a raiz quadrada da variância, isto é,

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{t=0}^{N-1} (X_t - \bar{X})^2} \quad (7)$$

#### 4.1.5 Função Autocorrelação Parcial (FACP)

A função autocorrelação parcial (FACP) representa a correlação entre  $Y_t$  e  $Y_{t-k}$  como uma função da defasagem  $k$ , filtrado o efeito de todas as outras defasagens sobre  $Y_t$  e  $Y_{t-k}$ . Define-se a função de autocorrelação parcial como a sequência de correlações entre  $(X_t$  e  $X_{t-1})$ ,  $(X_t$  e  $X_{t-2})$ ,  $(X_t$  e  $X_{t-3})$  e assim por diante, desde que os efeitos de defasagens anteriores sobre  $t X$  permanecem constantes. A FACP é calculada como o valor do coeficiente  $\phi_{kk}$  na equação,

$$X_t = \phi_{k1} X_{t-1} + \phi_{k2} X_{t-2} + \phi_{k3} X_{t-3} + \dots + \phi_{kk} X_{t-k} + e_t \quad (8)$$

#### 4.1.6 Validação do modelo

A etapa final do processo de construção de modelos é a verificação de que o modelo experimental, dentro do seu domínio de aplicação, se comporta de maneira suficientemente satisfatória com relação aos objetivos do estudo. Esta etapa, chamada de validação do modelo, é o conjunto de condições prescritas para as quais o modelo experimental foi testado, comparado com o sistema real e julgado apto para uso.

Desse modo, dados não incluídos na modelagem da série temporal de casos ocorridos, servirão para permitir a validação do modelo, pela comparação dos valores estimados com os valores realmente observados, de modo que se possa avaliar a precisão das previsões.

Neste trabalho, para o desenvolvimento do modelo de séries temporais, foi utilizado a série de 60 observações compreendidos entre os meses de Janeiro de 2007 a Dezembro de 2011, sendo que as 06 últimas observações, no caso de Julho a Dezembro de 2011, foram utilizadas para comparar com as previsões obtidas pelo modelo e avaliar a performance do modelo.

A seguir será descrito a metodologia multivariada usando a Função de Transferência. Este procedimento serve para melhor entendimento da previsão do modelo multivariado proposto por Box e Jenkins. Também é descrita a função de correlação cruzada utilizada para análises da escolha dos parâmetros do modelo multivariado e ainda a modelagem ARIMA baseado no ciclo iterativo.

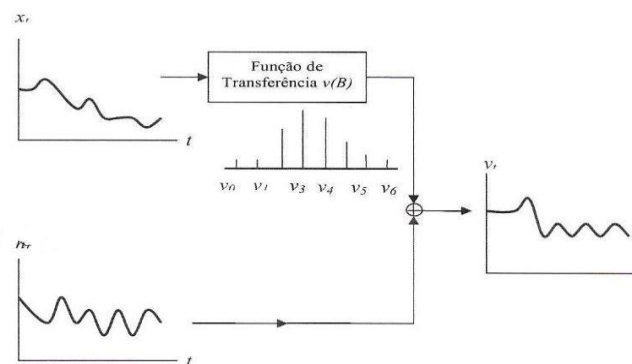
#### 4.1.7 Função de Transferência

A função de transferência, também conhecida como modelo de função de transferência, é a combinação linear entre duas ou mais séries, observando-se o comportamento das correlações cruzadas entre as variáveis de entrada e a variável de saída que podem ser relacionadas através de um filtro linear descrito como:

$$Y_t = v(B) X_t + N_t \quad (9)$$

Onde  $v(B) = \sum_{-\infty}^{\infty} v_j B^j$  é o filtro da função de transferência, por Box e Jenkins (1976),  $\sum |v_j| < \infty$  e  $X_t$  e  $N_t$  são independentes. O sistema é apresentado na Figura 6:

Figura 6 - Sistema dinâmico de Função de Transferência



Fonte: Wei (1990)

A função de transferência  $\nu(B)$  é obtida segundo os seguintes passos:

1. Pré-ajustamento (modelamento) das séries de entrada.

$$\phi_x(B)X_t = \theta_x \alpha_t, \text{ ou seja:} \quad (10)$$

$$\alpha_t = \frac{\phi_x(B)}{\theta_x(B)} X_t \quad (11)$$

Onde  $\alpha_t$  é uma série de ruído branco, que representa a parte aleatória dos dados, com média zero e variância  $\sigma_\alpha^2$ .

2. Calcular a série de saída filtrada. Ou seja, transformar a série de saída  $Y_t$  utilizando o modelo pré-ajustado acima para gerar a série.

$$\beta_t = \frac{\phi_x(B)}{\theta_x(B)} Y_t \quad (12)$$

3. Calcular a FCC amostral  $\hat{\rho}_{\alpha\beta}(k)$  entre  $\alpha$  e  $\beta$  para estimar  $\nu_k$ .

A significância da FCC e seu equivalente  $\hat{\nu}_k$  podem ser testados por meio da comparação com seu desvio-padrão  $(n-k)^{-1/2}$ .

4. Identificar  $b$ ,  $\delta_r(B) = (1 - \delta_1 B - \delta_2 B^2 - \dots - \delta_r B^r)$  e  $w_s(B) = (w_0 - w_1 B - \dots - w_s B^s)$  pelo ajuste do padrão de  $\hat{\nu}_k$ . Uma vez que  $b$ ,  $r$  e  $s$  são escolhidos, estimativas preliminares  $\hat{w}_j$  e  $\hat{\delta}_j$  podem ser encontradas a partir de sua relação com  $\nu_k$  como mostrado na equação (13). Portanto, uma estimativa preliminar da função de transferência  $\nu_k$  será:

$$\hat{\nu}(B) = \frac{\hat{w}_s(B)B^b}{\hat{\delta}_r(B)} \quad (13)$$

Uma vez obtido o modelo preliminar da função de transferência, pode-se calcular a série de ruídos estimada,

$$\hat{N}_t = Y_t - \hat{\nu}(B)X_t \quad (14)$$

$$= Y_t - \frac{\hat{w}_s(B)}{\hat{\delta}_r(B)} B^b X_t$$

O modelo apropriado para o ruído pode ser identificado examinando-se sua FAC e FACP ou por outra ferramenta de identificação de séries univariadas de tempo. Então:

$$\phi(B)N_t = \theta(B)a_t \quad (15)$$

Combinando (14) e (15) temos o seguinte modelo de função de transferência:

$$Y_t = \frac{w(B)}{\delta(B)} X_{t-b} + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t \quad (16)$$

No processo de identificação acima da Função de Transferência  $v(B)$ , a série de entrada deve ser pré-ajustada. O modelo pré-ajustado é usado para filtrar a série de saída, mas não necessariamente para ajustá-lo. Este é um método normal e simples para a construção de um modelo de função de transferência causal.

O objetivo da modelagem de Função de Transferência é identificar e estimar a Função de Transferência  $v(B)$  e o modelo de ruído para  $N_t$  com base na informação disponível das séries de entrada  $X_t$  e da série de saída  $Y_t$ . A maior dificuldade é que a informação sobre  $X_t$  e  $Y_t$  é finita e a função de transferência (9) contém um número infinito de coeficientes. Para resolver essa dificuldade a função de transferência  $v(B)$  é representada na seguinte forma:

$$v(B) = \frac{w_s(B)B^b}{\delta_r(B)} \quad (17)$$

onde  $w_s(B) = w_0 - w_1B - \dots - w_sB^s$ ,  $\delta_r(B) = 1 - \delta_1B - \dots - \delta_rB^r$ , e  $b$  é um parâmetro de defasagem que representa o atraso do tempo presente que decorre antes que o impulso da variável de entrada produza um efeito sobre a variável de saída. Para um sistema estável é assumido que as raízes de  $\delta_r(B) = 0$  estão fora do círculo unitário (Moretin e Tolo, 1987). Na prática, os valores de  $r$  e  $s$  no sistema (17) raramente excedem 2. Em Wei (1989) pode-se encontrar os modelos teóricos de comportamentos de funções de correlação cruzada que servem como orientação para definição dos parâmetros da equação (17). Esses modelos mostram que as ocorrências de picos sugerem parâmetros no numerador da Função de Transferência (17), análogo a modelos de médias móveis, e a ocorrência com um

comportamento de decaimento exponencial pode indicar a existência de parâmetros no denominador da função de transferência (17), semelhante a modelos auto-regressivos.

#### 4.1.8 Função de Correlação Cruzada

A função de correlação cruzada (FCC) é uma medida útil de direção e intensidade entre duas variáveis aleatórias. Considere dois processos estocásticos  $X_t$  e  $Y_t$  para  $t = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$ . Dizemos que  $X_t$  e  $Y_t$  são estacionários conjuntamente se ambos são processos univariados estacionários e a correlação cruzada entre  $X_t$  e  $Y_t$ ,  $\text{Cov}(X_t, Y_t)$ , é uma função somente da diferença de tempo ( $s - t$ ). Em tais casos, a função de covariância cruzada entre  $X_t$  e  $Y_t$  é (WEI, 1989):

$$\gamma_{xy}(k) = E[(X_t - \mu_x)(Y_t - \mu_y)] \quad (14)$$

onde  $E$  representa a esperança matemática (média)

Para  $k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$ . Sob padronização, temos a seguinte função de correlação cruzada:

$$\rho_{xy}(k) = \frac{\gamma_{xy}(k)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (15)$$

Para  $k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$ , onde  $\sigma_x$  e  $\sigma_y$  são os desvios-padrão de  $X_t$  e  $Y_t$ , respectivamente. É importante notar que a função de covariância cruzada  $\gamma_{xy}(k)$  e as funções de correlação cruzada  $\rho_{xy}(k)$  são generalizações das funções de autocovariância e autocorrelação porque  $\gamma_{xx}(k) = \gamma_x(k)$  e  $\rho_{xx}(k) = \rho_x(k)$ . Contudo, ao contrário da função de autocorrelação  $\rho_x(k)$ , que é simétrica em relação à origem, i.e.,  $\rho_x(k) = \rho_x(-k)$ , a função de correlação cruzada não é simétrica, ou seja,  $\rho_{xy}(k) \neq \rho_{xy}(-k)$ . Em vez disso, temos:

$$\gamma_{xy}(k) = E(X_t - \mu_x)(Y_{t+k} - \mu_y) = E(Y_{t+k} - \mu_y)(X_t - \mu_x) = \gamma_{yx}(-k) \quad (16) \quad (20)$$

Que implica em:

$$\rho_{xy}(k) = \rho_{yx}(-k) \quad (17) \quad (21)$$

Deste modo, a função de correlação cruzada, FCC, mede não somente a intensidade de uma associação, mas também sua direção. Para ver a figura inteira da relação entre as séries  $X_t$  e  $Y_t$ , é importante examinar a FCC,  $\rho_{xy}(k)$ , para ambos os atrasos positivos e negativos,  $k > 0$  e  $k < 0$ . O gráfico da FCC é conhecido como correlograma cruzado.

A FCC,  $\rho_{xy}(k)$ , é definida somente quando  $X_t$  e  $Y_t$  são processos bivariados conjuntamente estacionários. Pode haver necessidade de algumas diferenças para se obter a estacionaridade exigida e transformações para a estabilização da variância podem ser necessárias. Deste modo, a menos que sejam mencionados, os processos  $X_t$  e  $Y_t$  serão assumidos conjuntamente estacionários.

## 4.2 Análise Espacial

### 4.2.1 Análise espacial da Incidência de dengue

Neste trabalho, foi realizada a análise da distribuição espacial de dengue para o período de 2007 a 2011 na área urbana de Belém.

Para estimar a taxa de incidência de dengue no período de 2007 a 2011, se fez a soma de todos os casos notificados no período estudado, o número total de casos foi dividido pela soma da população do período, multiplicando-se por 100.000. Com relação ao cálculo da taxa de incidência anual, analisou-se o período entre os meses de janeiro a dezembro, considerando a divisão do total de casos de dengue de cada período pela estimativa de população naquele ano, multiplicando-se os resultados por 100.000. Desta forma, se obteve a série histórica de incidências anuais, o que possibilitou mostrar a evolução da dengue. As estimativas anuais de população foram calculadas a partir da população censitária fornecida pelo IBGE.

Para o cálculo dos índices de autocorrelação espacial utilizou-se o Índice de Moran (I Moran) com auxílio do programa Geoda desenvolvido pela University of Illinois at Urbana-Champaign (Geoda, 2006).

O I de Moran para área estudada é dividido em global e local, os mesmos são descritos abaixo:

#### a) Índice de Moran Global ( $I$ )

Neste estudo aplicou-se ao número de casos de dengue o cálculo do índice moran global para avaliar a dependência espacial considerando toda a área urbana de Belém. Esse



índice é uma medida geral da associação espacial existente no conjunto de dados, que supõe uma hipótese nula de que não há dependência espacial. Para corroborar esta hipótese, o valor do I de Moran deve ser zero ou próximo à zero. Quando há autocorrelação espacial direta ou inversa, o valor do índice de Moran se aproxima de 1 (positivo) ou -1 (negativo), respectivamente.

É uma técnica utilizada para detectar a presença de clusters espaciais, ou seja, expressa o valor da função de autocorrelação para vizinhos diretos. O objetivo desta estatística é mensurar a magnitude da autocorrelação espacial entre as diferentes áreas (ALMEIDA, 2004).

Conforme Perobelli et al. (2005a), os valores do índice maiores ou menores que o valor esperado [ $E(I) = -1 / (n-1)$ ] significam que existe uma autocorrelação positiva ou negativa. Desta forma, esta estatística não é centrada no zero. Caso ocorra maior grau de autocorrelação espacial positiva, os valores observados em uma determinada unidade de análise tendem a ser semelhantes aos das áreas vizinhas. Caso ocorra uma forte correlação espacial negativa, a área de valor baixo será rodeada por outras áreas com os mesmos valores baixos (PEROBELLI et al., 2005a).

Para a análise de autocorrelação espacial, deve-se construir uma matriz de vizinhança, em que se estabelece a relação entre áreas vizinhas. Para as áreas vizinhas que possuíam fronteiras (áreas próximas) comuns se estabelece o valor 1, caso o contrário se estabelece o valor 0. É construída a variável de intensidade espacial ou de ponderação da matriz de vizinhança, ou seja, a soma dos pesos espaciais multiplicado pelo valor observado pela localização de vizinhança. A matriz (peso) é de suma importância para a realização da análise de autocorrelação.

A estatística I de Moran é formalmente definida como:

$$I = \frac{n}{W} \left( \frac{\sum_i \sum_j w_{ij} z_i z_j}{\sum_i z_i^2} \right) \text{ para } i \neq j \quad (22)$$

onde:

$n$  = número de casos

$w_{ij}$  = elemento da matriz de vizinhança para o par  $i j$

$W=$  é a soma dos ponderados da matriz

$z_i$  e  $z_j$  = desvios em relação à média ( $z_i - z$ ) e ( $z_j - z$ )

$z$  = média

Segundo Almeida (2004), o I de Moran é uma medida de associação global, que pode ou não estar em conformidade com padrões locais, que fornece um único valor como medida de associação espacial para todo o conjunto de dados, útil como caracterização de toda a região de estudo. De forma complementar ao I de Moran global, utiliza-se o Índice de Moran Local ou a estatística de autocorrelação espacial local, justamente para possibilitar a identificação de associações espaciais estatisticamente significativas (*clusters*) nas diferentes localizações da área urbana de Belém.

#### **b) Índice de Moran Local ou a Estatística de Autocorrelação Espacial Local (LISA)**

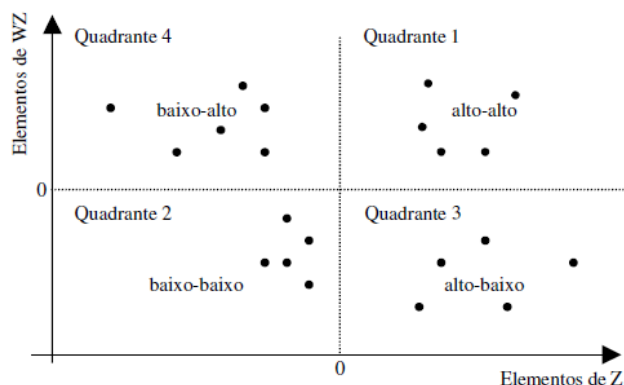
O I de Moran Local ou a Estatística de Autocorrelação Espacial Local (LISA) é conhecido como função de autocorrelação local e utiliza o valor do indicador na área composta por áreas adjacentes. Esta técnica permite visualizar graficamente através de um diagrama (ou mapa), o grau de similaridade entre os vizinhos.

Numa mesma área podem aparecer diferentes regimes espaciais. Desta forma, a LISA permite a demonstração da existência de clusters espaciais locais de valores altos ou baixos. Constatam-se, assim, as regiões que mais contribuem para a existência de autocorrelação espacial (PEROBELLI et al., 2005).

Quanto à validação estatística empregou-se o teste de pseudo-significância (p-value), sua obtenção foi através de diferentes permutações. Os dados foram apresentados por intermédio do diagrama de espalhamento de Moran.

De acordo com Almeida (2004), o diagrama de espalhamento de Moran é dividido em quatro partes, correspondendo a quatro padrões de associação local espacial entre as regiões e seus vizinhos. A associação linear espacial é representada por quatro quadrantes, que são: Alto- Alto (Q1), Baixo-Baixo (Q2), Alto-Baixo (Q3) e Baixo-Alto (Q4), conforme demonstra a Figura 7:

Figura 7 - Diagrama de espalhamento de Moran



Fonte: INPE-DPI

onde,

✓ Os valores de desvio dos atributos em relação à média ( $Z$ ) são representados no eixo X e o eixo Y representa o valor da média dos seus vizinhos ( $WZ$ ).

✓ Q1 evidencia as áreas que apresentaram incidência alta (valores acima da média) cercada por várias áreas vizinhas que também apresentaram incidência alta. Esse quadrante é classificado como alto-alto (AA);

✓ Q2 é constituído pelas áreas com incidência baixa rodeada por vizinhos que também caracterizavam incidência baixa. Esse quadrante é denominado como baixo-baixo (BB);

✓ Q3 é caracterizado por áreas com incidência alta rodeadas por áreas com incidência baixa. Nesse quadrante temos a classificação alto-baixo (AB);

✓ Q4 aponta áreas com incidência baixa rodeadas por vizinhos que demonstraram incidência alta. Esse quadrante é considerado como baixo-alto (BA).

Os quadrantes Q1 e Q2 indicam que as áreas apresentariam autocorrelação espacial positiva, demonstrando que uma localização espacial possui vizinhos com valores semelhantes quanto ao valor da incidência de dengue; os quadrantes Q3 e Q4 indicam autocorrelação espacial negativa, demonstrando que uma área possui vizinhos com valores distintos com relação à incidência de dengue.

O diagrama de espalhamento também pode ser representado em um mapa temático, conhecido como Box Map, em que cada polígono é representado por uma cor de acordo com

o valor do seu quadrante, sendo possível visualizar a correlação entre o atributo medido para determinada zona e o mesmo atributo medido para seus vizinhos. Este mapa é uma extensão do diagrama de espalhamento de Moran, sendo possível identificar outliers (valores extremos) espaciais.

Na geração do mapa do Índice de Moran Local ou Estatística de Autocorrelação Espacial Local (LISA), a avaliação da significância é feita comparando os seus valores obtidos, com uma série de valores, obtidos por meio de permutações dos valores dos atributos dos vizinhos (número de permutações definida pelo usuário) sob a hipótese nula (não existência de autocorrelação espacial).

Uma vez determinada a significância estatística do Índice Moran Local, é muito útil gerar um mapa indicando as regiões que apresentam correlação local significativamente diferente do resto dos dados. Estas regiões podem ser vistas como “bolsões” de não estacionariedade, pois são áreas com dinâmica espacial própria e que merecem análise detalhada. Este mapa é chamado por Anselin (1995) de “**LISA Map**”, e na sua geração, e os valores do índice local de Moran são classificados em três grupos:

- Não significantes
- Com significância de 5%
- Com significância de 1%
- Com significância de 0,1%

Os mapas se diferenciam quando **Box Map** faz o mapeamento dos 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  $<0,01$ ).

A visualização desses mapas possibilita a dinâmica de evolução da incidência de dengue na área em estudo.

## **5 RESULTADOS**

Nesta seção apresentam-se os resultados da pesquisa divididos em: Contextualização das análises dos dados de dengue e precipitação na área urbana de Belém no período de Janeiro de 2007 a Dezembro de 2011; Modelo ARIMA com a Construção dos modelos univariados para dengue e precipitação, Construção do modelo multivariado, com as análises de seus respectivos comportamentos com relação à previsão, Validação do Modelo; e por fim os resultados da Análise de autocorrelação espacial para a incidência de casos de dengue.

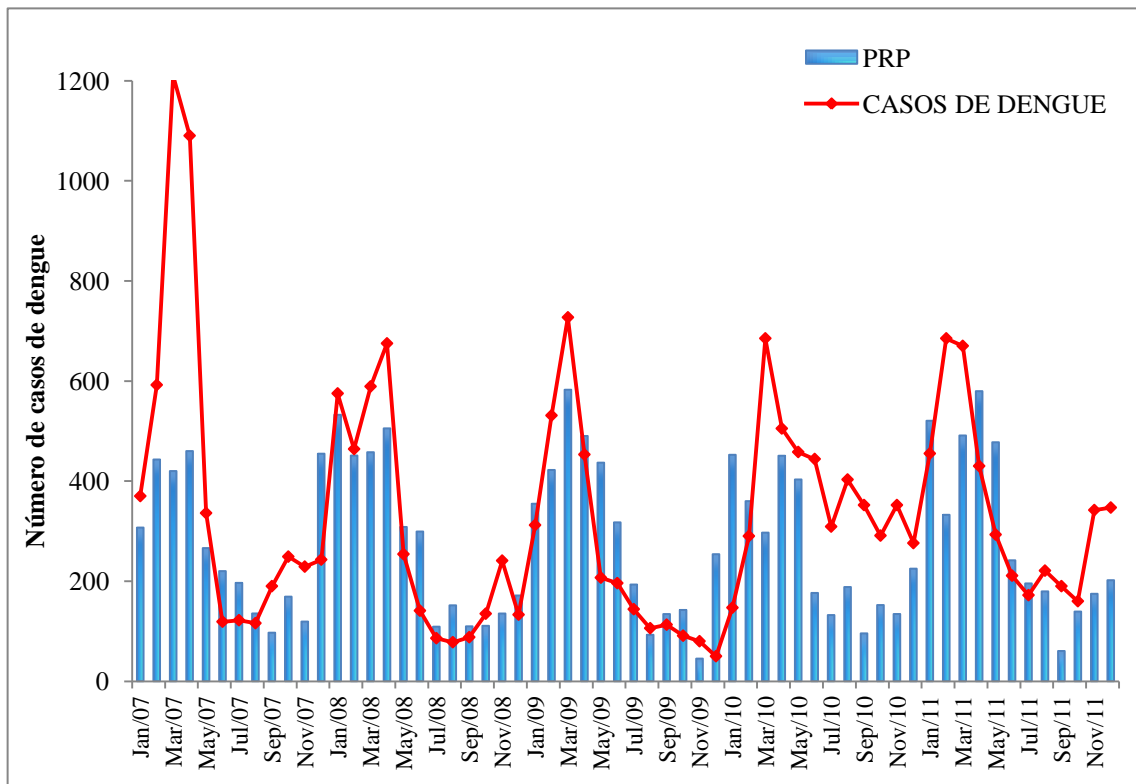
### **5.1 Contextualização das análises dos dados de ocorrência de Casos de Dengue e Precipitação na área urbana de Belém**

Foram utilizados os dados mensais de ocorrência de dengue e precipitação na área urbana de Belém no período de Janeiro de 2007 a Dezembro de 2011, num total de 60 (**ANEXO B**) observações para cada variável. Na construção do modelo da série temporal foram utilizados 54 dados (Janeiro de 2007 a Junho de 2011). As observações de ocorrência de dengue de Julho de 2011 a Dezembro de 2011 foram utilizadas para a validação do modelo, ou seja, para a comparação das previsões realizadas pelo modelo com as ocorrências observadas no período considerado.

Na Figura 8 são apresentadas séries de ocorrências mensais de dengue e precipitação na área urbana de Belém. Observa-se que as séries não apresentam tendência, mas há indícios da presença de sazonalidade. Períodos em que o aumento no número de casos de dengue acompanha o aumento na quantidade de chuvas, demonstrando a relação entre o número de casos de dengue notificados e a precipitação nos anos de 2007 a 2011, evidenciando uma relação quando se inicia o período chuvoso (dezembro a maio) para cada ano considerado na pesquisa, observando que o mês de março de 2007 é o de maior evidencia, pois o mesmo mostra que o pico máximo é o equivalente a 1.210 casos notificados, já com relação à precipitação a maior quantidade de chuvas é observado em março de 2009, mês este inserido no período chuvoso. Essa informação é confirmada nos gráficos das Figuras 09 e 10 que mostram o número de ocorrências de dengue por mês no período de 2007 a 2011 e as precipitações médias mensais no mesmo período.

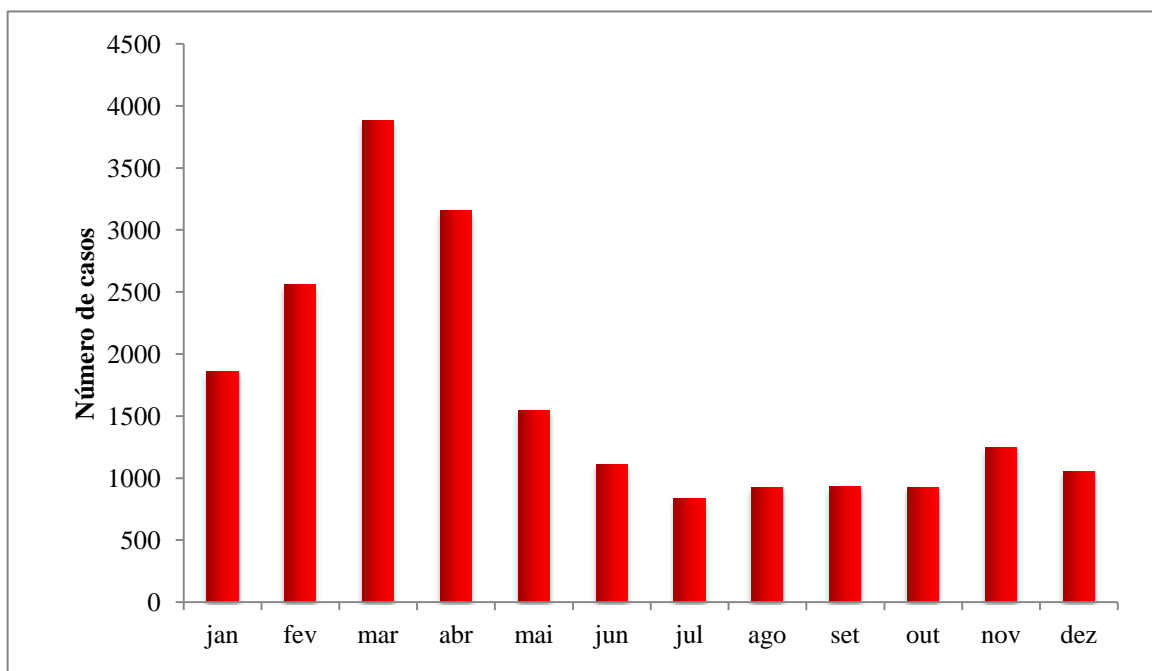
Na Figura 9 o mês de maior incidência de casos é o mês de março, enquanto que ao se fazer a média da precipitação o mês de maior precipitação vem a ser abril (Figura 10), para o período considerado.

Figura 8 - Ocorrências mensais de dengue e precipitação na área urbana de Belém no período de Janeiro de 2007 à Dezembro de 2011.



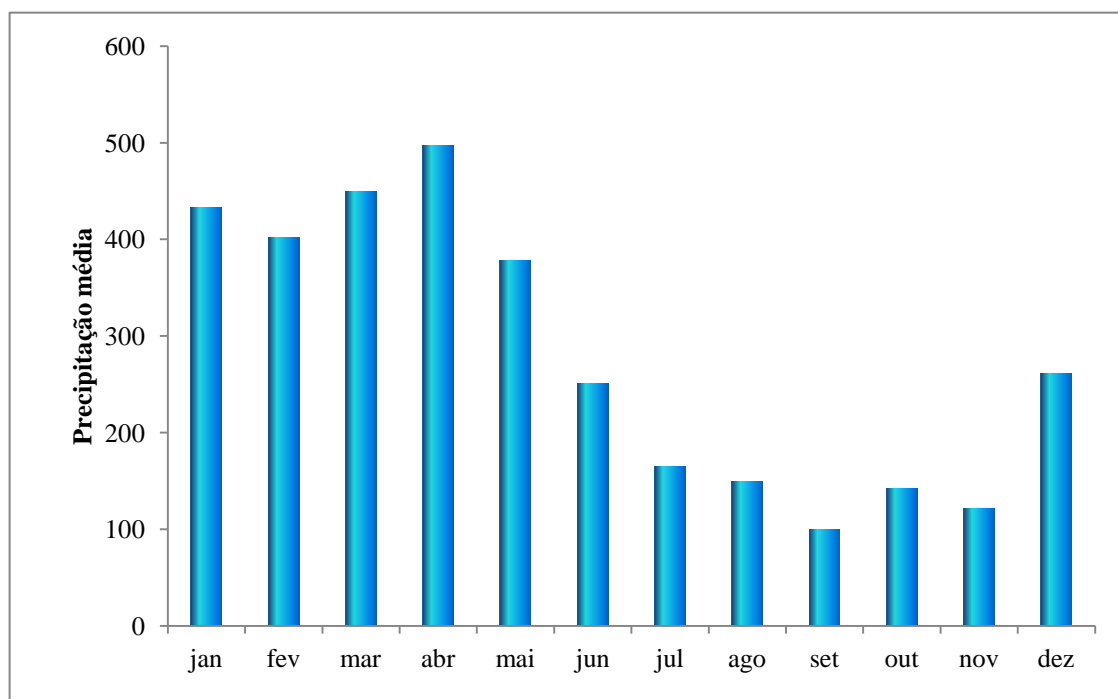
Fonte: Da autora

Figura 9 - Número de ocorrências de dengue na área urbana de Belém no período de 2007 à 2011.



Fonte: Da autora

Figura 10 - Precipitação média mensal na área urbana de Belém no período de 2007 à 2011.



Fonte: Da autora

Na Tabela 3 destacam-se o número de casos de dengue e as médias da precipitação pluviométrica no período de 2007 a 2011, indicando que os meses que compreendem o período chuvoso o equivalente aos meses de dezembro a maio. Observa-se a concentração maior da incidência do número de casos acompanhados do aumento da precipitação no mesmo período, com exceção para o mês de novembro, pois o número de casos de dengue mostra-se maior com relação a dezembro, mês no qual se inicia o período chuvoso.

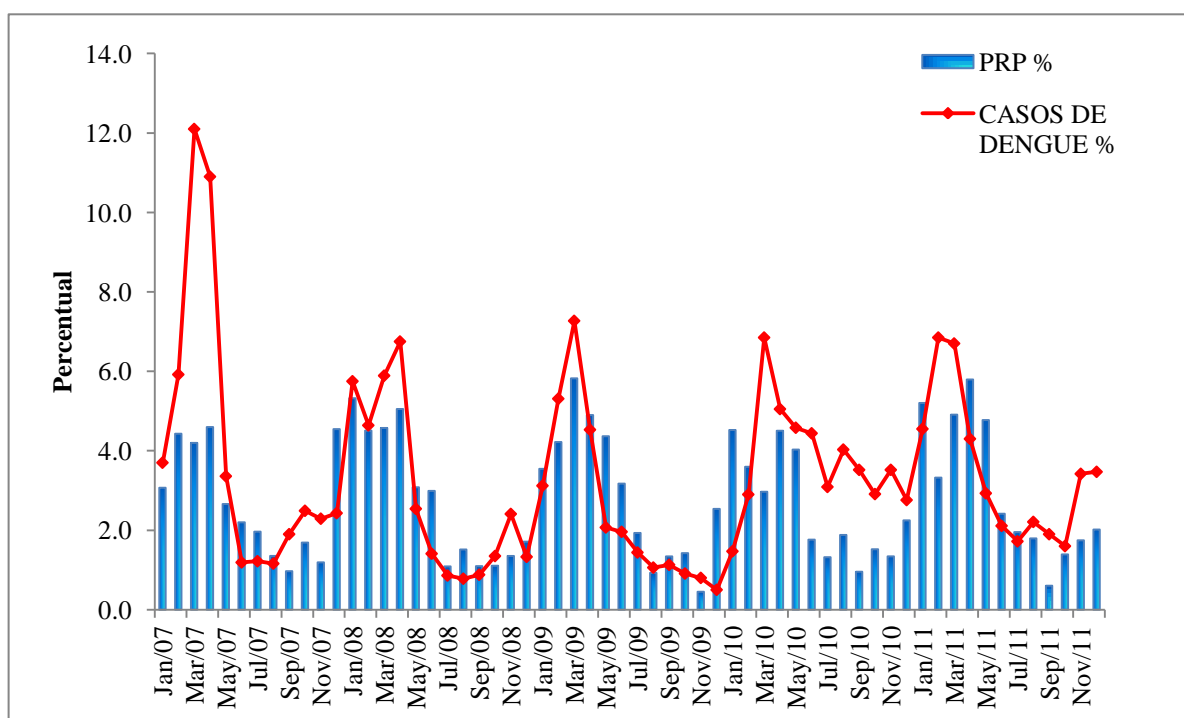
Na Figura 11 evidencia-se a variação percentual dos casos de dengue com a precipitação no período estudado com um pico máximo de casos de dengue equivalente a 12,1% e um pico máximo de precipitação em torno de 5,8% o que demonstra que esses índices estão relacionados justamente ao período que compreende a época chuvosa (março de 2007 para dengue e março de 2009 para a precipitação), dentre os picos mínimos temos 0,5% de precipitação e 0,5% de casos de dengue nos meses de novembro e dezembro de 2009 respectivamente, o que caracteriza a relação direta existente entre os casos de dengue e a precipitação.

Tabela 3 - Relação entre casos de dengue e a média mensal da precipitação no período estudado.

<b>RELAÇÃO DE CASOS DE DENGUE E PRP- 2007 a 2011</b>					
<b>MÊS</b>	<b>DENGUE</b>	<b>MÉDIA PRP</b>	<b>MÊS</b>	<b>DENGUE</b>	<b>MÉDIA PRP</b>
JANEIRO	1859	433,2	JULHO	833	165,2
FEVEREIRO	2562	401,6	AGOSTO	924	149,4
MARÇO	3881	449,4	SETEMBRO	933	99,3
ABRIL	3153	496,9	OUTUBRO	926	142,6
MAIO	1548	378,2	NOVEMBRO	1244	121,6
JUNHO	1111	250,8	DEZEMBRO	1049	261,2

Fonte: Da autora

Figura 11 - Variação do percentual entre a precipitação e o número de casos de dengue na área urbana de Belém no período de 2007 à 2011.



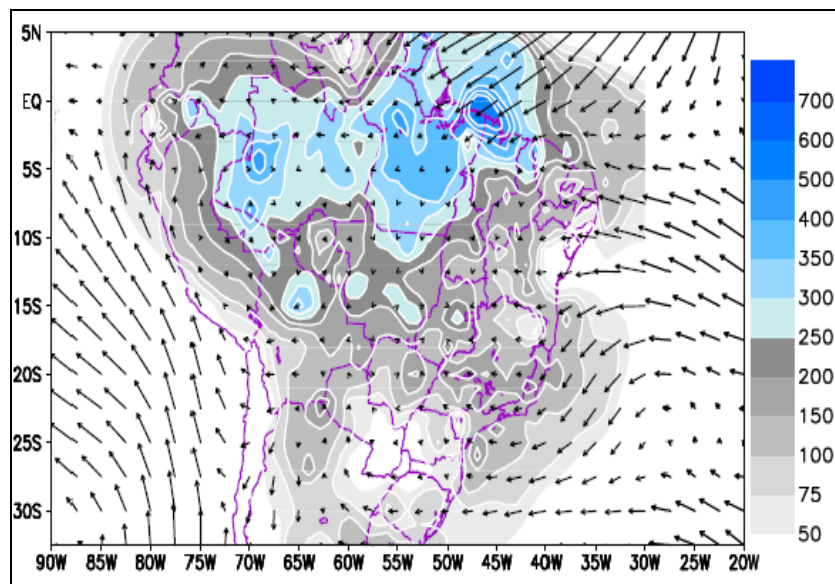
Fonte: Da autora

Conforme o Boletim de Análise e Previsão Climática da Rede Estadual de Previsão Climática e Hidrometeorológica do Pará – RPCH (2009a), a Figura 12 mostra que na latitude de 5°S observa-se a convergência dos ventos alísios, ou seja, a faixa zonal onde está situada a ZCIT, que durante este período localiza-se na sua posição mais austral, provocando maior quantidade de chuvas no litoral das regiões Norte e Nordeste do Brasil. Particularmente neste



mês de Março e até as primeiras semanas de Abril, a ZCIT “ancorou” sobre essa área, pois as águas mais frias do Atlântico equatorial norte e as águas mais quentes do Atlântico equatorial sul estão favorecendo a estagnação do sistema atmosférico de grande escala um pouco mais ao sul de sua média histórica, proporcionando precipitação acima de 300 mm na costa brasileira compreendida entre os Estados do Pará e o Piauí.

Figura 12 - Precipitação mensal CPC/NCEP e vento (vetores em preto) nos baixos níveis da atmosfera (850 hPa) observada em Março/2009. A escala de cores ao lado da figura indica a intensidade da precipitação em mm.



Fonte: Produto gerado pelo RPCH com dados do NCEP

Ainda de acordo com o Boletim de Análise e Previsão Climática da Rede Estadual de Previsão Climática e Hidrometeorológica do Pará – RPCH (2009b), para os valores mínimos de precipitação, particularmente a capital paraense, que apresentou precipitação muito abaixo do normal, registrou o mais baixo volume de chuva (em torno de 45 mm) dos últimos 17 anos para o mês de novembro, o que mostra o fenômeno El Niño mantendo intenso o ramo subsidente da circulação de Walker, especialmente no nordeste paraense, Belém, ocasionando escassez de chuvas para essa área.

## 5.2 Construção do Modelo

### 5.2.1 Ajuste dos Modelos Univariados ARIMA

As Figuras 13 e 14 mostram as funções de auto-correlação (FAC) e auto-correlação parcial (FACP) para as séries ocorrência de casos de dengue e precipitação na área urbana de Belém no período de 2007 a 2011. Devido ao pequeno número de observações ( $N=54$ ) utilizadas usou-se um nível de significância de 10% para avaliar as autocorrelações. Observa-se um comportamento indicativo de estacionaridade nas funções de autocorrelação (rápido decaimento) nas duas séries e a presença de sazonalidade com autocorrelação significativa no lag 12 (meses).

Para os casos de ocorrências de dengue a FAC apresenta decaimento exponencial senoidal indicando a presença de sazonalidade enquanto a FACP apresenta um corte no lag 2. Esse é um comportamento típico de modelo auto-regressivo de ordem 2 (auto-correlações parciais significativas nos lags 1 e 2). Foi ajustado um modelo auto-regressivo de ordem 3 por causa da presença da sazonalidade de período igual a 12 meses. O comportamento das FAC e FACP da series precipitação é parecido com o da serie ocorrência de dengue, ou seja, comportamento de um modelo auto-regressivo. Nesse caso, pode-se observar auto-correlações parciais significativas nos lags 1, 4 e 5. Entretanto, um modelo autoregressivo de ordem 2, com parâmetros auto-regressivos nos lags 1 e 5, se ajustou adequadamente aos dados. Os modelos ajustados, e análises residuais para avaliar a adequacidade dos modelos, com base no comportamento das funções de autocorrelação e autocorrelação parcial são apresentados a seguir.

Figura 13 - Fac (à esquerda) e Facp (à direita) da série de saída (resposta) casos de dengue na área urbana de Belém (2007 a 2011).

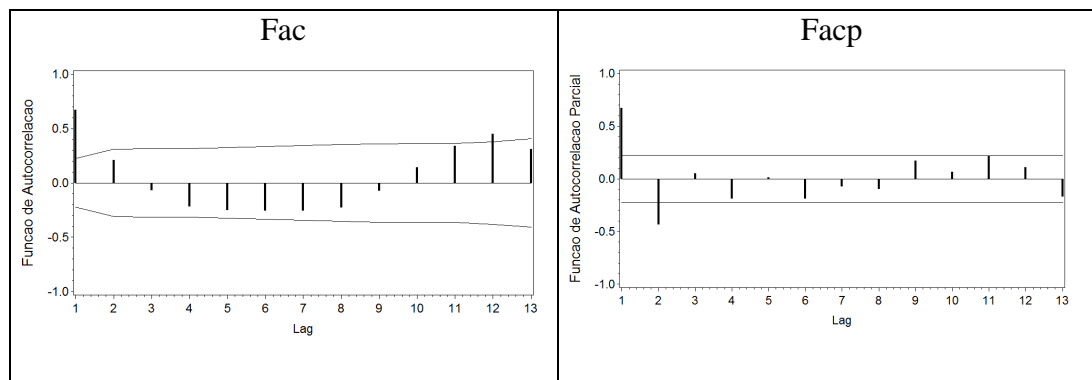
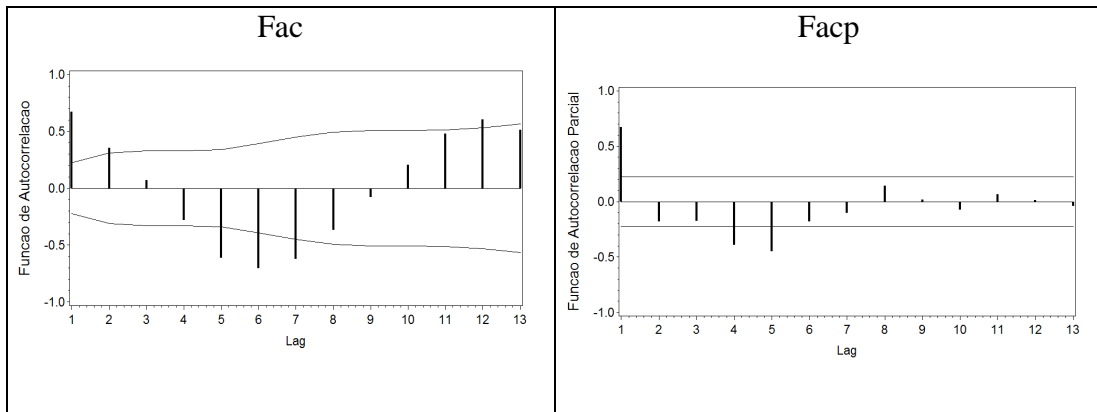


Figura 14 - Fac (à esquerda) e Facp (à direita) da série de entrada (resposta) precipitação em mm na área urbana de Belém (2007 a 2011).



a) Modelo univariado ajustado para a ocorrência de casos de dengue

$$(1 - 0.757B + 0,355B^2 - 0,373B^{12}) Y = 362.34 + \alpha_t \quad (23)$$

onde  $B$  é o operador diferença,  $B^k Y_t = Y_{t-k}$ .

Na Figura 15 é apresentado o gráfico do modelo univariado (23) com os dados observados. Observa-se um bom ajuste do modelo aos dados. Na Tabela 4 são apresentadas as estatísticas das estimativas (erro-padrão e estatística t) com as respectivas significâncias. Pode-se observar que todas as estimativas foram significativas ao um nível abaixo de 0,001. A análise dos resíduos é mostrada na Figura 16, onde se pode verificar o bom ajuste do modelo, uma vez que os resíduos da FAC e FACP apresentam-se todos não correlacionados (independentes) e podem ser considerados como ruído branco.

Figura 15 - Modelo univariado (23) ajustado para os casos de dengue.

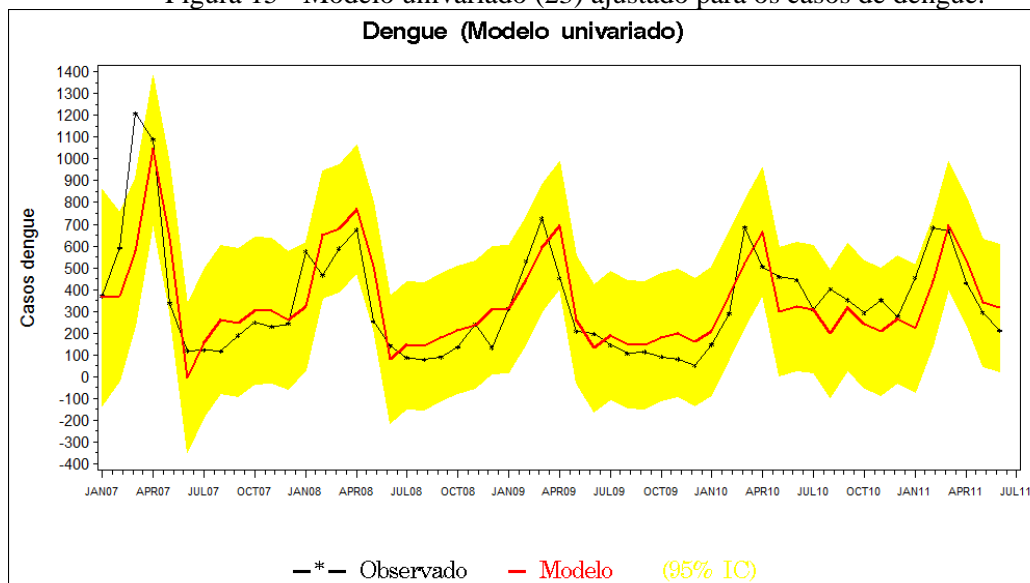
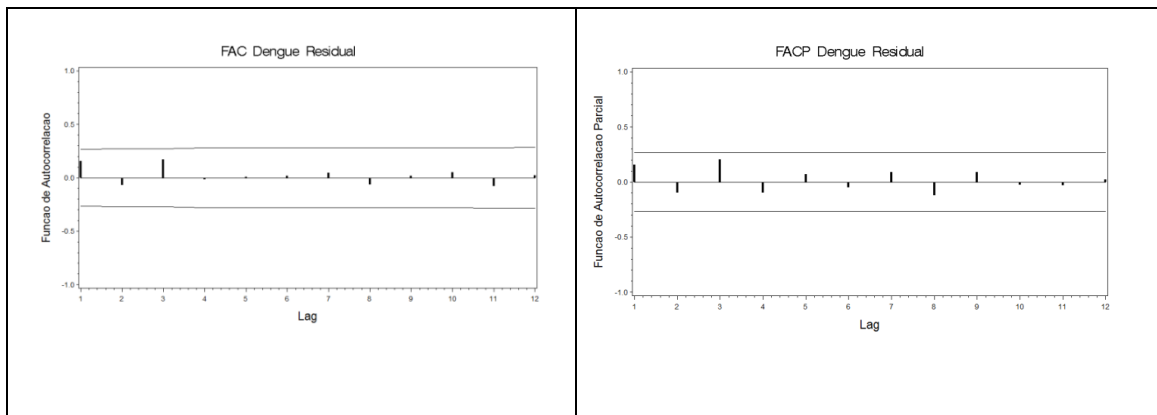


Tabela 4 - Estatísticas do modelo ajustado (23).

ESTIMATIVAS DE MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA					
Parâmetro	Estimativa	Erro Padrão	Valor t	Aproximadamente Pr>   t	Atraso
UM	362,34715	65,81010	5,51	<,0001	0
AR1,1	0,75758	0,12789	5,92	<,0001	1
AR1,2	-0,35560	0,10294	-3,45	0,0006	2
AR1,3	0,37303	0,09100	4,10	<,0001	12

Figura 16 - Fac (à esquerda) e Facp (à direita) dos resíduos do modelo (23) para a dengue.



b) Modelo univariado ajustado para a precipitação

$$(1 - 0.5B + 0,524B^5) Y_t = 280.95 + \alpha_t \quad (24)$$

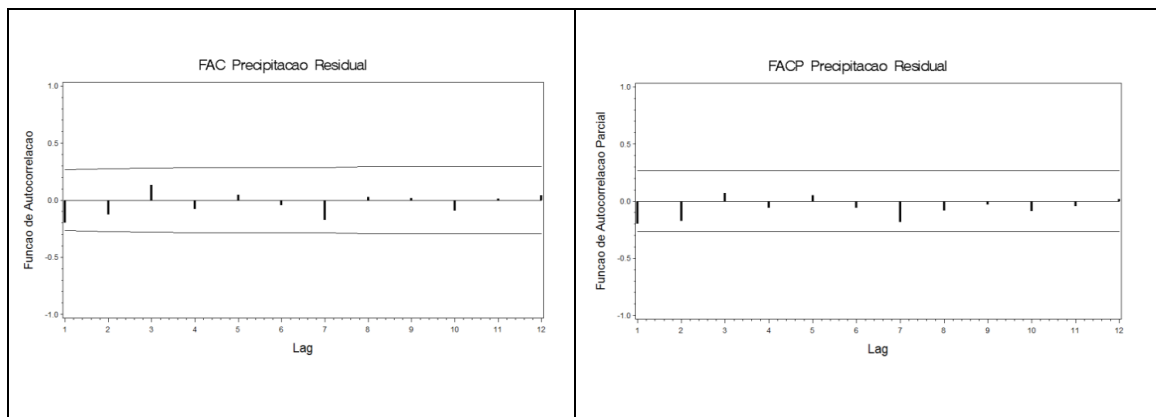
onde  $B$  é o operador diferença,  $B^k Y_t = Y_{t-k}$ .

Na Tabela 5 são apresentadas as estatísticas das estimativas (erro-padrão e estatística  $t$ ) com as respectivas significâncias. Pode-se observar que todas as estimativas foram significativas ao um nível abaixo de 0,001. A análise dos resíduos é mostrada na Figura 17, onde se pode verificar o bom ajuste do modelo, uma vez que os resíduos da FAC e FACP apresentam-se todos não correlacionados (independentes) e podem ser considerados como ruído branco.

Tabela 5 - Estatística do modelo univariado ajustado (24).

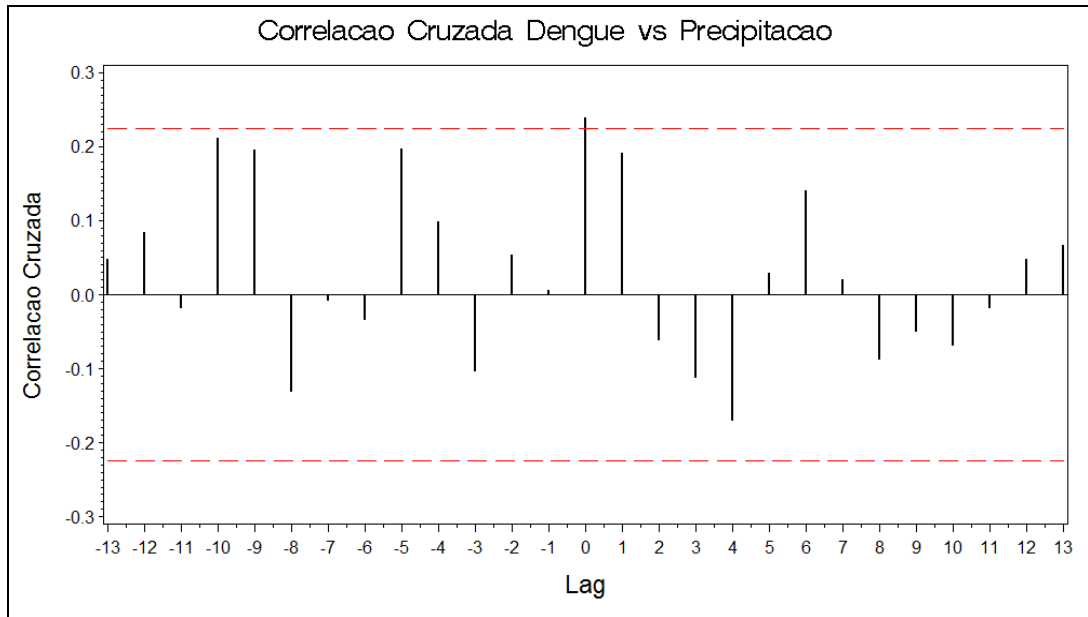
ESTIMATIVAS DE MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA					
Parâmetro	Estimativa	Erro Padrão	Valor t	Aproximadamente Pr >   t	Atraso
<b>UM</b>	280,95123	11,58551	24,25	<,0001	0
<b>AR1,1</b>	0,50066	0,07721	6,48	<,0001	1
<b>AR1,2</b>	-0,52462	0,07917	-6,63	<,0001	5

Figura 17 - Fac (à esquerda) e Facp (à direita) dos resíduos do modelo (23) para a precipitação.



O filtro de pré-ajustamento para a série de entrada (precipitação) será utilizado na série de saída (ocorrência de dengue). Na Figura 18, é apresentado o gráfico das correlações cruzadas entre a série resposta  $Y_t$ , ocorrência de dengue e a série filtrada, precipitação, assim como os resultados dessas correlações com a variável pré-ajustada. Observa-se somente um pico significativo no lag 0, indicando que as séries estão em fase, ou seja, um aumento na precipitação é acompanhado no mesmo tempo por um aumento nos casos de dengue. Essa afirmação parece estar de acordo com o comportamento dos dados de precipitação e ocorrência de dengue mostrado na Figura 8.

Figura 18 - Correlação cruzada amostral entre a série de entrada pré-ajustada, precipitação e a série de saída, ocorrência de dengue na área urbana de Belém.



Com base nas informações foi aplicado o modelo de função de transferência mostrado na equação (25); sendo que, foi necessário realizar correções nos resíduos do modelo para que se pudesse obter um melhor ajustamento do modelo aos dados. Nesse caso, o parâmetro ( $\theta$ ) utilizado nos resíduos, necessários para o ajuste adequado do modelo, provavelmente está relacionado a variáveis que não foram consideradas na análise. Os resultados das estimativas do modelo e estatísticas de ajuste são apresentados em seguida.

$$Y_t = \mu + w_0 X_t + (1 - \theta B)e_t \quad (25)$$

onde,  $Y_t$  indica a ocorrência de dengue e  $X_t$  a precipitação

Na Tabela 6 são apresentadas as estimativas e respectivas estatísticas para o modelo 25. Pode-se observar que as estimativas foram significativas. A análise residual, apresentada na Tabela 7 indica um bom ajuste do modelo aos dados, uma vez que as estatísticas de teste  $\chi^2$  apresentam resultados não significativos, ou seja, os resíduos são não correlacionados podendo ser considerado como ruído branco. A avaliação do ajuste da função de transferência pode ser observada pelas correlações cruzadas entre os resíduos e a variável de entrada. Essas correlações são apresentadas na Tabela 8 e mostram-se estatisticamente não significativas, embora se perceba alguns atrasos, indicando que o modelo de função de transferência fornece

um ajuste razoável aos dados. O modelo ajustado para um intervalo de confiança de 95% juntamente com os dados observados para a ocorrência de dengue é apresentado na Figura 19, evidenciando-se assim que o modelo ajustado representou bem o modelo previsto.

Tabela 6 - Estatísticas do modelo multivariado ajustado (25).

<b>ESTIMATIVAS DE MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA</b>							
<b>Parâmetro</b>	<b>Estimativa</b>	<b>Erro Padrão</b>	<b>Valor t</b>	<b>P-valor&gt; t </b>	<b>Atraso</b>	<b>Variável</b>	<b>Shift</b>
<b>UM</b>	159,05953	63,99633	2,49	0,0129	0	Dengue	0
<b>MA1,1 (<math>\theta</math>)</b>	-0,70024	0,10639	-6,58	<,0001	1	Dengue	0
<b>NUM1</b>	0,63644	0,18152	3,51	0,0005	0	Precip	0
<b>UM</b>	159,05953	63,99633	2,49	0,0129	0	Dengue	0

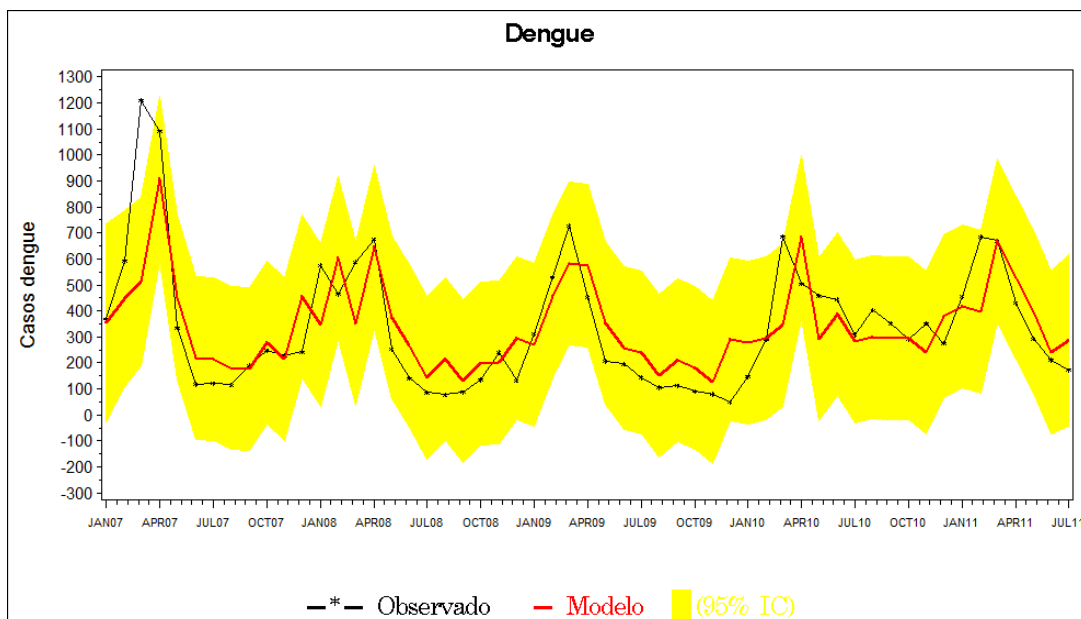
Tabela 7 - Resíduos do modelo multivariado (25) ajustado.

<b>AUTOCORRELAÇÕES DOS RESÍDUOS</b>									
<b>Até o atraso</b>	<b>Qui-quadrado</b>	<b>DF</b>	<b>Pr&gt;Qui-quadrado</b>	<b>Autocorreções</b>					
<b>6</b>	1,82	5	0,8738	0,117	0,049	-0,099	-0,016	-0,042	0,055
<b>12</b>	9,75	11	0,5531	-0,055	-0,008	-0,158	0,006	0,018	0,289
<b>18</b>	12,05	17	0,7972	-0,036	-0,089	-0,129	0,015	-0,055	-0,024
<b>24</b>	20,39	23	0,6181	-0,037	-0,021	-0,195	-0,010	0,103	0,190

Tabela 8 - Correlações cruzadas entre os resíduos e a série de entrada precipitação

<b>CORRELAÇÕES CRUZADAS ENTRE OS RESÍDUOS E A SÉRIE DE SÉRIE DE ENTRADA PRECIPITAÇÃO</b>									
<b>Até o atraso</b>	<b>Qui-quadrado</b>	<b>DF</b>	<b>Pr&gt;Qui-quadrado</b>	<b>Correlações Cruzadas</b>					
<b>5</b>	7,41	6	0,2845	-0,089	0,267	-0,053	-0,083	-0,219	-0,009
<b>11</b>	8,54	12	0,7418	-0,025	0,003	-0,118	0,069	-0,039	0,003
<b>17</b>	12,57	18	0,8163	0,011	0,124	0,176	-0,113	-0,121	-0,031
<b>23</b>	14,35	24	0,9382	-0,026	-0,041	-0,103	0,003	-0,086	0,112

Figura 19 - Modelo de função de transferência (25) (em vermelho) ajustado aos dados de ocorrência de dengue na área urbana de Belém.



### 5.2.2 Validação do modelo

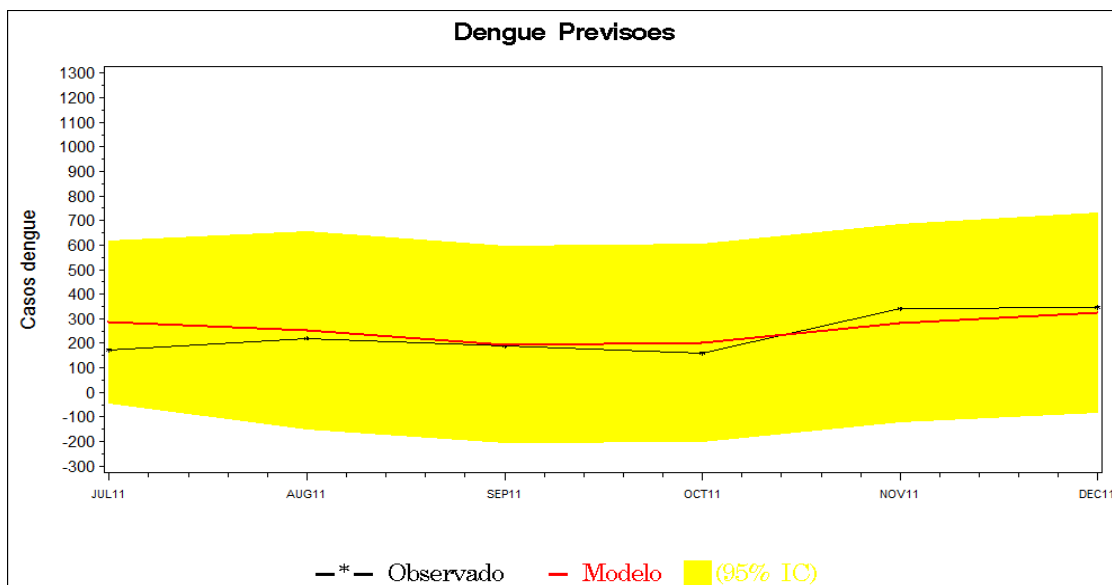
Para validação do modelo (25) foram realizadas 6 previsões de ocorrências de dengue (Julho de 2011 à Dezembro de 2011) e comparadas com as ocorrências observadas. Essas previsões são apresentadas na Tabela 9 e Figura 20, em que se observa que o modelo pode ser utilizado na previsão de casos de dengue com resultados satisfatórios, representando bem o comportamento da série, não excedendo os valores do intervalo de confiança (95% IC), faixa de cor amarela.

Tabela 9 - Previsões de dengue realizadas com auxílio do modelo multivariado (25).

<b>Período- meses</b>	<b>Dengue Observado</b>	<b>Dengue Previsto</b>	<b>Erro da Previsão</b>	<b>Erro Absoluto</b>
Jul-11	172	287	-115	115,295
Ago-11	221	253	-31,875	31,875
Set-11	190	196	-5,667	5,667
Out-11	160	201	-41,116	41,116
Nov-11	342	283	59,426	59,426
Dez-11	347	326	21,209	21,209



Figura 20 - Previsões de casos de ocorrência de dengue com base no modelo multivariado (25) para a área urbana de Belém.



Para avaliar a capacidade de previsão do modelo ajustado para os Casos de Dengue e Precipitação foram calculados os seguintes erros de previsão: erro médio (*ME*), erro médio absoluto (*MAE*), erro quadrático médio (*MSE*), erro médio percentual (*MPE*), erro médio percentual absoluto (*MAPE*). Na Tabela 10 observa-se que os valores baixos de *ME* e *MPE* tanto para dengue como para a precipitação apresentou menores erros, ou seja, indica que o modelo realiza boas previsões.

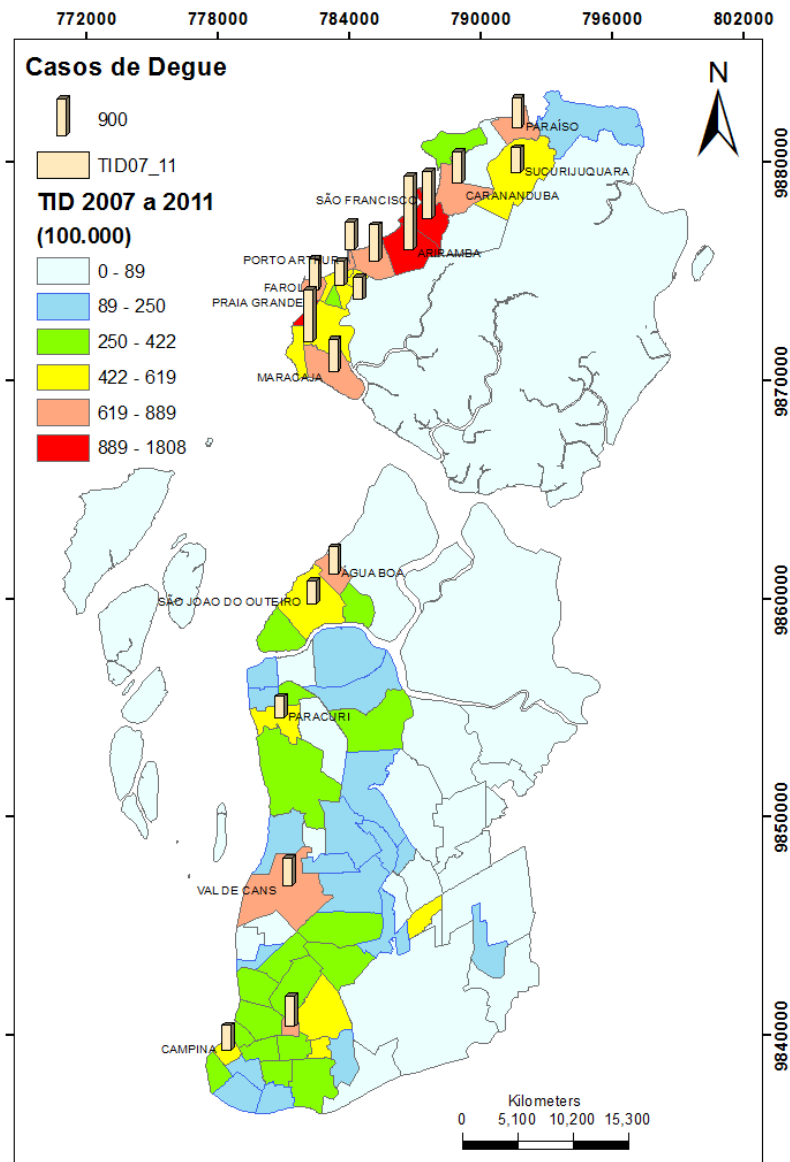
Tabela 10 - Medidas de erros para o modelo ajustado para os Casos de Dengue e Precipitação

<b>CRITÉRIOS</b>	<b>Dengue</b>	<b>Precipitação</b>
Erro Absoluto Médio (ME)	-2,3026	2,1962
Erro Absoluto Médio (MAE)	108,84	64,871
Erro Quadrático Médio (MSE)	2,2122	6,881
Erro Percentual Médio (MPE)	-19,239	-12,339
Erro Percentual Médio Absoluto (MAPE)	42,99	32,279

### 5.3 Análise espacial para a Incidência de Dengue no período de 2007 a 2011

Todos os anos utilizados na pesquisa apresentaram casos notificados, com incidência variável (ANEXO B). A Figura 21 e a Tabela 11 (ANEXO C) apresentam os totais anuais de casos de dengue para o período de 2007 a 2011. Os bairros do Marco, Guamá e Pedreira foram os mais significativos, atingindo o total de 1.668, 1.528 e 1.304 casos notificados respectivamente.

Figura 21 - Distribuição espacial da incidência de dengue por 100.000 habitantes, na área urbana de Belém, período de 2007 a 2011.



### 5.3.1 Autocorrelação espacial global

A Figura 22 (a) mostra o coeficiente de auto-correlação espacial, I de Moran, cujo valor foi de 0,3620, para o total de casos de Dengue no período de 2007 a 2011. Esse valor indica que a autocorrelação espacial é positiva, ou seja, o valor do atributo (casos de dengue) tende a influenciar os valores dos seus vizinhos. O gráfico do diagrama de espalhamento mostra os casos (bairros) em que a correlação espacial é mais significativa. Neste caso, pode-se identificar que a alta incidência de casos de dengue para os bairros do Marco, Guamá e Pedreira podem estar influenciando positivamente os bairros vizinhos.

Para a validação estatística dos índices, o temos o teste de pseudo-significância (técnica de permutação), o que possibilita escolher o número desejado de permutações no programa, entre as opções 99, 999 e 9999. Cada permutação produz um novo arranjo espacial dos valores do atributo. O valor do índice global de Moran encontrado na área estudada corresponde ao extremo da distribuição simulada, tratando-se assim, de eventos com significância estatística. A Figura 22 (b) mostra o gráfico de barras que indica o nível de significância estatística com um p-value significativo de 0,0010. Esse valor indica a existência de dependência espacial. Verificou-se a existência de autocorrelação espacial positiva para o total de casos, na área urbana de Belém, pois o valor encontrado de I de Moran de 0,3620 está acima do valor esperado de (E)  $I = -0,0114$ .

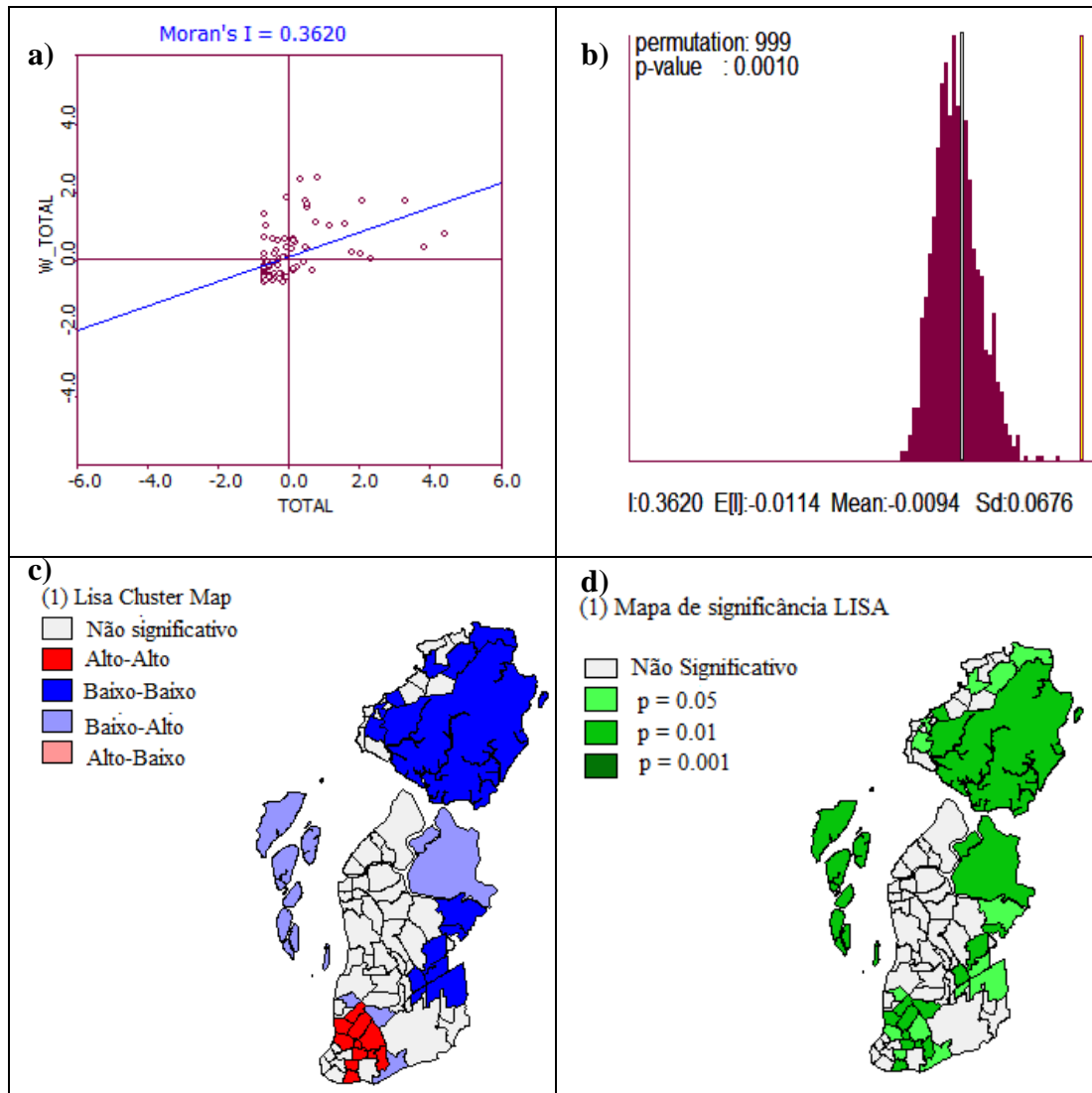
O diagrama de espalhamento permite o desenvolvimento de um *Box Map* para a área urbana estudada, o que possibilitou analisar as tendências espaciais. Cada polígono é simbolizado por uma cor de acordo com o valor do seu quadrante, sendo possível visualizar a correlação entre o atributo medido para determinado bairro e o mesmo atributo medido para os bairros vizinhos.

Na Figura 22 (c) temos a classificação dos aglomerados espaciais que relaciona o número de casos de dengue e a vizinhança. Neste mapa identificamos a situação de alto número de casos - alta vizinhança (Alto-Alto) em 11 áreas. Evidenciando que os bairros Marco, Guamá e Pedreira, influenciam os bairros vizinhos.

Para a Figura 22 (d), os valores do índice de Moran são classificados em quatro grupos: não significativo, com significância de 5% (valor 0,05), 1% (valor 0,01), 0,1% (valor 0,001) contidos na legenda. A significância de incidência é dividida em porcentagem, onde

temos 11 áreas com 5% de risco de incidência, 10 áreas com a probabilidade de risco de 1%, e nenhuma área com 0,1% de incidência.

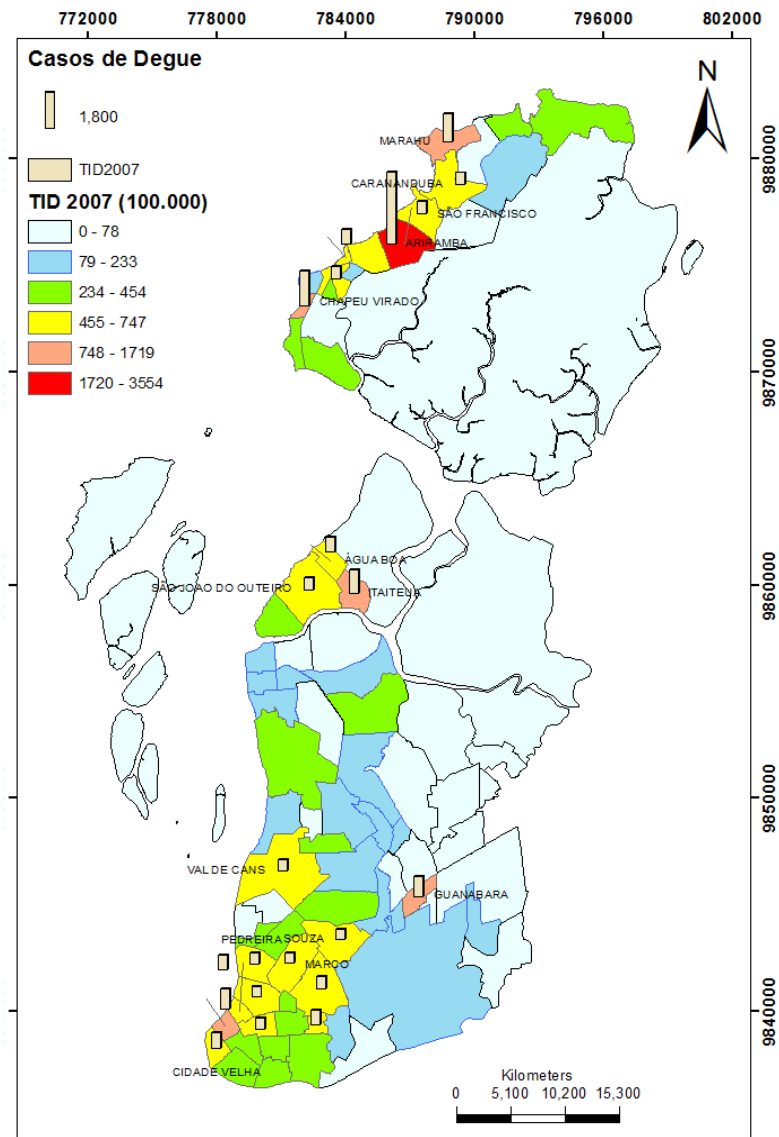
Figura 22 - Análise de auto-correlação espacial (Índice de Moran) casos de Dengue para o período 2007 à 2011, área urbana de Belém -Diagrama de espalhamento Índice de Moran (a) e Gráfico de barras (b); Mapas do Índice de Moran Local (LISA) (c) e (d).



### 5.3.2 Análise de autocorrelação espacial local para a incidência de dengue para cada ano de estudo

No presente estudo analisou-se a autocorrelação espacial local para cada ano compreendido no período de 2007 a 2011. A Figura 23 e Tabela 12 (ANEXO D) apresentam o total anual de casos de dengue para o ano de 2007, neste ano os bairros do Marco, Guamá e Pedreira foram os mais significativos em relação aos casos notificados.

Figura 23 - Distribuição espacial da incidência de dengue por 100.000 habitantes, na área urbana de Belém, para o ano de 2007.



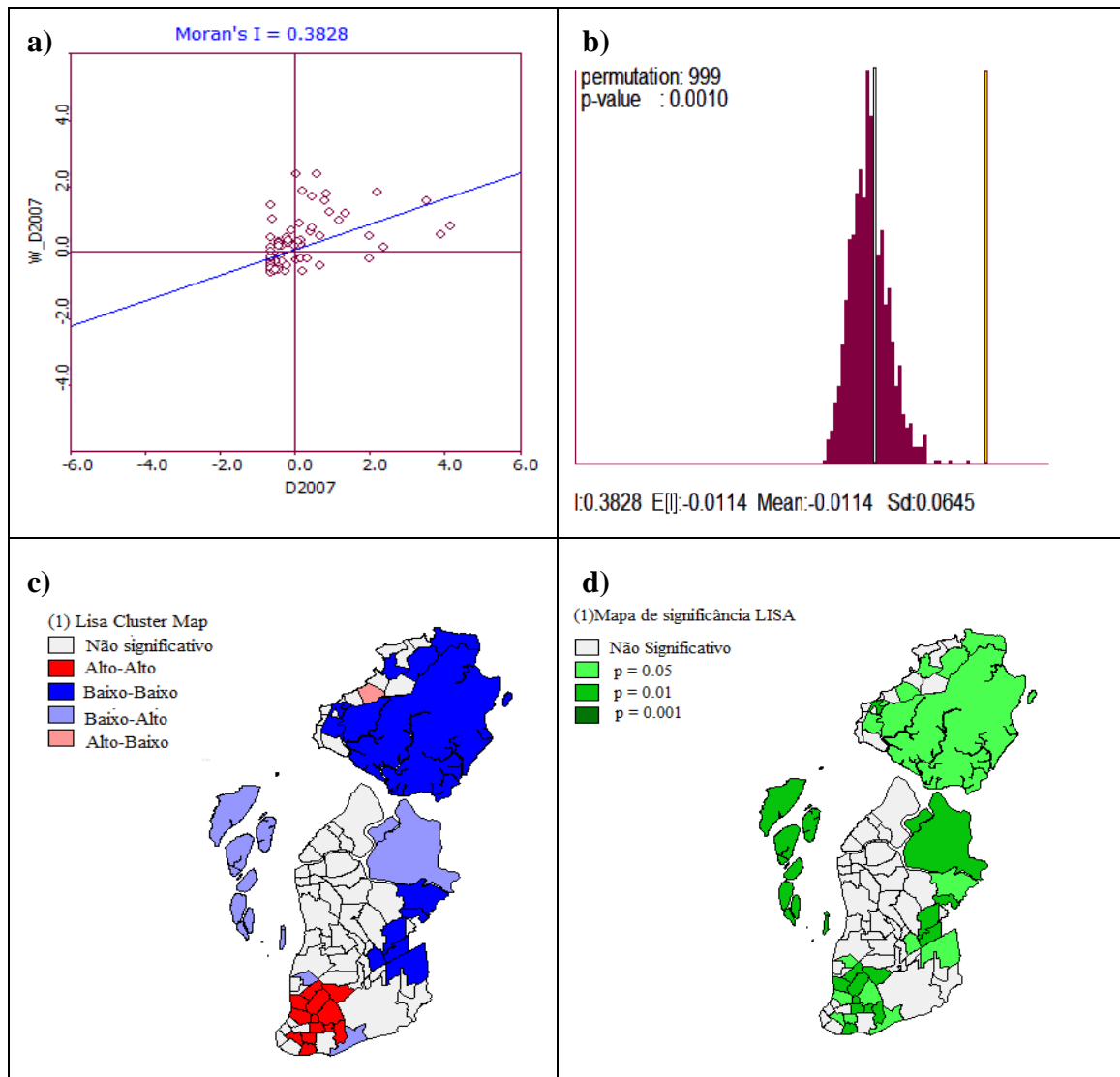
A partir do cálculo dos índices de autocorrelação espacial local é possível identificar clusters, outliers e a existência de vários regimes espaciais.

A Figura 24 (a) mostra o coeficiente de auto-correlação espacial, I de Moran, cujo valor foi de 0,3828, para casos de Dengue no ano de 2007. O gráfico do diagrama de espalhamento mostra a alta incidência de casos de dengue para os bairros do Marco, Guamá e Pedreira. A Figura 24 (b) mostra o gráfico de barras, com o nível de significância estatística com um p-value significativo de 0,0010. Esse valor indica a existência de dependência espacial. Verificou-se a existência de autocorrelação espacial positiva para o total de casos, na

área urbana, pois o valor encontrado de I de Moran de 0,3828 está acima do valor esperado de (E)  $I = -0,0114$ .

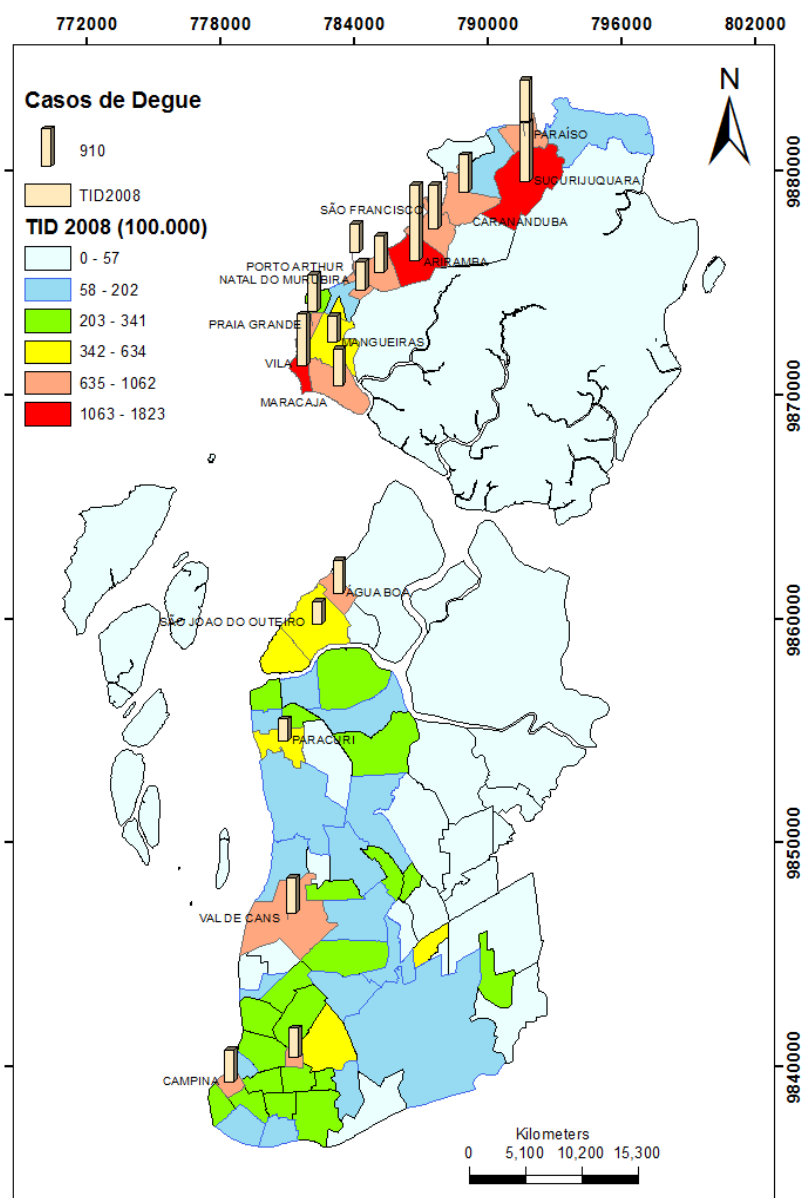
Os mapas da Figura 24 (c) e (d) representam o Lisa Map e o Mapa de significância respectivamente, para o ano de 2007. O Lisa Map, Figura 24 (c), mostra que para a área em vermelho tem-se a condição de alto número de casos - alta vizinhança (Alto-Alto) em 13 bairros, onde novamente os bairros Marco, Guamá e Pedreira estão influenciando as áreas vizinhas. Para o mapa de significância, Figura 24 (d), observa-se 11 áreas com significância de 95%, 10 áreas com 99% e nenhuma com significância de 99,9%. As áreas possuem dependência espacial significativa, ou seja, áreas de índice local de Moran com significância.

Figura 24 - Análise de auto-correlação espacial (Índice de Moran) casos de Dengue para o ano de 2007, área urbana de Belém -Diagrama de espalhamento Índice de Moran (a) e Gráfico de barras (b); Mapas do Índice de Moran Local (LISA) (c) e (d).



A Figura 25 e Tabela 13 (ANEXO E) apresentam o total anual de casos de dengue para o ano de 2008, neste ano os bairros do Marco, Guamá e Pedreira apresentaram maior significância em relação aos casos notificados.

Figura 25 - Distribuição espacial da incidência de dengue por 100.000 habitantes, na área urbana de Belém, para o ano de 2008.

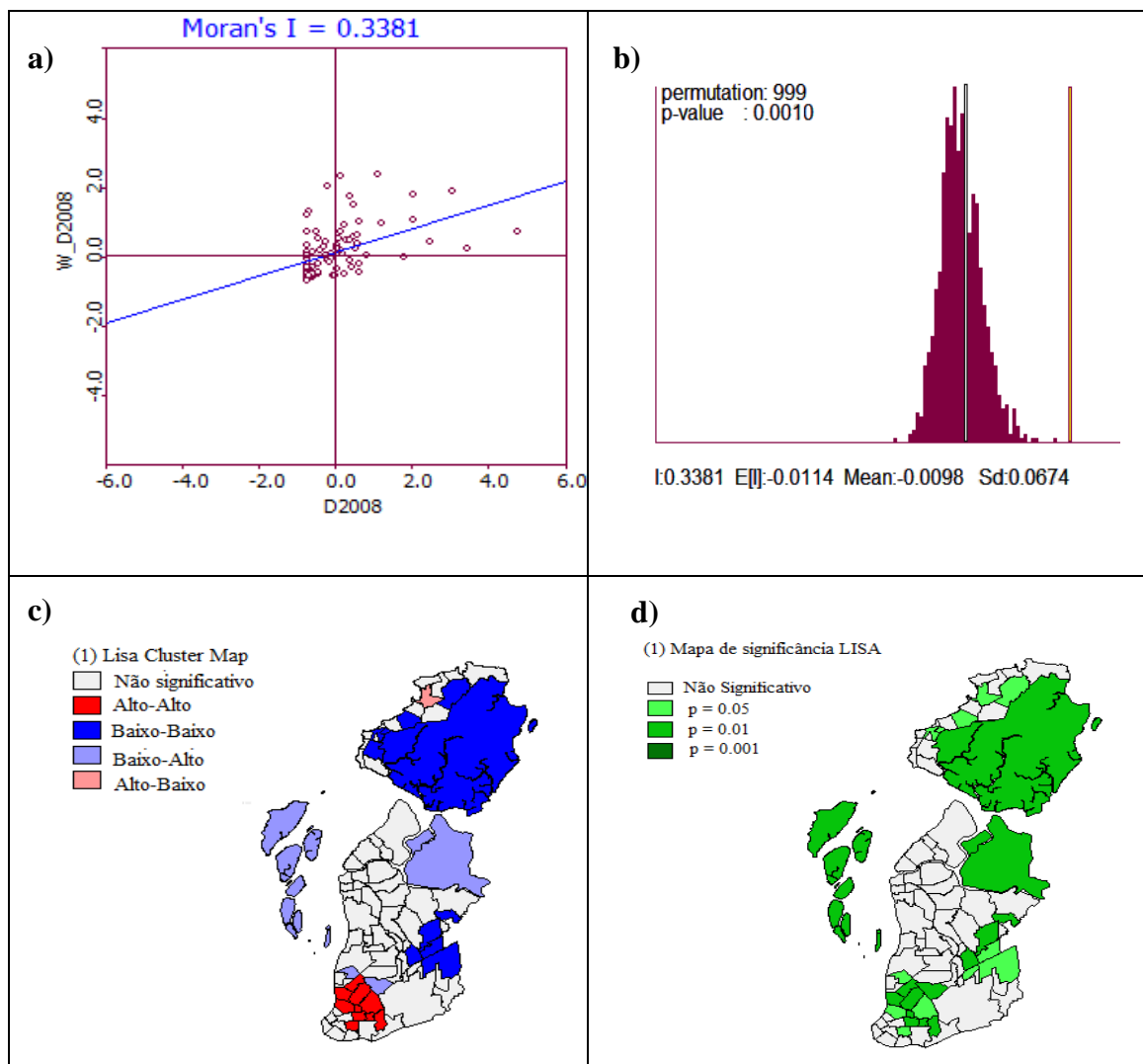


Para o ano de 2008, Figura 26 (a), a área urbana de Belém apresentou o coeficiente de auto-correlação espacial, I de Moran de 0,3381. O gráfico do diagrama de espalhamento aponta o nível de auto-correlação espacial. Novamente os bairros Marco, Guamá e Pedreira mostraram a alta incidência de casos de dengue. O gráfico de barras, figura 26 (b), indica o nível de significância estatística com um p-value significativo de 0,0010. Esse valor indica a

existência de dependência espacial, com uma autocorrelação espacial positiva para o ano de 2008, devido o valor de I de Moran (0,3381) encontrar-se acima do valor esperado de (E)  $I = -0,0114$ .

Os mapas de Lisa Map (Figura 26) representam a significância para o ano de 2008. A Figura 26 (c) mostra que para a área em vermelho tem-se a condição de alto número de casos - alta vizinhança (Alto-Alto) para 10 bairros, o que confirma a alta influencia dos bairros Marco, Guamá e Pedreira com relação às áreas vizinhas. O mapa de significância, Figura 26 (d), aponta 10 áreas com significância de 95%, 08 áreas com 99% e nenhuma com significância de 99,9%. As áreas possuem altos e baixos valores com dependência espacial significativa, ou seja, áreas de índice local de Moran com significância.

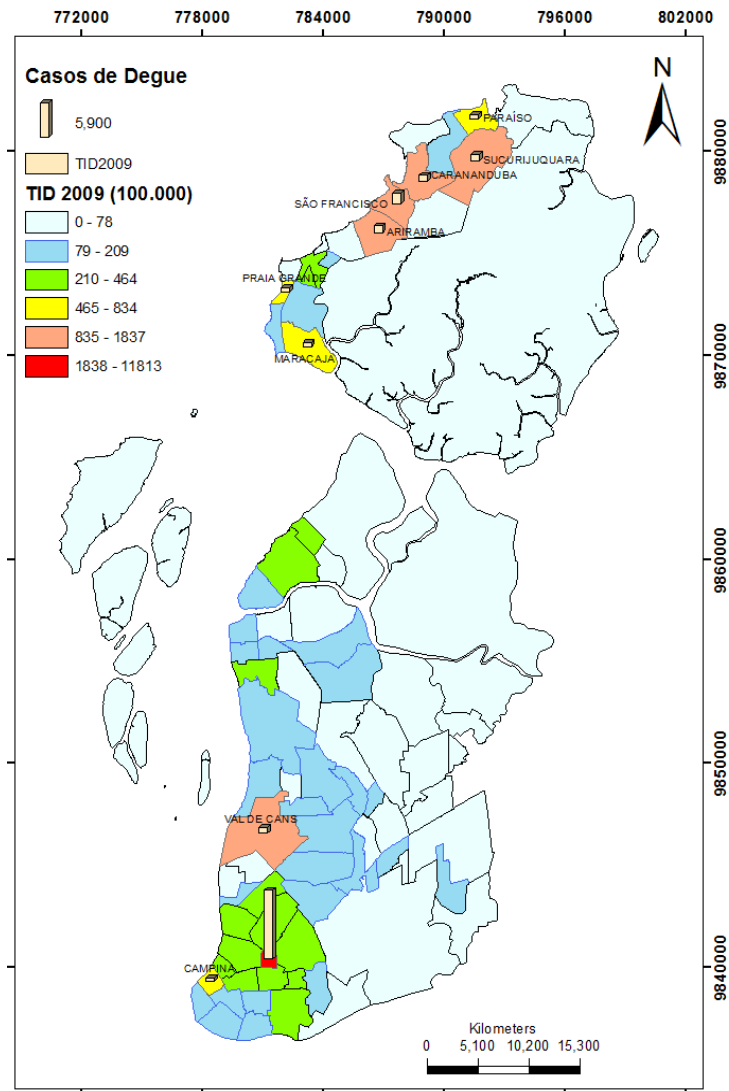
Figura 26 - Análise de auto-correlação espacial (Índice de Moran) casos de Dengue para o ano de 2008, área urbana de Belém - Diagrama de espalhamento Índice de Moran (a) e Gráfico de barras (b); Mapas do Índice de Moran Local (LISA) (c) e (d).





A Figura 27 e Tabela 14 (ANEXO F) apresentam o total anual de casos de dengue para o ano de 2009, neste ano os bairros Guamá, Marco e Pedreira foram os mais significativos em relação aos casos notificados.

Figura 27 - Distribuição espacial da incidência de dengue por 100.000 habitantes, na área urbana de Belém, para o ano de 2009.

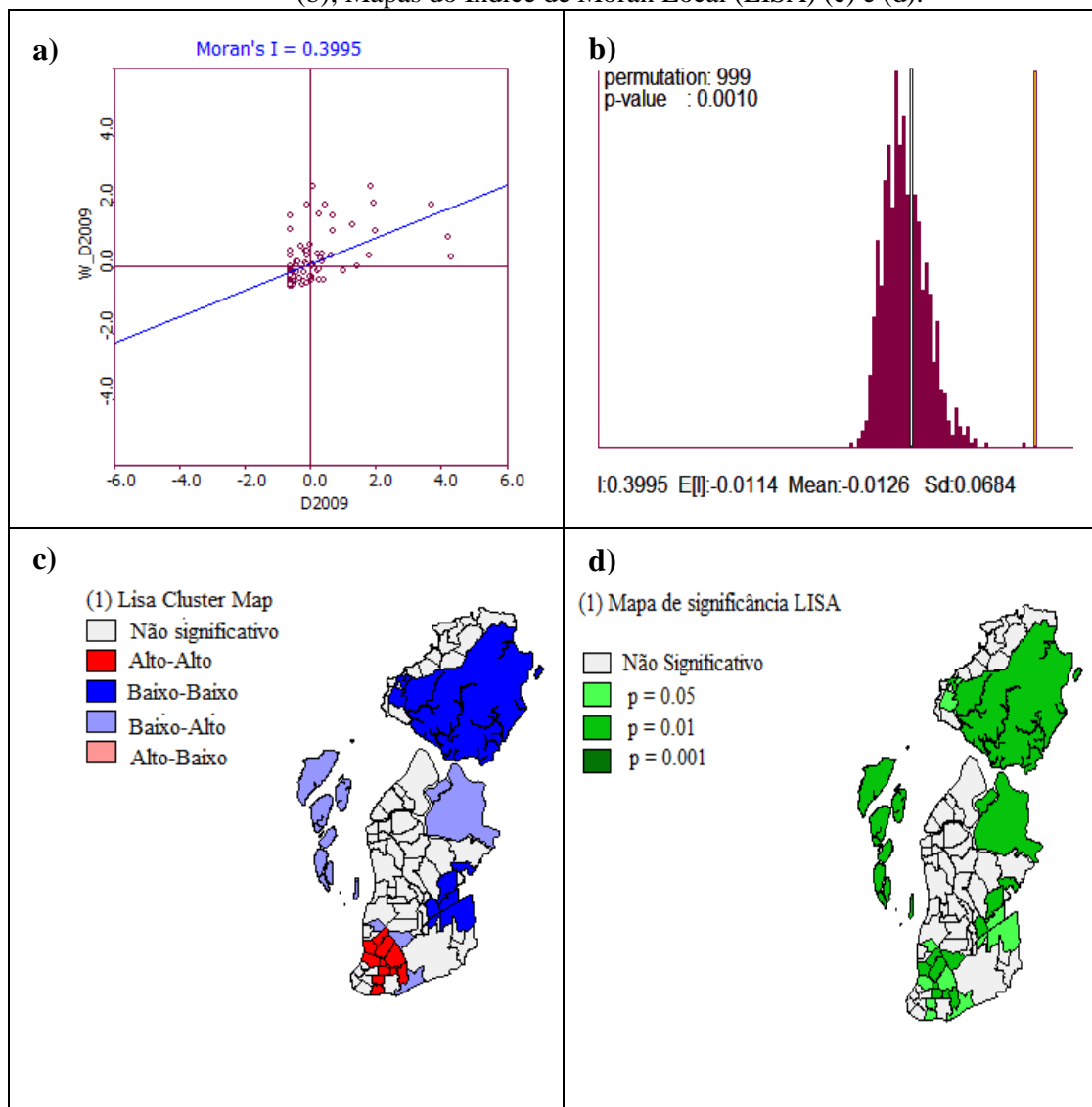


A Figura 28 (a) mostra o gráfico do diagrama de espalhamento, apresenta o coeficiente de auto-correlação espacial I de Moran de 0,3995 para o ano de 2009, área urbana de Belém. Os bairros Guamá, Marco e Pedreira, mostraram novamente a alta incidência de casos de dengue. Neste ano o bairro do Guamá aponta uma incidência maior do que o bairro do Marco, diferente dos anos de 2007 e 2008. Para a Figura 28 (b) temos o gráfico de barras que indica o nível de significância estatística com um p-value significativo de 0,0010. Esse valor indica a existência de dependência espacial, com uma autocorrelação espacial positiva para o ano de

2009, pois o valor de I de Moran (0,3995) encontra-se acima do valor esperado de (E)  $I = -0,0114$ .

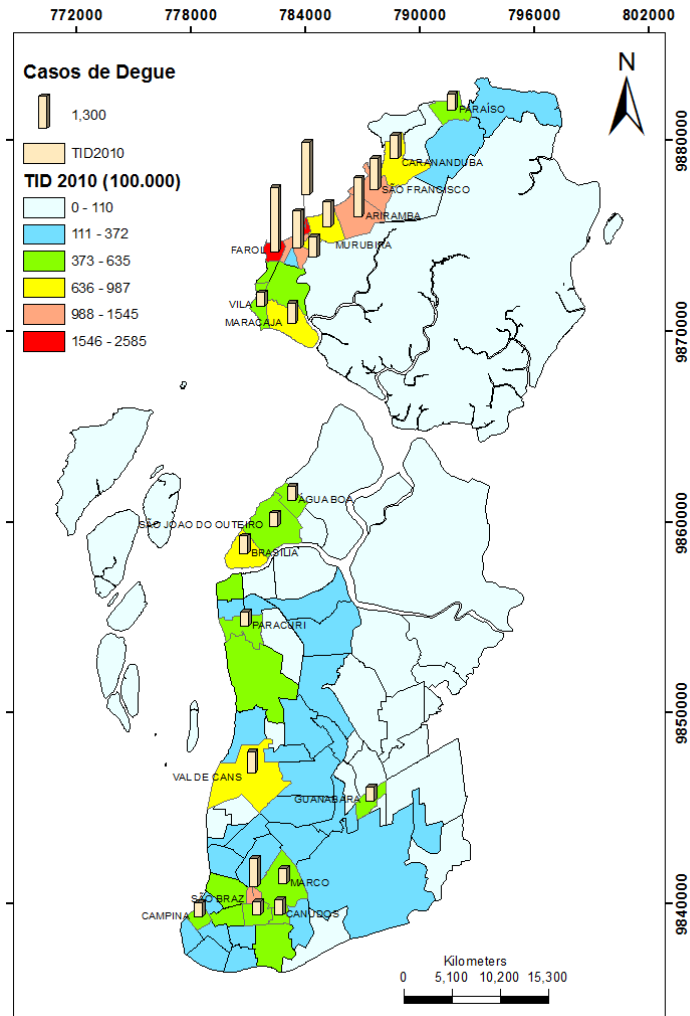
Os mapas de Lisa Map (Figura 28) representam a significância para o ano de 2009. A Figura 28 (c) mostra a condição de alto número de casos - alta vizinhança (Alto-Alto) em 11 bairros, área em vermelho, o que confirma a alta influencia dos bairros Guamá, Marco e Pedreira com relação às áreas vizinhas. O mapa de significância, Figura 2 (d), aponta 08 áreas com significância de 95%, 08 áreas com 99% e nenhuma com significância de 99,9%. As áreas possuem valores com dependência espacial significativa, ou seja, áreas de índice local de Moran com significância.

Figura 28 - Análise de auto-correlação espacial (Índice de Moran) casos de Dengue para o ano de 2009, área urbana de Belém -Diagrama de espalhamento Índice de Moran (a) e Gráfico de barras (b); Mapas do Índice de Moran Local (LISA) (c) e (d).



A Figura 29 e Tabela 15 (ANEXO G) apresentam o total anual de casos de dengue para o ano de 2010, neste ano os bairros Guamá, Marco e Pedreira foram os mais significativos em relação aos casos notificados neste ano.

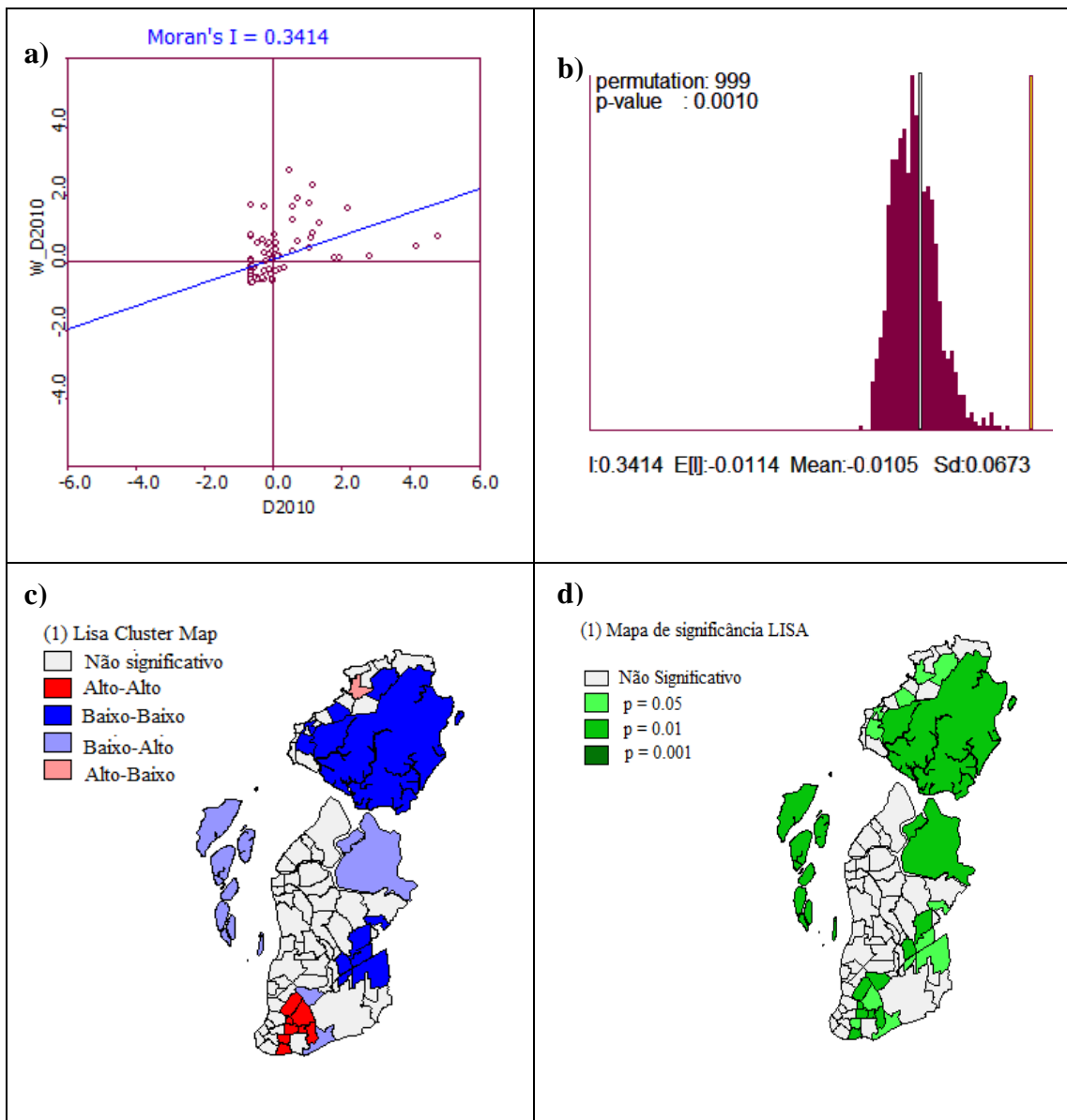
Figura 29 - Distribuição espacial da incidência de dengue por 100.000 habitantes, na área urbana de Belém, para ano de 2010.



Para o ano de 2010, Figura 30 (a), a área urbana de Belém apresentou o coeficiente de auto-correlação espacial, I de Moran de 0,3414. O gráfico do diagrama de espalhamento aponta o nível de auto-correlação espacial. Neste ano os bairros Marco, Guamá e Tapanã prevaleceram com alta incidência de casos de dengue. O gráfico de barras, Figura 30 (b), indica o nível de significância estatística com um p-value significativo de 0,0010. Esse valor mostra a existência de dependência espacial, com uma autocorrelação espacial positiva para o ano de 2010, pois o valor de I de Moran (0,3414) encontra-se acima do valor esperado de (E)  $I = -0,0114$ .

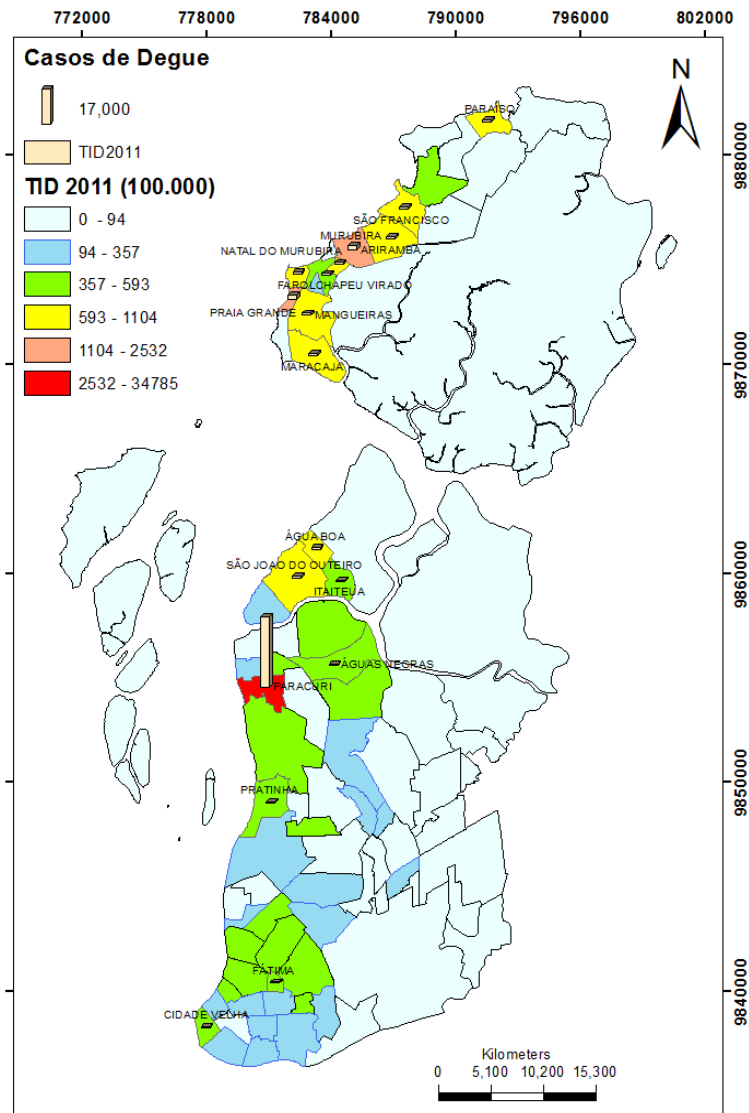
Os mapas de *Lisa Map* (Figura 30) representam a significância para o ano de 2010. A Figura 30 (c) mostra a condição de alto número de casos - alta vizinhança (Alto-Alto), condição esta para 08 bairros, área em vermelho, o que confirma a alta influência dos bairros Guamá, Marco e Tapanã com relação às áreas vizinhas. O mapa de significância, Figura 30 (d), aponta 08 áreas com significância de 95%, 07 áreas com 99% e nenhuma com significância de 99,9%. As áreas possuem valores com dependência espacial significativa, ou seja, áreas de índice local de Moran com significância.

Figura 30 - Análise de auto-correlação espacial (Índice de Moran) casos de Dengue para o ano de 2010, área urbana de Belém -Diagrama de espalhamento Índice de Moran (a) e Gráfico de barras (b); Mapas do Índice de Moran Local (LISA) (c) e (d).



A Figura 31 e Tabela 16 (ANEXO H) apresentam o total anual de casos de dengue para o ano de 2011, neste ano os bairros Guamá, Marco e Pedreira foram os mais significativos em relação aos casos notificados neste ano.

Figura 31 - Distribuição espacial da incidência de dengue por 100.000 habitantes, na área urbana de Belém, para o ano de 2011

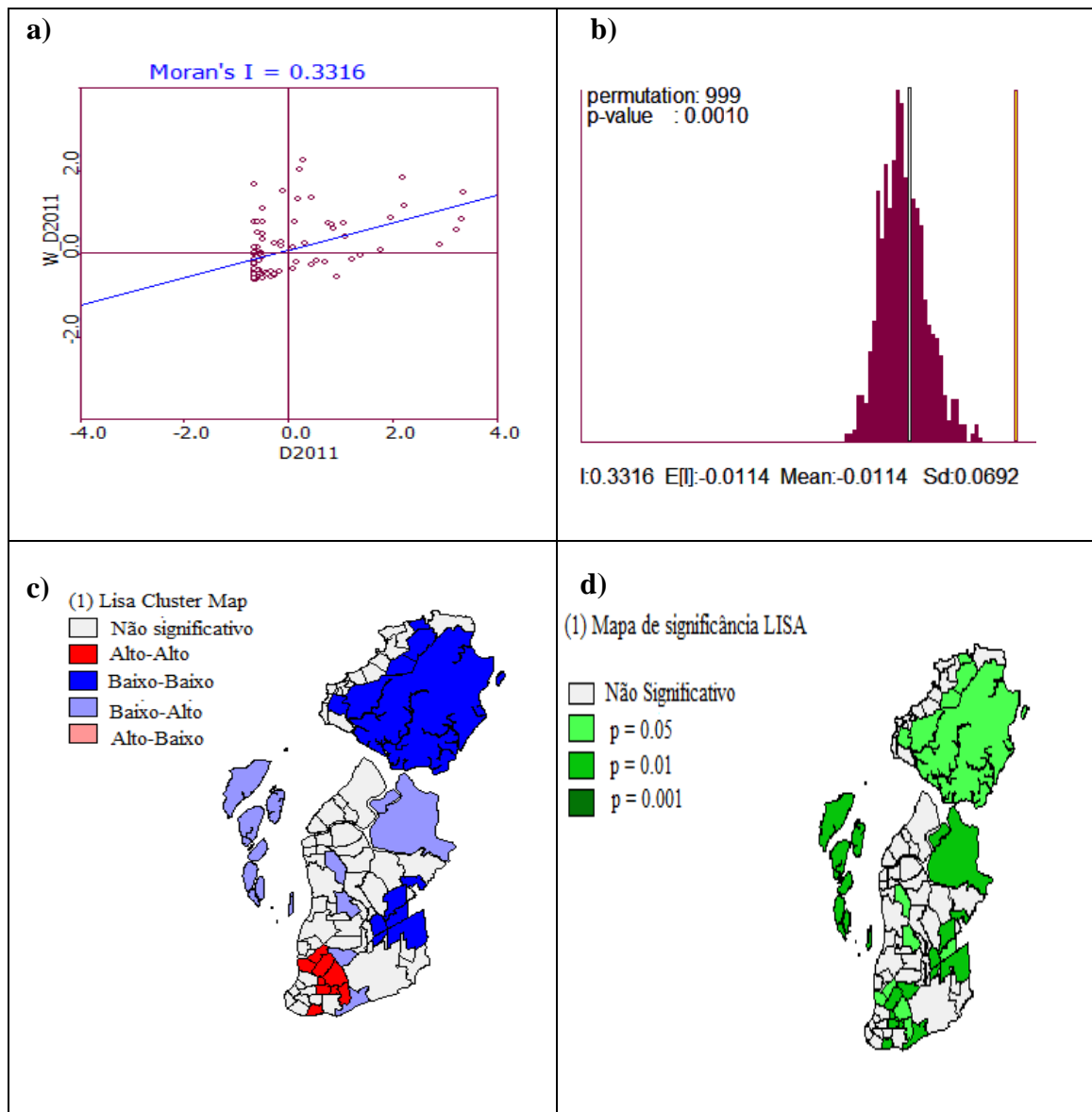


Para o ano de 2011 Figura 32 (a) os mapas do Índice de Moran Local (LISA) da área urbana de Belém apresentou o coeficiente de auto-correlação espacial, I de Moran de 0,3316. O gráfico do diagrama de espalhamento aponta o nível de auto-correlação espacial. Neste ano os bairros Pedreira, Marco e Guamá prevaleceram com alta incidência de casos de dengue. O gráfico de barras, Figura 32 (b), indica o nível de significância estatística com um p-value significativo de 0,0010. Esse valor indica a existência de dependência espacial, com uma

autocorrelação espacial positiva para o ano de 2011, pois o valor de I de Moran (0,3316) encontra-se acima do valor esperado de  $(E) I = -0,0114$ .

Os mapas de Lisa Map representam a significância para o ano de 2011. A figura 32 (c) mostra a condição de alto número de casos - alta vizinhança (Alto-Alto) em 09 bairros, área em vermelho, alta influencia dos bairros Pedreira, Marco e Guamá com relação às áreas vizinhas. O mapa de significância, Figura 32 (d), aponta 09 áreas com significância de 95%, 08 áreas com 99% e nenhuma com significância de 99,9%. As áreas possuem valores com dependência espacial significativa, ou seja, áreas de índice local de Moran com significância.

Figura 32 - Análise de auto-correlação espacial (Índice de Moran) casos de Dengue para o ano de 2011, área urbana de Belém -Diagrama de espalhamento Índice de Moran (a) e Gráfico de barras (b); Mapas do Índice de Moran Local (LISA) (c) e (d).



## 6 DISCUSSÃO

Os resultados deste estudo evidenciaram uma relação entre o padrão do regime de chuvas em cada espaço urbano e a ocorrência de dengue, ou seja, a sazonalidade bem demarcada desta doença não é causada por processos aleatórios. Este achado está em consonância com outras investigações realizadas no Brasil e em outros países, ao considerar o componente chuva, WU et al., 2007; HURTADO et al., 2007.

Nos anos considerados na pesquisa (ANEXO B) a dengue ocorreu na área urbana de Belém em todos os meses do ano, com maior evidência nos meses considerados chuvosos, Figura 11, demonstrando que as condições climáticas são favoráveis para o desenvolvimento do vetor. Portanto foi possível verificar que a incidência da dengue na área urbana de Belém, como também em outras regiões brasileiras, é maior nos meses de março (BRASIL, 2002). Na área em estudo, Belém, a dengue acompanha o mesmo padrão de incidência a nível nacional. Dessa forma se observou que o aumento da precipitação influencia no aumento da incidência de Dengue no município.

Corroboram com os achados deste estudo, o estudo feito por Gonçalves Neto e Rebêlo (2004) que mostrou que as chuvas não só aumentaram consideravelmente a quantidade de criadouros disponíveis para o desenvolvimento das formas imaturas do vetor, como também gerou condições ambientais mais apropriadas para o desenvolvimento de adultos. Moore (1985), analisando a abundância de *Aedes aegypti* em relação a dados climáticos, mostrou que o volume e o número de dias com chuva podem constituir preditores úteis de sua abundância.

Devemos considerar que os casos mais frequentes não estão concentrados apenas em áreas sem infraestrutura, pois áreas com saneamento básico não estão livres de notificações da doença. Portanto o bairro que mostra bem isto é o bairro do Marco e Pedreira por serem áreas que apresentam áreas nobres e periféricas. Áreas nobres possuem residências com piscinas, objetos ornamentais como vasos entre outros, o que torna criadouros potenciais, em contrapartida áreas periféricas possuem precárias condições de saneamento, maior acúmulo de lixo.

Um dos achados potenciais no estudo, o bairro do Marco, que é um bairro com áreas periféricas, passa por constantes alagamentos, sendo que os próprios moradores têm contribuição, pois o lixo muitas das vezes é depositado nos canais do bairro, que com as chuvas acabam sendo decisivos para os constantes alagamentos. Não se pode ignorar que a

melhoria do saneamento básico, habitação e educação são de suma importância para o controle da doença. No período estudado (2007 a 2011) o bairro do Marco representou maior incidência nos anos de 2007, 2008 e 2010.

O mosquito *Aedes aegypti* frequenta os ambientes fora e dentro dos domicílios, preferindo criadouros artificiais, tanto aqueles abandonados a céu aberto e preenchidos por águas da chuva quanto àqueles utilizados para armazenar água para uso doméstico (latas, barris, caixa d'água e outros) ou ornamentais como vasos. No Estado de São Paulo estudos realizados referentes ao conjunto de recipientes mostraram que cerca de 90% dos focos larvários de *Aedes aegypti* estavam dentro de domicílios, onde há grande oferta de criadouros (PEREIRA, 2001).

Nesta pesquisa se utilizou os modelos univariados para a incidência de dengue e precipitação e multivariados para a dengue, no qual se obteve como resultado final que o modelo ajustado pode ser utilizado na previsão de casos de dengue com resultados satisfatórios, pois representou bem o comportamento da série, algo comparado com o estudo feito por Pacheco (2001), em que os métodos utilizados para a análise foram os modelos de séries temporais clássicos de Box e Jenkins, em que as variáveis meteorológicas, umidade, temperatura e precipitação, foram estudadas através da função de correlação cruzada, a fim de avaliar a influência dessas variáveis sobre a série de casos de Leptospirose. As variáveis meteorológicas e especialmente a pluviosidade mostraram-se úteis quando usadas num modelo para prever casos futuros de Leptospirose.

Barcellos et al. (2005) identificaram locais com potencial de transmissão da dengue em Porto Alegre através de técnicas de geoprocessamento. A comparação entre os resultados obtidos pelos modelos de distribuição de casos e do vetor mostra uma sensível diferença dos condicionantes da doença no município. Os setores que apresentaram casos possuem características de alta renda. Por outro lado, nos setores com a presença do vetor são verificadas a predominância de casas e boa infraestrutura de saneamento.

Neste estudo a incidência de dengue não apresenta distribuição espacial uniforme, pois temos números de casos de incidências em diferentes áreas em Belém ao longo dos anos da pesquisa. Alguns estudos procuram demonstrar que o comportamento espacial da incidência de dengue considera condições ambientais e ainda sociais da população em geral. No entanto neste estudo tem-se incidência em bairros onde a população residente possui um padrão



econômico e social tanto baixos como também elevados (como é caso dos bairros Marco e Pedreira). Situação semelhante foi observada em estudos realizados por BARRERA et al., 2000; VASCONCELOS et al., 2000; SANTOS 2003; MONDINI et al., 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.

Na pesquisa o ano de 2011 apresenta um maior número de casos em quatro bairros na área urbana de Belém, além do bairro do Marco e Pedreira já citados temos Guamá e Tapanã. É bem provável que se o número de casos notificados fossem rapidamente identificados e se as medidas de controle tivessem sido adotadas, a incidência poderia então ter números menores.

Os bairros do Tapanã e Guamá apresentaram maior incidência de dengue na capital, por possuir um perfil menos favorável, com pouca infraestrutura, condições de moradia precária. Estudos realizados em São José do Rio Preto no ano de 1995 por COSTA e NATAL (1998) demonstraram haver associação entre incidência de dengue e os setores censitários, segundo níveis socioeconômicos. Como resultado, demonstrou-se que a incidência de dengue foi mais elevada nos setores onde os moradores tinham menor renda e menor grau de instrução. 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).

Já Vasconcelos et al., 1998, 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.

Ainda há poucos trabalhos sobre espacialização da dengue, como verificado por Araújo et al., 2008. Os mesmos autores apontam para a necessidade de avanços na utilização do geoprocessamento, principalmente, nos estudos com vetores da dengue.

## 7 CONCLUSÃO E RECOMENDAÇÕES

As análises dos dados de ocorrência de casos de dengue relacionadas à precipitação na área urbana de Belém apresenta as séries de ocorrências mensais de dengue e precipitação, em que o aumento no número de casos de dengue acompanha o aumento na quantidade de chuvas, demonstrando a relação direta entre essas duas variáveis para o período de 2007 a 2011. Essa relação é observada claramente no período chuvoso (dezembro a maio) para cada ano considerado na pesquisa.

Quanto à análise de autocorrelação espacial para a incidência de dengue, a ferramenta possibilitou a visualização da distribuição da incidência de casos na área urbana de Belém, com as respectivas áreas de incidência, com destaque para o ano de 2007, apresentando 13 bairros na condição de alto número de casos - alta vizinhança (Alto-Alto).

Com relação aos níveis de significância das áreas (bairros) em porcentagem, temos novamente destaque para o ano de 2007, apresentando 11 áreas com significância de 5% e 10 áreas com 1%.

Dentre os anos estudados notou-se a variação dos casos nas diversas áreas, com ênfase para quatro bairros, Marco, Guamá, Pedreira e Tapanã. Neste caso, pode-se identificar que a alta incidência de dengue para esses bairros pode estar influenciando positivamente os bairros vizinhos.

Quanto ao processo de construção do modelo dentro do seu domínio de aplicação, observou-se um comportamento satisfatório com relação aos objetivos do estudo. Esta etapa representou a validação do modelo, quando se observa condições essenciais para as quais o modelo experimental foi testado, ao ser comparado com os dados reais, mostrou-se, portanto apto para uso.

A construção do modelo de previsão mostrou bom ajuste tanto para a incidência de casos de dengue quanto para a precipitação. Ao validar o modelo observamos a possibilidade da sua utilização na previsão de casos de dengue com resultados satisfatórios. Desse modo, dados não inclusos na modelagem da série temporal de casos ocorridos, serviram para permitir a validação do modelo, pela comparação dos valores estimados com os valores realmente observados, de modo que foi possível avaliar a precisão das previsões.

Portanto, o presente estudo evidencia a contribuição com eficiência para o planejamento das ações de controle da dengue, ao servir de instrumento no apoio às decisões na área de saúde pública. A adoção de medidas, dentre elas o acionamento de órgãos públicos no que se refere a previsão e identificação das áreas de incidência, com o intuito de controle dos focos do mosquito *Aedes aegypti*, vem a diminuir a incidência de casos de dengue na área em estudo. Este fator é de suma importância, para a aplicação de ações mais eficazes por parte dos órgãos responsáveis, como sendo um incentivo para a redução de custos com a saúde, assim como em relação ao número de pessoas infectadas.

Recomenda-se, para estudos posteriores, a inclusão de outras variáveis, inclusive sociais, ambientais e/ou econômicas, onde se poderá avaliar as relações dessas variáveis na incidência de dengue.

As maiores dificuldades encontradas são justamente com relação à obtenção de dados, que possivelmente podem estar associadas à incidência da dengue, uma vez que os programas ou projetos direcionados a este problema, em geral, não apresentam banco de dados estruturados que possam ser utilizados em trabalhos de pesquisas.

## REFERÊNCIAS

ALBERDI, J. C. J.; DIAZ, J.C.; MONTERO; MIRON, I. Daily mortality in Madrid community 1998: relationship with meteorological variables. **European Journal of Epidemiology**; V. 14, n. 6, p. 571-8, 1998.

ALMEIDA, E. S. **Curso de Econometria Espacial Aplicada**. Piracicaba: ESALQ-USP, p 128, 2004.

ANDRADE, C. L. T; SZWARCOWALD, C. L. Análise espacial da mortalidade neonatal precoce no município do Rio de Janeiro, 1995-1996. **Cad. Saúde Pública** 2001; v. 17 n. 5, p. 1199-1210, 2001.

ANSELIN, L. (1995) "Local indicators of spatial association - LISA". **Geographical Analysis**; v. 27, p. 91-115.

ARAÚJO, J.R; FERREIRA, E.F; ABREU, MHNG. Revisão sistemática sobre estudos de espacialização da dengue no Brasil. **Rev Bras Epidemiol** 2008; v. 11, p. 696-708.

ARCHER, B. Forecasting Demand: Quantitative and Intuitive Techniques. **International Journal of Tourism Management**; v. 1, n.1, p.5-12, 1980.

ARONOFF, S. **Geographic information systems**. Ottawa: WDL Publications, 1989.

BARCELLOS, C.; PUSTAI, K. A.; WEBER, A. M.; BRITO, V. R. M. Identificação de locais com potencial de transmissão de dengue em Porto Alegre através de técnicas de geoprocessamento. **Revista da Sociedade Brasileira de Medicina Tropical**; v. 38, n. 3, p. 246-250, 2005.

BARRERA, R. et al. Estratificación de una ciudad hiperendémica em dengue hemorrágico. **Revista Panamericana d Salud Publica**, Salvador; v. 21, p. 57-70, 1995.

BARROS, M. **Séries temporais e modelagem estatística**. Disponível em: <<http://www.mbarros.com>>. Acesso em: nov. de 2012.

BELÉM. Secretaria Municipal de Coordenação Geral do Planejamento e Gestão. **Anuário estatístico do município de Belém**. Belém, 2011; v.17, p. 456.

BOLETIM DE ANÁLISE E PREVISÃO CLIMÁTICA. Ano III, nº 28, Abril de 2009a.

BOLETIM DE ANÁLISE E PREVISÃO CLIMÁTICA. Ano III, nº 36, Dezembro de 2009b.

BOX, G.; JENKINS, G. Some recent advances in forecasting and control (Part II). **Applied Statistics**; v. 23, n. 2, p. 158-179, 1974.

BOX, G.; JENKINS, G. **Time series analysis: forecasting and control**. San Francisco, CA, USA: Holden Day, 1976.

BOX, G.; PIERCE DA. Distribution of residual autocorrelations in autoregressive-integrated moving average time series models. **Journal of the American Statistical Association**; v. 65, n. 332, p. 1509-1526, 1970.

BRASIL. Ministério da Saúde. **Dengue - Instruções para pessoal de combate ao vetor: Manual de normas e técnicas**. Brasília, DF: Fundação Nacional de Saúde, 2001.

BRASIL. Ministério da Saúde. **Programa nacional de controle da dengue**. Amparo legal à execução das ações de campo: imóveis fechados, abandonados ou com acesso não permitido pelo morador. Brasília, DF: Fundação Nacional de Saúde, 2002.

BRASIL. Ministério da Saúde. Secretaria de Vigilância em Saúde. **Boletim de situação epidemiológica da dengue**. Disponível em: <[http://portal.saude.gov.br/portal/arquivos/pdf/boletim\\_dengue\\_13.pdf](http://portal.saude.gov.br/portal/arquivos/pdf/boletim_dengue_13.pdf)> Acesso em 20 de jan. 2012.

BRASIL. Ministério da Saúde. Secretaria de Vigilância em Saúde. **Boletim Epidemiológico**. Disponível em: <[http://www.infectologia.org.br/anexos/MSSVS\\_balanc3%A7o%20dengue%20jan-jul%202007.pdf](http://www.infectologia.org.br/anexos/MSSVS_balanc3%A7o%20dengue%20jan-jul%202007.pdf)> Acesso em: dez. de 2012.

BRASIL. Ministério da Saúde. Secretaria de Vigilância em Saúde. **Guia vigilância epidemiológica**. 6. ed. Brasília : Ministério da Saúde, 2005.

CAUSEY, O. R.; THEILER, M. Virus antibody survey on sera of residents of the Amazon valley in Brazil. **The American Journal of Tropical Medicine and Hygiene, Cleveland, Ohio**, v. 7, n. 1, p. 36-41, 1958.

CHOUHDURY, M. BANY, S. ISLAM, M.A. **Forecasting dengue incidence in Dhaka, Bangladesh**: A time series analysis. *Dengue Bull*, v.32, p. 99-106, 2008.

COSANPA. **Plano Diretor de Sistema de Esgoto Sanitário da Região Metropolitana de Belém**, Manual Descritivo, v.1. 1987.

COSTA, A. I. P.; NATAL, D. Distribuição espacial da dengue e determinantes socioeconômicos em localidade urbana no sudoeste do Brasil. **Revista de Saúde Pública**, São Paulo, v. 32, n. 3, p. 232-236, 1998.

DIETZ, V. GUBLER, D.J; RIGAU, J.G; PINHEIRO, F; SCHATZMARYR, H.G; BAILEY, R. GUNN, R.A, et AL. Epidemic Dengue-1 in Brazil: evaluation of clinically based Dengue surveillance system. **Am J. Epidemiol**, v.131 n. 4, p. 693-700, 1990.

EARNEST, A. TAN, S. B; WILDER-SMITH, A.; MACHIN, D. Comparing statical models to predict dengue fever notifications. **Computational and Mathematical Methods in Medicine**. [S.l. : s.n.], 2012.

FAVA, V. L. Análise de Séries de Tempo. In: VASCONCELOS, M. A. S.; ALVES, D. **Manual de econometria: nível intermediário**. São Paulo: Ed. Atlas, 2000.

FISCHER, G., MARENGO, J. A., NOBRE, C. A. Clima da Amazônia. **Rev. Climanálise Especial**. Edição Comemorativa de 10 anos, p. 24-41, 1996.

FONSECA, J. S.; MARTINS, G. A.; TOLEDO, G. S. **Estatística aplicada**. 2ª ed. São Paulo: Atlas, p.459, 1985.

FULLER, D. O, *et al.* El Niño Southern Oscillation and vegetation dynamics as predictors of dengue fever cases in Costa Rica. **Environmental Research Letters**, v. 4, 2009.

GEODA. **Na introduction to spatial data analysis**. Disponível em: <http://www.geoda.uiuc.edu/geoda/geoda>. Acesso em 10 out. 2012.

GONÇALVES NETO, V. S.; REBÊLO, J.M.M. Aspectos epidemiológicos do dengue no município de São Luis, Maranhão, Brasil, 1997-2002. **Cad. Saúde Pública**, v. 20, p. 1424-1431, 2004.

GUBLER, D. J. Dengue and dengue hemorrhagic fever. **Clin Microbiol Rev**; v. 11, p. 480-96, 1998a.

GUHA-SAPIR, D; SCHIMMER, B. Dengue fever: new paradigms for a changing epidemiology. **Emerg Themes Epidemiol**, v.2, p.1–10, 2005.

GUZMÁN, M. G.; GARCIA, G.; KOURÍ, G. Dengue and dengue hemorrhagic fever: research priorities. **Rev. Panam. Salud Publica**, v. 19, p. 204-215, 2006.

HELFENSTEIN, U. Box-Jenkins modelling in medical research. **Statistical Methods in Medical Research**, v. 5, n.1, p. 3-22, 1996.

HOOP, M.; FOLEY, J. A. **Global Scale Relationship between Climate and Dengue Fever Vector *Aedes aegypti***. **Climate Change**, v. 48, n.2-3, p. 441-463, 2001.

HURTADO-DÍAZ, M.; RIOJAS-RODRÍGUEZ, H.; ROTHENBERG, S.J.; GOMEZ-DANTÉS, H.; CIFUENTES, E. Short communication: impact of climate variability on the incidence of dengue in Mexico. **Trop Med Int Health**, v. 12, n.11, p. 1327-37, 2007.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA - IBGE. Disponível em:<[http://www.ibge.gov.br/censo2010/primeiros\\_dados\\_divulgados/index.php?uf=15](http://www.ibge.gov.br/censo2010/primeiros_dados_divulgados/index.php?uf=15)> Acesso em 11 de jan. de 2012.

KOOPMAN, J. S. **Determinants and Predictors of Dengue Infection in México.** *American Journal of Epidemiology*, v. 133, n.36, p. 1168-1178, 1991.

KOURÍ, G. P. El dengue, un problema creciente de salud en las Americas. **Rev. Panam. Salud Publica**, v. 19, p. 143-145, 2006.

KOURI, G. P. et al. **Remergence of dengue in Cuba: a 1997 epidemic in Santiago de Cuba.** *Emerging Infectious Diseases*, Atlanta, US, v. 4, n. 1, p. 89-92, 1998.

LIMA, E. A.; FIRMINO, J. L. N.; GOMES FILHO, M.F. A Relação da Previsão da Precipitação Pluviométrica e Casos de Dengue nos Estados de Alagoas e Paraíba Nordeste do Brasil, **Rev. Brasileira de Meteorologia**, v. 23, n. 3, p. 264-269, 2008.

LOH, B.; SONG, R.J. **Modeling Dengue Cluster Size as a Function of *Aedes aegypti* Population and Climate in Singapura.** *Dengue Bulletin*, v. 25, p. 74-78, 2001.

LUCENA, R. C. B. de – **Dengue no Município de Olinda/PE: um Perfil controverso.** Monografia (Residência em Medicina Preventiva e Social) Núcleo de Estudos em Saúde Coletiva/FIOCRUZ. Recife, 1997.

LUZ, P.M; MENDES, B.V; CODEÇO, C. T; STRUCHINER, C. J; GALVANI, A. P. **Time series analysis of dengue incidence in Rio de Janeiro, Brazil.** *Am J Trop Med Hyg*, v. 79, n. 6, p. 933-939, 2008.



MAKRIDAKIS, S; WHEELWRIGHT, S.C.; HYNDMAN, R. J. **Forecasting: methods and applications**. 3. ed. New York: John Wiley & Sons, 1998.

MARCONDES, C. B. – **Entomologia Médica e Veterinária**. Ed. Atheneu, São Paulo, n. 6, p. 59 – 103, 2001.

MARTINEZ-SCHNELL, B.; A. ZAIDI. Time series analysis of injuries. **Statistics in Medicine**, v. 8, n. 12, p.1497-508, 1989.

MAYER, J. D. **The role of special analysis and geographic data in the detection of disease causation**. Social Science and Medicine, New York, US, v. 17, p. 1213-1221, 1983.

MILNER, P. C. Forecasting the demand on accident and emergency departments in health districts in the trent region. **Statistics in Medicine**, v. 7, n. 10, p. 1061-72, 1988.

MONDINI, A. et al. Análise espacial da transmissão de dengue em cidade de porte médio do interior paulista. **Revista de Saúde Pública**, São Paulo, v. 39, n. 3, p. 444- 451, 2005.

MONDINI, A; CHIARAVALLIOTI N. F. Spatial correlation of incidence of dengue with socioeconomic, demographic and environmental variables in a Brazilian city. **Science of the total environment**, v. 393, p. 241 – 248, 2008.

MOORE, C.G. Predicting *Aedes aegypti* abundance from climatological data. In: Lounibos LP, Rey JR, Frank JH, editors. **Ecology of mosquitoes**. Vero Beach (FL): Florida Medical Entomology Laboratory, p. 223-33, 1985.

MORETTIN, P. A. **Econometria financeira: um curso em séries temporais financeiras**. 2ª edição. São Paulo: Edgar Blücher, 2011.

MORETIN, P. A.; TOLOI, M. C.; **Análises de Séries Temporais**, ABE – Projeto Fisher. 1ª Edição. São Paulo: Edgard Blücher – 2004.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. **Análise de Séries Temporais**. 2<sup>a</sup>d. São Paulo: Edgard Blucher, 2006.

NAING, C.M; LERTMAHARIT, S.; NAING, K. S. **Time-Series analysis of dengue fever/dengue haemorrhagic fever in Myanmar since 1991**. *Dengue Bull*, v.26, p. 24-32, 2002.

NATAL, D. Bioecologia do *Aedes aegypti*. *Biológico*. Ref Type: **Journal (Full)**, v. 64, n. 2, p. 205-207, 2002.

ORGANIZAÇÃO PANAMERICANA DE SAÚDE - OPAS. Sistemas de informação geográfica em saúde: conceitos básicos. **Programa Especial de Análise em Saúde**, p. 124, 2002.

PAN-AMERICAN HEALTH ORGANIZATION. **Number of reported cases of dengue and dengue hemorrhagic fever (DHF) in the Americas, by country: figures for 2007 (to week noted by each country). Republic of Trinidad and Tobago, 2008**. Disponível em: <http://www.paho.org/english/ad/dpc/cd/dengue-cases-2007.htm>. Acesso em: 14 dez. 2012.

PACHECO, F. G. A. **Estudo da influência de variáveis meteorológicas no aparecimento de casos graves de leptospirose em Salvador – BA via modelos de séries temporais** Dissertação (Mestrado em Saúde Pública) - Fundação Oswaldo Cruz, Escola Nacional de Saúde Pública. 2001.

PEREIRA, M. **Produtividade e habitats larvários de *Aedes aegypti* em Santos, Estado de São Paulo**. 2001. (Doutorado em Saúde Pública) – Faculdade de Saúde Pública, Universidade de São Paulo, 2001.

PEROBELLI, F. S, ALMEIDA, E. S., ALVIM, M. I. S., FERREIRA, P. G. C. A. Análise espacial da produtividade do setor agrícola brasileiro: 1991-2003. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ECONOMIA E SOCIOLOGIA RURAL, 2005, Ribeirão Preto. **Anais...** Ribeirão Preto: Sociedade Brasileira de Economia e Sociologia Rural (SOBER), 2005a. CD-ROM.

PINHEIRO, F. P. **Los programas de erradicacion y de control Del *Aedes aegypti* em lãs Américas.** OPS/HCP/HCT, 1996.

PROMPROU, S; JAROENSUTASINEE, M; JAROENSUTASINEE, K; **Forecasting dengue hemorrhagic fever cases in Southern Thailand sing ARIMA Models.** Dengue Bull, v. 30, p. 99-106, 2006.

REBELO, J. M. M.; COSTA, J. M. L.; SILVA, F. S.; PEREIRA, Y.N.O.; SILVA, J. M. Distribuição de *Aedes aegypti* no Estado do Maranhão, Brasil. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 15, p. 477-86, 1999.

RIBEIRO, A. F.; MARQUES GRAM VOLTOLINI, J. C.; CONDINO, M. L. F. Associação entre incidência de dengue e variáveis climáticas. **Rev. Saúde Pública**, v. 40, p. 671-676, 2006.

ROUQUAYROL, M. Z. **Epidemiologia & Saúde.** 4ª Ed. Rio de Janeiro: Medsi, 1994.

SAEZ, M.J.; SUNYER, J.; CASTELLSAGUE, C.; MURILLO; J.M. Anto. Relationship between weather temperature and mortality: a time series analysis approach in Barcelona. **International Journal of Epidemiology**, v.24, n. 3, p. 576- 582, 1995.

SANTOS, L. S. **Avaliação das ações de controle da dengue: aspectos críticos e percepção da população.** 2003. Dissertação (Mestrado em Saúde Pública)- Centro de Pesquisa Aggeu Magalhães, Fundação Oswaldo Cruz – NESC/ CPqAM/FIOCRUZ, Rio de Janeiro, 2003.

SANTOS, O.O. **Estudo epidemiológico da dengue em Maceió, Alagoas, no período de 1997 a 2002.** 2003. Tese (Doutorado em Saúde Pública)- Faculdade de Saúde Pública, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2003.

SANTOS, R.S.; CARVALHO, M.S. Análise da distribuição espacial de larvas de *Aedes aegypti* na Ilha do Governador, Rio de Janeiro, Brasil. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 16, n. 1, p.31-42, 2000.

SAS- Institute Inc. 2009. SAS ®Web Report Studio 4.2: **Guia do Usuário**.

SILAWAN, T.; SINGHASIVANON, P.; KAEWKUNGWAL, J.; NIMMANITYA, S.; SUWONKERD, W. Temporal patterns and forecast of dengue infection in Northeastern Thailand. Southeast Asian. **J Trop Med Public Health**, v. 39, n. 1, p. 90-8, 2008.

SILVA, F.D. S.; COELHO, M. S.; LUCIO, O. S.; REBELLO, E.; RAMALHO, W.M. Caracterização Espacial da Incidência Sazonal da Dengue no Brasil. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE METEOROLOGIA, 14. Florianópolis. **Anais...** Florianópolis: Congresso Brasileiro de Meteorologia, 2006.

SOEBIYANTO, R. P; ADIMI, F.; KIANG, R. K.; **Modeling and predicting seasonal influenza transmission in warm regions using climatological parameters**. Plos One 2010, v. 5, n. 3, p. 9450, 2010.

SOUZA, R. C. **Modelos Estruturais para Previsão de Séries Temporais : Abordagens Clássica e Bayesiana**. In : 17º Colóquio Brasileiro de Matemática. Rio de Janeiro, 1989.

SOUZA, S. R. Fatores associados à ocorrência de formas imaturas de *Aedes aegypti* na Ilha do Governador, Rio de Janeiro, Brasil. **Revista da Sociedade Brasileira de Medicina Tropical**, v. 32, p.373-82, 1999.

SUDAM. 1984. Atlas climatológico da Amazônia brasileira: **Projeto hidrologia e climatologia da Amazônia**. Belém. 125p.

STAR, J.; ESTES, J. **GIS: na introduction**. Englewood Cliffs Prentice-Hall, 1990.

TAUIL, P. L. Dengue e febre amarela: epidemiologia e controle no Brasil. **Rev. Soc. Bras. Méd. Trop.**, Uberaba, v. 20, n. 1, p. 150-152, 1987.

TEIXEIRA, M. G.; COSTA, M. C. N.; BARRETO, M. L.; MOTA, E. Dengue and dengue hemorrhagic fever epidemics in Brazil: what research is needed based on trends, surveillance,

and control experiences? **Caderno de Saúde Pública**, Rio de Janeiro, v.215, p. 1307-1315, 2005.

TIAN, L; BI, Y; HO, S.C; LIU, W; LIANG, S; GOGGINS, W.B; CHAN, E.Y; ZHOU, S; SUNG, J.J; **One-year delayed effect of fog on malaria transmission: a time-series analysis in the rain forest area of Mengla County, south-west China.** *Malar J*, v. 7, p.110, 2008.

TRAVASSOS DA ROSA, A. P. A.; ROCHA, J. M.; SILVA, O. V.; LINS, Z. C. Surto de dengue em Boa Vista, território de Roraima, Brasil. **Boletim Epidemiológico (Ministério da Saúde)**, v. 14, p. 93-104, 1982.

VASCONCELOS, P. F. C.; LIMA, J. W. O.; ROSA, A. P. A. T.; TIMBÓ M. G.; ROSA E. S. T.; *et al.* Epidemia de dengue em Fortaleza, Ceará, 1994: inquérito soro-epidemiológico aleatório, **Revista da Saúde Pública**, 1998.

VANBRACKLE, L.; WILLIAMSON G. D. A study of the average run length characteristics of the National Notifiable Diseases Surveillance System. **Statistics in Medicine**, v. 18, n. 23, p. 3309-19, 1999.

VASCONCELOS, P. F. C. et al. Epidemia de dengue em Ipuçara e Prado, Bahia, Inquérito soro-epidemiológico, **Revista da Sociedade Brasileira de Medicina Tropical**, São Paulo, v. 33, n. 1, p. 61-67, 2000.

WEI, W. S., **Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods**. Addison-Wesley Publishing Company, 1989.

WEI, W. S. **Time series analysis: Univariate and Multivariate Methods**. Second edition, 2<sup>a</sup> ed., p.634, 1990.

WHEELWRIGHT, S.; MAKRIDAKIS, S. **Forecasting methods for management**. New York: J. Wiley, p. 392, 1998.

WILDER-SMITH, A.; EARNEST, A.; TAN, S. B.; GUBLER, D. J.; Lack of association of dengue activity with haze. **Epidemiol Infect**, v. 138, n. 7, p. 962-7, 2010.

WONGKOON, S; POLLAR, M; JAROENSUTASINEE, M; JAROENSUTASINEE, K. **Predicting DHF incidence in Northern Thailand using time series analysis technique.** Proc World Acad of Sci Eng Technol, v. 26, p. 216-20, 2007.

WU, PC; GUO, H.R; LUNG, S.C; LIN, C.Y; S.U, H.J. Weather as an effective predictor for occurrence of dengue fever in Taiwan. **Acta Tropica**, Jul, v.103, n. 1, p. 50-7, 2007.

ZAIDI, A. A.; SCHNELL, D. J.; REYNOLDS, G. H.. **Time series analysis of syphilis surveillance data.** Statistics in Medicine, v. 8, n.3, p.353-62; discussion 363, 1989.

# **ANEXOS**

## ANEXO A

Área urbana, segundo os bairros, no Município de Belém-2000

<b>BAIRRO</b>	<b>ÁREA (m<sup>2</sup>)</b>	<b>BAIRRO</b>	<b>ÁREA (m<sup>2</sup>)</b>
AEROPORTO	445 535,77	MARACAJÁ	3 686 545,77
ÁGUA BOA	1 457 434,97	MARACANGALHA	1 992 248,89
ÁGUAS LINDAS	2 965 537,18	MARAHU	2 654 162,31
ÁGUAS NEGRAS	5 051 773,40	MARAMBAIA	5 031 826,44
AGULHA	1 226 717,64	MARCO	4 892 342,76
ARIRAMBA	3 759 311,56	MIRAMAR	1 473 826,70
AURÁ	6 843 907,58	MURUBIRA	2 187 298,06
BAIA DO SOL	7 519 386,79	NATAL DO MURUBIRA	505 996,39
BARREIRO	927 538,50	NAZARÉ	1 513 220,68
BATISTA CAMPOS	1 427 103,94	PARACURI	2 531 604,32
BENGUI	1 972 917,21	PARAÍSO	2 255 141,08
BONFIM	6 433 548,53	PARQUE GUAJARÁ	5 586 455,87
BRASÍLIA	2 776 779,05	PARQUE VERDE	5 096 805,11
CABANAGEM	1 696 729,77	PEDREIRA	3 683 443,68
CAMPINA	1 028 070,54	PONTA GROSSA	1 276 765,74
CAMPINA DE ICOARACI	2 364 371,80	PORTO ARTHUR	277 396,30
CANUDOS	777 342,98	PRAIA GRANDE	550 293,47
CARANANDUBA	3 482 425,97	PRATINHA	3 284 216,02
CARUARA	2 879 281,80	REDUTO	821 708,22
CASTANHEIRA	2 117 566,02	SACRAMENTA	2 373 269,32
CHAPÉU VIRADO	1 299 455,63	SAO BRÁS	1 626 307,10
CIDADE VELHA	1 257 903,54	SÃO CLEMENTE	1 189 804,51
CONDOR	1 708 833,70	SÃO FRANCISCO	2 364 078,69
COQUEIRO	6 864 064,81	SÃO JOÃO DO OUTEIRO	5 587 524,05
CREMAÇÃO	1 475 146,50	SOUZA	4 113 028,44
CRUZEIRO	1 537 148,25	SUCURIJUQUARA	7 596 748,42
CURIÓ-UTINGA	29 766 416,25	TAPANÃ	9 993 490,81
FAROL	897 298,92	TELÉGRAFO	2 223 212,35
FÁTIMA	618 915,00	TENONÉ	6 580 588,99
GUAMÁ	4 175 366,80	TERRA FIRME	2 436 550,85
GUANABARA	710 061,34	UMARIZAL	2 629 543,36
ITAITEUA	2 112 567,15	UMA	888 206,36
JURUNAS	2 358 215,92	UNIVERSITÁRIO	4 573 905,45
MANGUEIRÃO	6 118 967,77	VAL-DE-CANS	8 764 774,13
MANGUEIRAS	4 185 424,06	VILA	1 445 985,77
MARACACUERA	6 997 995,12		

Fonte: Adaptado, Companhia Desenvolvimento e Administração da Área de Belém – CODEM.



## ANEXO B

Dados da série histórica para Casos de Dengue-2007 à 2011.

<b>CASOS</b>					
	<b>2007</b>	<b>2008</b>	<b>2009</b>	<b>2010</b>	<b>2011</b>
<b>JAN</b>	370	575	312	147	455
<b>FEV</b>	592	464	531	290	685
<b>MAR</b>	1210	589	727	685	670
<b>ABR</b>	1090	675	453	505	430
<b>MAI</b>	336	254	207	458	293
<b>JUN</b>	119	141	196	444	211
<b>JUL</b>	122	86	144	309	172
<b>AGO</b>	116	78	106	403	221
<b>SET</b>	190	88	113	352	190
<b>OUT</b>	249	135	91	291	160
<b>NOV</b>	229	241	80	352	342
<b>DEZ</b>	243	133	50	276	347
<b>TOTAL</b>	<b>4866</b>	<b>3459</b>	<b>3010</b>	<b>4512</b>	<b>4176</b>

Fonte:SinanNet

Dados da série histórica para Precipitação-2007 à 2011

<b>PRECIPITAÇÃO</b>					
	<b>2007</b>	<b>2008</b>	<b>2009</b>	<b>2010</b>	<b>2011</b>
<b>JAN</b>	306,9	532,2	354,5	452,3	520,3
<b>FEV</b>	442,9	450,8	422	359,7	332,4
<b>MAR</b>	419,8	457,4	582,3	296,8	490,9
<b>ABR</b>	459,7	505,1	489,9	450,4	579,4
<b>MAI</b>	265,9	308,1	436,6	403	477,3
<b>JUN</b>	219,9	299	317,3	176,3	241,5
<b>JUL</b>	196,4	108,9	193,1	132,1	195,3
<b>AGO</b>	135,3	151,5	92,7	188,1	179,4
<b>SET</b>	96,9	109,6	134,1	95,5	60,3
<b>OUT</b>	168,9	110,6	142,3	152,1	139,1
<b>NOV</b>	119,1	135,2	45,1	134,2	174,6
<b>DEZ</b>	454,5	171,2	253,7	224,8	201,7
<b>TOTAL</b>	<b>3286,2</b>	<b>3339,6</b>	<b>3463,6</b>	<b>3065,3</b>	<b>3592,2</b>

Fonte: INMET

## ANEXO C

Tabela 51 - Número de ocorrências e taxa de incidência de dengue (TID) por 100.000 habitantes na área urbana de Belém no período de 2007 à 2011

BAIRROS	2007-2011		BAIRROS	2007-2011	
	TOTAL DE CASOS	TID		TOTAL DE CASOS	TID
MARCO	1668	2457	ARIRAMBA	181	9047
GUAMA	1528	1524	CASTANHEIRA	179	703
PEDREIRA	1304	1802	SAO FRANCISCO	142	5807
TAPANA	979	1496	PONTA GROSSA	141	1042
MARAMBAIA	903	1325	CRUZEIRO	137	1147
TELEGRAFO	892	1998	AGUAS LINDAS	133	814
JURUNAS	800	1202	MARACAJA	130	3950
SACRAMENTA	786	1699	MARACACUERA	127	967
UMARIZAL	627	2005	REDUTO	125	1836
FATIMA	488	14597	BRASILIA	116	1927
CREMACAO	479	1484	PARQUE GUAJARA	82	248
TENONE	445	1613	CURIO-UTINGA	81	456
COQUEIRO	408	813	VILA	77	2392
CONDOR	400	907	AGUAS NEGRAS	69	979
TERRA FIRME	399	943	MURUBIRA	63	4353
NAZARE	383	1841	MANGUEIRAS	61	2385
SAO BRAS	375	1815	CAMPINA DE ICOARACI	48	169
BENGUI	370	1224	PRAIA GRANDE	44	6332
CABANAGEM	362	1238	UNA	43	675
CANUDOS	346	2389	GUANABARA	40	2312
SAO JOAO DO OUTEIRO	308	2707	FAROL	38	3961
PARQUE VERDE	295	765	CHAPEU VIRADO	35	2961
PRATINHA	277	1246	ITAITEUA	33	1812
BARREIRO	274	1030	SUCURIJUQUARA	32	3038
AGULHA	267	1330	NATAL DO MURUBIRA	31	2731
CIDADE VELHA	267	2126	AEROPORTO	19	1571
AGUA BOA	263	3268	BAIA DO SOL	17	685
PARACURI	258	36294	MARACANGALHA	12	39
VAL-DE-CANS	234	3420	PARAISO	11	2680
CARANANDUBA	212	3855	PORTO ARTHUR	10	3491
MANGUEIRAO	210	572	MARAHU	2	1368
SOUZA	196	1438	CARUARA	2	369
CAMPINA	192	3099	AURA	2	110
BATISTA CAMPOS	185	924	UNIVERSITÁRIO	1	38

## ANEXO D

Tabela 12 - Número de ocorrências e taxa de incidência de dengue (TID) por 100.000 habitantes na área urbana de Belém para o ano de 2007

BAIRROS	2007		BAIRROS	2007	
	TOTAL DE CASOS	TID		TOTAL DE CASOS	TID
MARCO	417	613	AGULHA	35	174
GUAMA	393	391	CARANANDUBA	33	601
PEDREIRA	362	501	CRUZEIRO	28	233
MARAMBAIA	260	381	BRASILIA	26	432
TELEGRAFO	245	549	PONTA GROSSA	24	177
TAPANA	229	351	ITAITEUA	21	1155
JURUNAS	227	340	GUANABARA	18	1032
SACRAMENTA	173	375	AGUAS LINDAS	18	110
UMARIZAL	157	502	PARACURI	17	170
CREMACAO	134	415	PARQUE GUAJARA	17	52
CONDOR	128	289	CURIO-UTINGA	16	89
TERRA FIRME	123	191	SAO FRANCISCO	15	613
TENONE	112	406	VILA	13	407
NAZARE	112	538	PRAIA GRANDE	12	1719
CANUDOS	106	727	MARACAJA	11	334
CIDADE VELHA	94	747	UNA	9	140
SAO BRAS	94	454	CHAPEU VIRADO	7	583
BARREIRO	90	338	MURUBIRA	7	491
BENGUI	85	281	BAIA DO SOL	7	279
ARIRAMBA	71	3554	MARACACUERA	7	53
SOUZA	71	521	AGUAS NEGRAS	6	85
SAO JOAO DO OUTEIRO	69	607	AEROPORTO	4	332
COQUEIRO	68	137	MARAHU	2	1368
PARQUE VERDE	67	174	PORTO ARTHUR	2	690
CABANAGEM	67	229	FAROL	2	207
BATISTA CAMPOS	64	320	NATAL DO MURUBIRA	2	175
CAMPINA	60	969	MANGUEIRAS	2	78
AGUA BOA	59	730	MARACANGALHA	2	6
FATIMA	59	450	PARAISO	1	328
CASTANHEIRA	55	216	SUCURIJUQUARA	1	94
REDUTO	48	706	CAMPINA DE ICOARACI	1	4
MANGUEIRAO	40	109	AURA	0	0
VAL-DE-CANS	38	552	CARUARA	0	0
PRATINHA	37	167	UNIVERSITARIO	0	0

## ANEXO E

Tabela 13 - Número de ocorrências e taxa de incidência de dengue (TID) por 100.000 habitantes na área urbana de Belém para o ano de 2008

BAIRROS	2008		BAIRROS	2008	
	TOTAL DE CASOS	TID		TOTAL DE CASOS	TID
MARCO	285	412	COQUEIRO	41	85
GUAMA	217	209	ARIRAMBA	37	1823
PEDREIRA	196	266	AGUAS LINDAS	35	224
MARAMBAIA	167	242	CIDADE VELHA	33	257
SACRAMENTA	145	307	CRUZEIRO	31	253
TELEGRAFO	143	314	MARACAJA	29	888
TAPANA	130	202	SAO FRANCISCO	26	1062
UMARIZAL	101	316	SOUZA	26	187
JURUNAS	98	144	BRASILIA	25	415
FATIMA	96	709	CAMPINA DE ICOARACI	24	84
CABANAGEM	81	269	PONTA GROSSA	23	168
CREMACAO	70	213	CURIO-UTINGA	16	86
AGULHA	69	341	SUCURIJUQUARA	15	1425
TENONE	69	267	MANGUEIRAS	15	634
BENGUI	66	215	UNA	14	224
NAZARE	68	324	PARQUE GUAJARA	14	44
MANGUEIRAO	68	184	MURUBIRA	12	876
PARQUE VERDE	63	165	REDUTO	12	170
TERRA FIRME	63	95	NATAL DO MURUBIRA	8	684
AGUA BOA	61	782	AGUAS NEGRAS	8	111
VAL-DE-CANS	58	855	GUANABARA	7	381
SAO JOAO DO OUTEIRO	57	523	PRAIA GRANDE	6	899
SAO BRAS	58	274	AEROPORTO	6	491
PARACURI	52	518	PARAISO	3	1004
CONDOR	51	113	FAROL	3	291
CARANANDUBA	50	906	PORTO ARTHUR	2	681
CAMPINA	48	773	BAIA DO SOL	2	78
CANUDOS	46	306	CARUARA	1	172
BARREIRO	46	171	AURA	1	55
BATISTA CAMPOS	45	220	CHAPEU VIRADO	1	82
PRATINHA	43	196	ITAITEUA	1	57
VILA	41	1248	MARACANGALHA	1	3
MARACACUERA	41	320	UNIVERSITÁRIO	0	0
CASTANHEIRA	41	157	MARAHU	0	0

## ANEXO F

Tabela 14 - Número de ocorrências e taxa de incidência de dengue (TID) por 100.000 habitantes na área urbana de Belém para o ano de 2009

BAIRROS	2009		BAIRROS	2009	
	TOTAL DE CASOS	TID		TOTAL DE CASOS	TID
GUAMA	259	242	MARACAJA	27	834
MARCO	253	360	PARACURI	26	258
PEDREIRA	227	302	CIDADE VELHA	26	199
SACRAMENTA	136	282	ARIRAMBA	24	1166
TELEGRAFO	134	288	PONTA GROSSA	23	166
FATIMA	129	11813	AGUAS LINDAS	21	140
MARAMBAIA	128	184	REDUTO	19	261
JURUNAS	107	155	CAMPINA DE ICOARACI	15	51
UMARIZAL	101	310	CURIO-UTINGA	13	67
TAPANA	86	136	CRUZEIRO	12	96
CREMACAO	70	209	SUCURIJUQUARA	11	1053
TERRA FIRME	68	100	PARQUE GUAJARA	11	36
VAL-DE-CANS	66	986	BRASILIA	10	166
SAO BRAS	57	264	MARACACUERA	7	56
CARANANDUBA	54	974	VILA	6	178
NAZARE	53	251	UNA	6	99
BENGUI	52	167	AGUAS NEGRAS	6	83
PARQUE VERDE	50	132	PRAIA GRANDE	5	782
TENONE	46	190	MANGUEIRAS	4	182
CABANAGEM	46	149	AEROPORTO	3	242
CONDOR	46	100	CHAPEU VIRADO	3	241
SAO FRANCISCO	45	1837	GUANABARA	3	156
MANGUEIRAO	44	118	FAROL	3	22
CANUDOS	37	239	PARAISO	2	683
COQUEIRO	37	78	NATAL DO MURUBIRA	2	168
CAMPINA	36	578	CARUARA	1	197
AGUA BOA	35	464	ITAITEUA	1	60
SAO JOAO DO OUTEIRO	34	325	AURA	1	55
AGULHA	32	157	BAIA DO SOL	1	38
BARREIRO	32	117	UNIVERSITÁRIO	0	0
SOUZA	28	199	MARACANGALHA	0	0
PRATINHA	29	133	MARAHU	0	0
BATISTA CAMPOS	28	134	MURUBIRA	0	0
CASTANHEIRA	28	105	PORTO ARTHUR	0	0

## ANEXO G

Tabela 15 - Número de ocorrências e taxa de incidência de dengue (TID) por 100.000 habitantes na área urbana de Belém para o ano de 2010

BAIRROS	2010		BAIRROS	2010	
	TOTAL DE CASOS	TID		TOTAL DE CASOS	TID
MARCO	412	626	CIDADE VELHA	40	330
GUAMA	366	387	AGULHA	41	208
TAPANA	264	396	CAMPINA	36	585
PEDREIRA	215	309	PONTA GROSSA	33	249
MARAMBAIA	195	292	SAO FRANCISCO	31	1272
JURUNAS	185	286	SOUZA	30	227
TELEGRAFO	154	359	CURIO-UTINGA	30	180
UMARIZAL	139	462	ARIRAMBA	30	1545
FATIMA	137	1106	MARACAJA	27	807
SACRAMENTA	135	304	PARQUE GUAJARA	29	83
TERRA FIRME	131	213	FAROL	22	2585
COQUEIRO	130	251	CHAPEU VIRADO	17	1467
PARQUE VERDE	104	266	VILA	17	559
SAO BRAS	103	517	REDUTO	16	251
NAZARE	95	463	MURUBIRA	15	987
CREMACAO	92	294	MARACACUERA	15	110
CONDOR	92	215	MANGUEIRAS	11	386
CANUDOS	86	623	AGUAS NEGRAS	10	145
TENONE	77	253	NATAL DO MURUBIRA	9	820
CABANAGEM	65	234	GUANABARA	9	567
SAO JOAO DO OUTEIRO	64	527	BAIA DO SOL	7	290
VAL-DE-CANS	60	853	PORTO ARTHUR	6	2120
MANGUEIRAO	57	157	CAMPINA DE ICOARACI	6	22
PARACURI	56	564	SUCURIJUQUARA	4	372
CRUZEIRO	56	481	UNA	4	59
PRATINHA	54	239	PRAIA GRANDE	3	401
CARANANDUBA	51	937	MARACANGALHA	3	10
AGUAS LINDAS	48	274	PARAISO	2	635
CASTANHEIRA	48	197	AEROPORTO	2	171
BARREIRO	48	185	CARUARA	0	0
BENGUI	48	163	MARAHU	0	0
AGUA BOA	47	550	AURA	0	0
BRASILIA	42	698	UNIVERSITÁRIO	0	0
BATISTA CAMPOS	42	219	ITAITEUA	0	0

## ANEXO H

Tabela 16 - Número de ocorrências e taxa de incidência de dengue (TID) por 100.000 habitantes na área urbana de Belém para o ano de 2011

BAIRROS	2011		BAIRROS	2011	
	TOTAL DE CASOS	TID		TOTAL DE CASOS	TID
PEDREIRA	304	425	MURUBIRA	29	1999
MARCO	301	446	SAO FRANCISCO	25	1023
GUAMA	293	296	CARANANDUBA	24	438
TAPANA	270	412	ARIRAMBA	19	958
TERRA FIRME	218	343	PRAIA GRANDE	18	2532
TELEGRAFO	216	489	BRASILIA	13	216
SACRAMENTA	197	431	CAMPINA	12	194
JURUNAS	183	276	VAL-DE-CANS	12	173
MARAMBAIA	153	226	AGUAS LINDAS	11	66
TENONE	141	498	PARQUE GUAJARA	11	33
COQUEIRO	132	263	PARQUE VERDE	11	28
UMARIZAL	129	416	NATAL DO MURUBIRA	10	884
BENGUI	119	397	ITAITEUA	10	541
PRATINHA	114	511	UNA	10	154
CREMACAO	113	353	CRUZEIRO	10	84
PARACURI	107	34785	FAROL	8	856
CABANAGEM	103	357	CHAPEU VIRADO	7	588
AGULHA	90	451	CASTANHEIRA	7	28
SAO JOAO DO OUTEIRO	84	726	CURIO-UTINGA	6	34
CONDOR	83	189	BATISTA CAMPOS	6	30
CIDADE VELHA	74	593	MARACANGALHA	6	19
CANUDOS	71	494	AEROPORTO	4	335
FATIMA	67	518	GUANABARA	3	176
SAO BRAS	63	307	PARAISO	3	30
AGUA BOA	61	743	CAMPINA DE ICOARACI	2	7
BARREIRO	58	219	SUCURIJUQUARA	1	94
MARACACUERA	57	429	UNIVERSITARIO	1	38
NAZARE	55	265	MANGUEIRAO	1	3
SOUZA	41	303	AURA	0	0
AGUAS NEGRAS	39	555	CARUARA	0	0
PONTA GROSSA	38	282	MARAHU	0	0
MARACAJA	36	1087	PORTO ARTHUR	0	0
REDUTO	30	448	VILA	0	0
MANGUEIRAS	29	1104	BAIA DO SOL	0	0