

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E DA NATUREZA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM MODELOS DE DECISÃO E SAÚDE
DEPARTAMENTO DE ESTATÍSTICA

RENATA GRIGORIO SILVA GOMES

**MODELAGEM DA INCIDÊNCIA DO DENGUE ATRAVÉS DE ASPECTOS
CLIMÁTICOS, ENTOMOLÓGICOS E SÓCIO-DEMOGRÁFICOS NO MUNICÍPIO
DE JOÃO PESSOA, PARAÍBA**

João Pessoa

2011

RENATA GRIGORIO SILVA GOMES

MODELAGEM DA INCIDÊNCIA DO DENGUE ATRAVÉS DE ASPECTOS CLIMÁTICOS, ENTOMOLÓGICOS E SÓCIO-DEMOGRÁFICOS NO MUNICÍPIO DE JOÃO PESSOA, PARAÍBA

Dissertação apresentada como requisito para a obtenção do grau de mestre em Modelos de Decisão e Saúde pela Universidade Federal da Paraíba, sob orientação dos Professores Doutores Ronei Marcos de Moraes e Rodrigo Pinheiro Vianna.

João Pessoa

2011

G633m Gomes, Renata Grigorio Silva.

Modelagem da incidência do dengue através de aspectos climáticos,
entomológicos e sócio-demográficos no município de João Pessoa, Paraíba / Renata
Grigorio Silva Gomes. - - João Pessoa: [s.n.], 2011.

134f. : il.

Orientador: Ronei Marcos de Moraes.

Orientador: Rodrigo Pinheiro Vianna.

Dissertação (Mestrado) – UFPB/CCS/CCEN.

1. Dengue. 2. Mudanças Climáticas. 3. Tomada de decisão.

UFPB/BC

CDU: 616.936(043)

FOLHA DE APROVAÇÃO

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Modelos de Decisão e Saúde da Universidade Federal da Paraíba.

Aprovado em: ____/____/____.

MEMBROS DA BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Ronei Marcos de Moraes
UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA - UFPB

Prof.^a Dr. Rodrigo Pinheiro Vianna
UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA

Prof. Dr. Eufrásio de Andrade Lima Neto
UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA

Prof.^a Dra. Jordana de Almeida Nogueira
UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA

Prof.^o Dr. Augusto Cesar Noronha Rodrigues Galeão
LABORATÓRIO NACIONAL DE COMPUTAÇÃO CIENTÍFICA - LNCC

DEDICATÓRIA

À DEUS

*por me conduzir ao longo dessa caminhada,
sempre me dando forças para não desistir jamais.*

AGRADECIMENTOS ESPECIAIS

Ao Prof. Dr. Ronei Marcos de Moraes, que com sua firmeza, amizade e competência me acompanhou ao longo dessa jornada, me dando a oportunidade de compartilhar e aprender através de sua experiência pessoal e profissional.

Ao Prof. Dr. Rodrigo Toledo Vianna, pelas valiosas contribuições na elaboração desse trabalho e por me inspirar sempre persistência e confiança.

AGRADECIMENTOS

Aos integrantes do LEAPIG, pela troca de experiência ao longo da realização desse estudo.

Aos amigos do mestrado: Alana, Amanda, Ana Karla, Azufla, Danilson, Fábio, Gutenberg, Italla e Kerle. Compartilhar conhecimentos e vivências com vocês fez de mim uma pessoa melhor.

Às minhas amigas Elma, Juliana, Danielly Cristina, Eveline, Christiana e Brunna, por estarmos sempre juntos na concretização desse sonho ao apoiarmo-nos na busca para atenuar nossos anseios, conflitos e vontades.

Aos amigos Rafaela, Diego, Emeline, Thaís, Julyana, e Tássia pelo carinho e paciência dispensados, sempre com palavras de entusiasmo e incentivo.

A todos os meus familiares, em especial a tia Maria Nilza por cantar canções divertidas enquanto finalizava este texto. Isso me ajudou bastante!

A todas as pessoas que direta, ou indiretamente, estiveram presentes na minha vida, me apoiando para a concretização desse sonho.

“Empenhar-se ativamente para alcançar determinada meta dá a vida significado e substância.”

(Bruce Lee)

RESUMO

Mudanças climáticas vêm acompanhadas de alterações ecológicas que influenciam as populações humanas. Desde que os efeitos das mudanças climáticas começaram a ser divulgados, cresceu a preocupação dos pesquisadores com as questões ambientais e com o impacto dessas mudanças sobre ecossistemas. Os impactos na saúde humana decorrentes do efeito das mudanças climáticas também tem sido objeto de estudo e por isso nos últimos anos, diversos modelos têm sido propostos para explicar os impactos destas mudanças na saúde humana. O objetivo deste estudo foi avaliar o impacto das variações climáticas sobre a proliferação de vetores transmissores do vírus do Dengue no município de João Pessoa, Paraíba e propor um modelo de decisão sobre a proliferação de vetores transmissores do vírus do Dengue no município de João Pessoa, Paraíba. Trata-se de um estudo do tipo observacional e foi desenvolvido em três etapas distintas: análise descritiva dos dados, análise dos modelos existentes e geração de um modelo de decisão para a incidência de Dengue. Este estudo verificou que o aumento da precipitação e umidade relativa do ar junto com a diminuição da temperatura, velocidade do vento e duração da luz do dia influem no aumento dos criadouros e da infestação dos mosquitos adultos do *Aedes aegypti* como no aumento da incidência do Dengue deste município. Quanto aos efeitos causados pelo *El Niño/La Niña*, a relação deste fenômeno sobre a epidemiologia do Dengue neste município foi evidenciada sobre o clima local, o ciclo do vetor *Aedes aegypti* e o aumento de sua incidência no município. O modelo de decisão *fuzzy* proposto realizou de forma adequada à identificação de períodos sob risco de epidemia através dos conjuntos de regras elaborados constitui-se um mecanismo de alerta importante para a identificação de período sob risco de epidemias neste município.

Palavras-chave: Dengue, Mudanças climáticas, Tomada de Decisão

ABSTRACT

Climate alterations have been accompanied by ecological changes affecting human populations. From the time when climate change effects began to be disclosed, it has been increased researchers' concerns on environmental issues and on the impact of these changes on ecosystems. The impacts on human health caused by climate change effect have also been studied and therefore, in recent years, several models have been proposed to explain such impact. This study aimed to evaluate the impact of climatic variations on the proliferation of vectors which transmit the dengue virus in the city of Joao Pessoa, Paraiba, and also to propose a decision model on the proliferation of vectors which transmit the dengue virus in the city of Joao Pessoa, Paraiba. This was an observational study, conducted in three different stages: descriptive data analysis, analysis of existing models and creation of a decision model on the incidence of dengue. This study has found that an increase in air precipitation and relative humidity along with a decrease of temperature, wind speed and duration of daylight may lead to an increase in breeding and infestation of *Aedes aegypti* adult mosquitoes as well as to an increased incidence of dengue in the above mentioned municipality. As regards the effects caused by El Niño / La Niña, the relation of this phenomenon to the epidemiology of dengue in that city has been evidence on the local climate, cycle of the *Aedes aegypti* mosquito and on the increase in its incidence. The fuzzy decision model proposed has properly performed the identification of periods at epidemic risk through sets of prepared rules. Thus, it constitutes an important warning mechanism for identifying periods at epidemic risk in that municipality.

Index Terms: Dengue, Climate change, Decision making

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1: Limite Superior da Incidência Normal, Limite Inferior da Incidência Normal, Faixa de Incidência Normal Esperada e Faixa Endêmica.	20
FIGURA 2: Componentes da Curva Epidêmica.	22
FIGURA 3: Localização do município de João Pessoa, PB.	31
FIGURA 4 - Modelo de inferência <i>fuzzy</i> de Mamdani.	70
FIGURA 5: Funções de pertinência triangular e trapezoidal.	71
FIGURA 6: Série mensal da incidência de Dengue no município de João Pessoa, PB entre os meses de Janeiro de 2001 à Dezembro de 2009.	74
FIGURA 7: Incidência de Dengue no município de João Pessoa, PB entre os anos de 2002 à 2009 segundo o mês.	75
FIGURA 8: Curva Epidêmica de Dengue do município de João Pessoa, PB.	76
FIGURA 9: Curva Epidêmica e série mensal da incidência de Dengue do município de João Pessoa, PB durante o período de Janeiro de 2001 à Dezembro de 2009.	78
FIGURA 10: Distribuição mensal do Índice de Breteau no município de João Pessoa, PB, durante o período de Janeiro de 2002 à Dezembro de 2009.	79
FIGURA 11: Distribuição mensal do Índice de Infestação Predial no município de João Pessoa, PB, durante o período de Janeiro de 2002 à Dezembro de 2009.	80
FIGURA 12: Distribuição mensal do Índice de Recipiente no município de João Pessoa, PB, durante o período de Janeiro de 2002 à Dezembro de 2009.	81
FIGURA 13: Série Mensal da Temperatura da Superfície do Mar do litoral do município de João Pessoa, PB, referente ao período de Janeiro de 2001 à Dezembro de 2009.	84
FIGURA 14: Série Mensal das Anomalias da Temperatura da Superfície do Mar do litoral do município de João Pessoa, PB, referente ao período de Janeiro de 2001 à Dezembro de 2009.	85
FIGURA 15: Resíduos do modelo ARIMA(1,0,3) proposto.	98
FIGURA 16: Gráfico da série mensal da incidência de Dengue no município de João Pessoa, PB durante o período de Janeiro de 2001 à Dezembro de 2009 (em azul) e prevista (em vermelho) pelo modelo ARIMA(1,0,3).	99
FIGURA 17: Gráfico da série mensal transformada da incidência de Dengue no município de João Pessoa, PB (em preto) e prevista (em vermelho) pelo modelo ARIMA(1,0,3).	100

FIGURA 18: Resíduos do modelo SARIMA(2,1,3)(0,0,1) ₁₂ proposto.	101
FIGURA 19: Gráfico da série mensal da incidência de Dengue no município de João Pessoa, PB durante o período de Janeiro de 2001 à Dezembro de 2009 (em azul) e prevista (em vermelho) pelo modelo SARIMA(2,1,3)(0,0,1) ₁₂ .	102
FIGURA 20: Gráfico da série mensal transformada da incidência de Dengue no município de João Pessoa, PB (em preto) e prevista (em vermelho) pelo modelo SARIMA(2,1,3)(0,0,1) ₁₂ .	103
FIGURA 21: Resíduos do modelo final ajustado.	105
FIGURA 22: Gráfico da incidência de Dengue (transformação Boxcox; $\lambda=0,3$) do município de João Pessoa, PB (em preto) e estimada (em vermelho) pelo modelo ajustado.	106
FIGURA 23: Funções de pertinência da variável de entrada “ <i>Media Mensal da Umidade Relativa do Ar</i> ”.	110
FIGURA 24: Funções de pertinência da variável de entrada “ <i>Média Mensal da Temperatura da Superfície do Mar</i> ”.	110
FIGURA 25: Funções de pertinência da variável de saída “ <i>Incidência de Dengue</i> ”.	110
FIGURA 26: Superfície de Decisão para a Incidência de Dengue, fixado o valor das variáveis “ <i>Media Mensal da Umidade Relativa do Ar</i> ” e “ <i>Média Mensal das Temperaturas Mínimas</i> ”.	111
FIGURA 27: Resultado do modelo <i>fuzzy</i> para a incidência de Dengue no município de João Pessoa em período endêmico. Dados do teste (média mensal da umidade relativa do ar=72,68%, média mensal temperatura da superfície do mar =26,89 °C).	112
FIGURA 28: Resultado do modelo <i>fuzzy</i> para a incidência de Dengue no município de João Pessoa em período com risco de epidemia. Dados do teste (média mensal da umidade relativa do ar=78,88%, média mensal temperatura da superfície do mar =27,73 °C).	112
FIGURA 29: Resultado do modelo <i>fuzzy</i> para a incidência de Dengue no município de João Pessoa em período com epidemia. Dados do teste (média mensal da umidade relativa do ar=78,88%, média mensal temperatura da superfície do mar =28,75 °C).	113

LISTA DE TABELAS

TABELA 1: Principais <i>t</i> -normas e <i>t</i> -conormas.	69
TABELA 2: Principais operadores de implicação.	72
TABELA 3: Incidência Média Mensal, Desvio-padrão e Limites Máximos e Mínimos Esperados de Dengue no município de João Pessoa, Paraíba, 2001 a 2009.	76
TABELA 4: Medidas descritivas das variáveis climáticas do município de João Pessoa, PB, medidas entre os meses de Janeiro de 2002 à Dezembro de 2009.	83
TABELA 5: Teste de normalidade aplicado às variáveis utilizadas no estudo.	87
TABELA 6: Testes de correlação – Ciclos Solares versus Variáveis Climáticas.	89
TABELA 7: Testes de correlação – Incidência do Dengue versus Indicadores Entomológicos, Ciclos Solares e Variáveis Climáticas.	91
TABELA 8: Testes de correlação – Indicadores Entomológicos versus Dados Ciclos Solares e Variáveis Climáticas.	93
TABELA 9: Testes de correlação – Temperatura da Superfície do Mar versus Incidência do Dengue, Indicadores Entomológicos, Ciclos Solares e Variáveis Climáticas.	95
TABELA 10: Coeficientes estimados para o modelo ARIMA(1,0,3) da série de incidência de Dengue.	97
TABELA 11: Comparação dos valores reais com os valores previstos do modelo ARIMA(1,0,3) da série de incidência de Dengue.	99
TABELA 12: Coeficientes estimados para o modelo SARIMA(2,1,3)(0,0,1) ₁₂ da série de incidência de Dengue.	100
TABELA 13: Comparação dos valores reais com os valores previstos do modelo SARIMA (2,1,3; 0,0,1) ₁₂ da série de incidência de Dengue.	102
TABELA 14: Medidas de erros para os modelos ARIMA(1,0,3) e SARIMA(2,1,3)(0,0,1) ₁₂ ajustados.	103
TABELA 15: Modelo final ajustado para a Incidência de Dengue (transformação <i>Boxcox</i> ; $\lambda=0,3$) no município de João Pessoa, PB.	104
TABELA 16: Definição lingüística dos conjuntos <i>fuzzy</i> para a elaboração das variáveis <i>fuzzy</i> deste estudo.	108
TABELA 17: Universo de discurso das variáveis de entrada do sistema <i>fuzzy</i> .	109
TABELA 18: Universo de discurso das variáveis de saída do sistema <i>fuzzy</i> .	109

Sumário

1. INTRODUÇÃO.....	16
DENGUE	17
2. OBJETIVO	19
OBJETIVO GERAL:	19
OBJETIVOS ESPECÍFICOS:	19
3. REFERENCIAL TEÓRICO.....	20
3.1. ASPECTOS EPIDEMIOLÓGICOS NA TRANSMISSÃO DE DOENÇAS.....	20
3.2. DOENÇAS TRANSMISSÍVEIS	23
3.3. BIOLOGIA, ECOLOGIA E ASPECTOS EPIDEMIOLÓGICOS DO DENGUE.....	24
3.4. MUDANÇAS CLIMÁTICAS E MODELOS CLIMÁTICOS	27
3.5. MUDANÇAS CLIMÁTICAS E SAÚDE HUMANA	27
3.6. MODELOS PREDITIVOS E O DENGUE	28
4. PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS	32
4.1. ÁREA DE ESTUDO	32
4.2. CARACTERIZAÇÃO DO ESTUDO	32
4.3. DADOS UTILIZADOS	33
4.4. TESTES E MODELOS ESTATÍSTICOS UTILIZADOS	38
4.4.1. TESTE DE NORMALIDADE.....	39
4.4.2. TESTES DE CORRELAÇÃO	40
4.4.3. ANÁLISE DE SÉRIES TEMPORAIS	42
4.4.4. REGRESSÃO LINEAR.....	64
4.4.5. LÓGICA FUZZY.....	68
5. RESULTADOS	75
5.1. ANÁLISE DESCRITIVA DOS DADOS	75
5.1.1. INCIDÊNCIA DO DENGUE NO MUNICÍPIO DE JOÃO PESSOA, PB.....	75
5.1.2. CURVA EPIDÊMICA DO DENGUE DO MUNICÍPIO DE JOÃO PESSOA, PB ..	76
5.1.3. DADOS ENTOMOLÓGICOS	80
5.1.4. DADOS CLIMÁTICOS.....	82
5.1.5. TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE DO MAR	85

5.1.6. NORMALIDADE DOS DADOS	87
5.1.7. TESTES DE CORRELAÇÃO	89
5.2. ANÁLISE DOS MODELOS PREDITIVOS PARA A INCIDÊNCIA DE DENGUE .	98
<i>MODELO DE SÉRIES TEMPORAIS PARA A INCIDÊNCIA MENSAL DE DENGUE NO MUNICÍPIO DE JOÃO PESSOA, PB.....</i>	98
<i>MODELO DE REGRESSÃO LINEAR PARA DESCREVER A INCIDÊNCIA DE DENGUE NO MUNICÍPIO DE JOÃO PESSOA, PB.....</i>	105
5.3. MODELO DE DECISÃO FUZZY PARA INCIDÊNCIA DO DENGUE.....	108
6. DISCUSSÃO	115
7. CONSIDERAÇÕES FINAIS	118
8. BIBLIOGRAFIA	119
ANEXOS	129

1. INTRODUÇÃO

As doenças transmitidas por vetores aparecem como um dos principais problemas de saúde pública principalmente em países de clima tropical, onde são mais frequentes (BARCELLOS *et al.*, 2009). O ciclo de vida dos vetores assim como dos hospedeiros que participam da cadeia de transmissão de doenças estão fortemente relacionados à dinâmica ambiental dos ecossistemas onde se localizam (VAN LIESHOUT *et al.*, 2004; HAY *et al.*, 2000; DOBSON e CARPER, 1992) além de também estarem relacionados com fatores ambientais (vegetação, clima, hidrologia), sócio-demográficos (migrações, urbanização e densidade populacional), biológicos (ciclo vital dos insetos vetores de agentes infecciosos), médico-sociais (estado imunológico da população; efetividade dos sistemas locais de saúde e dos programas específicos de controle de doenças, etc.) e a história da doença no local (ROGERS e RANDOLPH, 2006; ZHOU *et al.*, 2004; WORLD HEALTH ORGANIZATION, 2003). Centrando a atenção para os impactos causados pelas mudanças climáticas, estimulou-se uma crescente preocupação no meio científico originada a partir da observação de que a saúde da população se relacionava com os efeitos das mudanças climáticas provenientes de alterações na temperatura e/ou mudança no regime pluviométrico de uma região (CONFALONIERI, 2008; KOELLE *et al.*, 2005; PATZ *et al.*, 2005; KOVATS, 2005; SUTHERST, 2004; KOVATS, 2003; VIOLA, 2002; KOVATS, 2000; LINTHICUM, 1999; PATZ *et al.*, 1998; KOOPMAN, 1991).

Com relação às doenças causadas por vetores, como o caso do Dengue, destacam-se duas vertentes na literatura. A primeira vertente afirma que a distribuição geográfica dos casos destas doenças é resultado dos fatores climáticos e das atividades humanas (REITER, 2001). Já a segunda vertente afirma que somente o clima é fator decisivo para a determinação da distribuição destas doenças (HAY *et al.*, 2000.). Devido a estas divergências conceituais, este estudo apresenta uma análise sobre o impacto das variações climáticas sobre a proliferação de vetores transmissores do vírus do Dengue no município de João Pessoa, PB tomando por base a primeira vertente.

DENGUE

Considerado um dos principais problemas de saúde pública mundial, a Dengue é uma doença infecciosa causada pelo vírus da família *Flaviviridae* que é transmitida principalmente pelos mosquitos *Aedes aegypti* e *Aedes albopictus* nas regiões tropicais e subtropicais do mundo (WORLD HEALTH ORGANIZATION, 2000). Os primeiros relatos históricos sobre esta doença no mundo mencionam o final do século XVIII na Ilha de Java (sudoeste asiático), na Filadélfia (Estados Unidos) e no Cairo e Alexandria (Egito). No Brasil, existem registros de epidemias de Dengue no Estado de São Paulo, que ocorreram nos anos de 1851/1853 e 1916 e em Niterói/RJ em 1923 (BRASIL, 2001).

Sensível ao clima, o vetor transmissor desta doença é influenciado pela temperatura, chuva, umidade, vento e a duração da luz do dia. Estes fatores afetam diretamente a taxa de reprodução e mortalidade dos vetores, sendo responsáveis por sua distribuição em escala geográfica e influenciando no número de criadouros disponíveis. Tais fatores também influenciam, indiretamente, na frequência de alimentação do vetor e o período de incubação do vírus (BLISS e JR GILL, 1993; WATTS, 1987; FOCKS *et al.*, 1993; FOCKS, 2003; RUEDA *et al.*, 1990).

Em 2002, Glasser e Gomes analisaram a sobreposição de fatores climáticos e a distribuição das populações de *Aedes aegypti* e de *Aedes albopictus* no estado de São Paulo no período de 1985 a 1995 e verificaram elevada associação entre a temperatura e o estabelecimento de *Aedes aegypti*. O percentual de municípios onde a espécie se estabeleceu e a velocidade de ocupação de novos municípios foi maior nas áreas onde a faixa de temperatura foi mais elevada (GLASSER e GOMES, 2002).

Resultados de um estudo realizado no estado do Paraná demonstraram que as altas temperaturas, a alta umidade relativa do ar, o tempo de duração da estação do verão ou das condições de calor e a umidade relativa do ar favoreciam a proliferação dos mosquitos. Destacaram-se entre os fatores favoráveis à proliferação de mosquitos a permanência de altos índices de umidade relativa do ar (superior a 70%; FERREIRA, 2003).

Apesar de influenciados por fatores climáticos, a ligação entre as condições meteorológicas e a transmissão do Dengue ainda não é clara em algumas partes do mundo. Apesar das mudanças climáticas afetarem o meio ambiente onde estão presentes os vetores transmissores desta doença, estes não são os únicos fatores que podem influenciar sua existência (HOOP e FOLEY, 2001). O aumento da urbanização em todo o mundo (GITHEKO, 2000; DONALÍSIO, 1999), a expansão agrícola (PATZ, 2002), o desmatamento,

como também a influência de fenômenos climáticos como o *El Niño/La Niña* podem modificar a epidemiologia da doença. Em especial o fenômeno *El Niño/La Niña* tem sido considerado um dos fenômenos climáticos mais importantes associados com alterações do ciclo de vetores causadores de diversas doenças (CHECKLEY, 2000; HALES, 2002; LIPP, HUG e COLWELL, 2002; MABASO *et al.*, 2007; MORAES NETO, BARBOSA e ARAÚJO, 2007). Outros fatores controversos sobre a relação das condições meteorológicas e a transmissão do Dengue se remetem a particularidades regionais encontradas em diversas partes do mundo, inclusive no Brasil: os micro-climas e as ilhas de calor, bem como as desigualdades localizadas da oferta de serviços de saneamento ambiental e disponibilidade de água (SAN PEDRO, 2009; PATZ *et al.*, 2005; PATZ, 2002).

2. OBJETIVO

OBJETIVO GERAL:

- Avaliar o impacto das variações climáticas sobre a proliferação de vetores transmissores do vírus do Dengue no município de João Pessoa, Paraíba, através da proposição de um modelo de decisão.

OBJETIVOS ESPECÍFICOS:

- Detectar as variáveis que possuem relação com a proliferação de vetores transmissores do vírus do Dengue;
- Verificar o quanto às variações climáticas afetam a proliferação de vetores transmissores do vírus do Dengue;
- Verificar se a proliferação dos vetores transmissores do vírus do Dengue, resultantes das variações climáticas, influi no aumento de sua incidência no município;
- Gerar um modelo que expresse todas estas inter-relações tendo como variável independente a incidência do Dengue neste município.

3. REFERENCIAL TEÓRICO

3.1. ASPECTOS EPIDEMIOLÓGICOS NA TRANSMISSÃO DE DOENÇAS

Uma determinada doença, que afete ou possa vir a afetar uma população, pode ser caracterizada como em nível endêmico, epidêmico, presente com casos esporádicos ou inexistentes (ROUQUAYROL, 2003). Segundo Rouquayrol (2003) denomina-se *endemia* a ocorrência coletiva de uma determinada doença que, no decorrer de um longo período histórico, acometendo sistematicamente grupos humanos distribuídos em espaços delimitados e caracterizados, mantém sua incidência constante, sendo permitidas as flutuações de valores, tais como as variações sazonais. Refere-se à doença habitualmente presente entre membros de um determinado grupo, em uma determinada área.

A distinção entre o comportamento endêmico ou epidêmico de uma dada doença fica estabelecida com base em critérios relativos que permitem ou não, distinguir a presença da doença numa região tanto em nível endêmico como epidêmico (MEDRONHO, 2009). Pode-se destacar a utilização dos seguintes critérios:

- Limite Superior da Incidência Normal:

Conjunto formado pelas medidas de incidência mensais máximas, calculadas para todo um ciclo de variação (anual por ex.) e unidas sob a forma de uma linha poligonal. Funciona como limite superior da incidência normal em um nível de probabilidade preestabelecido (Ver Figura 1).

- Limite Inferior da Incidência Normal:

Conjunto formado pelas medidas de incidência mensais mínimas, calculadas para todo um ciclo de variação (anual, por exemplo) e unidas sob a forma de uma linha poligonal. Funciona como limite inferior da incidência normal em um nível de probabilidade preestabelecido (Ver Figura 1).

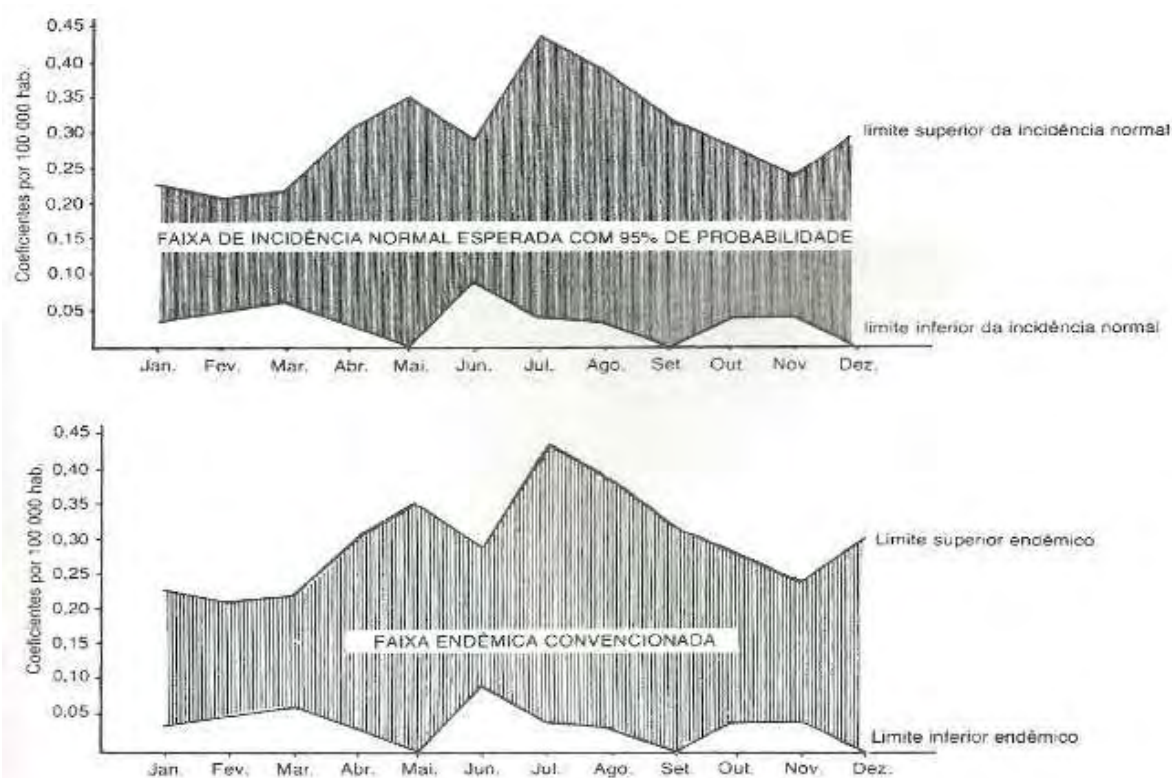
- Faixa de Incidência Normal Esperada:

Faixa delimitada pelos limites superior e inferior da incidência normal. Mantida a estrutura epidemiológica sem alteração, é de se esperar que 95% dos coeficientes de

incidência observáveis ao longo de um ciclo deverão se situar dentro desta faixa (Ver Figura 1).

- Faixa Endêmica

Consiste no espaço onde as medidas de incidência podem flutuar sem que delas possa inferir ter havido qualquer alteração sistêmica na estrutura epidemiológica do processo saúde-doença considerada (Ver Figura 1).



FONTE: ROUQUAYROL, 2003.

FIGURA 1: Limite Superior da Incidência Normal, Limite Inferior da Incidência Normal, Faixa de Incidência Normal Esperada e Faixa Endêmica.

Vale ressaltar que nível endêmico é uma medida de incidência cujos valores se situem abaixo do limite superior da faixa endêmica. Já nível epidêmico são medidas de incidência cujos valores se situem acima do limite superior da faixa endêmica (ROUQUAYROL, 2003).

Curva Epidêmica

Um dos métodos utilizados para a verificação de ocorrência de uma epidemia se dá através da curva epidêmica que consiste em uma representação gráfica de uma situação epidêmica (ROUQUAYROL, 2003). Esta curva é caracterizada por alguns aspectos:

a) Incremento Inicial de Casos

Ocorre nos eventos em que o processo saúde-doença passa de uma situação endêmica preexistente para uma situação epidêmica. Com a situação ainda em nível endêmico, observa-se um incremento do número de casos com o coeficiente de incidência tendendo para o limite superior endêmico (Ver Figura 2).

b) Egressão

Tem seu marco inicial no surgimento dos primeiros casos e termina quando a incidência for nula ou quando o processo se estabilizar segundo um dado patamar de endemicidade, caracterizando uma endemia (Ver Figura 2).

c) Progressão

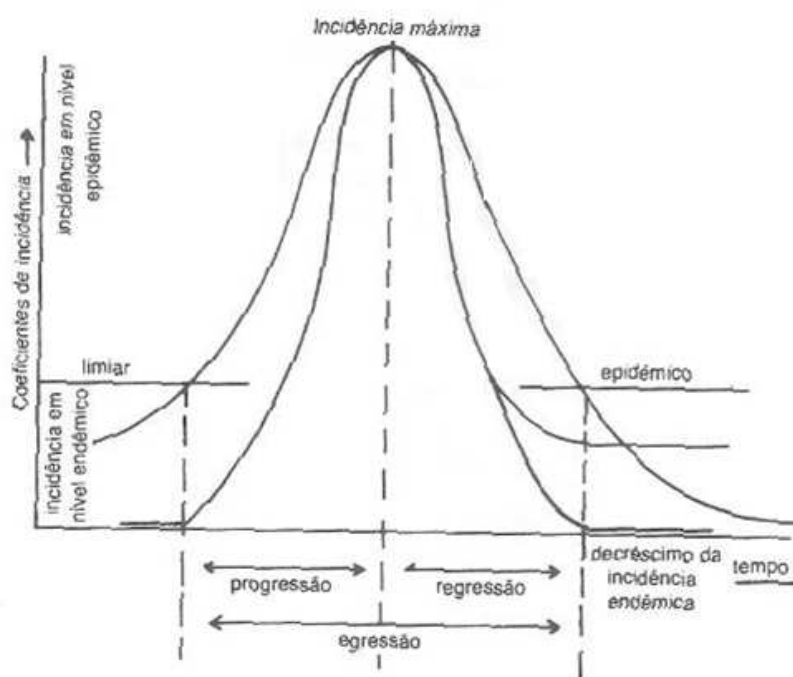
Estabelecida a epidemia, o crescimento progressivo da incidência caracteriza a fase inicial do processo. Esta primeira etapa, descrita pelo ramo ascendente da curva epidêmica, termina quando o processo epidêmico atinge seu clímax (Ver Figura 2).

d) Regressão

É a última fase na evolução de uma epidemia. A partir desta etapa, o processo de massa tende a retornar aos valores iniciais de incidência, estabilizar-se em patamar endêmico, abaixo ou acima do patamar inicial ou regredir até incidência nula, incluída aí a erradicação (Ver Figura 2).

e) Decréscimo da Incidência Endêmica

Quando o processo regride em nível endêmico e as ações de controle e vigilância continuam, a endemicidade pode ser levada a patamares baixos que os vigentes antes da eclosão da ocorrência epidêmica (Ver Figura 2).



FONTE: ROUQUAYROL, 2003.

FIGURA 2: Componentes da Curva Epidêmica.

3.2. DOENÇAS TRANSMISSÍVEIS

De acordo com Rouquayrol (2003), as doenças transmissíveis constituem importante causa de morte e afligem milhões de pessoas em numerosas regiões do mundo, especialmente em países subdesenvolvidos. O termo “Doença” pode ser definido como um “desajustamento” ou uma falha nos mecanismos de adaptação do organismo ou uma ausência de reação aos estímulos a cuja ação está exposta. O processo conduz a uma perturbação da estrutura ou da função de um órgão, ou de um sistema ou de todo o organismo ou de suas funções vitais” (ROUQUAYROL, 2003).

A história natural da doença mostra que em um estado inicial de saúde, passa-se a uma situação interativa na qual o organismo sadio se encontra em presença de agentes patogênicos ou de fatores de risco que virão a perturbar sua normalidade ou contribuir para tanto. A partir do estado inicial, se seguem outros até o estado avançado da doença onde ocorrem alterações irreversíveis da morfologia, podendo evoluir para invalidez total ou parcial, ou para a morte (GORDIS, 2009).

As doenças sob o ponto de vista do mecanismo etiológico pertencem a duas categorias: doenças infecciosas e doenças não-infecciosas. Segundo a Organização Pan-

americana de Saúde (ROUQUAYROL, 2003), doença infecciosa é a *doença clinicamente manifesta do homem ou dos animais, resultante de uma infecção*. Já as doenças não-infecciosas são *todas aquelas que não resultam de infecção*. Sob o aspecto de duração, as doenças são tidas como crônicas ou agudas. Doenças crônicas são *aquelas que se desenrolam em longo prazo*. Já as doenças agudas são *aquelas de possuem curta duração que se desenrolam em curto prazo de tempo* (ROUQUAYROL, 2003). Segundo a Organização Pan-Americana de Saúde (1983), doença transmissível é *“qualquer doença causada por um agente infeccioso específico, ou seus produtos tóxicos, que se manifesta pela transmissão deste agente ou de seus produtos, de uma pessoa ou animal infectado ou de um reservatório a um hospedeiro susceptível, direta ou indiretamente por meio de um hospedeiro intermediário, de natureza vegetal ou animal, de um vetor ou de um meio ambiente inanimado”*.

3.3. BIOLOGIA, ECOLOGIA E ASPECTOS EPIDEMIOLÓGICOS DO DENGUE

Modo de Transmissão

A transmissão ocorre quando a fêmea da espécie vetor se contamina ao picar um indivíduo infectado que se encontra na fase virêmica da doença, tornando-se, após um período de 10 a 14 dias, capaz de transmitir o vírus por toda sua vida através de suas picadas. As infecções pelo vírus do Dengue causam desde a forma clássica (sintomática ou assintomática) à febre hemorrágica do Dengue (FHD).

Na forma clássica, a doença é de baixa letalidade, mesmo sem tratamento específico. No entanto, incapacita temporariamente as pessoas para o trabalho. Na Dengue Hemorrágica a febre é alta, com manifestações hemorrágicas, hepatomegalia e insuficiência circulatória. A letalidade é significativamente maior do que na forma clássica, dependendo da capacidade de atendimento médico-hospitalar da localidade.

Biologia do Aedes aegypti

O *Aedes aegypti* pertence ao RAMO *Arthropoda* (pés articulados), CLASSE *Hexapoda* (três pares de patas), ORDEM *Diptera* (um par de asas anterior funcional e um par posterior transformado em halteres), FAMÍLIA *Culicidae*, GÊNERO *Aedes* (BRASIL, 2001). Consiste em uma espécie tropical e subtropical, encontrada em todo mundo, geralmente entre

as latitudes 35°N e 35°S e em regiões com até 1.000 metros de altitude (DONALÍSIO E GLASSER, 2002; WORLD HEALTH ORGANIZATION, 2000).

Por sua estreita associação com o homem, o *Aedes aegypti* é, essencialmente, mosquito urbano, encontrado em maior abundância em cidades, vilas e povoados (WORLD HEALTH ORGANIZATION, 2000). Os mosquitos se desenvolvem através de metamorfose completa e o ciclo de vida do *Aedes aegypti* compreende quatro fases: ovo, larva (quatro estágios larvários), pupa e adulto.

Ovo

Os ovos do *Aedes aegypti* medem aproximadamente 1mm de comprimento possuindo contorno alongado e fusiforme (BRASIL, 2001). São depositados pela fêmea, individualmente, nas paredes internas dos depósitos que servem como criadouros, próximos à superfície da água. A fecundação se dá durante a postura e o desenvolvimento do embrião se completa em 48 horas, em condições favoráveis de umidade e temperatura (BRASIL, 2001).

Larva

As larvas do *Aedes aegypti* possuem quatro estágios evolutivos. A duração da fase larvária depende da temperatura, disponibilidade de alimento e densidade das larvas no criadouro. Em condições ótimas, o período entre a eclosão e a pupação pode não exceder a cinco dias (BRASIL, 2001).

A larva do *Aedes aegypti* é composta estruturalmente por cabeça, tórax e abdômen. O abdômen é dividido em oito segmentos. O segmento posterior e anal do abdômen tem quatro brânquias lobuladas para regulação osmótica e um sifão ou tubo de ar para a respiração na superfície da água. O sifão é curto, grosso e mais escuro que o corpo. Para respirar, a larva vem à superfície, onde fica em posição quase vertical. Movimenta-se em forma de serpente, fazendo um S em seu deslocamento e é sensível a movimentos bruscos na água onde sob feixe de luz, desloca-se com rapidez, buscando refúgio no fundo do recipiente (BRASIL, 2001).

Pupa

A pupa do *Aedes aegypti* é dividida em cefalotórax e abdômen. A cabeça e o tórax são unidos, constituindo a porção chamada cefalotórax. A pupa tem um par de tubos respiratórios que atravessam a água e permitem a respiração (BRASIL, 2001). É nesta fase que ocorre a

metamorfose do estágio larval para o adulto. Quando inativas se mantêm na superfície da água, flutuando, o que facilita a emergência do inseto adulto. O estado pupal dura, geralmente, de dois a três dias.

Adulto

O *Aedes aegypti* adulto representa a fase reprodutora do inseto. Como ocorre com grande parte dos insetos alados, o adulto representa importante fase de dispersão. Nessa fase, é escuro, com faixas brancas nas bases dos segmentos tarsais e um desenho em forma de lira no mesonoto. O macho se distingue essencialmente da fêmea por possuir antenas plumosas e palpos mais longos (BRASIL, 2001).

Logo após emergir do estágio pupal, o inseto adulto procura pousar sobre as paredes do recipiente, assim permanecendo durante várias horas, o que permite o endurecimento do exoesqueleto, das asas e, no caso dos machos, a rotação da genitália em 180°. Dentro de 24 horas após emergirem, podem acasalar, o que vale para ambos os sexos. O acasalamento geralmente se dá durante o vôo, mas, ocasionalmente, pode se dar sobre uma superfície, vertical ou horizontal. Uma única inseminação é suficiente para fecundar todos os ovos que a fêmea venha a produzir durante sua vida (BRASIL, 2001).

As fêmeas se alimentam mais freqüentemente de sangue, servindo como fonte de repasto a maior parte dos animais vertebrados. O repasto sangüíneo das fêmeas fornece proteínas para o desenvolvimento dos ovos. Ocorre quase sempre durante o dia, nas primeiras horas da manhã e ao anoitecer. O macho alimenta-se de carboidratos extraídos dos vegetais (BRASIL, 2001).

Em geral, a fêmea faz uma postura após cada repasto sangüíneo. O intervalo entre a alimentação sangüínea e a postura é, em regra, de três dias, em condições de temperatura satisfatórias. Com freqüência, a fêmea se alimenta mais de uma vez, entre duas sucessivas posturas, resultando assim na variação de hospedeiros (BRASIL, 2001).

A oviposição se dá mais freqüentemente no fim da tarde onde a fêmea grávida é atraída por recipientes escuros ou sombreados, com superfície áspera, nas quais deposita os ovos. Geralmente prefere água limpa e cristalina ao invés de água suja ou poluída por matéria orgânica (BRASIL, 2001).

É pequena a capacidade de dispersão do *Aedes aegypti* pelo vôo, quando comparada com a de outras espécies. Não é raro que a fêmea passe toda sua vida nas proximidades do local de onde eclodiu, desde que haja hospedeiros. Poucas vezes a dispersão pelo vôo excede

os 100 metros. A dispersão do *Aedes aegypti* a grandes distâncias se dá, geralmente, como resultado do transporte dos ovos e larvas em recipientes (BRASIL, 2001).

Quando não estão em acasalamento, procurando fontes de alimentação ou em dispersão, os mosquitos buscam locais escuros e quietos para repousar. As superfícies preferidas para o repouso são as paredes, mobília, peças de roupas penduradas e mosquiteiros (BRASIL, 2001).

Quando o *Aedes aegypti* está infectado pelo vírus do Dengue ou da febre amarela, pode haver transmissão transovariana destes, de maneira que, em variável percentual, as fêmeas filhas de um espécime portador nascem já infectadas (WORLD HEALTH ORGANIZATION, 2000).

Os *Aedes aegypti* adultos podem permanecer vivos em laboratório durante meses, mas, na natureza, vivem em média de 30 a 35 dias. Com uma mortalidade diária de 10%, a metade dos mosquitos morre durante a primeira semana de vida e 95% durante o primeiro mês (BRASIL, 2001).

3.4. MUDANÇAS CLIMÁTICAS E MODELOS CLIMÁTICOS

Desde que os efeitos das mudanças climáticas começaram a ser divulgados, cresceu a preocupação dos pesquisadores com as questões ambientais e com o impacto dessas mudanças sobre ecossistemas (CONFALONIERI, 2008; BRASIL, 2008; MENDONÇA, 2000). A partir dos anos 80 foram desenvolvidos modelos para explicar a variabilidade de clima ocorrida em várias décadas e avaliar a contribuição de componentes naturais e antropogênicos sobre estas variações (VAN LIESHOUT *et al.*, 2004; HUNTINGFORD *et al.*, 2007; MARENGO, 2007).

3.5. MUDANÇAS CLIMÁTICAS E SAÚDE HUMANA

Os impactos na saúde humana decorrentes do efeito das mudanças climáticas também tem sido objeto de estudo por parte não só das instituições acadêmicas como também de órgãos e programas intergovernamentais especificamente do setor de saúde. Nos últimos anos, assim como foram desenvolvidos modelos de simulação para a previsão de mudanças

climáticas, também foram propostos modelos explicando os impactos destas mudanças na saúde humana. No desenvolvimento destes modelos podem-se destacar duas abordagens principais aos quais estes modelos estão inseridos: Estudos Empíricos e a Modelagem Preditiva.

Estudos Empíricos

Esta primeira abordagem é composta de: estudos espaciais, onde o clima é uma variável explicativa na distribuição da doença ou de seu vetor; estudos temporais, que avaliam os efeitos na saúde da variabilidade climática, ou mudanças de curto prazo na temperatura e precipitação; análises dos impactos na saúde dos eventos extremos isolados; estudos experimentais de laboratório e campo sobre a biologia de vetores e de patógenos e sua regulação pelo tempo e clima; e estudos de intervenção, que investigam a eficácia de medidas de saúde pública para proteger a população dos riscos climáticos (CONFALONIERI, 2008).

Modelagem preditiva

Esta abordagem é a representação quantitativa das relações entre as variáveis de um sistema complexo, que é posteriormente avaliada de acordo com a consistência com os dados empíricos observados, podendo ser de dois tipos básicos: *Modelos biológicos* (que descrevem, no caso das doenças infecciosas, alguns aspectos do processo de transmissão e como eles seriam afetados pela mudança climática) e *Modelos estatísticos* (que procuram ajustar a distribuição atual da doença com as variáveis climáticas conhecidas, no qual são feitas interpolações ou extrapolações dos resultados para se explorar os possíveis impactos futuros do clima; ROGERS e RANDOLPH, 2006).

3.6. MODELOS PREDITIVOS E O DENGUE

Diversos modelos são encontrados na literatura para descrever a dinâmica populacional de vetores e a propagação de epidemias (HAINES, McMICHAEL e EPSTEIN, 2000). Em 1998, Sutherst e colaboradores desenvolveram um modelo de projeção de áreas de risco para Malária (CLIMEX) de acordo com diversos cenários climáticos. Para isso este modelo considera que o clima é um fator dominante que determina o desempenho das espécies e o papel de outras variáveis é expresso dentro dos limites fixados pelo clima (SUTHERST, 1998).

Em 1999, Cox e colaboradores (COX *et al.*, 1999) realizaram um mapeamento de risco de Malária (MARA) em todo o continente africano de forma que este mapeamento deu origem a uma base de dados destinada a estudos das alterações e/ou variabilidade climática. Ainda em 1999, utilizando como base o mapeamento feito por Cox e colaboradores (1999), Craig e colaboradores desenvolveram um modelo climático para explicar a distribuição da Malária no continente africano onde em sua construção utilizou variáveis laboratoriais e entomológicas do mosquito transmissor (CRAIG, SNOW e LE SUEUR, 1999).

Em 2001, Massad e colaboradores estudaram a relação entre o período de incubação intrínseca e o período de duração da viremia do Dengue a fim de se estimar o risco de uma epidemia de febre amarela urbana em uma área infestada pela Dengue. Para isso propuseram um modelo matemático para estimar o número básico de reprodução dos mosquitos para a Dengue de forma a permitir a estimação e conseqüentemente a determinação de possíveis epidemias de febre amarela urbana (MASSAD *et al.*, 2001).

Em 2001, Yang propôs um modelo matemático utilizando análise de sensibilidade para explicar a transmissão da malária em uma comunidade onde foram utilizadas variáveis sócio-ambientais relacionadas com o aquecimento global e variáveis sócio-econômicas locais (YANG, 2001). Para isso aplicou a análise da sensibilidade a um modelo proposto pelo próprio YANG em 2000 para a transmissão de malária em função de vários parâmetros relacionados com a dinâmica populacional e a taxa de reprodução do vetor transmissor (YANG, 2000). Em 2003, Yang analisou a infestação do mosquito *Aedes aegypti* em uma comunidade através de um modelo matemático, considerando o efeito da capacidade de oviposição e da introdução de mecanismos de controle na dinâmica do vetor transmissor desta doença que dependem das condições climáticas locais como também sociais, demográficas e econômicas (YANG, FERREIRA e TERNES, 2003a). Em um novo modelo, buscando avaliar formas de controle do mosquito, analisou-se a dinâmica populacional da interação de uma espécie de inseto-praga com seus inimigos naturais através de um modelo compartimental e determinístico que avaliou também a possibilidade da coexistência entre as espécies e a competição indireta entre os dois inimigos no tempo (YANG, FERREIRA e TERNES, 2003b).

Modelos específicos que tentam explicar a distribuição do Dengue, tanto em âmbito global quanto local, relacionam o clima com a ocorrência do 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 e FOLEY, 2001; KOOPMAN, 1991). Apesar da utilização de variáveis climáticas, é feita a ressalva de que fatores sócio-demográficos devem ser considerados (HOOP e FOLEY, 2001).

Em 1993, Focks e colaboradores desenvolveram um modelo local chamado *The Container-Inhabiting Mosquito Simulation Model* (CIMSIM) que relaciona variáveis climáticas em uma área específica com a distribuição do mosquito *Aedes aegypti* (FOCKS, 2003; FOCKS et al., 1993). O CIMSIM consiste em um modelo de simulação do tempo de vida do mosquito *Aedes aegypti* que fornece estimativas da idade e peso específico de cada fase da vida de um mosquito dentro da área de 1 hectare.

Em 2000, Hoop e Foley apresentaram um modelo global para tentar explicar a relação entre variáveis climáticas com o desenvolvimento, dinâmica populacional e a distribuição do mosquito *Aedes aegypti*. Para isso, compararam os dados obtidos com o modelo com as densidades de mosquitos observadas verificando-se uma boa concordância entre os valores gerados pelo modelo e as densidades de mosquitos observadas (HOOP e FOLEY, 2001). Este modelo baseou-se no modelo CIMSIM desenvolvido por Focks e colaboradores (FOCKS, 2003; FOCKS et al., 1993).

Em 2001, Loh e Song desenvolveram um modelo espacial para explicar a distribuição do mosquito transmissor do 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 do Dengue e a quantidade média de precipitação influenciavam na distribuição espacial de áreas de maior risco para a transmissão desta doença (LOH e SONG, 2001).

Em 2002, Hales e colaboradores desenvolveram um modelo empírico para explicar a distribuição do Dengue utilizando variáveis climáticas relacionadas com a temperatura e umidade relativa do ar. Para a geração deste modelo os autores analisaram as alterações no clima de regiões de fronteira com áreas onde existe a transmissão desta doença, além de analisarem o número de pessoas em risco nestas regiões. Para este modelo ainda foram incorporadas projeções de cenários climáticos através de modelos de circulação global e projeções de populações sob risco de Dengue para as próximas décadas. Como resultados, os autores observaram que a ocorrência das mudanças climáticas de fato pode contribuir na expansão das áreas de transmissão do Dengue em todo o mundo além de aumentar o número de pessoas sob risco de adquirir esta doença (HALES, 2002).

Em 2006, Chowell e Sanchez desenvolveram um modelo descritivo para explicar a incidência do Dengue na cidade de Colima (país do México), baseado em variáveis climáticas como precipitação, evaporação, temperatura média, mínima e máxima. Para isso um modelo de regressão linear múltipla foi ajustado onde a variável dependente foi a incidência de Dengue. Como resultado foi observado que as variáveis utilizadas neste estudo apresentaram-se fortemente relacionadas com a incidência do Dengue (CHOWELL e SANCHEZ, 2006).

Em 2007, Chowell e colaboradores desenvolveram um modelo preditivo para a taxa de reprodução do Dengue a partir de dados espaciais da epidemia também na cidade de Colima, México. Para isso os autores utilizaram duas metodologias: a primeira utilizava um modelo padrão de epidemia de Dengue com a hipótese de um crescimento exponencial da epidemia. A segunda metodologia utilizava um modelo para a epidemia do Dengue que não considerava a fase inicial da curva de epidemia de Dengue e a hipótese de crescimento da epidemia ser exponencial (CHOWELL *et al.*, 2007).

Em 2007, Souza e colaboradores apresentaram um estudo para tentar explicar a incidência do Dengue no Estado da Paraíba através do uso de modelos de defasagem distribuída. As variáveis utilizadas foram a precipitação e o número de municípios com casos de Dengue notificados (SOUZA, VIANNA e MORAES, 2007).

Em 2008, Lima e colaboradores apresentaram um método para a previsão da distribuição espacial de novos casos de Dengue nos Estados de 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 e GOMES FILHO, 2008).

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).

4. PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

4.1. ÁREA DE ESTUDO

Este estudo abrange o município de João Pessoa, capital do Estado da Paraíba. Este município possui área aproximada de 421 Km² e está localizado entre as coordenadas geográficas 34° 48' 18" a 34° 50' 35" de longitude oeste e 07° 09' 17" a 07° 10' 38" latitude sul. A Figura 3 a seguir localiza a área de estudo em âmbito nacional.

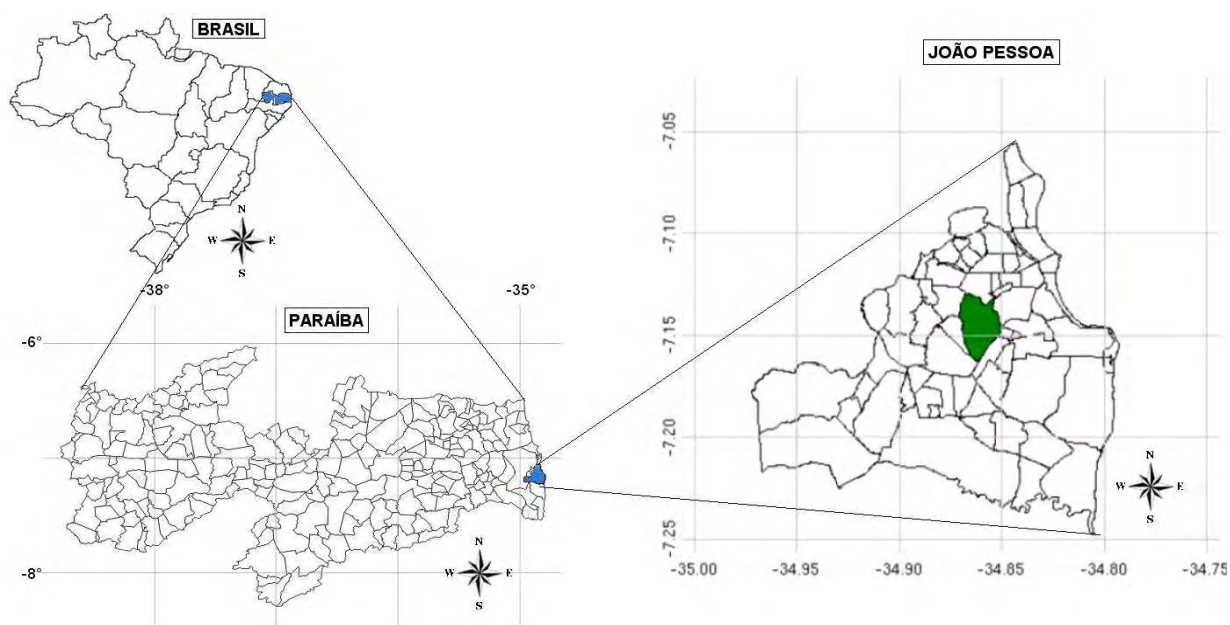


FIGURA 3: Localização do município de João Pessoa, PB.

4.2. CARACTERIZAÇÃO DO ESTUDO

O estudo realizado foi do tipo observacional e foi desenvolvido em três etapas distintas: análise exploratória dos dados, análise dos modelos existentes e criação de um modelo de decisão para a incidência de Dengue. Na etapa de análise exploratória dos dados foram avaliadas todas as variáveis presentes neste estudo a fim de se identificar as relações existentes com o ciclo do mosquito transmissor do Dengue e a sua incidência. Para isso, foi

realizado o cálculo das medidas descritivas (mínimo, máximo, média aritmética), geração de gráficos para as variáveis, testada a normalidade dos dados e utilizados testes de correlação a fim de se quantificar o grau de intensidade da associação entre estas variáveis.

Na etapa de análise dos modelos existentes, foram verificados os modelos disponíveis na literatura que poderiam ser utilizados para descrever a incidência do Dengue no município de João Pessoa, Paraíba (FOCKS, 2003; FOCKS *et al.*, 1993; HOOP e FOLEY, 2001; LOH e SONG, 2001; HALES, 2002; CHOWELL *et al.*, 2007; SOUZA, VIANNA e MORAES, 2007; LIMA, FIRMINO e GOMES FILHO, 2008; FULLER *et al.*, 2009). De acordo com a qualidade dos dados, observada através da análise descritiva, foram testados apenas os modelos desenvolvidos a partir da teoria de Séries Temporais Univariadas e Modelo Normal Linear (CHOWELL e SANCHEZ, 2006; PROMPROU *et al.*, 2006).

Após a análise dos modelos existentes, foi criado um modelo de decisão a fim de expressar a incidência do Dengue no município de João Pessoa, Paraíba. O modelo utilizado foi construído a partir dos resultados obtidos com a avaliação dos modelos testados nas etapas de análise exploratória dos dados e dos modelos existentes na literatura.

Para todo o estudo foi considerado o nível de significância de 5%. Para a geração dos resultados apresentados neste estudo foi utilizado o *software* R (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2006), versão 2.9.0, e o módulo *Fuzzy Logic Toolbox* do *software* Matlab (MATHWORKS, 2010) versão 7.6.0.

4.3. DADOS UTILIZADOS

Incidência dos Casos de Dengue Notificados

Neste estudo foram utilizados os dados mensais da incidência dos casos notificados de Dengue no município de João Pessoa referentes ao período de Janeiro de 2001 à Dezembro de 2009. Os dados utilizados foram obtidos junto à Secretaria Municipal de Saúde do Município de João Pessoa (SMS-JP) através do banco de dados de notificações do Dengue do Sistema de Informação de Agravos de Notificação (SINAN).

A obtenção dos coeficientes de incidência mensal dos casos notificados de Dengue do município de João Pessoa se deu através da razão entre o número de casos notificados no município e a população do mesmo, no respectivo período. Para seu cálculo, utilizou-se o

método geométrico descrito por Spiegelman (1968) na projeção da população em cada ano do estudo, tomando-se por base a contagem populacional do Censo de 2000 e 2007. Para isso, calculou-se a taxa de crescimento (r_t) através da expressão (1):

$$r_t = \left[\frac{Pop(t+\Delta t)}{P(t)} \right]^{\frac{1}{\Delta t}} - 1 \quad (1)$$

onde: $P(t)$ é a população no tempo t ; $Pop(t+\Delta t)$ é a população no tempo $t+\Delta t$; t é a data base e Δt é o intervalo entre a data base e a data a ser estimada.

A partir da taxa de crescimento obtida a população foi projetada através da expressão (2):

$$Pop(t+\xi) = P(t)(1+r)^t \quad (2)$$

onde: $Pop(t+\xi)$ corresponde à população projetada para o tempo $t+\xi$.

Dados Entomológicos

Para análise dos dados pertinentes ao vetor transmissor do Dengue foram utilizados os seguintes índices:

- *Índice de Infestação Predial (IIP)*: consiste no percentual de edifícios positivos para larva do mosquito *Aedes aegypti*. Indica o percentual de edifícios infestados com larvas do mosquito *Aedes aegypti* e é dado pela equação (3):

$$IIP = \frac{\text{número de imóveis com } Aedes aegypti}{\text{número de imóveis inspecionados}} \times 100 \quad (3)$$

- *Índice de Breteau (IB)*: consiste no percentual de recipientes positivos com larvas por casa. A priori, tem sido o índice mais usado para estimar a densidade de *Aedes aegypti* e é dado pela seguinte equação (4):

$$IB = \frac{\text{número de depósitos com } Aedes aegypti}{\text{número de imóveis inspecionados}} \times 100 \quad (4)$$

- *Índice de recipiente (IR)*: consiste no percentual de recipientes com água que são positivos para larvas. Este índice considera todo e qualquer recipiente com água, permitindo revelar o percentual de recipientes, com água, que são positivos para larva e pupa de *Aedes aegypti*. É dado pela seguinte equação (5):

$$IR = \frac{\text{número de recipientes positivos para larvas do } Aedes aegypti}{\text{número de recipientes inspecionados}} \times 100 \quad (5)$$

Para o cálculo destes indicadores foram utilizadas informações extraídas na forma de relatórios impressos do SISFAD (Sistema de Informações de Febre Amarela e Dengue) referentes à Pesquisa em imóveis classificados como Pontos Estratégicos (PE) obtidas através da Gerência de Vigilância Ambiental e Zoonose órgão este que é vinculado à Diretoria de Vigilância em Saúde da Secretaria de Saúde do Município de João Pessoa (DVS/GVAZ/NCV/SMS-JP).

Um imóvel é classificado como ponto estratégico quando há concentração de depósitos do tipo preferencial para a desova da fêmea do *Aedes aegypti* ou especialmente vulneráveis a introdução do vetor. Exemplos: cemitérios, borracharias, ferros-velhos, depósitos de sucata ou de materiais de construção, garagens de ônibus e de outros veículos de grande porte.

Dados referentes à pesquisa de domicílios não foram considerados neste estudo devido a utilização das LIRAAs (Levantamento de Índice Rápido *Aedes aegypti*) a partir do ano de 2005 no município. Como todos os dados analisados neste estudo possuem escala mensal e as LIRAAs são realizadas em torno de 3 vezes ao ano, a utilização destes dados foi inviabilizada. Como imóveis classificados como Pontos Estratégicos estão distribuídos por todo o município de João Pessoa, justifica-se a utilização destes dados.

Vale salientar que o LIRAA foi desenvolvido em 2002, para atender a necessidade dos gestores e profissionais que operacionalizam o programa de controle de dengue de dispor de informações entomológicas em um ponto no tempo (antes do início do verão) antecedendo o período de maior transmissão, com vistas ao fortalecimento das ações de combate vetorial nas áreas de maior risco. Trata-se, fundamentalmente, de um método de amostragem que tem

como objetivo principal a obtenção de indicadores entomológicos, de maneira rápida (BRASIL, 2005).

Quanto ao período considerado neste estudo, devido a problemas de incompatibilidade de versões do SISFAD foram utilizados dados mensais referentes ao período de Janeiro de 2002 à Dezembro de 2009.

Dados Climáticos

Os dados climáticos utilizados neste estudo foram referentes ao período de Janeiro de 2001 à Dezembro de 2009 e foram obtidos através das Estações Meteorológicas localizadas no município de João Pessoa. Dentre as estações localizadas no município, foram utilizados dados oriundos da estação do Laboratório de Energia Solar (LES) do Campus I da Universidade Federal da Paraíba e dados da estação pertencente à rede do INMET (Instituto Nacional de Meteorologia). A partir dos dados coletados foi elaborado um banco de dados contendo as seguintes variáveis:

(Dados obtidos junto ao LES)

- Temperatura Média Mensal Medida às 9 horas;
- Temperatura Mínima Mensal Medida às 9 horas;
- Temperatura Média Mensal Medida às 15 horas;
- Temperatura Mínima Mensal Medida às 15 horas;
- Temperatura Média Mensal Medida às 21 horas;
- Temperatura Mínima Mensal Medida às 21 horas;
- Precipitação Acumulada no mês (mm),
- Média Precipitação Acumulada Mensal (mm).

(Dados obtidos junto ao INMET)

- Média Insolação Total por mês (hs);
- Máximo Insolação Total por mês (hs);
- Mínimo Insolação Total por mês (hs);
- Média precipitação total por mês (mm);

- Máximo precipitação total por mês (mm);
- Média Pressão Atmosférica ao nível da estação por mês (média Diária - hPa);
- Máximo Pressão Atmosférica ao nível da estação por mês (média Diária - hPa);
- Mínimo Pressão Atmosférica ao nível da estação por mês (média Diária - hPa);
- Média das temperaturas máximas registradas por mês (°C);
- Máximo das temperaturas máximas registradas por mês (°C);
- Mínimo das temperaturas máximas registradas por mês (°C);
- Média das temperaturas médias compensadas registradas por mês (°C);
- Máximo das temperaturas médias compensadas registradas por mês (°C);
- Mínimo das temperaturas médias compensadas registradas por mês (°C);
- Média das temperaturas mínimas registradas por mês (°C);
- Máximo das temperaturas mínimas registradas por mês (°C);
- Mínimo das temperaturas mínimas registradas por mês (°C);
- Média da umidade relativa do ar registrada por mês (%);
- Máximo da umidade relativa do ar registrada por mês (%);
- Mínimo da umidade relativa do ar registrada por mês (%);
- Média da velocidade do vento registrada por mês (m/s);
- Máximo da velocidade do vento registrada por mês (m/s);
- Mínimo da velocidade do vento registrada por mês (m/s).

Dados Temperatura da Superfície do Mar

Além dos dados climáticos referentes às estações meteorológicas foram utilizados neste estudo informações referentes à temperatura da superfície do mar e de anomalias da temperatura da superfície do mar observados para o litoral do município de João Pessoa (Ver ANEXO 1 e 2). Os dados utilizados foram obtidos através de uma versão *do Comprehensive Atmospheric-Ocean Data Set (COADS)* disponível através do endereço eletrônico: <http://iridl.ldeo.columbia.edu/>

A partir deste endereço eletrônico são disponibilizados arquivos com dados de médias mensais da temperatura da superfície do mar e de anomalias da temperatura da superfície do mar em pontos de grade de 1° x 1° de latitude-longitude para o período de 1945 a 2010 (REYNOLDS *et al.*, 2002). A série histórica utilizada neste estudo foi referente ao período de Janeiro de 2001 à Dezembro de 2009.

Ciclos Solares

Neste estudo foram ainda consideradas as informações referentes aos ciclos solares. Ciclos solares são caracterizados por variações na intensidade do campo magnético do Sol acompanhados respectivamente de uma diminuição e aumento no número de manchas observadas em sua superfície (ALVES e LIRA, 2008; ECHER *et al.*, 2003). Para analisar a influência destes ciclos sobre a proliferação do mosquito transmissor do Dengue e sua incidência no município de João Pessoa neste estudo foram utilizados dados referentes ao número de manchas solares. Por existirem divergências quanto a contagem do número de manchas solares neste estudo foram utilizados dados obtidos através de duas fontes de dados distintas: *Solar and Heliopheric Observatory - SOHO* (endereço eletrônico: <http://sohowww.nascom.nasa.gov/home.html>) e *Space Weather Prediction Center - NOAA* (endereço eletrônico: http://www.swpc.noaa.gov/solar_sites.html).

O período de dados considerado foi referente aos meses de Janeiro de 2001 à Dezembro de 2009 onde foi elaborada uma base de dados compostas das seguintes variáveis:

(Dados obtidos junto ao SOHO)

- Média de Manchas Solares no Mês;
- Número Máximo de Manchas Solares Ocorrida no Mês;
- Número Mediano de Manchas Solares Ocorridas no Mês.

(Dados obtidos junto ao NOAA)

- Média de Manchas Solares no Mês;
- Número Máximo de Manchas Solares Ocorrida no Mês.

4.4. TESTES E MODELOS ESTATÍSTICOS UTILIZADOS

Esta seção apresenta o referencial teórico dos testes e modelos utilizados no desenvolvimento deste estudo nas etapas de análise exploratória dos dados, análise dos modelos existentes e geração de um modelo de decisão para a incidência de Dengue.

4.4.1 TESTE DE NORMALIDADE

Teste de Lilliefors

Este teste é uma derivação do Teste de Aderência de Kolmogorov-Smirnov que pondera os valores centrais e extremos da distribuição (SIEGEL, 1975). Tal teste diz respeito ao grau de concordância entre a distribuição de um conjunto de valores amostrais. Com o nível de significância (p-valor) calculado, pode-se aceitar ou rejeitar a hipótese de que os dados seguem uma distribuição Normal. Seja (6):

$$D = \text{máximo } |F_0 - S_n(X)| \quad (6)$$

onde $F_0(X)$ representa a distribuição da frequência acumulada dos dados, $S_n(X)$ representa a distribuição da frequência acumulada de uma amostra aleatória N observações e D é denominado desvio máximo. Dado o nível de significância $\alpha = 0,05$, se o p-valor for maior que α , aceitamos a hipótese de que os dados seguem uma distribuição normal.

Transformação dos dados

Quando um conjunto de dados não apresenta uma distribuição normal, podemos utilizar algumas transformações objetivando normalizar os dados. Inicialmente pode-se utilizar a radiciação, aplicando-se raiz de ordem dois (quadrada) ou superior.

Outra transformação que pode ser utilizada é a de Box-Cox (DRAPER e SMITH, 1998), que consiste em determinar um parâmetro λ pertencente ao intervalo $[-3, 3]$ que maximize a função (7):

$$Y = \frac{z^\lambda - 1}{\lambda} \quad (7)$$

Não sendo possível encontrar uma distribuição normal após a aplicação de transformações sobre os dados, uma metodologia não paramétrica deve ser empregada.

4.4.2. TESTES DE CORRELAÇÃO

A fim de se quantificar o grau de intensidade da associação linear entre as variáveis analisadas esta seção apresenta os testes de correlação utilizados neste estudo.

Correlação de Pearson

Consiste em um método paramétrico utilizado para verificar a associação linear entre duas variáveis X e Y . Calculado para uma amostra aleatória de n pares de valores $(X_1, Y_1), (X_2, Y_2), \dots, (X_n, Y_n)$ de (X, Y) temos (8):

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (8)$$

O valor de r varia entre -1 a 1 onde: $0,75 \leq r \leq 1$ indica uma correlação forte, $0,50 \leq r < 0,75$ indica uma correlação média, $|r| < 0,5$ indica uma correlação fraca, $r=0$ indica ausência de correlação e $r = \pm 1$ indica uma correlação perfeita.

Para verificar se o coeficiente de correlação r calculado é ou não significativo testa-se as seguintes hipóteses:

$$\begin{cases} H_0: r = 0, \text{ ou seja, não existe associação entre } X \text{ e } Y \\ H_1: r \neq 0, \text{ ou seja, existe associação entre } X \text{ e } Y \end{cases}$$

onde fixado o nível de significância α , calcula-se a estatística do teste (9):

$$t = r \sqrt{\frac{n-2}{1-r^2}} \sim t_{n-2} \quad (9)$$

onde t_{n-2} indica a distribuição t de Student com n-2 graus de liberdade. Rejeita-se H_0 se o valor absoluto de $r \geq t_{(n-2; \alpha/2)}$.

Correlação de Sperman

Consiste em um método não paramétrico para o coeficiente de correlação de Pearson quando este não puder ser usado e mede o grau de associação linear entre duas variáveis medidas, no mínimo, em escala ordinal. Seja uma amostra aleatória de n pares de valores $(X_1, Y_1), (X_2, Y_2), \dots, (X_n, Y_n)$ de (X, Y) onde $R(X_i)$ é o posto de X_i tomado em relação aos outros elementos de X e $R(Y_i)$ é o posto de Y_i tomado em relação aos outros elementos de Y . Calculando a média dos postos, temos:

$$\bar{R}(X) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n R(X_i) = \frac{n+1}{2}$$

e

$$\bar{R}(Y) = \frac{n+1}{2}$$

onde substituindo X_i e Y_i pelos correspondentes postos $R(X_i)$ e $R(Y_i)$ e X e Y pelas correspondentes médias dos postos $\bar{R}(X)$ e $\bar{R}(Y)$ na expressão do coeficiente de correlação de Pearson dado pela equação em (3) temos a equação (10):

$$r_s = \frac{\sum_{i=1}^n \left(R(X_i) - \frac{n+1}{2} \right) \left(R(Y_i) - \frac{n+1}{2} \right)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n \left(R(X_i) - \frac{n+1}{2} \right)^2 \sum_{i=1}^n \left(R(Y_i) - \frac{n+1}{2} \right)^2}} \quad (10)$$

O valor de r_s oscila entre -1 a 1 onde: $0,75 \leq r_s \leq 1$ indica uma correlação forte, $0,50 \leq r_s < 0,75$ indica uma correlação média, $|r_s| < 0,5$ indica uma correlação fraca, $r_s = 0$ indica ausência de correlação e $r_s = \pm 1$ indica uma correlação perfeita.

Para verificar se o coeficiente de correlação r_s calculado é ou não significativo testa-se as seguintes hipóteses:

$$\begin{cases} H_0: r_{\xi} = 0, \text{ ou seja, não existe associação entre } X \text{ e } Y \\ H_1: r_{\xi} \neq 0, \text{ ou seja, existe associação entre } X \text{ e } Y \end{cases}$$

Fixado o nível de significância α , calcula-se a estatística do teste (11):

$$t = r_{\xi} \sqrt{\frac{n-2}{1-r_{\xi}^2}} \sim t_{n-2} \quad (11)$$

onde t_{n-2} indica a distribuição t de Student com n-2 graus de liberdade. Rejeita-se H_0 se o valor absoluto de $r_{\xi} \geq t_{(n-2; \alpha/2)}$.

4.4.3. ANÁLISE DE SÉRIES TEMPORAIS

Série temporal consiste em uma coleção de observações feitas sequencialmente ao longo do tempo (EHLERS, 2007). A característica mais importante deste tipo de dado é que as observações vizinhas são dependentes e o objetivo é analisar e modelar esta dependência.

Uma série temporal é dita ser contínua quando as observações são feitas continuamente no tempo. Definindo o conjunto $T = \{t: t_1 < t < t_2\}$ a série temporal será denotada por $\{X(t) : t \in T\}$. Uma série temporal é dita ser discreta quando as observações são feitas em tempos específicos, geralmente equiespaçados. Definindo o conjunto $T = \{t_1, \dots, t_n\}$ a série temporal será denotada por $\{X_t : t \in T\}$. Por simplicidade pode-se considerar $T = \{1, 2, \dots, n\}$.

Objetivo da análise de séries temporais

Segundo Granger (1977), o objetivo inicial da análise de séries temporais é a realização de inferências. Assim, através da abstração de regularidades contidas nos fenômenos observáveis de uma série temporal existe a possibilidade de se construir um modelo matemático como uma representação simplificada da realidade (BARBANCHO, 1970).

Após a formulação do modelo matemático, obtido pela seleção entre as alternativas de classes de modelos identificadas como apropriadas para essa representação e estimação de

seus parâmetros, é possível utilizá-lo para testar alguma hipótese ou teoria a respeito do mecanismo gerador do processo estocástico e realizar a previsão de valores futuros da série temporal (GRANGER, 1977).

Tendência

Globalmente, uma série pode exibir tendência de crescimento (ou decrescimento) com alguns possíveis padrões (EHLERS, 2007):

- Crescimento linear,
- Crescimento exponencial,
- Crescimento amortecido

Estacionariedade

Uma das suposições mais frequentes a respeito de uma série temporal é a de que ela é estacionária, ou seja, ela se desenvolve no tempo aleatoriamente ao redor de uma média constante, refletindo alguma forma de equilíbrio estável.

De modo geral a maior parte das séries encontradas na prática apresenta alguma forma de não-estacionariedade. Como a maioria dos procedimentos de análise estatística de séries temporais supõe que estas sejam estacionárias, é necessário transformar os dados originais, se estes não forem estacionários. A transformação mais comum consiste em tomar diferenças sucessivas da série original, até se obter uma série estacionária (MORETTIN e TOLOI, 2005).

Teste de Dickey-Fuller para estacionariedade

Basicamente, o teste de raiz unitária Dickey-Fuller (DF) estima a seguinte auto-regressão:

$$\Delta Z_t = (\rho - 1)Z_{t-1} + \varepsilon_t \quad (12)$$

ou,

$$\Delta Z_t = \gamma Z_{t-1} + \varepsilon_t \quad (13)$$

onde $\Delta = (Z_t - Z_{t-1})$, ou seja, é o operador diferença e $\gamma = \rho - 1$. Nesse caso, a hipótese nula (H_0) é de que exista pelo menos uma raiz unitária, logo a variável não é estacionária e $\gamma = 0$. Por sua vez, a hipótese alternativa (H_1) é que a variável seja fracamente estacionária. Neste caso não há nenhuma raiz unitária e conseqüentemente $\gamma < 0$ (MARGARIDO, 2006).

Dado uma amostra Z_t , $t = 1, 2, \dots, n$, o teste de Dickey-Fuller se baseia no estimador de mínimos quadrados:

$$\hat{\rho} = \frac{\sum_{t=2}^n Z_{t-1} Z_t}{\sum_{t=2}^n Z_{t-1}^2} \quad (14)$$

Logo, para testar as hipóteses do modelo, utiliza-se a estatística proposta por Dickey e Fuller (1979), dada por

$$\hat{\tau} = \frac{\hat{\rho} - 1}{S(\hat{\rho})} \quad (15)$$

onde

$$S(\hat{\rho}) = \frac{S}{\left(\sum_{t=2}^n Z_{t-1}^2\right)^{1/2}} \quad (16)$$

e

$$S^2 = \frac{1}{n-2} \sum_{t=2}^n (Z_t - \hat{\rho} Z_{t-1})^2 \quad (17)$$

onde $S(\hat{\rho})$ é o erro padrão de $\hat{\rho}$ e S^2 é o estimador de σ^2 .

Assim, se o valor absoluto da estatística $\hat{\tau}$ estimado para o parâmetro de Z_{t-1} for menor que o valor absoluto da estatística τ , então não há evidências para rejeição da hipótese nula.

Métodos de Previsão de Séries Temporais

Segundo Morettin e Toloi (1981) a previsão de séries temporais não constitui um fim em si, mas um meio de fornecer informações e subsídios para uma conseqüente tomada de decisão, visando atingir determinados objetivos. Os métodos de previsão de séries temporais baseiam suas previsões na extrapolação de características de observações passadas e no inter-

relacionamento entre essas observações, fornecendo previsões acuradas se o futuro apresentar comportamento similar ao passado (WHEELWRIGHT, 1985).

Segundo Wheelwright (1985), os métodos de previsão estão fundamentados na hipótese de que os valores passados possuem informações a respeito do comportamento da série, tal que esse padrão é recorrente no tempo. Existe grande número de métodos de previsão de séries temporais, cada qual com suas capacidades e limitações (WHEELWRIGHT, 1985). A escolha do método de previsão mais adequado depende de alguns fatores, como por exemplo, no conhecimento que se tenha sobre a natureza e o objetivo da análise.

Técnicas Descritivas

Certos padrões de comportamento para séries temporais podem ser descritos utilizando uma representação gráfica dos dados ao longo do tempo, como por exemplo, pontos aberrantes, tendências, sazonalidade ou alterações na estrutura da série. Tendo em vista tais fatores, pode-se afirmar que a análise gráfica é um bom início que antecede a análise da série.

Decomposição Clássica

Em uma série temporal Z_t , $t = 1, 2, 3, \dots, N$, pode-se observar certas propriedades adotando-se uma forma de decomposição que consiste em escrever a série como uma soma de três componentes não observáveis, ou seja,

$$Z_t = T_t + S_t + a_t, \quad (18)$$

onde T_t é a componente de tendência, S_t é a componente de sazonalidade e a_t é uma componente aleatória ou ruído, ou seja, a componente que não pode ser explicada e que espera-se ser aleatória e ainda possui média zero e variância constante igual a σ_a^2 . Podemos destacar também que a componente sazonal se repete a cada intervalo fixo de tempo s , isto é,

$$\dots = S_{t-2s} = S_{t-s} = S_t = S_{t+s} = S_{t+2s} = \dots \quad (19)$$

Portanto, variações periódicas no tempo podem ser observadas através desta componente.

Pode-se estimar uma série livre de sazonalidade se considerarmos um modelo do tipo (18), ou seja, se \hat{S}_t for uma estimativa de S_t , então teremos

$$Z_t^{SA} = Z_t - \hat{S}_t \quad (20)$$

que é a série sazonalmente ajustada. Estimando-se a tendência (T_t) e a sazonalidade (S_t) e posteriormente subtraindo de Z_t teremos uma estimativa de a_t .

Séries com Tendência

Segundo Ehlers (2007), a tendência pode ser observada como uma mudança de longo prazo no nível médio da série. A compreensão de “longo prazo” depende, em parte, do comprimento da série observada. Um exemplo seria as atuais mudanças climáticas, tais como o aquecimento global que podem ser descritas como uma tendência a longo prazo. Ao considerarmos o modelo

$$Z_t = T_t + a_t \quad (21)$$

salientando que existem tendências do tipo global, local, não-lineares, com crescimento exponencial e ainda tendência quadrática. A tendência pode ser estimada através de várias formas, dentre as quais pode-se citar:

- i. através da estimação através de um polinômio;
- ii. através de métodos de suavização;
- iii. obtendo diferenças na série (ΔZ_t);
- iv. através de do método dos mínimos quadrados ponderados.

Logo, a série livre de tendência pode ser escrita com sendo,

$$Y_t = Z_t - \hat{T}_t \quad (22)$$

Métodos de suavização

a) Filtragem (Médias Móveis)

Outra forma de se analisar séries com tendência consiste em fazer uso de um filtro linear, ou seja, a conversão de uma série Z_t em outra série Z_t^* . Logo:

$$Z_t^* = f(Z_t), t = 1, 2, \dots, N, \quad (23)$$

onde o modelo (21), transformado pelo filtro linear (f), é dado por

$$Z_t^* = T_t^* + a_t^*, \quad (24)$$

sendo $T_t^* = f(T_t)$ e $a_t^* = f(a_t)$.

O filtro linear converte a série Z_t através da seguinte operação

$$Z_t^* = \sum_{j=-n}^n c_j Z_{t+j}, t = n + 1, n, \dots, N-n, \quad (25)$$

onde c_j é um conjunto de pesos com $\sum_{j=-n}^n c_j = 1$. Note que há perda de n observações no início e n observações no final da série inicial. Tem-se também que Z_t^* será uma estimativa de tendência no instante t e, neste caso, dizemos que a operação (25) é chamada de médias móveis.

Caso a série temporal apresente aleatoriedade ou pequenas mudanças nos padrões, um número maior de valores pode ser utilizado no cálculo da média móvel. No entanto, se houver pouca flutuação aleatória ou mudança significativa no padrão da série, um número menor de observações deve ser incluído no conjunto de valores empregado na determinação da média móvel.

A situação mais simples é quando os pesos c_j possuem o mesmo valor. Como $\sum_{j=-n}^n c_j = 1$, segue que $c_j = 1/(2n+1)$, para $j = -n, \dots, n$. Neste caso tem-se

$$Z_t^* = \frac{1}{2n+1} \sum_{j=-n}^n Z_{t+j} \quad (26)$$

Note que,

$$Z_t^* = \sum_{j=-n}^n c_j Z_{t+j} = \sum_{j=-n}^n c_j (T_{t+j} + a_{t+j}) = \sum_{j=-n}^n c_j T_{t+j} + \sum_{j=-n}^n c_j a_{t+j}$$

ou seja,

$$Z_t^* = \sum_{j=-n}^n c_j T_{t+j} + a_t^* \quad (27)$$

onde

$$a_t^* = \sum_{j=-n}^n c_j a_{t+j} \quad (28)$$

Como $E(a_t) = 0$, então $E(a_t^*) = 0$. Portanto, temos que

$$E(Z_t^*) = \sum_{j=-n}^n c_j E(T_{t+j}) \approx \sum_{j=-n}^n c_j E(T_t) = T_t = E(Z_t) \quad (29)$$

onde se supomos uma tendência suave, então $T_{t+j} \approx T_t$. Logo a série suavizada e a série original terão praticamente a mesma média em cada tempo t . Além disso, tem-se que

$$Var(a_t^*) = \sigma_a^2 \left(\sum_{j=-n}^n c_j^2 \right) \quad (30)$$

desde que a $Var(a_t)$ seja constante.

Podemos escrever a série livre de tendência como sendo igual a $Y_t = Z_t - Z_t^*$ e $E(Z_t - Z_t^*)$, sendo o viés de estimação expressos por

$$v(t) = T(t) - \sum_{j=-n}^n c_j T_{t+j} \quad (31)$$

b) Diferenciação

Outra maneira de remover uma componente de tendência é fazendo uso de outro tipo de filtro que consiste em tomar um número apropriado de diferenças, ou seja, diferenciar a

série até que a mesma se torne estacionária. Se os dados não possuírem um comportamento sazonal então a primeira diferença em geral se torna suficiente para se ter estacionariedade na série. Se tivermos

$$T_t = \beta_0 + \beta_1 t$$

onde

$$\Delta T_t = T_t - T_{t-1} = (\beta_0 + \beta_1 t) - [\beta_0 + \beta_1(t-1)] = \beta_1$$

ou seja, com uma diferença se elimina uma tendência linear.

Se T_t for dado por $T_t = \beta_0 + \beta_1 t + \dots + \beta_m t^m$, então

$$\Delta^d T_t = \begin{cases} d! \beta_d, & \text{se } m = d \\ 0, & \text{se } m < d \end{cases} \quad (32)$$

Logo, para o modelo $Z_t = T_t + a_t$, teremos

$$\Delta^d Z_t = \Delta^d T_t + \Delta^d a_t, \quad (33)$$

com $\Delta^d T_t$ dado anteriormente e sendo T_t um polinômio de grau m , onde

$$E(\Delta^d Z_t) = \begin{cases} \Delta^d T_t = k, & \text{se } m = d \\ 0, & \text{se } m < d \end{cases} \quad (34)$$

Séries com Sazonalidade

Pode-se definir sazonalidade como sendo um comportamento repetitivo da série a cada s períodos de tempo. Dentre os modelos sazonais, podemos citar os modelos com sazonalidade determinística e sazonalidade estocástica. Além disso, a sazonalidade pode ser apresentada de dois tipos:

- 1) *Sazonalidade aditiva*, quando as flutuações sazonais são mais ou menos constantes, independente do nível global da série.
- 2) *Sazonalidade multiplicativa*, quando dependendo do nível global da série, há uma variação no tamanho das flutuações sazonais.

Ajustar a série para a componente sazonal consiste em estimar S_t e subtrair a série estimada de Z_t no modelo

$$Z_t = T_t + S_t + a_t, t = 1, 2, \dots, N \quad (35)$$

Isto é, o ajustamento sazonal consiste em calcular $Z_t^{SA} = Z_t - \hat{S}_t$.

Método de Box-Jenkins

A metodologia proposta por George Box e Gwilyn Jenkins, mais conhecido por modelos de Box e Jenkins, permite efetuar previsões da série em estudo tomando como base apenas seus valores passados e presentes. Tal procedimento é feito através da correlação temporal existente entre os valores da série, ou seja, como uma série temporal tem os dados coletados seqüencialmente ao longo do tempo, espera-se que ela apresente correlação seriada no tempo.

A previsão realizada pelo método de Box e Jenkins é dada por um conjunto de processos estocásticos denominado auto-regressivos integrados de médias móveis (ARIMA), ou seja, são modelos matemáticos que visam capturar o comportamento da autocorrelação entre os valores da série, e tendo em vista esse comportamento realizar previsões futuras. Vale salientar que, se essa estrutura for bem modelada, fornecerá boas previsões.

Segundo Fava (2000), os modelos ARIMA resultam da combinação de três componentes denominados filtros: o componente auto-regressivo (AR), o filtro de integração (I) e a componente de médias móveis (MA). Uma série pode ser modelada pelos três filtros ou apenas um subconjunto deles, resultando em vários modelos.

No decorrer desta seção serão apresentados alguns operadores, os quais serão listados abaixo para uma melhor compreensão:

- (i) Operador translação para o passado (B)

$$BZ_t = Z_{t-1}, B^m Z_t = Z_{t-m}$$

(ii) Operador translação para o futuro (F)

$$FZ_t = Z_{t+1}, F^m Z_t = Z_{t+m}$$

(iii) Operador diferença (Δ)

$$\Delta Z_t = Z_t - Z_{t-1} = Z_t - BZ_t = (1 - B)Z_t$$

logo

$$\Delta = 1 - B$$

(iv) Operador soma (S)

$$SZ_t = \sum_{j=0}^{\infty} Z_{t-j} = Z_t + Z_{t-1} + Z_{t-2} + \dots = (1 + B + B^2 + \dots)Z_t$$

logo

$$SZ_t = (1 - B)^{-1} Z_t = \Delta^{-1} Z_t$$

então

$$S = \Delta^{-1}$$

Modelos lineares estacionários

Como modelo estacionário define-se aqueles que assumem que o processo está em equilíbrio. Se as médias e a variância de um processo se mantêm constantes e a função de autocovariância depende apenas da defasagem nos instantes de tempo, então esse processo é denominado fracamente estacionário. Um processo é fortemente estacionário se todos os momentos conjuntos são invariantes as translações no tempo.

Processo linear geral

Neste modelo a série será gerada através de um filtro linear, onde a entrada é dada pelo ruído branco, sendo expresso por

$$Z_t = \mu + a_t + \psi_1 a_{t-1} + \psi_2 a_{t-2} + \dots = \mu + \psi(B)a_t, \quad (36)$$

onde

$$\psi(B) = 1 + \psi_1 B + \psi_2 B^2 + \dots \quad (37)$$

denominado de função de transferência do filtro e μ o nível da série.

Se tomarmos $\tilde{Z}_t = Z_t - \mu$, então

$$\tilde{Z}_t = \psi(B)a_t. \quad (38)$$

Temos também que

$$E(Z_t) = E(\mu + a_t + \psi_1 a_{t-1} + \psi_2 a_{t-2} + \dots) = \mu + E(a_t + \psi_1 a_{t-1} + \psi_2 a_{t-2} + \dots)$$

$$E(Z_t) = \mu + E\left(a_t + \sum_{j=1}^{\infty} \psi_j a_{t-j}\right)$$

se $\sum_{j=1}^{\infty} \psi_j$ convergir. Como $E(a_t) = 0$, temos também que $E(Z_t) = \mu$.

A função de autocovariância (γ_j) de Z_t é dada por

$$\gamma_j = \sigma_a^2 \sum_{i=0}^{\infty} \psi_i \psi_{i+j}. \quad (39)$$

No caso particular em que $\psi_0 = 1$, temos a variância de Z_t .

Modelos auto-regressivos (AR)

Em um modelo auto-regressivo, a série de dados históricos Z_t ($t = 1, 2, \dots, N$) é descrita por seus valores passados regredidos e pelo ruído aleatório a_t . Pode-se denotar um modelo AR(p) como:

$$\tilde{Z}_t = \phi_1 \tilde{Z}_{t-1} + \phi_2 \tilde{Z}_{t-2} + \dots + \phi_p \tilde{Z}_{t-p} + a_t \quad (40)$$

Note que os pesos de π_j foram renomeados para ϕ_j . O operador auto-regressivo é dado por

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p \quad (41)$$

logo, o ruído branco é dado por

$$a_t = \phi(B) \tilde{Z}_t \quad (42)$$

Note que o modelo AR(p) possui certa semelhança com um modelo de regressão múltipla, onde os valores passados da série fazem o papel das variáveis independentes.

Modelos de médias móveis (MA)

Um modelo de médias móveis é resultante da combinação do período atual da série com os períodos ocorridos anteriormente mais o ruído branco. Logo, os valores previstos dependem apenas dos erros observados em cada período passado. Podemos representar a estrutura de um modelo de médias móveis de ordem q , ou simplesmente MA(q), por

$$Z_t = \mu + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (43)$$

Como $\tilde{Z}_t = Z_t - \mu$, então temos

$$\tilde{Z}_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) a_t = \theta(B) a_t \quad (44)$$

sendo o operador de médias móveis de ordem q dado por

$$\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q \quad (45)$$

No modelo de médias móveis a função de autocovariância é obtida por

$$\gamma_j = E\left[\tilde{Z}_t \tilde{Z}_{t-j}\right] = E\left[\left(a_t - \sum_{k=1}^q \theta_k a_{t-k}\right)\left(a_{t-j} - \sum_{l=1}^q \theta_l a_{t-j-l}\right)\right]$$

$$\gamma_j = E(a_t a_{t-j}) - \sum_{k=1}^q \theta_k E(a_{t-j} a_{t-k}) - \sum_{l=1}^q \theta_l E(a_t a_{t-j-l}) + \sum_{k=1}^q \sum_{l=1}^q \theta_k \theta_l E(a_{t-k} a_{t-j-l}).$$

Vale salientar que

$$\gamma_a(j) = E(a_t a_{t-j}) = \begin{cases} \sigma_a^2, & j=0 \\ 0, & j \neq 0 \end{cases},$$

logo

$$\gamma_0 = \text{Var}(Z_t) = \sigma_Z^2 = (1 + \theta_1^2 + \theta_2^2 + \dots + \theta_q^2) \sigma_a^2. \quad (46)$$

Então escrevendo a função de autocovariância (*facv*) em função de $\gamma_a(j)$, tem-se

$$\gamma_j = \gamma_a(j) - \sum_{k=1}^q \theta_k \gamma_a(k-j) - \sum_{l=1}^q \theta_l \gamma_a(j+l) + \sum_{k=1}^q \sum_{l=1}^q \theta_k \theta_l \gamma_a(j+l-k),$$

o que nos leva a

$$\gamma_j = \begin{cases} \left(-\theta_j \sum_{l=1}^{q-j} \theta_l \theta_{j+l}\right) \sigma_a^2, & j=0, \\ \left(-\theta_j + \theta_1 \theta_{j+1} + \theta_2 \theta_{j+2} + \dots + \theta_q \theta_{q-j}\right) \sigma_a^2, & j=1, \dots, q, \\ 0, & j > q. \end{cases} \quad (47)$$

Portanto, a partir de (46) e (47) obtém-se a função de autocorrelação, dada por

$$\rho_j = \begin{cases} \frac{-\theta_j + \theta_1 \theta_{j+1} + \theta_2 \theta_{j+2} + \dots + \theta_q \theta_{q-j}}{1 + \theta_1^2 + \theta_2^2 + \dots + \theta_q^2}, & j=1, 2, \dots, q, \\ 0, & j > q. \end{cases} \quad (48)$$

Modelos auto-regressivos de médias móveis (ARMA)

Pode ocorrer o caso em que se faz necessário utilizar uma grande quantidade de parâmetros em um modelo $AR(p)$ ou em um modelo $MA(q)$. Nesse tipo de situação, é mais vantajoso combinar as componentes dos dois modelos, gerando, assim, um modelo denominado $ARMA(p,q)$. Com esta combinação pode-se obter uma representação adequada do problema, com um número menor de parâmetros. Esta junção forma uma classe de modelos úteis e parcimoniosos para a representação dos dados de séries temporais.

O modelo $ARMA(p,q)$ exigirá um número menor de termos e pode ser expresso por

$$\tilde{Z}_t = \phi_1 \tilde{Z}_{t-1} + \dots + \phi_p \tilde{Z}_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}. \quad (49)$$

Os operadores auto-regressivos podem ser escritos da seguinte forma

$$\phi(B) \tilde{Z}_t = \theta(B) a_t. \quad (50)$$

De (49) obtém a seguinte relação

$$\tilde{Z}_t \tilde{Z}_{t-j} = \left(\phi_1 \tilde{Z}_{t-1} + \dots + \phi_p \tilde{Z}_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \right) \tilde{Z}_{t-j}.$$

Aplicando a esperança em ambos os membros, tem-se

$$\gamma_j = E\left(\tilde{Z}_t \tilde{Z}_{t-j}\right) = E\left[\left(\phi_1 \tilde{Z}_{t-1} + \dots + \phi_p \tilde{Z}_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}\right) \tilde{Z}_{t-j}\right],$$

logo

$$\gamma_j = \phi_1 \gamma_{j-1} + \phi_2 \gamma_{j-2} + \dots + \phi_p \gamma_{j-p} + \gamma_{za}(j) - \theta_1 \gamma_{za}(j-1) - \dots - \theta_q \gamma_{za}(j-q), \quad (51)$$

sendo $\gamma_{za}(j)$ a covariância entre Z_t e a_t definida por

$$\gamma_{za}(j) = E\left(a_t \tilde{Z}_{t-j}\right)$$

\tilde{Z}_{t-j} depende apenas de a_t até o tempo $t-j$, logo

$$\gamma_{za}(j) = \begin{cases} = 0, & j > 0 \\ \neq 0, & j \leq 0 \end{cases}$$

e, portanto, (51) é escrito como sendo

$$\gamma_j = \phi_1 \gamma_{j-1} + \phi_2 \gamma_{j-2} + \dots + \phi_p \gamma_{j-p}, \quad j > q \quad (52)$$

A função de autocorrelação (*fac*) é dada por

$$\rho_j = \phi_1 \rho_{j-1} + \phi_2 \rho_{j-2} + \dots + \phi_p \rho_{j-p}, \quad j > q \quad (53)$$

De um modo geral, para um processo ARMA(p,q) estacionário, a função de autocorrelação tem um decaimento exponencial ou oscilatório após a defasagem q enquanto que a *facp* tem o mesmo comportamento após a defasagem p (BOX e JENKINS, 1970).

Função de autocorrelação parcial (facp)

Box, Jenkins e Reinsel (1994) propuseram a utilização de um instrumento cuja finalidade é facilitar o processo de identificação do modelo aos dados observados, ou seja, se os dados se adéquam a um modelo MA(q), a um modelo AR(p) ou a um modelo ARIMA(p,q), tal instrumento é conhecido como função de autocorrelação parcial (*facp*).

Denotemos o j -ésimo coeficiente de um modelo AR(k) como sendo ϕ_{kj} , sendo o último coeficiente do modelo dado por ϕ_{kk} . Sabe-se que

$$\rho_j = \phi_{k1}\rho_{j-1} + \phi_{k2}\rho_{j-2} + \dots + \phi_{kk}\rho_{j-k}, \quad j = 1, 2, \dots, k$$

Então, pode-se obter as equações conhecidas por equações de Yule-Walker, dadas por

$$\begin{bmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \cdots & \rho_{k-1} \\ \rho_1 & 1 & \rho_2 & \cdots & \rho_{k-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \cdots & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{k1} \\ \phi_{k2} \\ \vdots \\ \phi_{kk} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \\ \vdots \\ \rho_k \end{bmatrix} \quad (54)$$

Resolvendo as equações para $k = 1, 2, 3, \dots$, obtém-se

$$\phi_{11} = \rho_1$$

$$\phi_{22} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & \rho_2 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 \end{vmatrix}} = \frac{\rho_2 - \rho_1^2}{1 - \rho_1^2}$$

(55)

$$\theta_{33} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \rho_2 \\ \rho_2 & \rho_1 & \rho_3 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 \\ \rho_2 & \rho_1 & 1 \end{vmatrix}} = \frac{\rho_1^3 - 2\rho_1\rho_2 + \rho_1\rho_2^2 - \rho_1^2\rho_3 + \rho_3}{1 + 2\rho_1^2\rho_2 - 2\rho_1^2 - \rho_2^2}$$

e, de modo geral

$$\phi_{kk} = \frac{|P_k^*|}{|P_k|},$$

sendo, P_k a matriz composta pelas correlações e P_k^* a matriz P_k com a última coluna composta

pelo vetor de autocorrelações. Portanto, ϕ_{kk} é a função de autocorrelação parcial (*facp*).

Modelos não estacionários

Quando uma série temporal apresenta média e variância dependentes do tempo, dizemos que ela é não-estacionária. A não-estacionariedade de uma série implica que os dados não possuem o mesmo comportamento ao longo do tempo e/ou a variação dos dados não permanece constante no tempo, isto é, as flutuações aumentam ou diminuem com o passar do tempo, indicando que a variância está se alterando. Para detectar a não-estacionariedade de uma série, o comportamento temporal pode ser analisado graficamente, buscando padrões ou aplicando testes estatísticos.

Modelos ARIMA

Em meados dos anos 70 Box e Jenkins popularizaram os modelos ARIMA, e seus nomes têm sido usados como sinônimo destes modelos. Para que determinados procedimentos sejam aplicados em uma série temporal, a mesma tem que apresentar condições de estacionariedade. Caso este critério não seja obedecido, então se faz necessário a aplicação de meios que transformem a série em uma série estacionária.

Segundo Morretin e Tolo (1987), a transformação mais comum consiste em tomar diferenças sucessivas da série original até obter uma série estacionária. Segundo os autores, em situações normais uma ou duas diferenças é suficiente para tornar a série estacionária. Demonina-se como ordem de integração o número d de diferenças que torne a série estacionária. Portanto, com a inclusão do termo d (ordem de integração) nos permite que sejam utilizados os modelos ARIMA(p,d,q).

Seja $W_t = \Delta^d Z_t$ estacionária, então se pode escrever W_t através de um modelo ARMA(p,q), ou seja,

$$\phi(B)W_t = \theta(B)a_t, \quad (56)$$

logo substituindo $W_t = \Delta^d Z_t$ em (56) obtém-se o modelo

$$\phi(B)\Delta^d Z_t = \theta(B)a_t, \quad (57)$$

denominado modelo auto-regressivo, integrado, de médias móveis, ou simplesmente ARIMA(p,d,q).

Para se prever uma série temporal através dos modelos ARIMA, torna-se necessário identificar a ordem dos parâmetros p , d e q . O primeiro parâmetro a ser identificado é o grau de diferenciação d , necessário à estabilização dos dados. Isto é feito através de um exame do correlograma, ou seja, do diagrama da função de autocorrelação (*fac*), no qual são apresentados os valores das autocorrelações em relação aos lags k . A ordem auto-regressiva p é determinada pela verificação da função de autocorrelação parcial (*facp*) da série estudada. Se a série for unicamente auto-regressiva ARIMA ($p,d,0$), sua função de autocorrelação parcial sofrerá uma queda repentina após o lag k . Se não, efetua-se uma análise dos estimadores $\hat{\phi}_{kk}$ para verificar até que ordem de defasagem do correlograma desta função ele é estatisticamente significativa. Essa será sua ordem autorregressiva.

Após a identificação do modelo, deve-se realizar a estimação dos parâmetros. Judge e colaboradores (1988) colocam que os parâmetros do processo AR são estimados através de métodos de regressão. Caso o processo MA esteja envolvido, a estimação dos parâmetros deste modelo é obtida pela aplicação de algum algoritmo de otimização não-linear.

Modelos Sazonais

Muitas séries temporais contêm uma componente periódica sazonal que se repete a cada s observações ($s > 1$). Box e Jenkins (1970) generalizaram o modelo ARIMA para lidar com sazonalidade e definiram um modelo SARIMA sazonal multiplicativo, denominado SARIMA de ordem $(p, d, q) \times (P, D, Q)_s$, dado por

$$\phi(B)\Phi(B^s)W_t = \theta(B)\Theta(B^s)\epsilon_t \quad (58)$$

onde

$$\begin{aligned} \phi(B) &= (1 - \alpha_1 B - \dots - \alpha_p B^p) \\ \Phi(B^s) &= (1 - \phi_s B^s - \dots - \phi_p B^{ps}) \\ W_t &= \nabla^d \nabla^D X_t \\ \theta(B) &= (1 + \beta_1 B + \dots + \beta_q B^q) \\ \Theta(B^s) &= (1 + \theta_s B^s + \dots + \theta_Q B^{Qs}) \end{aligned}$$

Para ajustar um modelo sazonal a um conjunto de dados a primeira etapa é especificar os valores de d e D que tornam a série estacionária e removem a maior parte da sazonalidade. Posteriormente os valores de p , P , q e Q devem ser especificados com base nas funções de autocorrelação e autocorrelação parcial da série diferenciada. Os valores de P e Q são especificados a partir de r_k , $k = s, 2s, \dots$. Após ter identificado, por tentativa, os modelos SARIMA candidatos os parâmetros são estimados por procedimentos iterativos similares aos propostos para modelos ARMA.

Etapas da metodologia Box-Jenkins

Segundo Morretin e Tolo (1987), a construção dos modelos Box-Jenkins é baseada em um ciclo iterativo, no qual a escolha do modelo é feita com base nos próprios dados. As três etapas para construção do modelo são:

1. Identificação do modelo: consiste em descobrir qual dentre as várias versões dos modelos de Box-Jenkins, sejam eles sazonais ou não, descreve o comportamento da série. A identificação do modelo a ser estimado ocorre pelo comportamento das funções de autocorrelações (*fac*) e das funções de autocorrelações parciais (*fACP*).
2. Estimação: consiste em estimar os parâmetros ϕ e Φ da componente auto-regressiva, os parâmetros θ e Θ da componente de médias móveis e a variância de a_t .
3. Verificação: consiste em avaliar se o modelo estimado é adequado para descrever o comportamento dos dados.

Identificação de modelos

Uma etapa crucial e uma das mais delicadas na construção de modelos $ARIMA(p,d,q)$ se refere na identificação do modelo mais adequado ao ajuste dos dados, pois na maioria das vezes não se escolhe apenas um modelo, e sim mais de um modelo que se adequem aos dados. Na literatura existem vários critérios de seleção de modelos que mostram quais modelos descrevem melhor a dinâmica de uma série temporal. Uma forma de discriminar entre estes modelos se dá através da utilização de critérios de informação que levam em conta não apenas a qualidade do ajuste, mas também penalizam a inclusão de parâmetros extras. A regra básica consiste em selecionar o modelo cujo critério de informação calculado seja mínimo (EHLERS, 2007).

Cr terios de Sele o de Modelos

Em muitas aplica es v rios modelos podem ser julgados adequados em termos do comportamento dos res duos. Uma forma de “discriminar” entre estes modelos competidores   utilizar os chamados cr terios de informa o que levam em conta n o apenas a qualidade do ajuste como tamb m penalizam a inclus o de par metros extras. Assim, um modelo com mais par metros pode ter um ajuste melhor, por m n o necessariamente ser  prefer vel em termos de cr terio de informa o (EHLERS, 2007).

Cr terio de informa o de Akaike (AIC)

A regra mais utilizada em s ries temporais   o chamado cr terio de informa o de Akaike, denotado por AIC. Este cr terio   definido atrav s de:

$$AIC = -2 \log \text{verossimilhan a maximizada} + 2m^l \quad (59)$$

onde m   o n mero de par metros (em modelos ARMA(p, q) $m = p+q+1$). Para dados normalmente distribu dos e usando-se estimativas de m xima verossimilhan a para os par metros pode-se mostrar que

$$AIC = n \log(\hat{\sigma}_\epsilon^2) + 2m \quad (60)$$

onde $\hat{\sigma}_\epsilon^2 = \frac{1}{n} \sum \hat{\epsilon}_t^2$.

An lise dos res duos

Caso o modelo apresente um ajuste satisfat rio, espera-se que os res duos se distribuam aleatoriamente em torno de zero com vari ncia aproximadamente constante e sejam n o correlacionados. Se a vari ncia dos res duos for crescente, uma transforma o logar tmica nos dados pode ser apropriada. O fen meno de “n o const ncia” na vari ncia  

denominado de volatilidade na literatura de séries temporais e pode ser tratado através de transformações nos dados. É particularmente importante que os resíduos de um modelo estimado sejam ao longo do tempo não correlacionados. Evidência de correlação serial nos resíduos são uma indicação de que uma ou mais características da série não foi adequadamente descrita pelo modelo (EHLERS, 2007).

Duas maneiras de se verificar a adequação do modelo consistem em representar graficamente os resíduos e o seu correlograma. Se um modelo estiver bem ajustado, os resíduos formam uma seqüência independente e identicamente distribuída com distribuição normal. A adequação do modelo pode ser verificada aplicando testes de normalidade aos resíduos e de aleatoriedade (*Ljung-Box*) aos quadrados dos resíduos.

Teste de Ljung-Box

Seja a estatística Q , definida por:

$$Q = n \sum_{j=1}^h \hat{\rho}^2(j) \quad (61)$$

onde, ρ representa a autocorrelação entre as observações y_t e y_{t+j} . Considere uma seqüência de observações com variância finita Z_1, \dots, Z_n , independente e identicamente distribuída, temos que Q será distribuída aproximadamente como uma soma de quadrados de uma seqüência de variáveis aleatórias que seguem uma distribuição $N(0;1)$. Logo, $\sqrt{n}\hat{\rho}(j)$, $j = 1, \dots, h$, apresentará uma distribuição qui-quadrado com h graus de liberdade.

Grandes valores de Q sugerem que a hipótese de independência deve ser rejeitada, ou seja, os dados apresentam alguma autocorrelação. Portanto, rejeitamos a hipótese de independentes e identicamente distribuída ao nível de significância α , se $Q > \chi^2_{1-\alpha, h}$, onde $\chi^2_{1-\alpha, h}$ é $1-\alpha$ quantil de uma qui-quadrado com h graus de liberdade.

Crítérios de Previsão

Para decidir sobre qual modelo de previsão será utilizado para a representação da série temporal em estudo, faz-se necessário utilizar algumas medidas de erro, cuja finalidade é

encontrar o modelo que melhor atenda aos resultados esperados do estudo. Na literatura existem diversas medidas de erro, dentre as quais podemos citar: erro percentual médio (*MPE*), erro absoluto médio (*MAE*), raiz do erro médio quadrático (*REQM*), erro percentual médio absoluto (*MAPE*), entre outros.

Pode-se citar como o objetivo básico da análise de séries temporais a previsão de valores futuros. Logo, tendo uma série N observações, é comum utilizar os n primeiros valores ($n < N$) para a elaboração de um modelo que seja representativo da série e utilizar as outras $N - n$ observações mais recentes para verificar a qualidade das $N - n$ previsões obtidas a partir do modelo estimado. Portanto, os erros de previsão podem ser representados por

$$e_j = y_{n+j} - \hat{y}_{n+j}, \quad (62)$$

onde, \hat{y}_{n+j} é a previsão da observação y_{n+j} . A seguir apresentamos as medidas que serão utilizadas neste estudo.

Erro percentual médio (MPE)

$$MPE = \left(\frac{\sum_{j=t+1}^{t+h} y_j - \sum_{j=t+1}^{t+h} \hat{y}_j}{\sum_{j=t+1}^{t+h} y_j} \right) \cdot 100 \quad (63)$$

Erro absoluto médio (MAE)

$$MAE = \frac{1}{h} \sum_{j=t+1}^{t+h} |y_j - \hat{y}_j| \quad (64)$$

Raiz do erro médio quadrático (REQM)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^h (y_j - \hat{y}_j)^2}{h}} \quad (65)$$

Erro percentual médio absoluto (MAPE)

$$MAPE = \frac{\sum_{j=1}^h \left| \frac{y_j - \hat{y}_j}{y_j} \right|}{h} \cdot 100 \quad (66)$$

Para decidir qual modelo possui maior poder de previsão, adota-se como critério aquele que apresentar menor valor para os erros descritos acima, ou pelo menos para a maioria deles.

4.4.4. REGRESSÃO LINEAR

Um modelo de regressão linear expressa a relação entre uma *variável resposta* y e uma ou um conjunto de *variáveis independentes*, x_1, x_2, \dots, x_k (PAGANO e GRAUVEAU, 2006). Sua forma geral é expressa pela relação:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \varepsilon \quad (67)$$

nos quais os $p=k+1$ desconhecidos $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ são os coeficientes do modelo de regressão linear.

Estimação dos Parâmetros com Mínimos Quadrados

O método dos mínimos quadrados (MQ) é o método clássico de estimação dos parâmetros dos modelos lineares. Supondo que foram realizadas n observações da variável resposta, y_1, y_2, \dots, y_n . Seja x_{ij} a i -ésima observação da variável x_j pode-se escrever a equação:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_k x_{ik} + \varepsilon_i \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (68)$$

Considerando a equação (68) assume-se que os diversos valores do termo do erro, ε_i , sejam variáveis aleatórias não correlacionadas, com média zero e variância constante σ^2 ou seja:

$$E(\varepsilon_i) = 0 \text{ e } E(\varepsilon_i \varepsilon_j) = \begin{cases} 0, & \text{se } i \neq j \\ \sigma^2, & \text{se } i = j \end{cases}$$

A equação (68) pode ser escrita na forma matricial

$$y = X\beta + \varepsilon \quad (69)$$

onde

$$y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} \quad X = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1k} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nk} \end{bmatrix} \quad \beta = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_k \end{bmatrix} \text{ e } \varepsilon = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_k \end{bmatrix}$$

onde o vetor das observações y tem dimensão n , X é uma matriz ($n \times p$) e o vetor dos níveis das variáveis independentes β tem dimensão ($p = k + 1$).

O método dos MQ fornece o valor de β que minimiza a soma dos quadrados dos erros ε_i . A soma dos quadrados dos erros é

$$S(\beta) = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \varepsilon' \varepsilon = (y - X\beta)'(y - X\beta) = y'y - 2\beta'X'y + \beta'X'X\beta \quad (70)$$

onde os estimadores de mínimos quadrados devem satisfazer a

$$\left. \frac{\partial S}{\partial \beta} \right|_{\hat{\beta}} = -2X'y + 2X'X\hat{\beta} = 0 \quad (71)$$

ou

$$X'X\hat{\beta} = X'y \quad (72)$$

A equação (72) é denominada de equação normal dos mínimos quadrados na forma matricial. Desde que $X'X$ seja positiva definida, multiplicando os membros de (72) por $(X'X)^{-1}$ tem-se que os estimadores de mínimos quadrados de β são dados por:

$$\hat{\beta} = (X'X)^{-1}X'y \quad (73)$$

e o modelo de regressão ajustado é

$$\hat{y} = X\hat{\beta} \quad (74)$$

A variância de $\hat{\beta}$ pode ser obtida a partir da matriz de variância-covariância:

$$Cov(\hat{\beta}) = E\{[\hat{\beta} - E(\hat{\beta})][\hat{\beta} - E(\hat{\beta})]'\} \quad (75)$$

que é uma matriz simétrica cujo i -ésimo elemento da diagonal principal é a variância do estimador do coeficiente de regressão $\hat{\beta}_i$ e o elemento (ij) é a covariância entre $\hat{\beta}_i$ e $\hat{\beta}_j$.

Pode-se demonstrar que a estimativa da variância σ^2 do erro ε é

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{SS_E}{n-p} \quad (76)$$

onde SS_E é a soma dos quadrados dos resíduos dado por:

$$SS_E = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (77)$$

Teste de Significância para a Regressão

Este teste tem por finalidade de verificar se existe uma relação linear entre y_i e as variáveis independentes x_1, x_2, \dots, x_k . As hipóteses testadas são:

$$\begin{cases} H_0: \beta_1 = \dots = \beta_k = 0 \\ H_1: \beta_j \neq 0 \text{ para ao menos um } j \end{cases}$$

A rejeição de H_0 implica que pelo menos uma das variáveis independentes contribui para o modelo. A hipótese nula pode ser testada por meio de uma análise de variância (ANOVA). O procedimento de teste se inicia com o cálculo da soma total dos quadrados dada por:

$$SS_T = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 + \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (78)$$

onde \bar{y} é a média aritmética de n observações da resposta y_i , \hat{y}_i é o valor ajustado pelo modelo, $\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2$ mede a variação de y_i devido à regressão e $\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$ é a soma dos quadrados dos resíduos que mede a variação não explicada pela regressão. A equação 82 pode ser escrita como:

$$SS_T = SS_R + SS_E \quad (79)$$

Se a hipótese nula $H_0: \beta_1 = \dots = \beta_k = 0$ for verdadeira, pode-se demonstrar que SS_R/σ^2 tem distribuição qui-quadrado com k graus de liberdade χ_k^2 e que SS_E/σ^2 tem distribuição χ_{n-k-1}^2 . Se SS_R e SS_E são independentes e, sendo os respectivos quadrados médios dados por $MS_R = SS_R/k$ e $MS_E/n-k-1$, o quociente MS_R/MS_E segue a distribuição $F_{k, n-k-1}$. A estatística de teste é dada por:

$$F_0 = \frac{SS_R/k}{SS_E/(n-k-1)} = \frac{MS_R}{ME_E} \quad (80)$$

onde rejeita-se H_0 se F_0 for maior do que $F_{\alpha; k, n-k-1}$.

Teste para cada Coeficiente

As hipóteses para testar a significância do coeficiente β_j são:

$$\begin{cases} H_0: \beta_j = 0 \\ H_1: \beta_j \neq 0 \end{cases}$$

Se $H_0: \beta_j = 0$ não é rejeitada existe indicação de que x_j não deve ser incluída no modelo. A estatística de teste para esta hipótese é

$$t_0 = \frac{\beta_j}{\sqrt{\sigma^2 C_{jj}}} \quad (81)$$

onde C_{jj} é o elemento da matriz $(X'X)^{-1}$ que corresponde a $\hat{\beta}_j$. A hipótese nula $H_0: \beta_j = 0$ é rejeitada se $|t_0| > t_{\frac{\alpha}{2}; n-k-1}$.

Verificação da Adequação do Modelo

Para verificar se um modelo ajustado é adequado para descrever um conjunto de dados é necessário verificar se as suposições feitas não foram violadas, isto é, se os erros ε são normais, independentes e com variância constante (GUNST e MASON, 1980). Para verificar a suposição de independência dos erros ε usualmente utiliza-se o teste de Durbin-Watson.

Teste de Durbin-Watson

Consiste em um teste utilizado para se verificar se os erros ε de um modelo ajustado são independentes. Este teste verifica se a magnitude de um resíduo não influencia a magnitude do resíduo seguinte sendo, portanto, nula a correlação entre estes dois resíduos ($\rho=0$) e portanto independentes. As hipóteses testadas são:

$$\begin{cases} H_0: \rho = 0 & \text{existe independência} \\ H_1: \rho \neq 0 & \text{não existe independência} \end{cases}$$

onde a estatística d de Durbin-Watson é dada pela equação:

$$d = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} (a_{i+1} - a_i)^2}{\sum_{i=1}^n a_i^2} \quad (82)$$

Comparando-se o valor obtido para a estatística d com os valores críticos da tabela de Durbin-Watson, d_1 e d_2 , aceita-se a hipótese de independência dos resíduos quando $d \in [d_U, 4 - d_U]$.

4.4.5. LÓGICA FUZZY

A lógica *fuzzy*, também conhecida como lógica nebulosa ou difusa, consiste em um método utilizado na solução de problemas complexos ou aplicações que envolvem descrição humana ou pensamento intuitivo. Em geral este tipo de lógica pode ser utilizado quando não

existem modelos que possam descrever com precisão o processo estudado (ZADEH, 1965; BENINI e JUNIOR, 2010).

Na Teoria dos Conjuntos Clássica, um elemento ou pertence a um conjunto ou não. Logo, dado um universo U e um elemento particular $x \in U$, a função de pertinência $\mu_A(x)$ com respeito a um conjunto clássico A que está contido em U é dado por:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } x \in A \\ 0 & \text{se } x \notin A \end{cases}$$

Um conjunto *fuzzy* pode ser visto como uma representação de um conjunto na Teoria dos Conjuntos Clássica, do qual só tem-se um conhecimento impreciso. Nesse caso, a pertinência de um elemento a um conjunto é dada não mais por um valor em $\{0,1\}$, mas por um valor qualquer no intervalo $[0,1]$, isto é, a pertinência de um elemento a um conjunto pode ser parcial (ZADEH, 1965).

Conceitos gerais

Dado um universo U , um elemento particular $x \in U$ e um conjunto *fuzzy* F que está contido em U , define-se como função de pertinência de x em relação a F a função $\mu_F(x)$ da forma:

$$\mu_F(x): U \rightarrow [0,1]$$

Na lógica *fuzzy*, os valores verdades são expressos lingüisticamente, onde cada termo lingüístico é interpretado como um subconjunto *fuzzy* do intervalo unitário. Neste contexto, uma variável *fuzzy* pode assumir valores que são sentenças em uma linguagem natural ou artificial. Por exemplo, a variável *fuzzy* “epidemia” poderia assumir valores como “endêmico”, “sob risco” e “epidemia”. Uma variável *fuzzy* pode ser denominada de *variável lingüística* (ZADEH, 1973).

A forma de expressar o conhecimento em um sistema *fuzzy* é tipicamente com regras do tipo condição–ação. De forma genérica, uma regra *fuzzy* é do tipo:

SE (x é a_i) E (y é b_i) OU ... ENTÃO (z é c_i) E (w é d_i)...

onde x e y são variáveis lingüísticas de entrada, z e w são variáveis lingüísticas de saída e a_i , b_i , c_i e d_i são realizações dessas variáveis, medidas na interação do usuário com o sistema (ZADEH, 1973).

Em resumo, a lógica *fuzzy* generaliza a lógica clássica no intervalo $[0,1]$. Deste modo, a implementação de um projeto de sistema *fuzzy* pode ser reduzido a um ponto em que problemas anteriormente de difícil tratamento passam a ser factíveis de mais simplificada solução (ZADEH, 1973).

Operações com conjuntos fuzzy

Sobre dois conjuntos *fuzzy*, de forma semelhantes aos conjuntos clássicos, podem ser aplicadas operações de complemento, união e intersecção. Para a execução das operações de intersecção e união são utilizados os operadores *t-norma* e *t-conorma*. A *t-norma* é um operador binário que define a intersecção entre dois conjuntos *fuzzy* (operador AND), enquanto a *t-conorma* define a união entre dois conjuntos *fuzzy* (operador OR). As principais *t-normas* e *t-conormas* utilizadas podem ser vistas através da Tabela 1 a seguir:

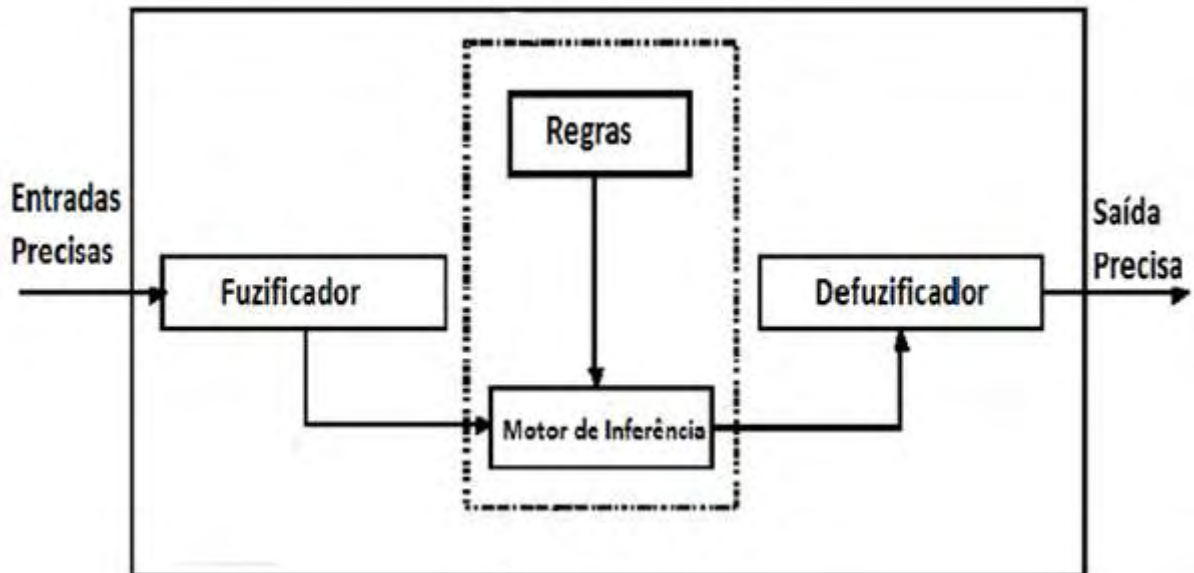
TABELA 1: Principais *t-normas* e *t-conormas*.

<i>t-norma</i>	<i>t-conorma</i>
$\min(a,b)$	$\max(a,b)$
ab	$a + b - ab$
$\max(a + b - 1, 0)$	$\min(a + b, 1)$
$\begin{cases} a, \text{ se } b = 1 \\ b, \text{ se } a = 1 \\ 0, \text{ outros casos} \end{cases}$	$\begin{cases} a, \text{ se } b = 0 \\ b, \text{ se } a = 0 \\ 1, \text{ outros casos} \end{cases}$

Sistemas Baseados em Regras Fuzzy

A idéia básica em um sistema especialista (SE) é modelar as ações a partir do conhecimento ou de um especialista ou de um conjunto de dados. Um SE pode ser baseado em lógica clássica, contudo, a representação de incertezas da lógica *fuzzy* faz com que a mesma seja a mais indicada para a construção de sistemas especialistas. Uma estrutura de um

SE genérico baseado em lógica *fuzzy* foi proposta por Mamdani e pode ser vista na Figura 4 a seguir. Esta estrutura ficou conhecida como modelo de inferência *fuzzy* de Mamdani (NOBRE, 1997).

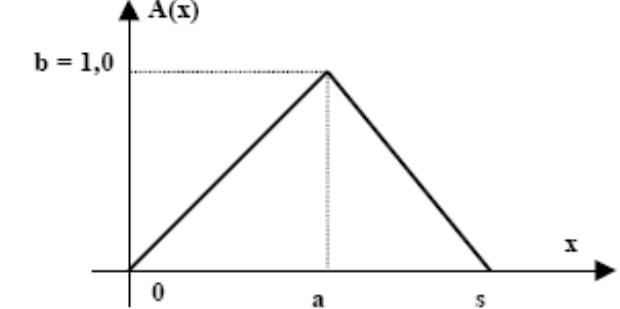
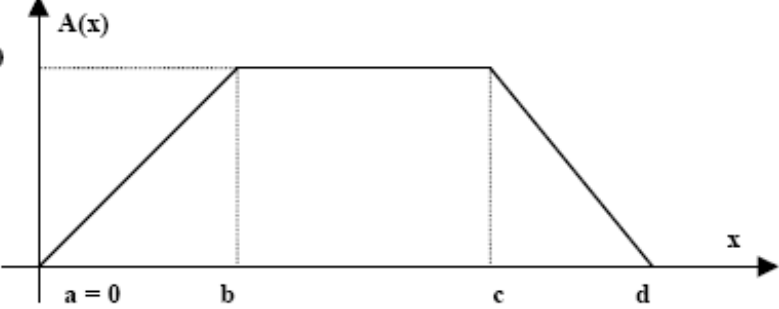


FONTE: Adaptado de (MANDANI, 1974).

FIGURA 4: Modelo de inferência *fuzzy* de Mamdani.

Os componentes básicos do modelo de inferência *fuzzy* de Mamdani são:

- *Interface de Fuzzificação*: Recebe os valores das variáveis de entrada e os faz passar por um processo denominado *fuzzificação*, onde eles são transformados em instâncias de variáveis lingüísticas. Este processo ocorre mediante a aplicação de uma equação (regra de formação), que varia de acordo com a função de pertinência utilizada, sobre o dado de entrada. Duas funções de pertinência comumente utilizadas são as de forma triangular e trapezoidal (NOBRE, 1997). A Figura 5 a seguir apresenta as regras de formação para funções de pertinência triangulares e trapezoidais. A escolha das funções de pertinência adequadas, assim como a definição de suas características, é feita, basicamente, baseando-se no conhecimento do especialista. No universo de discurso de uma variável o intervalo numérico tem que abranger todos os possíveis valores reais que esta variável pode assumir.

Função	Regra de Formação
Triangular	 <p data-bbox="598 667 1117 795"> $A(x) = \begin{cases} b \left(1 - \frac{ x-a }{s} \right) & , \text{ quando } a-s \leq x \leq a+s \\ 0 & , \text{ caso contrário.} \end{cases}$ </p>
Trapezoidal	 <p data-bbox="566 1182 957 1489"> $A(x) = \begin{cases} \frac{(a-x)e}{a-b} & , \text{ quando } a \leq x \leq b \\ e & , \text{ quando } b \leq x \leq c \\ \frac{(d-x)e}{d-c} & , \text{ quando } c \leq x \leq d \\ 0 & , \text{ caso contrário.} \end{cases}$ </p>

FONTE: NOBRE, 1997.

FIGURA 5: Funções de pertinência triangular e trapezoidal.

- *Base de Conhecimento*: Local onde os fatos e regras que representam o conhecimento do especialista residem. Muitos sistemas utilizam regras como a base de conhecimento sendo considerados “sistemas baseados em regras”. Pelo fato da base de conhecimento ser separada da máquina de inferência o conhecimento contido na base é fácil de ser modificado. Podendo adicionar regras novas, remover ou modificar as regras antigas (FERNANDES, 2004).

- *Procedimento de Inferência*: Processa os dados *fuzzy* de entrada, junto com as regras, de modo a inferir os conjuntos *fuzzy* de saída. Inicia-se com as variáveis lingüísticas de entrada de cada regra sendo processadas por meio das operações de conjuntos *fuzzy*, de acordo com os conectivos (AND ou OR) utilizados. Este processo gera um grau de pertinência de ativação para cada regra. Sobre este grau de pertinência de ativação de cada regra é realizada a implicação mediante a aplicação do operador de implicação escolhido. No último passo do processo é aplicado o operador de agregação sobre todos os valores resultantes da implicação de cada regra para a geração de um conjunto *fuzzy* único que será passado para o a interface de defuzzificação (MORAES, 1998).

A implicação consiste na formulação de uma conexão entre causa e efeito, ou uma condição e sua consequência. Para a realização da implicação podem ser utilizados vários operadores, alguns dos quais estão descritos na Tabela 2 a seguir (MORAES, 1998). Neste estudo foi escolhido o operador de Mamdani pelo mesmo ser considerado adequado para o tratamento dos conjuntos *fuzzy* elaborado no modelo de decisão para a incidência do Dengue.

TABELA 2: Principais operadores de implicação.

Operador de Implicação	Nome
$\min(a, b)$	<i>Mamdani</i>
$1 - a + ab$	<i>Reichenback</i>
$\min(1 - a + b, 1)$	<i>Lukasiewicz</i>
$\max(1 - a, b)$	<i>Kleene-Dienes</i>

Fonte: MORAES, 1998.

- *Processo de Defuzzificação*: Transforma os conjuntos *fuzzy* inferidos em dados precisos. Efetua um escalonamento, de modo a compatibilizar os valores normalizados vindos do procedimento de inferência com os valores dos universos de discurso reais das variáveis (NOBRE, 1997). Para selecionar o método apropriado de defuzzificação, pode-se utilizar um enfoque baseado no centróide ou nos valores máximos que ocorrem da função de pertinência resultante. Três estratégias de defuzzificação comumente utilizadas são:

a) *Média dos Máximos*: representa o valor médio dentre todos os pontos máximos, quando

existe mais de um máximo.

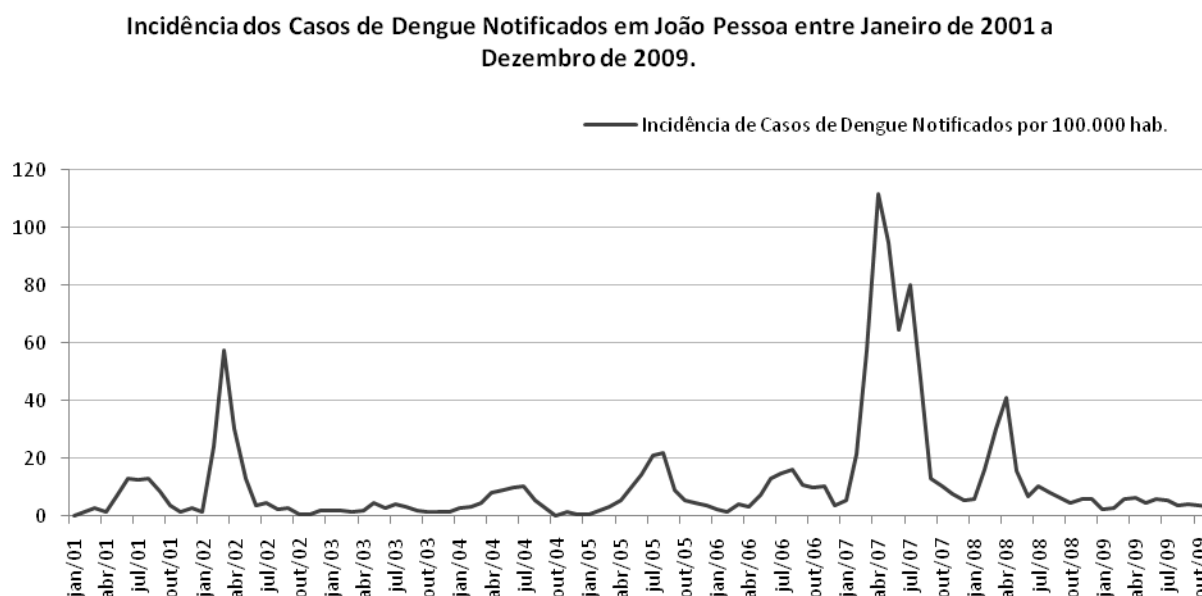
- b) *Método do Centro de Área*: este método, também é conhecido como centróide, centro de gravidade ou de massa e consiste no cálculo do centro de área do gráfico dos dados vindos do procedimento de inferência.
- c) *Critério do Máximo*: escolhe os pontos onde as funções de pertinência têm seus máximos e ignora as áreas das funções de pertinência.

5. RESULTADOS

5.1. ANÁLISE DESCRITIVA DOS DADOS

5.1.1. INCIDÊNCIA DO DENGUE NO MUNICÍPIO DE JOÃO PESSOA, PB

Entre os anos de 2001 e 2009 foram notificados no município de João Pessoa 8.105 casos de Dengue. Analisando a incidência dos casos de Dengue notificados durante este mesmo período verificou-se que em todo o município variou entre 0,1549 e 111,80 casos para 100.000 habitantes. O gráfico contido na Figura 6 a seguir apresenta a série mensal da incidência de Dengue no município a partir do qual se pode observar a ocorrência de três epidemias de Dengue: anos de 2002, 2007 e 2008.

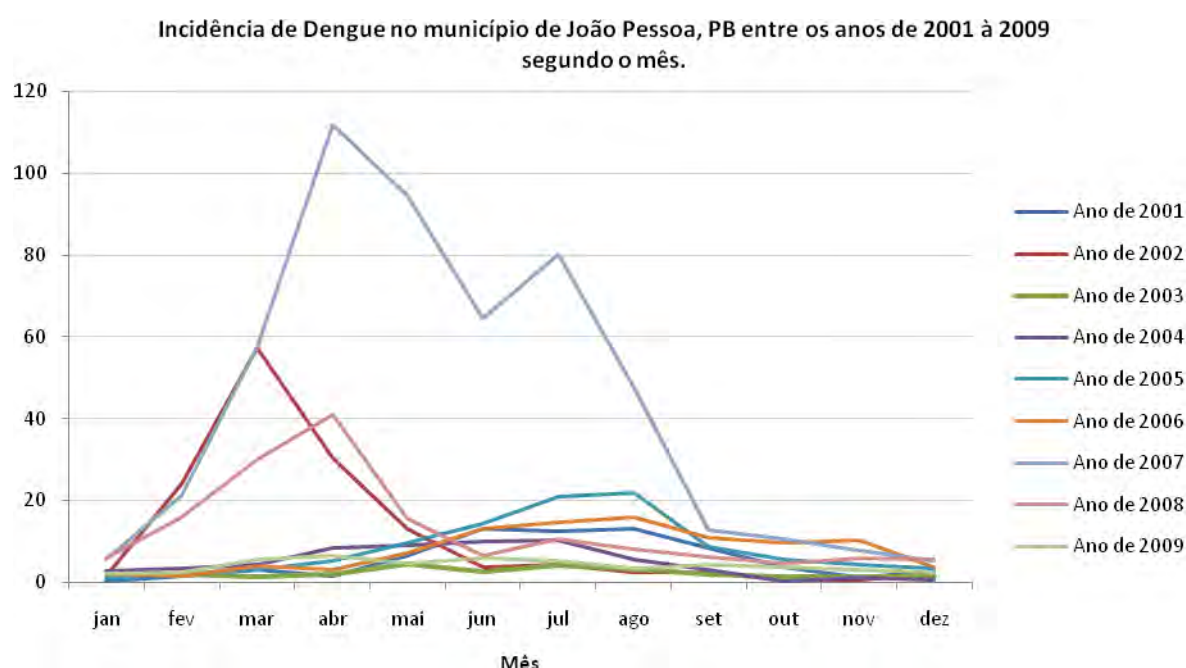


FONTE: SINAN/SMS-JP

FIGURA 6: Série mensal da incidência de Dengue no município de João Pessoa, PB entre os meses de Janeiro de 2001 à Dezembro de 2009.

Analisando a incidência média mensal de casos notificados de Dengue do município, pode-se observar que esta foi de 11,31 casos para 100.000 habitantes, onde: em anos

endêmicos a incidência média mensal foi de 3,78 casos para 100.000 habitantes e para anos com epidemia, a incidência média mensal foi de 22,78 casos. Através do gráfico contido na Figura 7 a seguir pode-se observar que ao longo dos anos a incidência de Dengue no município se caracterizou, para anos endêmicos, pelo aumento da incidência de casos notificados a partir do mês de Maio, apresentando maiores incidências entre os meses de Junho, Julho e Agosto. Para os anos com epidemia, se observou um aumento da incidência de casos notificados a partir do mês de Fevereiro se observando maiores incidências durante os meses de Maio e Julho.



FONTE: SINAN/SMS-JP

FIGURA 7: Incidência de Dengue no município de João Pessoa, PB entre os anos de 2001 à 2009 segundo o mês.

5.1.2. CURVA EPIDÊMICA DO DENGUE DO MUNICÍPIO DE JOÃO PESSOA, PB

A fim de se observar a tendência e a magnitude da incidência dos casos notificados de Dengue no município de João Pessoa, PB foi construída sua curva epidêmica. Para sua construção foi elaborada a Tabela 3 a seguir contendo a Incidência Média Mensal, o Desvio-padrão e os Limites Máximos e Mínimos Esperados da incidência do Dengue no município para o período de Janeiro de 2001 à Dezembro de 2009. A partir desta tabela foi construído o

gráfico apresentado na Figura 8 a partir do qual se observa que todos os anos sempre a partir do mês de Abril a incidência do Dengue no município tende a aumentar até meados do mês de agosto quando atinge seu o nível máximo.

TABELA 3: Incidência Média Mensal, Desvio-padrão e Limites Máximos e Mínimos Esperados de Dengue no município de João Pessoa, Paraíba, 2001 a 2009.

Meses	Média	Desvio-padrão	Limite Mín. Esp.	Limite Máx. Esp.
Jan	1,296	0,174	0,184	5,263
Fev	2,023	0,080	0,971	3,838
Mar	2,995	0,117	1,085	6,963
Abr	3,453	0,183	0,665	11,894
Mai	7,192	0,090	3,823	12,601
Jun	9,571	0,202	2,250	29,377
Jul	11,482	0,185	3,254	31,402
Ago	10,105	0,246	1,657	38,021
Set	5,638	0,210	1,004	20,288
Out	2,524	0,346	0,040	23,609
Nov	2,736	0,245	0,227	14,297
Dez	2,037	0,190	0,291	8,233

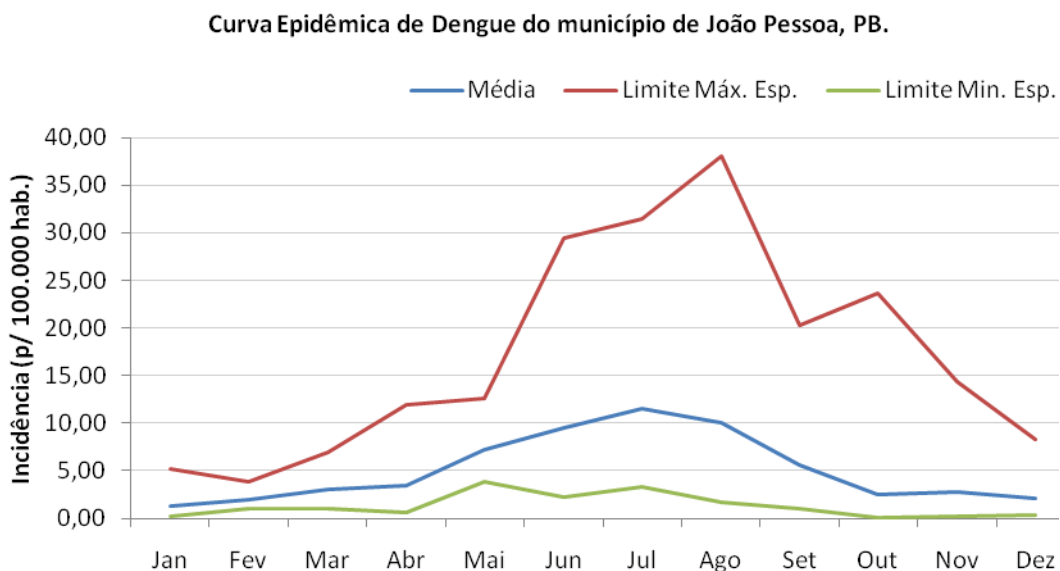


FIGURA 8: Curva Epidêmica de Dengue do município de João Pessoa, PB.

A Figura 9 a seguir apresenta curva epidêmica e a série mensal da incidência dos casos notificados de Dengue do município de João Pessoa entre os meses de Janeiro de 2001 à Dezembro de 2009. De acordo com este gráfico pode-se observar a magnitude das três epidemias ocorridas no município onde se verificou que o ano de 2007 foi o ano com a epidemia de maior magnitude. Pode-se observar ainda que durante estes três anos, o aumento da incidência de casos de Dengue sempre ocorreu em meses de baixa incidência (Janeiro, Fevereiro e Março) quando se esperava que este aumento na incidência de casos começasse a ocorrer a partir do mês de Abril.

Curva Epidêmica e série mensal da incidência de Dengue do município de João Pessoa, PB entre Janeiro de 2001 a Dezembro de 2009.

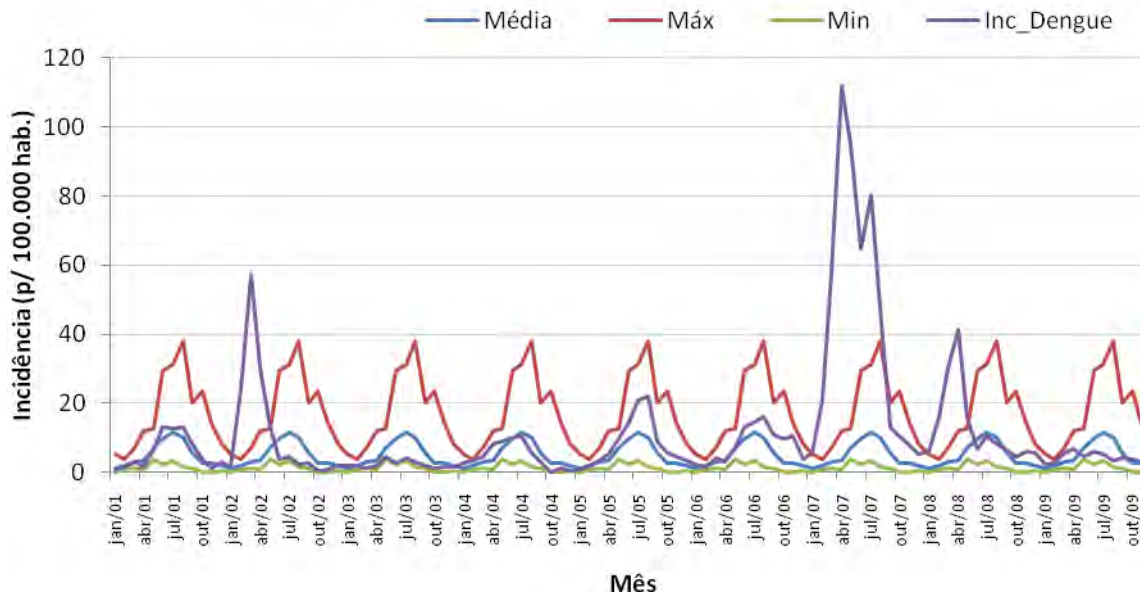
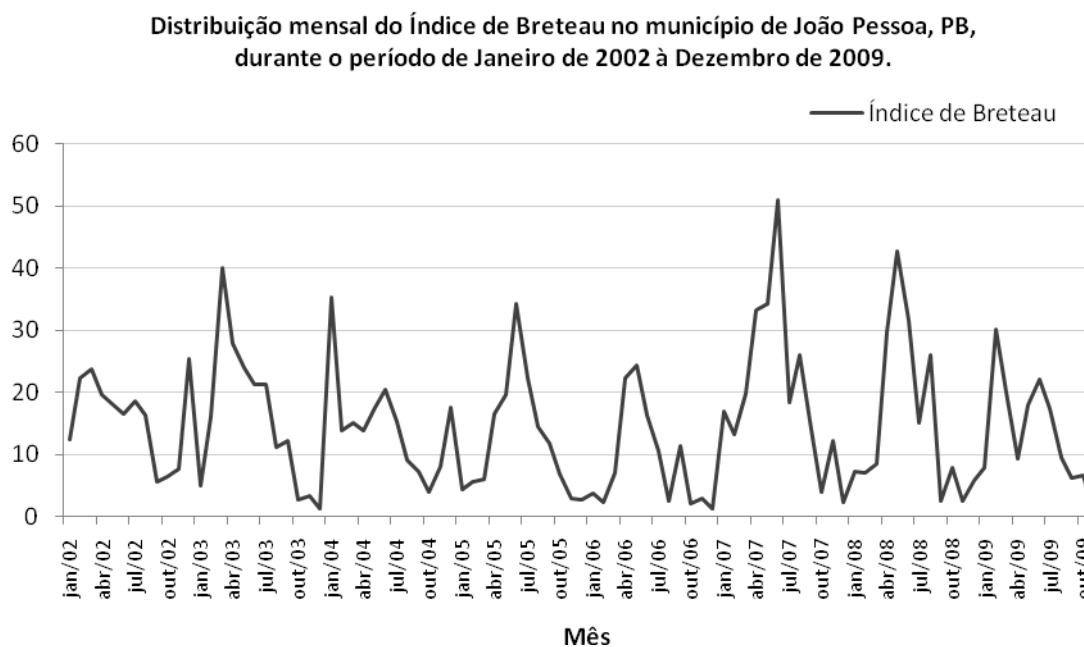


FIGURA 9: Curva Epidêmica e série mensal da incidência de Dengue do município de João Pessoa, PB durante o período de Janeiro de 2001 à Dezembro de 2009.

5.1.3. DADOS ENTOMOLÓGICOS

Avaliando o comportamento dos dados referentes ao vetor do Dengue no município, foram analisadas as séries mensais dos índices de Breteau, de Infestação Predial e de Recipiente para o mosquito *Aedes aegypti*. As Figuras 8, 9 e 10 a seguir apresentam os gráficos com as séries mensais destes indicadores entre os meses de Janeiro de 2002 à Dezembro de 2009.

Com respeito à série mensal do Índice de Breteau do município (ver Figura 10) se observou que este indicador apresentou valores que variaram entre 1,26 e 50,94 e, média mensal variando entre 5,08 e 26,73. Foi observado que durante todo o período sob análise este indicador apresentou valores mais elevados entre os meses de Abril e Julho. Avaliando o comportamento deste indicador quanto à incidência mensal de casos de Dengue no município, pode-se observar que durante as três epidemias registradas (2002, 2007 e 2008), com exceção da epidemia ocorrida em 2002, os valores mensais deste indicador apresentaram altos valores mensais quando comparados aos outros períodos.

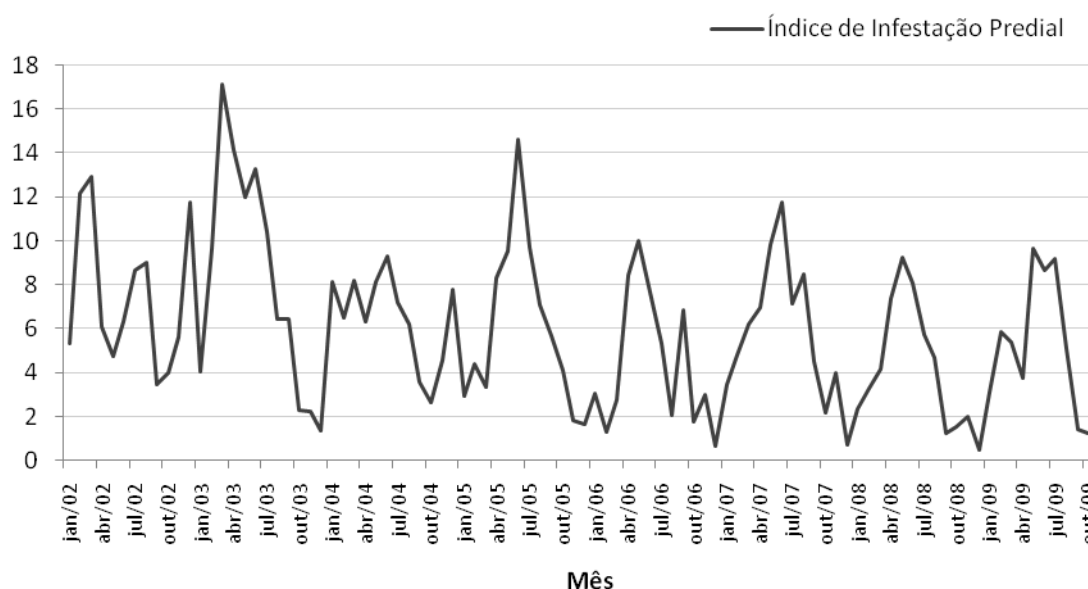


FONTE: SISFAD-SMS-JP.

FIGURA 10: Distribuição mensal do Índice de Breteau no município de João Pessoa, PB, durante o período de Janeiro de 2002 à Dezembro de 2009.

Com relação à série mensal do Índice de Infestação Predial (ver Figura 11) se observou que este indicador apresentou valores que variaram entre 0,51 e 17,09 com média mensal variando entre 2,46 e 9,94. Quanto aos meses com maior Índice de Infestação Predial, se observou que os meses entre Março e Julho sempre são os meses que apresentam os maiores índices de Infestação Predial. Avaliando a incidência mensal do Dengue no município quanto ao comportamento deste indicador, pode-se observar que quanto às três epidemias registradas apenas a ocorrida durante o ano de 2002 apresentou altos valores deste indicador. Observou-se ainda que este indicador ao longo de todo o período sob análise apresentou um comportamento diferente do observado para a incidência mensal de casos de Dengue no município.

Distribuição mensal do Índice de Infestação Predial no município de João Pessoa, PB, durante o período de Janeiro de 2002 à Dezembro de 2009.

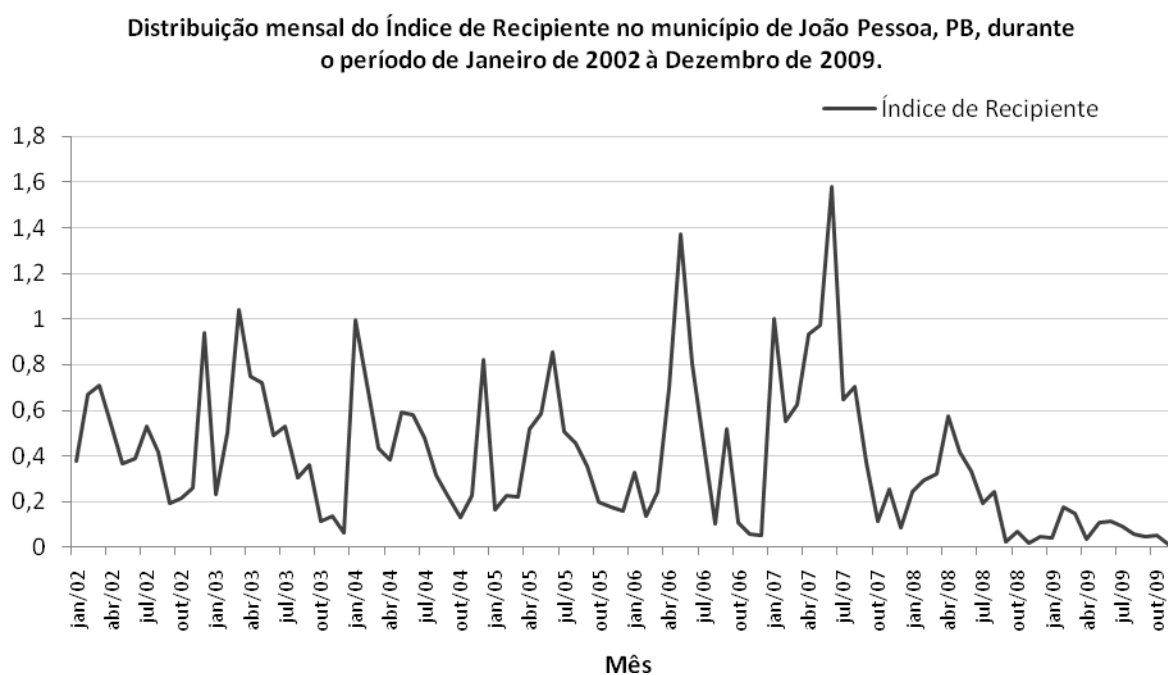


FONTE: SISFAD-SMS-JP/SINAN-SMS-JP.

FIGURA 11: Distribuição mensal do Índice de Infestação Predial no município de João Pessoa, PB, durante o período de Janeiro de 2002 à Dezembro de 2009.

Avaliando a distribuição mensal do Índice de Recipiente do município (ver Figura 12) se observou que este indicador apresentou valores que variaram entre 0,01 e 1,57 com média mensal variando entre 0,12 e 0,64. Os meses de Maio e Junho foram o que apresentaram maiores valores para este indicador. Observa-se ainda através deste gráfico que a partir do ano

de 2007 este índice tendeu a diminuir estando no ano de 2009 com os menores valores desde o ano de 2001. Avaliando a incidência mensal de casos de Dengue quanto ao comportamento deste indicador no município, pode-se observar que durante as três epidemias registradas no município (2002, 2007 e 2008) apenas a ocorrida no ano de 2007 apresentou altos valores deste indicador comparados a outros períodos.



FONTE: SISFAD-SMS-JP/SINAN-SMS-JP.

FIGURA 12: Distribuição mensal do Índice de Recipiente no município de João Pessoa, PB, durante o período de Janeiro de 2002 à Dezembro de 2009.

5.1.4. DADOS CLIMÁTICOS

Com o intuito de caracterizar o município de João Pessoa quanto aos dados climáticos analisados neste estudo, através da Tabela 4 a seguir são apresentadas as medidas descritivas (mínimo, máximo e média aritmética) das variáveis climáticas medidas nas estações meteorológicas entre os meses de Janeiro de 2002 à Dezembro de 2009. De acordo com os dados apresentados nesta tabela pode-se observar que no município de João Pessoa, PB entre os meses de Janeiro de 2001 à Dezembro de 2009 a temperatura média variou em média entre 23,38°C e 28,07°C e a precipitação ao longo do período sob análise variou mensalmente em média entre 5,28 mm e 160,60 mm. Com respeito às outras variáveis climáticas apresentadas,

a média mensal do número de horas com sol variou mensalmente entre 1,09 hs e 10,35 hs, a média da pressão atmosférica medida no município variou mensalmente entre 1011,08 hPa e 1014,89 hPa, a umidade relativa do ar medida variou mensalmente em média entre 68,69% e 89,06% enquanto que a média mensal da velocidade do vento variou entre 1,73 m/s e 4,53 m/s. Quanto ao comportamento destas variáveis quanto a incidência mensal de Dengue no município, pode-se observar que as maiores incidências de Dengue no município coincidiram com altos valores da média mensal da umidade relativa do ar e das temperaturas mínimas registradas e, valores mais baixos da precipitação acumulada registrada.

TABELA 4: Medidas descritivas das variáveis climáticas do município de João Pessoa, PB, medidas entre os meses de Janeiro de 2002 à Dezembro de 2009.

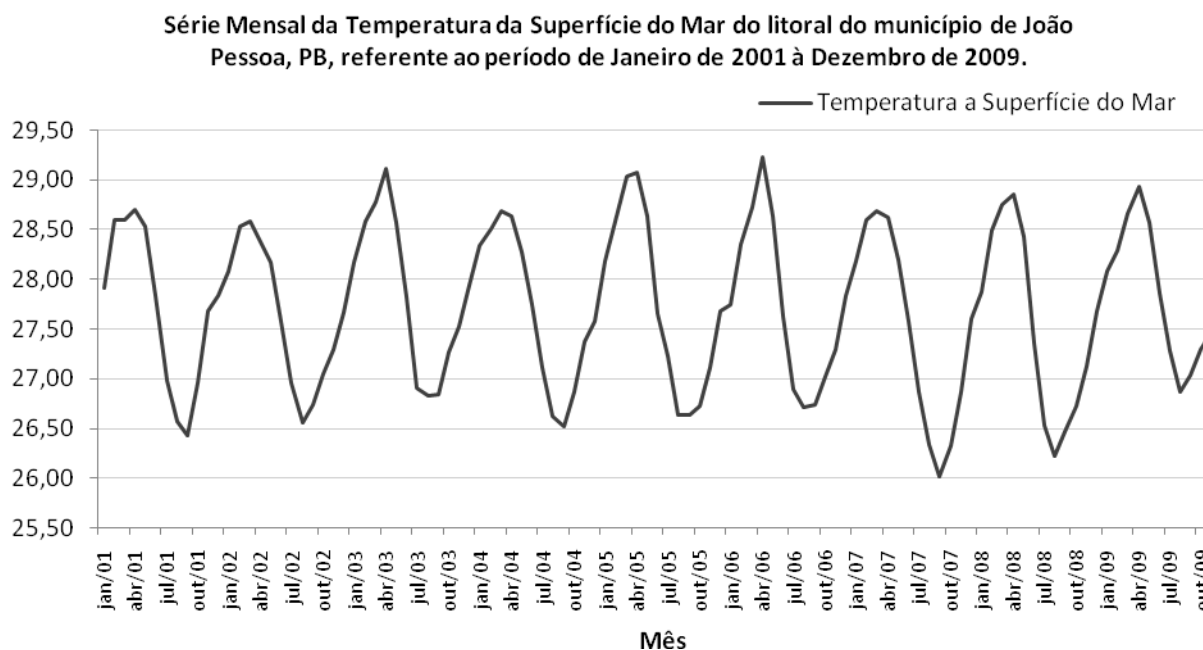
	Mínimo	Máximo	Média Aritmética
<i>(Dados LES)</i>			
<i>Temperatura Média Mensal Medida às 9 horas</i>	23,37	30,50	27,79
<i>Temperatura Mínima Mensal Medida às 9 horas</i>	22,00	28,40	24,77
<i>Temperatura Média Mensal Medida às 15 horas</i>	23,32	30,93	28,07
<i>Temperatura Mínima Mensal Medida às 15 horas</i>	21,40	28,80	25,08
<i>Temperatura Média Mensal Medida às 21 horas</i>	22,62	28,21	25,56
<i>Temperatura Mínima Mensal Medida às 21 horas</i>	20,80	26,40	23,38
<i>Precipitação Acumulada no mês</i>	3,40	601,60	160,60
<i>Média Precipitação Acumulada Mensal</i>	0,11	20,05	5,28
<i>(Dados INMET)</i>			
<i>Média Insolação Total por mês (hs)</i>	3,78	15,33	7,38
<i>Máximo Insolação Total por mês (hs)</i>	8,60	11,30	10,35
<i>Mínimo Insolação Total por mês (hs)</i>	0,00	8,70	1,09
<i>Média precipitação total por mês (mm)</i>	0,14	20,87	5,68
<i>Máximo precipitação total por mês (mm)</i>	1,00	146,60	47,86
<i>Média Pressão Atmosférica ao nível da estação por mês (média Diária - hPa)</i>	1010,23	1016,09	1013,01
<i>Máximo Pressão Atmosférica ao nível da estação por mês (média Diária - hPa)</i>	1011,93	1018,47	1014,89
<i>Mínimo Pressão Atmosférica ao nível da estação por mês (média Diária - hPa)</i>	1007,33	1014,53	1011,08
<i>Média das temperaturas máximas registradas por mês (°C)</i>	28,17	31,85	30,02
<i>Máximo das temperaturas máximas registradas por mês (°C)</i>	29,20	32,80	31,06
<i>Mínimo das temperaturas máximas registradas por mês (°C)</i>	23,80	30,80	27,82
<i>Média das temperaturas médias compensadas registradas por mês (°C)</i>	24,85	28,98	26,98
<i>Máximo das temperaturas médias compensadas registradas por mês (°C)</i>	26,34	29,78	28,10
<i>Mínimo das temperaturas médias compensadas registradas por mês (°C)</i>	22,20	28,10	25,19
<i>Média das temperaturas mínimas registradas por mês (°C)</i>	20,90	26,36	23,95
<i>Máximo das temperaturas mínimas registradas por mês (°C)</i>	22,50	28,10	25,89
<i>Mínimo das temperaturas mínimas registradas por mês (°C)</i>	19,20	25,10	21,71
<i>Média da umidade relativa do ar registrada por mês (%)</i>	69,43	88,03	77,07
<i>Máximo da umidade relativa do ar registrada por mês (%)</i>	74,00	100,00	89,06
<i>Mínimo da umidade relativa do ar registrada por mês (%)</i>	54,75	78,50	68,69
<i>Média da velocidade do vento registrada por mês (m/s)</i>	1,80	4,37	3,12
<i>Máximo da velocidade do vento registrada por mês (m/s)</i>	2,97	6,80	4,53
<i>Mínimo da velocidade do vento registrada por mês (m/s)</i>	0,00	3,13	1,73

FONTE: LES-UFPB/INMET

5.1.5. TEMPERATURA DA SUPERFÍCIE DO MAR

Considerando o comportamento dos dados referentes ao litoral do município de João Pessoa, foram analisadas as séries mensais da Temperatura da Superfície do Mar e das Anomalias da Temperatura da Superfície do Mar. As Figuras 11 e 12 a seguir apresentam os gráficos com as séries mensais destas variáveis referentes aos meses de Janeiro de 2001 à Dezembro de 2009.

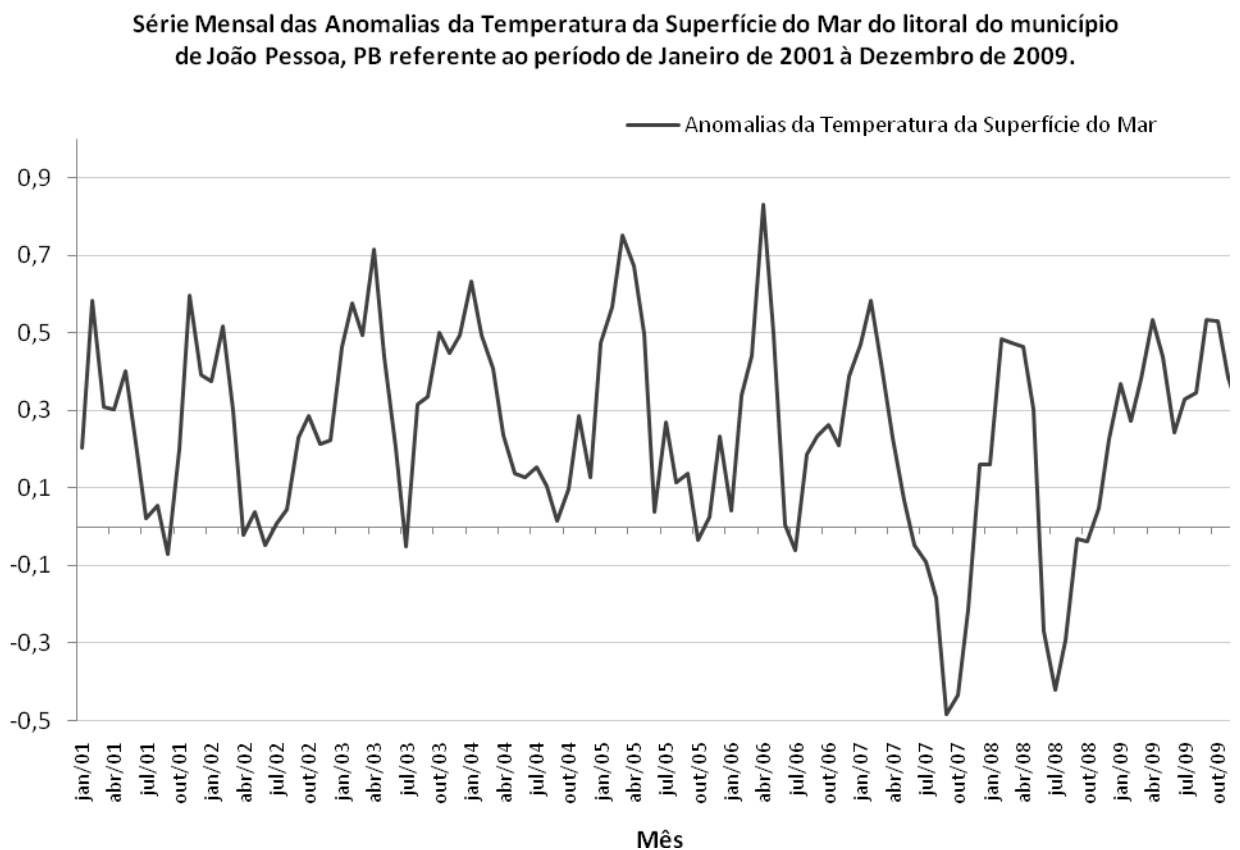
Com respeito à série mensal da Temperatura da Superfície do Mar (ver Figura 13) observados para o litoral do município de João Pessoa, PB, se observou que esta temperatura variou entre 26,01°C à 29,22°C. Dentre os anos analisados, observou-se que os anos de 2003, 2005 e 2006 apresentaram as temperaturas da superfície do mar mais elevadas enquanto que os anos de 2001, 2007 e 2008 apresentaram temperaturas mais baixas. Avaliando a incidência mensal do Dengue quanto ao comportamento da Temperatura da Superfície do Mar observado para o litoral do município, se observou que os períodos onde as temperaturas foram mais baixas coincidiram com os de elevação da incidência de Dengue. Observou-se ainda que as menores temperaturas registradas no litoral do município coincidem com os períodos caracterizados por epidemias.



FONTE: REYNOLDS *et al.*, 2002.

FIGURA 13: Série Mensal da Temperatura da Superfície do Mar do litoral do município de João Pessoa, PB, referente ao período de Janeiro de 2001 à Dezembro de 2009.

Analisando a série mensal das Anomalias da Temperatura da Superfície do Mar (ver Figura 14) observadas para o litoral do município de João Pessoa, PB, se observou que esta variou entre $-0,48^{\circ}\text{C}$ à $0,82^{\circ}\text{C}$. Dentre os anos analisados neste estudo, se observou que as maiores anomalias, sejam elas positivas ou negativas, ocorreram durante os mesmos períodos que ocorreram as maiores e menores Temperaturas da Superfície do Mar descritos anteriormente. Avaliando a incidência mensal do Dengue quanto ao comportamento das Anomalias da Temperatura da Superfície do Mar observadas, se verificou que os períodos onde a temperatura do litoral do município variou entre $-0,48^{\circ}\text{C}$ e 0°C coincidem com os de maior incidência de casos de Dengue.



FONTE: REYNOLDS *et al.*, 2002.

FIGURA 14: Série Mensal das Anomalias da Temperatura da Superfície do Mar do litoral do município de João Pessoa, PB referente ao período de Janeiro de 2001 à Dezembro de 2009.

5.1.6. NORMALIDADE DOS DADOS

A fim de se utilizar de forma adequada testes e modelos estatísticos deve-se verificar se as premissas das metodologias são ou não satisfeitas para um dado conjunto de dados. Uma das premissas é a normalidade dos dados. A Tabela 5 apresenta as variáveis testadas e os respectivos p-valores para cada uma delas onde para testar a normalidade dos dados foi utilizado o teste de *Lilliefors*.

Dentre as variáveis testadas pode-se verificar que a incidência dos casos notificados de Dengue não apresenta distribuição normal (p-valor<0,0001). Quanto às variáveis relacionadas com o vetor do Dengue, pode-se observar que somente o Índice de Infestação Predial apresentou-se normalmente distribuído (p-valor=0,1848).

Com respeito às outras variáveis utilizadas neste estudo (ver Tabela 6) pode-se verificar que algumas delas não apresentaram distribuição normal devendo, portanto ser transformadas. Neste estudo foi utilizada a transformação de BoxCox para normalizar as seguintes variáveis: Incidência de casos notificados de Dengue (p/100.000 hab.) ($\lambda=0,3$), Temperatura Média Mensal Medida as 9 horas($\lambda=6$), Média de Manchas Solares no Mês (SOHO) ($\lambda=0,5$), Número Máximo de Manchas Solares Ocorrida no Mês (SOHO) ($\lambda=0,2$), Média de Manchas Solares no Mês (NOAA) ($\lambda=0,4$), Número Máximo de Manchas Solares Ocorrida no Mês (NOAA) ($\lambda=0,2$), Máximo Insolação Total por mês (hs) ($\lambda=6$), Média Pressão Atmosférica ao nível a estação por mês (média Diária - hPa) ($\lambda=6,5$), Temperatura da Superfície do Mar($\lambda=3$). Outro método utilizado foi o da raiz enésima utilizado para transformar as seguintes variáveis: Precipitação Acumulada no mês, Média Precipitação Acumulada Mensal, Média precipitação total por mês (mm) e Máximo precipitação total por mês (mm).

Dentre as variáveis algumas não puderam ser transformadas: Número Mediano de Manchas Solares Ocorridas no mês (SOHO), Mínimo Insolação Total por mês (hs), Máximo Pressão Atmosférica ao Nível da estação por mês (hPa), Mínimo Pressão Atmosférica ao Nível da estação por mês (hPa), Média das temperaturas máximas registradas por mês ($^{\circ}\text{C}$), Máximo das temperaturas máximas registradas por mês ($^{\circ}\text{C}$), Média das temperaturas médias compensadas registradas por mês ($^{\circ}\text{C}$), Máximo das temperaturas mínimas registradas por mês ($^{\circ}\text{C}$) e Máximo da umidade relativa do ar registradas por mês (%).

TABELA 5: Teste de normalidade aplicado às variáveis utilizadas no estudo.

<i>Variável</i>	<i>p-valor</i>
<i>Incidência de Casos Notificados de Dengue (p/100.000 hab.)</i>	<0,0001
<i>Índice de Infestação Predial</i>	0,1848
<i>Índice de Breteau</i>	0,0194
<i>Índice de Recipiente</i>	0,0066
<i>(Dados LES)</i>	
<i>Temperatura Média Mensal Medida as 9 horas</i>	0,0139
<i>Temperatura Mínima Mensal Medida as 9 horas</i>	0,0684
<i>Temperatura Média Mensal Medida as 15 horas</i>	0,4479
<i>Temperatura Mínima Mensal Medida as 15 horas</i>	0,2820
<i>Temperatura Média Mensal Medida as 21 horas</i>	0,0869
<i>Temperatura Mínima Mensal Medida as 21 horas</i>	0,2970
<i>Precipitação Acumulada no mês</i>	0,0003
<i>Média Precipitação Acumulada Mensal</i>	0,0001
<i>Média de Manchas Solares no Mês (SOHO)</i>	0,0003
<i>Número Máximo de Manchas Solares Ocorrida no Mês (SOHO)</i>	<0,0001
<i>Média de Manchas Solares no Mês (NOAA)</i>	0,0002
<i>Número Máximo de Manchas Solares Ocorrida no Mês (NOAA)</i>	<0,0001
<i>Número Mediano de Manchas Solares Ocorridas no Mês (SOHO)</i>	<0,0001
<i>(Dados INMET)</i>	
<i>Média Insolação Total por mês (hs)</i>	0,3054
<i>Máximo Insolação Total por mês (hs)</i>	0,0003
<i>Mínimo Insolação Total por mês (hs)</i>	<0,0001
<i>Média precipitação total por mês (mm)</i>	<0,0001
<i>Máximo precipitação total por mês (mm)</i>	0,0014
<i>Média Pressao Atmosferica ao nivel da estação por mês (média Diária - hPa)</i>	0,0154
<i>Máximo Pressao Atmosferica ao nivel da estação por mês (média Diária - hPa)</i>	0,0100
<i>Mínimo Pressao Atmosferica ao nivel da estação por mês (média Diária - hPa)</i>	0,0041
<i>Média das temperaturas máximas registradas por mês (°C)</i>	0,0019
<i>Máximo das temperaturas máximas registradas por mês (°C)</i>	0,0013
<i>Mínimo das temperaturas máximas registradas por mês (°C)</i>	0,1406
<i>Média das temperaturas médias compensadas registradas por mês (°C)</i>	0,0037
<i>Máximo das temperaturas médias compensadas registradas por mês (°C)</i>	0,3449
<i>Mínimo das temperaturas médias compensadas registradas por mês (°C)</i>	0,7341
<i>Média das temperaturas mínimas registradas por mês (°C)</i>	0,4365
<i>Máximo das temperaturas mínimas registradas por mês (°C)</i>	0,0094

CONTINUA

<i>Variável</i>	p-valor
<i>Mínimo das temperaturas mínimas registradas por mês (°C)</i>	0,1206
<i>Média da umidade relativa do ar registrada por mês (%)</i>	0,3080
<i>Máximo da umidade relativa do ar registrada por mês (%)</i>	<0,0001
<i>Mínimo da umidade relativa do ar registrada por mês (%)</i>	0,2251
<i>Média da velocidade do vento registrada por mês (m/s)</i>	0,5055
<i>Máximo da velocidade do vento registrada por mês (m/s)</i>	0,0631
<i>Mínimo da velocidade do vento registrada por mês (m/s)</i>	0,3587
<i>Temperatura da Superfície do Mar</i>	0,0150
<i>Anomalias da Temperatura da Superfície do Mar</i>	0,3233

5.1.7. TESTES DE CORRELAÇÃO

Com o intuito de se verificar se as relações presentes entre as variáveis utilizadas neste estudo com o ciclo do mosquito transmissor do Dengue e a sua incidência no município eram significativas ou não foram utilizados testes de correlação a fim de se quantificar o grau de intensidade da associação existente. Devido a não normalidade de parte das variáveis presentes neste estudo, optou-se pela utilização do teste de correlação de *Spearman*.

Verificando se existia alguma associação entre os ciclos solares e as variáveis climáticas utilizadas neste estudo, através da Tabela 6 a seguir pode-se observar que dentre todas as variáveis analisadas, apenas a variável “*Máximo de horas com Insolação Total por mês*” apresentou uma fraca correlação com o número médio de manchas solares ocorridos no mês medidos através do SOHO (p-valor=0,0303; rho=0,2409) e NOAA (p-valor=0,0303; rho=0,2408) e o número mediano de manchas solares mensalmente (p-valor=0,0347; rho=0,2350).

TABELA 6: Testes de correlação – Ciclos Solares versus Variáveis Climáticas.

Variável	Média de Manchas Solares no Mês (SOHO)		Número Máximo de Manchas Solares Ocorrida no Mês (SOHO)		Média de Manchas Solares no Mês (NOAA)		Número Máximo de Manchas Solares Ocorrida no Mês (NOAA)		Número Mediano de Manchas Solares Ocorridas no Mês (SOHO)	
	<i>rho</i>	<i>p-valor</i>	<i>rho</i>	<i>p-valor</i>	<i>rho</i>	<i>p-valor</i>	<i>rho</i>	<i>p-valor</i>	<i>rho</i>	<i>p-valor</i>
<i>(Dados LES)</i>										
<i>Temperatura Média Mensal Medida as 9 horas</i>	-0,0274	0,8082	-0,0510	0,6509	-0,0274	0,8080	-0,0510	0,6509	-0,0312	0,7824
<i>Temperatura Mínima Mensal Medida as 9 horas</i>	-0,0625	0,5794	-0,0836	0,4583	-0,0625	0,5792	-0,0836	0,4583	-0,0617	0,5845
<i>Temperatura Média Mensal Medida as 15 horas</i>	-0,0612	0,5874	-0,0739	0,5120	-0,0615	0,5857	-0,0739	0,5120	-0,0642	0,5692
<i>Temperatura Mínima Mensal Medida as 15 horas</i>	-0,0858	0,4464	-0,0989	0,3795	-0,0856	0,4472	-0,0989	0,3795	-0,0810	0,4722
<i>Temperatura Média Mensal Medida as 21 horas</i>	-0,0546	0,6281	-0,0682	0,5455	-0,0548	0,6269	-0,0682	0,5455	-0,0519	0,6453
<i>Temperatura Mínima Mensal Medida as 21 horas</i>	-0,1989	0,0750	-0,2131	0,0561	-0,1992	0,0745	-0,2131	0,0561	-0,1971	0,0778
<i>Precipitação Acumulada no mês</i>	0,0863	0,4434	0,1081	0,3366	0,0858	0,4462	0,1081	0,3366	0,0869	0,4404
<i>Média Precipitação Acumulada Mensal</i>	0,0875	0,4373	0,1083	0,3358	0,0870	0,4401	0,1083	0,3358	0,0881	0,4341
<i>(Dados INMET)</i>										
<i>Média Insolação Total por mês (hs)</i>	-0,0004	0,9972	-0,0253	0,8225	-0,0002	0,9988	-0,0253	0,8225	-0,0171	0,8795
<i>Máximo Insolação Total por mês (hs)</i>	0,2409	0,0303	0,2090	0,0611	0,2408	0,0303	0,2090	0,0611	0,2350	0,0347
<i>Mínimo Insolação Total por mês (hs)</i>	-0,1434	0,2015	-0,1533	0,1718	-0,1429	0,2030	-0,1533	0,1718	-0,1580	0,1589
<i>Média precipitação total por mês (mm)</i>	0,0871	0,4395	0,1161	0,3021	0,0866	0,4422	0,1161	0,3021	0,0898	0,4252
<i>Máximo precipitação total por mês (mm)</i>	0,0627	0,5782	0,0889	0,4301	0,0620	0,5822	0,0889	0,4301	0,0594	0,5982
<i>Média Pressao Atmosferica ao nível da estação por mês (média Diária - hPa)</i>	0,0803	0,4763	0,0983	0,3827	0,0808	0,4733	0,0983	0,3827	0,0705	0,5317
<i>Máximo Pressao Atmosferica ao nível da estação por mês (média Diária - hPa)</i>	0,0805	0,4752	0,0936	0,4058	0,0810	0,4721	0,0936	0,4058	0,0707	0,5307
<i>Mínimo Pressao Atmosferica ao nível da estação por mês (média Diária - hPa)</i>	0,0155	0,8910	0,0206	0,8550	0,0162	0,8862	0,0206	0,8550	0,0036	0,9745
<i>Média das temperaturas máximas registradas por mês (°C)</i>	-0,0974	0,3872	-0,1151	0,3064	-0,0975	0,3866	-0,1151	0,3064	-0,1040	0,3554
<i>Máximo das temperaturas máximas registradas por mês (°C)</i>	-0,0971	0,3886	-0,1088	0,3337	-0,0972	0,3878	-0,1088	0,3337	-0,0974	0,3872
<i>Mínimo das temperaturas máximas registradas por mês (°C)</i>	-0,1806	0,1066	-0,2124	0,0569	-0,1805	0,1069	-0,2124	0,0569	-0,1729	0,1226
<i>Média das temperaturas médias compensadas registradas por mês (°C)</i>	-0,0710	0,5286	-0,0928	0,4097	-0,0711	0,5279	-0,0928	0,4097	-0,0744	0,5093
<i>Máximo das temperaturas médias compensadas registradas por mês (°C)</i>	-0,0303	0,7880	-0,0482	0,6692	-0,0305	0,7871	-0,0482	0,6692	-0,0291	0,7962
<i>Mínimo das temperaturas médias compensadas registradas por mês (°C)</i>	-0,1344	0,2318	-0,1612	0,1504	-0,1342	0,2323	-0,1612	0,1504	-0,1312	0,2431
<i>Média das temperaturas mínimas registradas por mês (°C)</i>	-0,0206	0,8553	-0,0474	0,6741	-0,0205	0,8558	-0,0474	0,6741	-0,0259	0,8183
<i>Máximo das temperaturas mínimas registradas por mês (°C)</i>	0,0314	0,7808	0,0066	0,9534	0,0316	0,7793	0,0066	0,9534	0,0386	0,7323
<i>Mínimo das temperaturas mínimas registradas por mês (°C)</i>	-0,0726	0,5197	-0,0818	0,4679	-0,0727	0,5192	-0,0818	0,4679	-0,0710	0,5289

CONTINUA

Variável	Média de Manchas Solares no Mês (SOHO)		Número Máximo de Manchas Solares Ocorrida no Mês (SOHO)		Média de Manchas Solares no Mês (NOAA)		Número Máximo de Manchas Solares Ocorrida no Mês (NOAA)		Número Mediano de Manchas Solares Ocorridas no Mês (SOHO)	
	<i>rho</i>	<i>p-valor</i>	<i>rho</i>	<i>p-valor</i>	<i>rho</i>	<i>p-valor</i>	<i>rho</i>	<i>p-valor</i>	<i>rho</i>	<i>p-valor</i>
<i>Média da umidade relativa do ar registrada por mês (%)</i>	0,1861	0,0962	0,1976	0,0770	0,1857	0,0969	0,1976	0,0770	0,2030	0,0692
<i>Máximo da umidade relativa do ar registrada por mês (%)</i>	0,1071	0,3412	0,1371	0,2221	0,1064	0,3445	0,1371	0,2221	0,1075	0,3395
<i>Mínimo da umidade relativa do ar registrada por mês (%)</i>	0,1708	0,1275	0,1789	0,1101	0,1708	0,1274	0,1789	0,1101	0,1940	0,0827
<i>Média da velocidade do vento registrada por mês (m/s)</i>	0,1027	0,3614	0,0808	0,4732	0,1035	0,3576	0,0808	0,4732	0,1107	0,3250
<i>Máximo da velocidade do vento registrada por mês (m/s)</i>	0,1862	0,0960	0,1659	0,1387	0,1870	0,0946	0,1659	0,1387	0,1964	0,0789
<i>Mínimo da velocidade do vento registrada por mês (m/s)</i>	0,0493	0,6623	0,0291	0,7963	0,0497	0,6594	0,0291	0,7963	0,0563	0,6176

Analisando a existência de associação entre a incidência de Dengue no município e as variáveis utilizadas neste estudo, através da Tabela 7 a seguir pode-se observar que com respeito aos indicadores entomológicos, apresentaram-se fracamente correlacionados com a incidência do Dengue no município o Índice de Breteau ($p\text{-valor}=0,0015$; $\rho=0,3466$) e índice de Recipiente ($p\text{-valor}=0,0104$; $\rho=0,2834$). Vale salientar que estes indicadores relacionados com os criadouros do mosquito *Aedes aegypti*.

Com respeito às variáveis climáticas, com exceção das variáveis “*Temperatura Máxima Mensal registrada por mês (°C)*” ($p\text{-valor}=0,0946$), “*Média da velocidade do vento registrada por mês (m/s)*” ($p\text{-valor}=0,0725$) e “*Máxima velocidade do vento registrada por mês (m/s)*” ($p\text{-valor}=0,5597$), todas apresentam-se correlacionadas com a incidência de Dengue. De modo geral, as variáveis climáticas analisadas relacionadas com a temperatura, insolação e velocidade do vento apresentaram correlação negativa com a incidência do Dengue enquanto que as variáveis relacionadas com a umidade relativa do ar, precipitação acumulada e pressão atmosférica apresentaram correlação positiva. Quanto à magnitude destas correlações, observou-se que todas apresentaram fraca correlação com exceção da variável “*Número Máximo de horas mensais com Insolação Total*” que apresentou moderada correlação com a incidência do Dengue ($\rho=-0,6076$).

Com respeito às variáveis relacionadas aos ciclos solares, todas apresentaram correlação negativa com a incidência do Dengue. Quanto à magnitude destas correlações, ambas apresentaram fraca correlação.

TABELA 7: Testes de correlação – Incidência do Dengue versus Indicadores Entomológicos, Ciclos Solares e Variáveis Climáticas.

Incidência de Casos Notificados de Dengue (p/100.000 hab.)	<i>rho</i>	<i>p-valor</i>
<i>Índice de Infestação Predial</i>	0,1759	0,1162
<i>Índice de Breteau</i>	0,3466	0,0015
<i>Índice de Recipiente</i>	0,2834	0,0104
<i>(Dados LES)</i>		
<i>Temperatura Média Mensal Medida as 9 horas</i>	-0,3970	0,0002
<i>Temperatura Mínima Mensal Medida as 9 horas</i>	-0,3469	0,0015
<i>Temperatura Média Mensal Medida as 15 horas</i>	-0,2834	0,0104
<i>Temperatura Mínima Mensal Medida as 15 horas</i>	-0,3805	0,0005
<i>Temperatura Média Mensal Medida as 21 horas</i>	-0,3171	0,0039
<i>Temperatura Mínima Mensal Medida as 21 horas</i>	-0,2847	0,0100
<i>Precipitação Acumulada no mês</i>	0,4479	<0,0001
<i>Média Precipitação Acumulada Mensal</i>	0,4458	<0,0001
<i>(Ciclos Solares)</i>		
<i>Média de Manchas Solares no Mês (SOHO)</i>	-0,5157	<0,0001
<i>Número Máximo de Manchas Solares Ocorrida no Mês (SOHO)</i>	-0,4695	<0,0001
<i>Média de Manchas Solares no Mês (NOAA)</i>	-0,5162	<0,0001
<i>Número Máximo de Manchas Solares Ocorrida no Mês (NOAA)</i>	-0,4695	<0,0001
<i>Número Mediano de Manchas Solares Ocorridas no Mês (SOHO)</i>	-0,5114	<0,0001
<i>(Dados INMET)</i>		
<i>Média Insolação Total por mês (hs)</i>	-0,4824	<0,0001
<i>Máximo Insolação Total por mês (hs)</i>	-0,6076	<0,0001
<i>Mínimo Insolação Total por mês (hs)</i>	-0,2730	0,0137
<i>Média precipitação total por mês (mm)</i>	0,4315	<0,0001
<i>Máximo precipitação total por mês (mm)</i>	0,3282	0,0028
<i>Média Pressao Atmosferica ao nivel da estação por mês (média Diária - hPa)</i>	0,2266	0,0420
<i>Máximo Pressao Atmosferica ao nivel da estação por mês (média Diária - hPa)</i>	0,2404	0,0306
<i>Mínimo Pressao Atmosferica ao nivel da estação por mês (média Diária - hPa)</i>	0,2457	0,0270
<i>Média das temperaturas máximas registradas por mês (°C)</i>	-0,2977	0,0070
<i>Máximo das temperaturas máximas registradas por mês (°C)</i>	-0,1870	0,0946
<i>Mínimo das temperaturas máximas registradas por mês (°C)</i>	-0,3176	0,0039
<i>Média das temperaturas médias compensadas registradas por mês (°C)</i>	-0,3482	0,0014
<i>Máximo das temperaturas médias compensadas registradas por mês (°C)</i>	-0,2519	0,0233
<i>Mínimo das temperaturas médias compensadas registradas por mês (°C)</i>	-0,3353	0,0022
<i>Média das temperaturas mínimas registradas por mês (°C)</i>	-0,4403	<0,0001
<i>Máximo das temperaturas mínimas registradas por mês (°C)</i>	-0,2636	0,0174

CONTINUA

Incidência de Casos Notificados de Dengue (p/100.000 hab.)	<i>rho</i>	<i>p-valor</i>
<i>Mínimo das temperaturas mínimas registradas por mês (°C)</i>	-0,2889	0,0089
<i>Média da umidade relativa do ar registrada por mês (%)</i>	0,4719	0,0000
<i>Máximo da umidade relativa do ar registrada por mês (%)</i>	0,4153	0,0001
<i>Mínimo da umidade relativa do ar registrada por mês (%)</i>	0,3441	0,0017
<i>Média da velocidade do vento registrada por mês (m/s)</i>	-0,2007	0,0725
<i>Máximo da velocidade do vento registrada por mês (m/s)</i>	0,0658	0,5597
<i>Mínimo da velocidade do vento registrada por mês (m/s)</i>	-0,3334	0,0024

Analisando a existência de associação entre os indicadores entomológicos relacionados ao mosquito transmissor do Dengue no município e as variáveis utilizadas neste estudo, a Tabela 8 a seguir apresenta os testes de correlação realizados para os Índices de Breteau, de Infestação Predial e de Recipiente. Com respeito ao índice de Breteau se observou que este indicador se apresentou correlacionado com a temperatura, precipitação acumulada, horas com insolação total e umidade relativa do ar. Com respeito à magnitude destas relações se observou uma forte correlação entre as variáveis relacionadas com a umidade relativa do ar e precipitação acumulada.

Quanto ao índice de Infestação Predial, se observou que este indicador se apresentou correlacionado com todas as variáveis climáticas consideradas neste estudo com exceção das variáveis relacionadas com a pressão atmosférica e temperaturas máximas mensais. Verificou-se uma forte correlação deste indicador com as variáveis relacionadas com a umidade relativa do ar e precipitação acumulada.

Com relação ao índice de Recipiente, se observou que este indicador se apresentou correlacionado com as variáveis relacionadas com precipitação total, horas com insolação total, temperaturas mínimas, umidade relativa do ar e velocidade do vento. Assim como o índice de Infestação Predial, verificou-se uma forte correlação deste indicador com as variáveis relacionadas com a umidade relativa do ar e precipitação acumulada.

TABELA 8: Testes de correlação – Indicadores Entomológicos versus Dados Ciclos Solares e Variáveis Climáticas.

<i>Variável</i>	<i>Índice de Infestação Predial</i>		<i>Índice de Breteau</i>		<i>Índice de Recipiente</i>	
	<i>rho</i>	<i>p-valor</i>	<i>rho</i>	<i>p-valor</i>	<i>rho</i>	<i>p-valor</i>
<i>(Dados LES)</i>						
<i>Temperatura Média Mensal Medida as 9 horas</i>	-0,4338	<0,0001	-0,4333	<0,0001	-0,2508	0,0239
<i>Temperatura Mínima Mensal Medida as 9 horas</i>	-0,4883	<0,0001	-0,4730	<0,0001	-0,2980	0,0069
<i>Temperatura Média Mensal Medida as 15 horas</i>	-0,2498	0,0245	-0,2275	0,0411	-0,0499	0,6581
<i>Temperatura Mínima Mensal Medida as 15 horas</i>	-0,4698	<0,0001	-0,4438	<0,0001	-0,3057	0,0055
<i>Temperatura Média Mensal Medida as 21 horas</i>	-0,2741	0,0133	-0,2649	0,0168	-0,0685	0,5433
<i>Temperatura Mínima Mensal Medida as 21 horas</i>	-0,3616	0,0009	-0,3279	0,0028	-0,1734	0,1216
<i>Precipitação Acumulada no mês</i>	0,6993	<0,0001	0,7548	<0,0001	0,6323	<0,0001
<i>Média Precipitação Acumulada Mensal</i>	0,6978	0,0000	0,7506	0,0000	0,6310	0,0000
<i>(Ciclos Solares)</i>						
<i>Média de Manchas Solares no Mês (SOHO)</i>	0,3371	0,0021	0,0948	0,3997	0,1956	0,0801
<i>Número Máximo de Manchas Solares Ocorrida no Mês (SOHO)</i>	0,3530	0,0012	0,1129	0,3156	0,2000	0,0734
<i>Média de Manchas Solares no Mês (NOAA)</i>	0,3365	0,0021	0,0943	0,4022	0,1950	0,0810
<i>Número Máximo de Manchas Solares Ocorrida no Mês (NOAA)</i>	0,3530	0,0012	0,1129	0,3156	0,2000	0,0734
<i>Número Mediano de Manchas Solares Ocorridas no Mês (SOHO)</i>	0,3361	0,0022	0,1013	0,3680	0,1995	0,0741
<i>(Dados INMET)</i>						
<i>Média Insolação Total por mês (hs)</i>	-0,6295	0,0000	-0,6859	0,0000	-0,5533	<0,0001
<i>Máximo Insolação Total por mês (hs)</i>	-0,3792	0,0005	-0,4627	<0,0001	-0,3521	0,0013
<i>Mínimo Insolação Total por mês (hs)</i>	-0,5610	<0,0001	-0,5615	<0,0001	-0,4680	<0,0001
<i>Média precipitação total por mês (mm)</i>	0,6873	0,0000	0,7378	0,0000	0,5748	<0,0001
<i>Máximo precipitação total por mês (mm)</i>	0,5928	<0,0001	0,6327	<0,0001	0,4641	<0,0001
<i>Média Pressão Atmosf. ao nível da estação por mês (média Diária - hPa)</i>	0,1998	0,0738	0,1314	0,2417	0,0148	0,8955
<i>Máximo Pressão Atmosf. ao nível da estação por mês (média Diária - hPa)</i>	0,1744	0,1193	0,1071	0,3414	-0,0011	0,9919
<i>Mínimo Pressão Atmosf. ao nível da estação por mês (média Diária - hPa)</i>	0,1853	0,0976	0,1628	0,1464	0,0204	0,8568
<i>Média das temperaturas máximas registradas por mês (°C)</i>	-0,3134	0,0044	-0,2832	0,0104	-0,0996	0,3765
<i>Máximo das temperaturas máximas registradas por mês (°C)</i>	-0,1884	0,0920	-0,1525	0,1741	-0,0069	0,9510
<i>Mínimo das temperaturas máximas registradas por mês (°C)</i>	-0,5230	<0,0001	-0,4796	<0,0001	-0,3114	0,0047
<i>Média das temp. médias compensadas registradas por mês (°C)</i>	-0,3760	0,0006	-0,3694	0,0007	-0,1634	0,1448
<i>Máximo das temp. médias compensadas registradas por mês (°C)</i>	-0,1687	0,1322	-0,1420	0,2059	0,0322	0,7751
<i>Mínimo das temp. médias compensadas registradas por mês (°C)</i>	-0,4877	<0,0001	-0,4531	<0,0001	-0,2850	0,0099
<i>Média das temperaturas mínimas registradas por mês (°C)</i>	-0,4965	<0,0001	-0,5117	<0,0001	-0,2963	0,0074
<i>Máximo das temperaturas mínimas registradas por mês (°C)</i>	-0,3555	0,0011	-0,3557	0,0011	-0,1241	0,2696
<i>Mínimo das temperaturas mínimas registradas por mês (°C)</i>	-0,2790	0,0116	-0,2936	0,0078	-0,0813	0,4708
<i>Média da umidade relativa do ar registrada por mês (%)</i>	0,7017	<0,0001	0,7059	<0,0001	0,6454	<0,0001

CONTINUA

<i>Variável</i>	<i>Índice de Infestação Predial</i>		<i>Índice de Breteau</i>		<i>Índice de Recipiente</i>	
	<i>rho</i>	<i>p-valor</i>	<i>rho</i>	<i>p-valor</i>	<i>rho</i>	<i>p-valor</i>
<i>Máximo da umidade relativa do ar registrada por mês (%)</i>	0,6145	<0,0001	0,6288	<0,0001	0,5202	<0,0001
<i>Mínimo da umidade relativa do ar registrada por mês (%)</i>	0,4795	<0,0001	0,5329	<0,0001	0,5172	<0,0001
<i>Média da velocidade do vento registrada por mês (m/s)</i>	-0,2579	0,0203	-0,2969	0,0073	-0,3541	0,0013
<i>Máximo da velocidade do vento registrada por mês (m/s)</i>	0,0204	0,8564	-0,0054	0,9618	-0,0198	0,8607
<i>Mínimo da velocidade do vento registrada por mês (m/s)</i>	-0,4749	<0,0001	-0,5313	<0,0001	-0,4470	<0,0001

Analisando a existência de associação entre as variáveis utilizadas neste estudo e a Temperatura da Superfície do Mar, através da Tabela 9 a seguir pode-se observar que esta variável não apresentou correlação significativa com a incidência do Dengue (p-valor=0,6331) porém apresentou fraca correlação com os indicadores entomológicos considerados neste estudo: Índice de Breteau (p-valor=0,0113; rho=0,2726), Índice de Infestação Predial (p-valor=0,0270; rho=0,2388) e Índice de Recipiente (p-valor=0,0110; rho=0,2735). Esta variável também não se apresentou correlacionada com os ciclos solares, horas com insolação total e umidade relativa do ar.

Quanto as Anomalias da Temperatura da Superfície do Mar, se observou que esta variável não apresentou correlação significativa com os indicadores entomológicos considerados neste estudo embora tenha-se apresentado fracamente correlacionada com a incidência do Dengue (p-valor=0,0013; rho=-0,3418). Esta variável também não se apresentou correlacionada com as variáveis relacionadas com a precipitação acumulada e a umidade relativa do ar.

TABELA 9: Testes de correlação – Temperatura da Superfície do Mar versus Incidência do Dengue, Indicadores Entomológicos, Ciclos Solares e Variáveis Climáticas.

<i>Variável</i>	<i>Temperatura da Superfície do Mar</i>		<i>Anomalias da Temperatura da Superfície do Mar</i>	
	<i>rho</i>	<i>p-valor</i>	<i>rho</i>	<i>p-valor</i>
<i>Incidência de Casos Notificados de Dengue (p/100.000 hab.)</i>	-0,0522	0,6331	-0,3418	0,0013
<i>Índice de Infestação Predial</i>	0,2388	0,0270	0,0424	0,6977
<i>Índice de Breteau</i>	0,2726	0,0113	-0,0449	0,6806
<i>Índice de Recipiente</i>	0,2735	0,0110	0,0448	0,6812
<i>(Dados LES)</i>				
<i>Temperatura Média Mensal Medida as 9 horas</i>	0,5601	<0,0001	0,5942	<0,0001
<i>Temperatura Mínima Mensal Medida as 9 horas</i>	0,2898	0,0087	0,3364	0,0021
<i>Temperatura Média Mensal Medida as 15 horas</i>	0,7481	<0,0001	0,7203	<0,0001
<i>Temperatura Mínima Mensal Medida as 15 horas</i>	0,3162	0,0040	0,4791	<0,0001
<i>Temperatura Média Mensal Medida as 21 horas</i>	0,7430	<0,0001	0,7052	<0,0001
<i>Temperatura Mínima Mensal Medida as 21 horas</i>	0,4964	<0,0001	0,4321	<0,0001
<i>Precipitação Acumulada no mês</i>	0,2564	0,0209	-0,0340	0,7632
<i>Média Precipitação Acumulada Mensal</i>	0,2569	0,0208	-0,0306	0,7860
<i>(Ciclos Solares)</i>				
<i>Média de Manchas Solares no Mês (SOHO)</i>	0,1145	0,3086	0,2538	0,0223
<i>Número Máximo de Manchas Solares Ocorrida no Mês (SOHO)</i>	0,1154	0,3050	0,2504	0,0242
<i>Média de Manchas Solares no Mês (NOAA)</i>	0,1138	0,3116	0,2532	0,0226
<i>Número Máximo de Manchas Solares Ocorrida no Mês (NOAA)</i>	0,1154	0,3050	0,2504	0,0242
<i>Número Mediano de Manchas Solares Ocorridas no Mês (SOHO)</i>	0,1073	0,3401	0,2567	0,0207
<i>(Dados INMET)</i>				
<i>Média Insolação Total por mês (hs)</i>	-0,1517	0,1629	0,1457	0,1805
<i>Máximo Insolação Total por mês (hs)</i>	0,1014	0,3530	0,3937	0,0002
<i>Mínimo Insolação Total por mês (hs)</i>	-0,3707	0,0004	-0,1294	0,2350
<i>Média precipitação total por mês (mm)</i>	0,2707	0,0119	0,0089	0,9348
<i>Máximo precipitação total por mês (mm)</i>	0,3522	0,0009	0,1348	0,2159
<i>Média Pressão Atmosférica ao nível da estação por mês (média Diária - hPa)</i>	-0,7748	0,0000	-0,6011	<0,0001
<i>Máximo Pressão Atmosférica ao nível da estação por mês (média Diária - hPa)</i>	-0,7350	<0,0001	-0,6010	<0,0001
<i>Mínimo Pressão Atmosférica ao nível da estação por mês (média Diária - hPa)</i>	-0,6944	<0,0001	-0,5623	<0,0001
<i>Média das temperaturas máximas registradas por mês (°C)</i>	0,7152	<0,0001	0,6731	<0,0001
<i>Máximo das temperaturas máximas registradas por mês (°C)</i>	0,7975	<0,0001	0,7035	<0,0001
<i>Mínimo das temperaturas máximas registradas por mês (°C)</i>	0,2468	0,0220	0,2945	0,0059
<i>Média das temperaturas médias compensadas registradas por mês (°C)</i>	0,6331	0,0000	0,6436	0,0000
<i>Máximo das temperaturas médias compensadas registradas por mês (°C)</i>	0,8060	<0,0001	0,7363	<0,0001
<i>Mínimo das temperaturas médias compensadas registradas por mês (°C)</i>	0,3378	0,0015	0,3689	0,0005

CONTINUA

<i>Variável</i>	<i>Temperatura da Superfície do Mar</i>		<i>Anomalias da Temperatura da Superfície do Mar</i>	
	<i>rho</i>	<i>p-valor</i>	<i>rho</i>	<i>p-valor</i>
<i>Média das temperaturas mínimas registradas por mês (°C)</i>	0,4139	<0,0001	0,4959	<0,0001
<i>Máximo das temperaturas mínimas registradas por mês (°C)</i>	0,5517	<0,0001	0,5701	<0,0001
<i>Mínimo das temperaturas mínimas registradas por mês (°C)</i>	0,5321	<0,0001	0,5197	<0,0001
<i>Média da umidade relativa do ar registrada por mês (%)</i>	0,0961	0,3789	-0,1343	0,2178
<i>Máximo da umidade relativa do ar registrada por mês (%)</i>	0,2039	0,0597	-0,0510	0,6413
<i>Mínimo da umidade relativa do ar registrada por mês (%)</i>	0,1621	0,1360	-0,0603	0,5814
<i>Média da velocidade do vento registrada por mês (m/s)</i>	-0,7187	0,0000	-0,4825	<0,0001
<i>Máximo da velocidade do vento registrada por mês (m/s)</i>	-0,5906	<0,0001	-0,5051	<0,0001
<i>Mínimo da velocidade do vento registrada por mês (m/s)</i>	-0,4795	<0,0001	-0,2081	0,0545

5.2. ANÁLISE DOS MODELOS PREDITIVOS PARA A INCIDÊNCIA DE DENGUE

MODELO DE SÉRIES TEMPORAIS PARA A INCIDÊNCIA MENSAL DE DENGUE NO MUNICÍPIO DE JOÃO PESSOA, PB

Seguindo a metodologia apresentada no estudo realizado por Promprou e colaboradores (2006) para descrever a incidência de Dengue através da teoria de séries temporais, foram ajustados modelos para descrever a incidência do Dengue no município de João Pessoa, PB. De acordo com a metodologia por *Box-Jenkins* descrita no capítulo anterior, foram analisados os gráficos de comportamento da série mensal da incidência de Dengue no município durante o período de Janeiro de 2001 à Dezembro de 2009. Inicialmente verificou-se que a série não era normalmente distribuída (p -valor $<0,0001$). Após a transformação da série, verificou-se que a série era estacionária (p -valor=0,0379) e normalmente distribuída (p -valor=0,0791). Para a série sob estudo, dentre os modelos ARIMA e SARIMA testados verificou-se que os modelos ARIMA(1,0,3) e SARIMA(2,1,3)(0,0,1)₁₂ foram os mais adequados para representar a série com AIC -104,53 e -112,14, respectivamente.

Modelo ARIMA(1,0,3)

Para o modelo ARIMA(1,0,3) ajustado, os coeficientes estimados são apresentados na Tabela 10 a seguir.

TABELA 10: Coeficientes estimados para o modelo ARIMA(1,0,3) da série de incidência de Dengue.

Coeficientes	Estimado	Erro Padrão
<i>AR1</i>	0,0903	0,1134
<i>MA1</i>	-2,9879	-
<i>MA2</i>	2,9862	-
<i>MA3</i>	-0,9983	-
<i>Intercepto</i>	0,0000	0,0001

Com relação aos diagnósticos dos resíduos do modelo proposto se observou que os resíduos eram normalmente distribuídos (p -valor=0,6344), a função de autocorrelação parcial não tinha nenhuma correlação nula e os p -valores do teste de independência dos resíduos estavam acima de 35%. A Figura 15 a seguir apresenta os resíduos do modelo proposto onde se pode observar através dos resíduos do modelo ajustado apresentam variabilidade mostrando assim que o modelo ajustado é razoável para descrever o comportamento desta série.

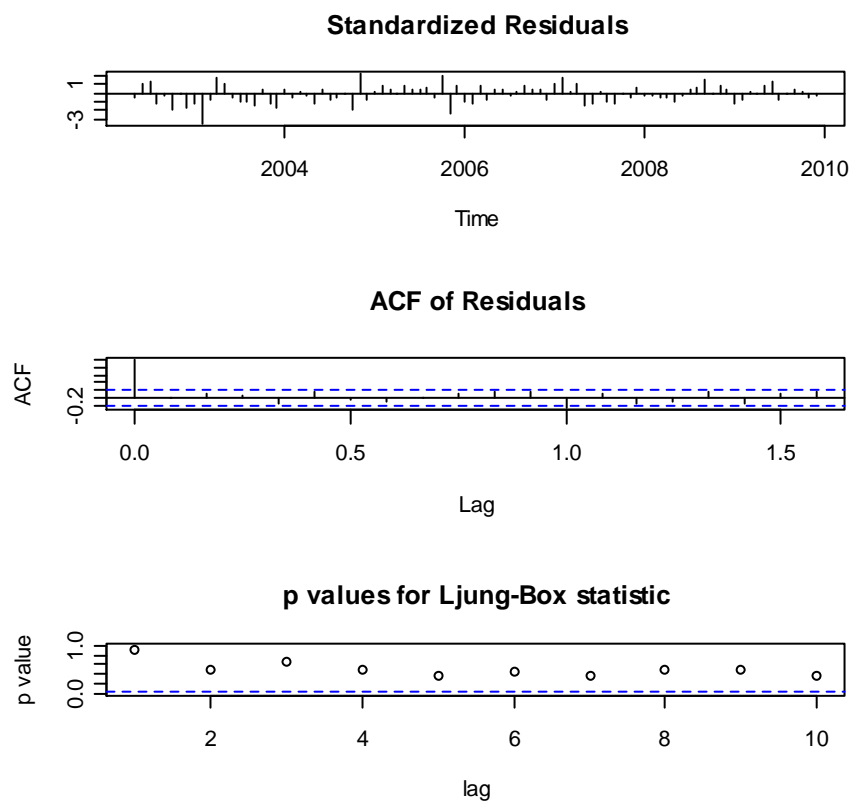


FIGURA 15: Resíduos do modelo ARIMA(1,0,3) proposto.

A Figura 16 a seguir apresenta o gráfico da série original (em azul) e da prevista (em vermelho) pelo modelo ajustado.

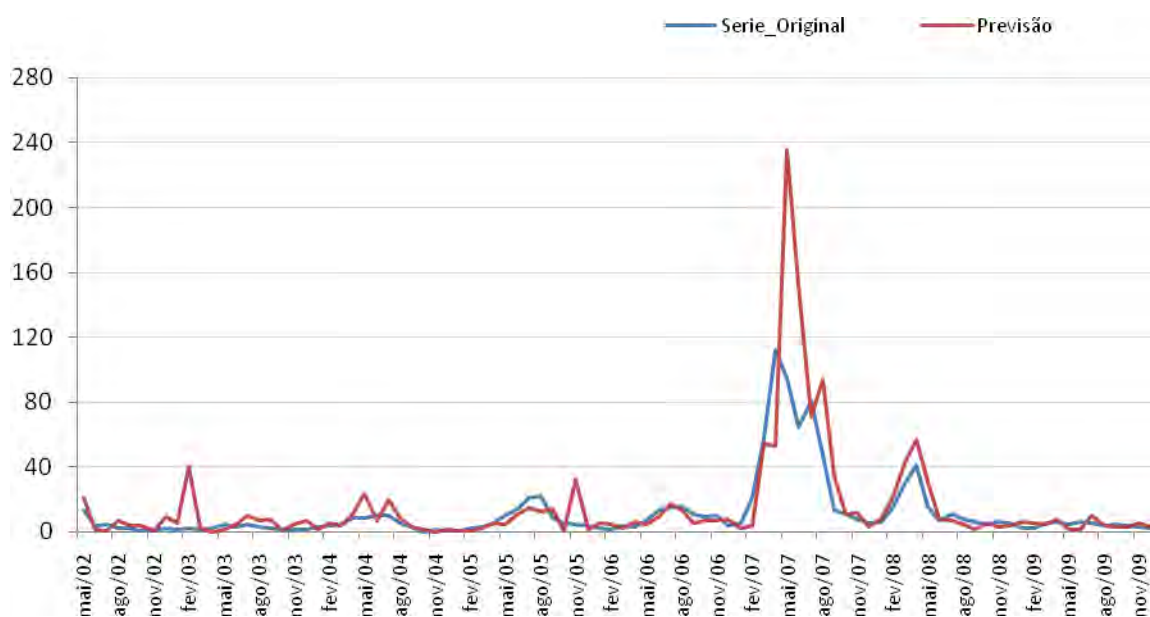


FIGURA 16: Gráfico da série mensal da incidência de Dengue no município de João Pessoa, PB durante o período de Janeiro de 2001 à Dezembro de 2009 (em azul) e prevista (em vermelho) pelo modelo ARIMA(1,0,3).

De acordo com o gráfico contido na Figura 17 e os valores contidos na Tabela 11 a seguir, comparando os valores reais com os previstos do modelo ajustado se observou que os valores da série original transformada estão dentro do intervalo de confiança estimado para os valores previstos pelo modelo final ajustado. Desta forma conclui-se que o modelo possui um ajuste satisfatório quando comparado a outros modelos testados.

TABELA 11: Comparação dos valores reais com os valores previstos do modelo ARIMA(1,0,3) da série de incidência de Dengue.

Mês	Real	Previsto
Janeiro/2010	1,9723	0,8682
Fevereiro/2010	3,5168	1,1786
Março/2010	5,0565	3,1499

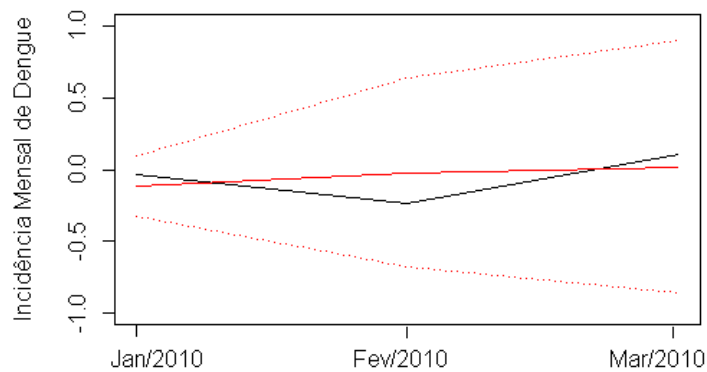


FIGURA 17: Gráfico da série mensal transformada da incidência de Dengue no município de João Pessoa, PB (em preto) e prevista (em vermelho) pelo modelo ARIMA(1,0,3).

Modelo SARIMA(2,1,3)(0,0,1)₁₂

Para o modelo SARIMA(2,1,3)(0,0,1)₁₂ ajustado, os coeficientes estimados são apresentados na Tabela 12 a seguir.

TABELA 12: Coeficientes estimados para o modelo SARIMA(2,1,3)(0,0,1)₁₂ da série de incidência de Dengue.

Coeficientes	Estimado	Erro Padrão
AR1	-0,6139	0,1046
AR2	-0,2204	0,1049
MA1	-2,9729	0,0516
MA2	2,9703	0,0998
MA3	-0,9973	0,0499
SMA1	0,7717	0,1438

Com respeito aos diagnósticos dos resíduos do modelo proposto se observou que os resíduos eram normalmente distribuídos (p-valor=0,3997), a função de autocorrelação parcial não tinha nenhuma correlação nula e os p-valores do teste de independência dos resíduos estavam acima de 44%. A Figura 18 a seguir apresenta os resíduos do modelo proposto onde

se pode observar que os resíduos do modelo ajustado apresentam uma razoável variabilidade mostrando assim que o modelo ajustado também é razoável para descrever o comportamento desta série.

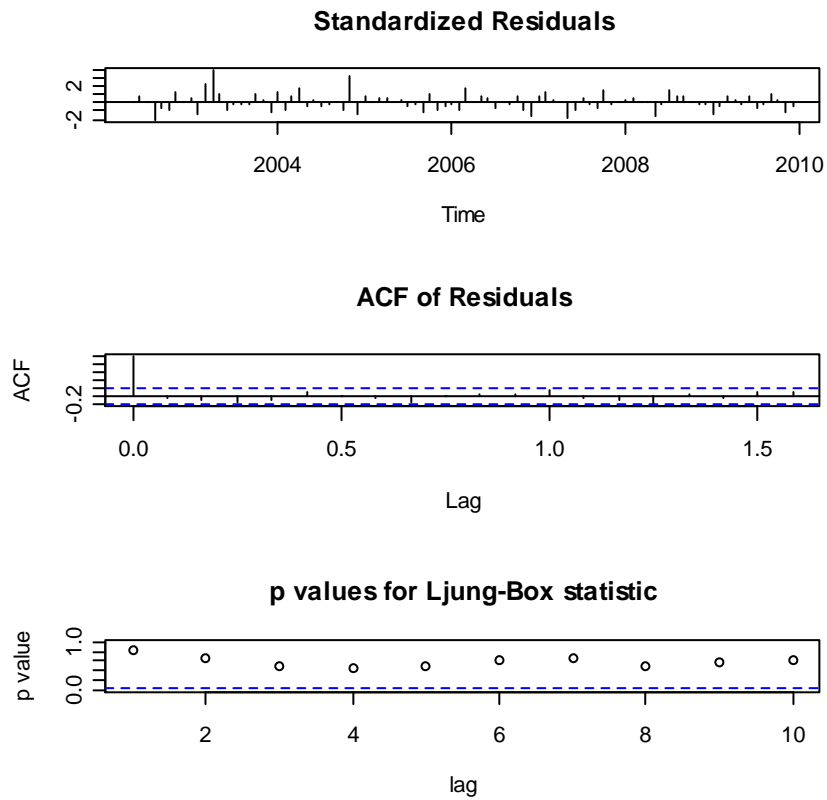


FIGURA 18: Resíduos do modelo SARIMA(2,1,3)(0,0,1)₁₂ proposto.

A Figura 19 a seguir apresenta o gráfico da série original (em azul) e da prevista (em vermelho) pelo modelo ajustado.

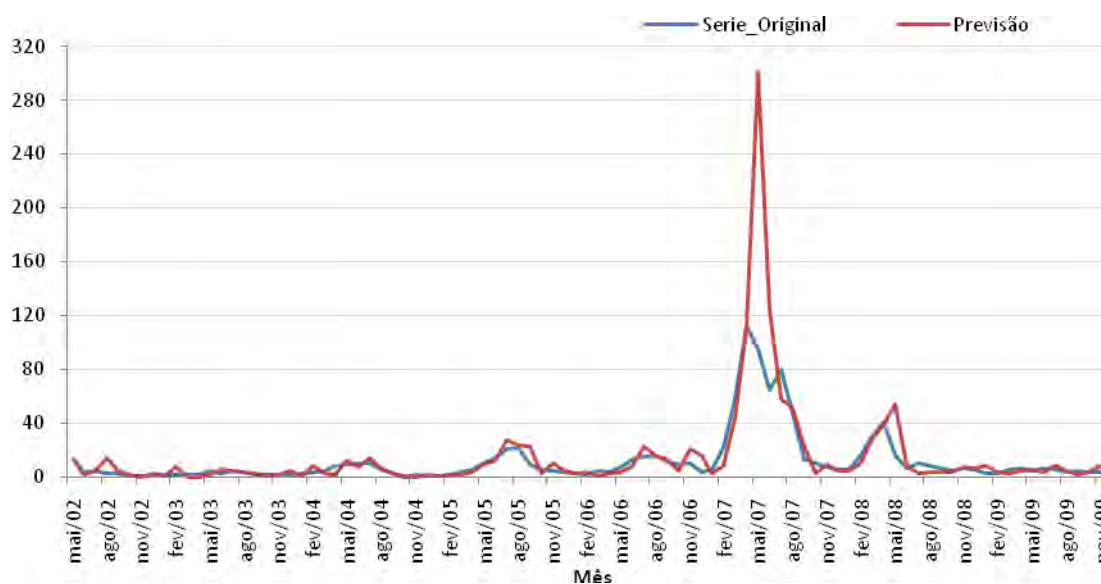


FIGURA 19: Gráfico da série mensal da incidência de Dengue no município de João Pessoa, PB durante o período de Janeiro de 2001 à Dezembro de 2009 (em azul) e prevista (em vermelho) pelo modelo SARIMA(2,1,3)(0,0,1)₁₂.

De acordo com o gráfico contido na Figura 20 e os dados contidos na Tabela 13 a seguir, comparando os valores reais com os previstos do modelo ajustado, verificou-se que os valores da série original transformada estão dentro do intervalo de confiança estimado para os valores previstos pelo modelo final ajustado. Desta forma conclui-se que o modelo possui um ajuste satisfatório dentre os modelos testados.

TABELA 13: Comparação dos valores reais com os valores previstos do modelo SARIMA (2,1,3; 0,0,1)₁₂ da série de incidência de Dengue.

Mês	Real	Previsto
Janeiro/2010	1,9723	2,3136
Fevereiro/2010	3,5168	5,4725
Março/2010	5,0565	13,4901

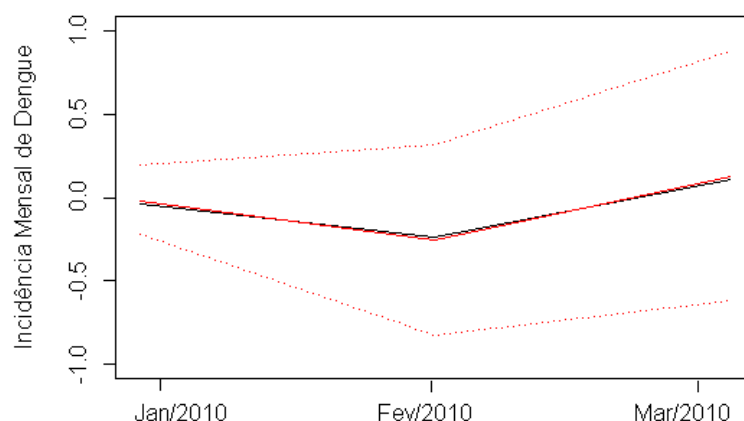


FIGURA 20: Gráfico da série mensal transformada da incidência de Dengue no município de João Pessoa, PB (em preto) e prevista (em vermelho) pelo modelo SARIMA(2,1,3)(0,0,1)₁₂.

Modelo Final

A fim de se avaliar o poder de previsão dos modelos ARIMA(1,0,3) e SARIMA(2,1,3)(0,0,1)₁₂ ajustados foram calculados os seguintes erros de previsão: erro percentual médio (*MPE*), erro absoluto médio (*MAE*), raiz do erro médio quadrático (*REQM*) e o erro percentual médio absoluto (*MAPE*). Através da Tabela 14 a seguir pode-se observar que o modelo SARIMA(2,1,3)(0,0,1)₁₂ apresentou menor *MPE* enquanto que o modelo ARIMA(1,0,3) apresentou menores erros *MAE*, *REQM* e *MAPE*. De acordo com estes resultados, o modelo ARIMA(1,0,3) foi o modelo responsável pelas melhores previsões.

TABELA 14: Medidas de erros para os modelos ARIMA(1,0,3) e SARIMA(2,1,3)(0,0,1)₁₂ ajustados.

Crítérios	ARIMA(1,0,3)	SARIMA(2,1,3)(0,0,1)₁₂
MPE	50,7201	-101,7522
MAE	1,7829	3,5768
REQM	1,8548	5,0022
MAPE	53,389	79,8989

MODELO DE REGRESSÃO LINEAR PARA DESCREVER A INCIDÊNCIA DE DENGUE NO MUNICÍPIO DE JOÃO PESSOA, PB.

Seguindo a metodologia apresentada no estudo realizado por Chowell e Sanchez (2006) para descrever a incidência de Dengue na província de Colima, México através da utilização de modelos de regressão (descrita no capítulo anterior), foram ajustados modelos para descrever a incidência do Dengue no município de João Pessoa, PB a partir dos dados utilizados neste estudo. Com o intuito de se ajustar o modelo que melhor descrevesse a incidência de Dengue no município, foram ajustados modelos os quais tinham como variável resposta a incidência de Dengue e como variáveis independentes os seguintes grupos de variáveis:

- Variáveis entomológicas;
- Temperatura Mensal da Superfície do Mar e anomalias da Temperatura da Superfície do Mar;
- Variáveis climáticas,
- Ciclos Solares (Manchas Solares).

A partir dos ajustes realizados o modelo que melhor descreveu a incidência de Dengue no município de João Pessoa, PB foi o apresentado através da Tabela 16 a seguir. De acordo com a Tabela 15 pode-se observar que 49,7% da incidência de Dengue no município de João Pessoa, PB pode ser explicada pela média mensal temperatura da superfície do mar e a média mensal da umidade relativa do ar.

TABELA 15: Modelo final ajustado para a Incidência de Dengue (transformação *Boxcox*; $\lambda=0,3$) no município de João Pessoa, PB.

	Estimativa	Erro padrão	Valor de t	p-valor
<i>Intercepto</i>	-0,2093	2,7940	-7,492	<0,0001
<i>Média Mensal da Temperatura da Superfície do Mar</i>	0,0005	0,0002	2,487	0,0150
<i>Média da umidade relativa do ar registrada por mês (%)</i>	0,2697	0,0321	8,392	<0,0001

$R^2 = 0,5096$, R^2 ajustado = 0,497

Analisando os gráficos dos resíduos do modelo final ajustado, ambos contidos na Figura 21, pode-se verificar a ausência de tendência nos resíduos se observando que sua distribuição parece simétrica em torno da linha. Verificando ainda a normalidade e a hipótese de independência dos resíduos verificou-se através do teste de *Lilliefors* que o modelo ajustado possuía resíduos com distribuição normal (p-valor=0,8192) e através do teste de Durbin-Watson que a hipótese de independência dos resíduos foi aceita (p-valor=0,054).

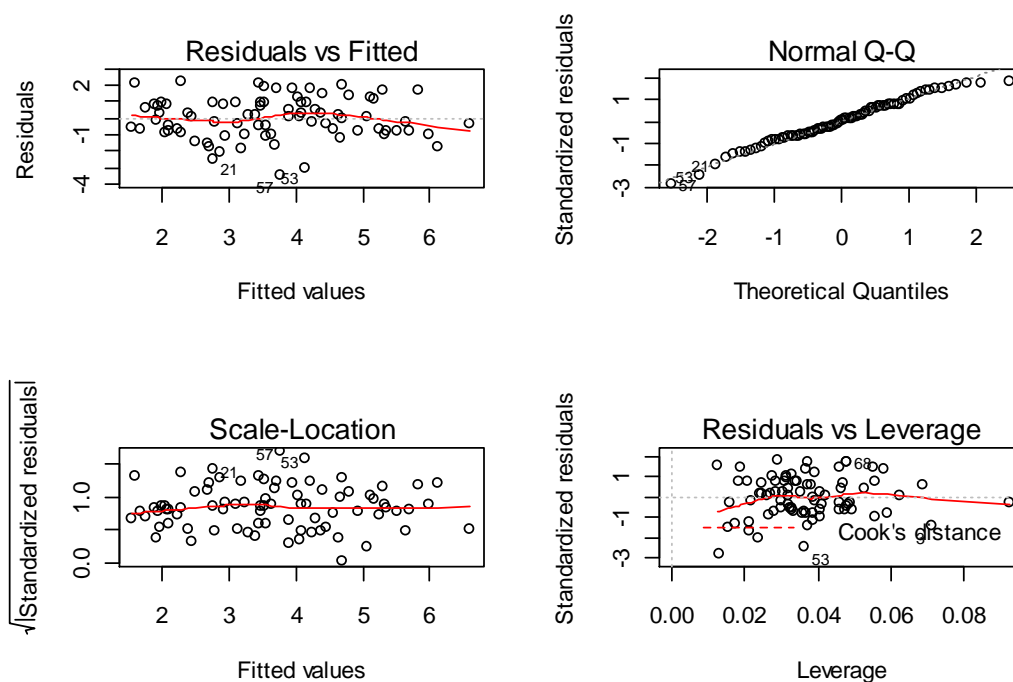


FIGURA 21: Resíduos do modelo final ajustado.

A Figura 22 a seguir apresenta o gráfico contendo as estimativas do modelo ajustado (em vermelho) e os dados observados da incidência do Dengue para o município de João Pessoa (em preto).

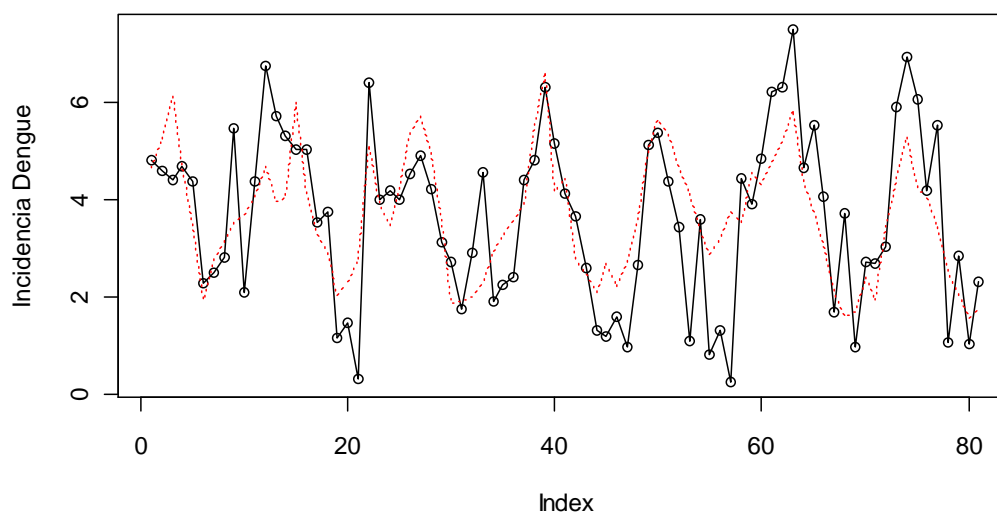


FIGURA 22: Gráfico da incidência de Dengue (transformação Boxcox; $\lambda=0,3$) do município de João Pessoa, PB (em preto) e estimada (em vermelho) pelo modelo ajustado.

De acordo com os resultados obtidos pode-se observar que as variáveis utilizadas para descrever a incidência de Dengue no município de João Pessoa não foram as mesmas observadas nos ajustes realizados por Chowell e Sanchez (2006). De acordo com o estudo de realizado por Chowell e Sanchez (2006) variáveis climáticas como precipitação, temperatura mensal máxima, média e mínima respondiam por mais de 80% da incidência de Dengue na província de Colima, México o que no modelo ajustado para o município de João Pessoa, PB não foi observado.

5.3. MODELO DE DECISÃO FUZZY PARA INCIDÊNCIA DO DENGUE

Com base nos resultados obtidos nas etapas de análise exploratória dos dados e de análise dos modelos existentes na literatura foi observado que nenhum modelo presente na literatura era suficiente para explicar a incidência de Dengue no município. A partir de levantamentos bibliográficos realizados também se verificou, até o momento deste estudo, que não existia nenhum estudo que utilizasse a lógica *fuzzy* para explicar a incidência do Dengue neste município. Com base nestes resultados foi elaborado um modelo de decisão *fuzzy* para incidência de Dengue no município de João Pessoa, PB.

Inicialmente se observou a partir da Figura 4 que ocorreram no município entre os anos 2002 a 2009 três anos com epidemias de Dengue e outros cinco anos sem epidemia dos quais, três apresentaram baixa incidência e os outros dois anos que apresentaram alta incidência de casos desta doença. Como critério adotado na construção do modelo de decisão apresentado neste estudo foi considerado como parâmetro as variáveis significativas do modelo gerado na Seção 5.2: Média da umidade relativa do ar registrada por mês (%) e Média mensal da Temperatura da Superfície do Mar. Através destas variáveis, o modelo decide se a incidência de casos de Dengue no município durante o período sob análise é endêmico, sob risco de epidemia ou epidêmico.

A partir destas considerações foi elaborado o conjunto de regras do modelo de decisão através de informações extraídas da análise dos histogramas e estatísticas descritivas (mínimo, máximo, 1º quartil e 3º quartil) das variáveis consideradas para os períodos endêmicos, sob risco de epidemia e em epidemia de Dengue no município. As regras elaboradas foram as seguintes:

1. IF (media.umidade IS baixo) THEN (incidencia.dengue IS endemia)
2. IF (media.umidade IS medio) THEN (incidencia.dengue IS risco.epidemia)
3. IF (media.umidade IS alto) THEN (incidencia.dengue IS epidemia)
4. IF (tsm IS baixo) THEN (incidencia.dengue IS endemia)
5. IF (tsm IS medio) THEN (incidencia.dengue IS risco.epidemia)
6. IF (tsm IS alto) THEN (incidencia.dengue IS epidemia)
7. IF (media.umidade IS alto) AND (tsm IS alto) THEN (incidencia.dengue IS epidemia)

8. IF (media.umidade IS alto) AND (tsm IS medio) THEN (incidencia.dengue IS risco.epidemia)
9. IF (media.umidade IS alto) AND (tsm IS baixo) THEN (incidencia.dengue IS risco.epidemia)
10. IF (media.umidade IS medio) AND (tsm IS alto) THEN (incidencia.dengue IS risco.epidemia)
11. IF (media.umidade IS medio) AND (tsm IS medio) THEN (incidencia.dengue IS endemia)
12. IF (media.umidade IS medio) AND (tsm IS baixo) THEN (incidencia.dengue IS risco.epidemia)
13. IF (media.umidade IS baixo) AND (tsm IS alto) THEN (incidencia.dengue IS epidemia)
14. IF (media.umidade IS baixo) AND (tsm IS medio) THEN (incidencia.dengue IS endemia)
15. IF (media.umidade IS baixo) AND (tsm IS baixo) THEN (incidencia.dengue IS endemia)

A partir do conjunto de regras elaborado, foram definidos os universos de discurso das variáveis do sistema *fuzzy* que foram compostos de duas variáveis de entrada (*Media Mensal da Umidade Relativa do Ar* e *Média Mensal da Temperatura da Superfície do Mar*) e uma de saída: *Incidência de Dengue*. Para todas as variáveis *fuzzy* definidas observam-se as seguintes definições lingüísticas dos conjuntos *fuzzy* do modelo foram as apresentadas através da Tabela 16 a seguir.

TABELA 16: Definição lingüística dos conjuntos *fuzzy* para a elaboração das variáveis *fuzzy* deste estudo.

Variável	Definição Lingüística
<i>Variáveis de Entrada</i>	BAIXO MÉDIO ALTO
<i>Variável de Saída</i>	ENDEMIA RISCO DE EPIDEMIA EPIDEMIA

As Tabelas 17 e 18 a seguir apresentam o universo de discurso de cada uma das variáveis do modelo de decisão *fuzzy* elaborado.

TABELA 17: Universo de discurso das variáveis de entrada do sistema *fuzzy*.

Variável	Definição Lingüística		
	BAIXO	MEDIO	ALTO
<i>(Variáveis de Entrada)</i>			
<i>Media Mensal da Umidade Relativa do Ar</i>	[65; 65; 70; 75]	[70; 75; 80]	[75; 80; 90; 90]
<i>Média Mensal da Temperatura da Superfície do Mar</i>	[26; 26; 27; 27,5]	[27; 27,5; 28; 28,5]	[28; 28,5; 30; 30]

TABELA 18: Universo de discurso das variáveis de saída do sistema *fuzzy*.

Variável	Definição Lingüística		
	ENDESMIA	RISCO DE EPIDEMIA	EPIDEMIA
<i>(Variável de Saída)</i>			
<i>Incidência Mensal de Dengue</i>	[0; 0; 8; 10]	[10; 15; 20]	[15; 20; 25; 25]

Para representar de forma adequada os períodos endêmicos, sob risco de epidemia e em epidemia de Dengue no município as funções de pertinência utilizadas foram da forma trapezoidal. As Figuras 23 a 25 a seguir apresentam as funções de pertinência das variáveis de entrada e saída.

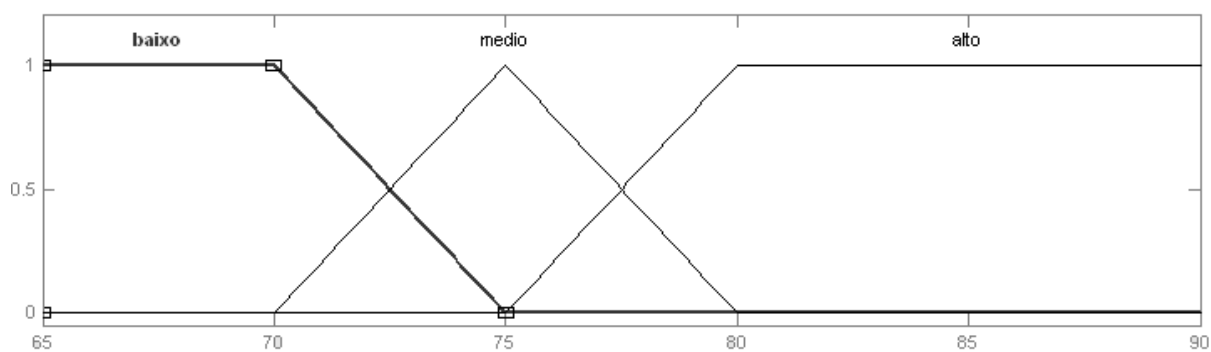


FIGURA 23: Funções de pertinência da variável de entrada “*Média Mensal da Umidade Relativa do Ar*”.

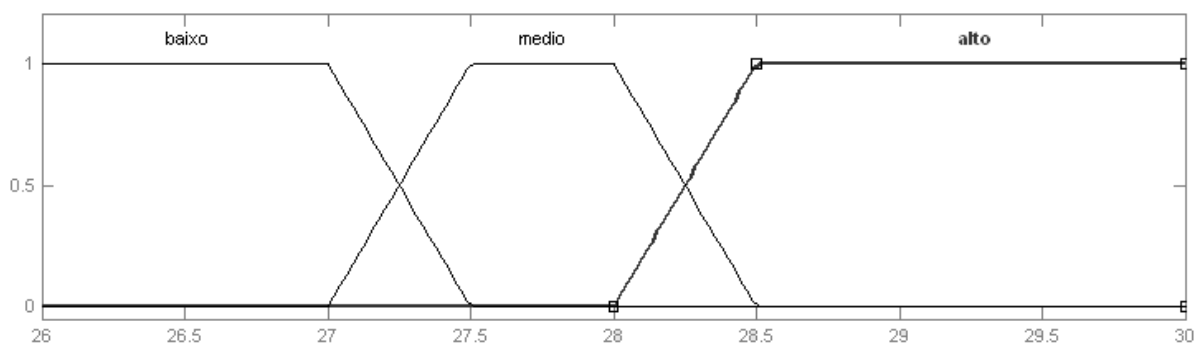


FIGURA 24: Funções de pertinência da variável de entrada “*Média Mensal da Temperatura da Superfície do Mar*”.

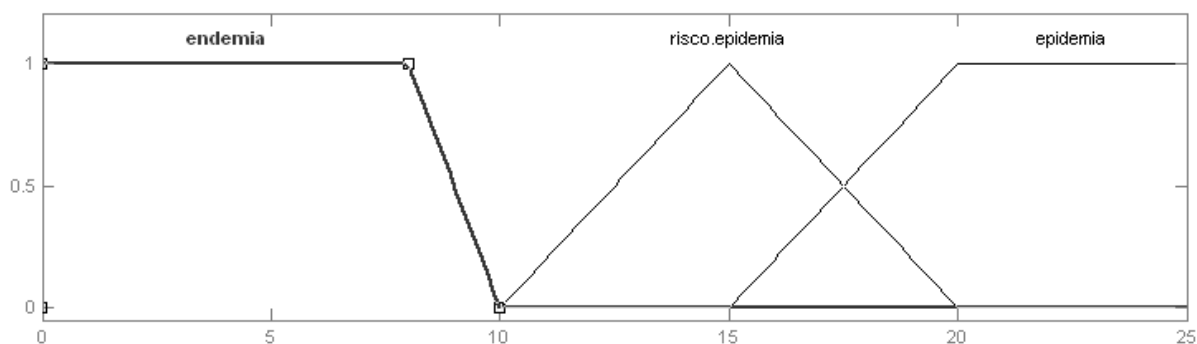


FIGURA 25: Funções de pertinência da variável de saída “*Incidência de Dengue*”.

A Figura 26 a seguir apresenta a superfície de decisão do modelo de decisão *fuzzy*.

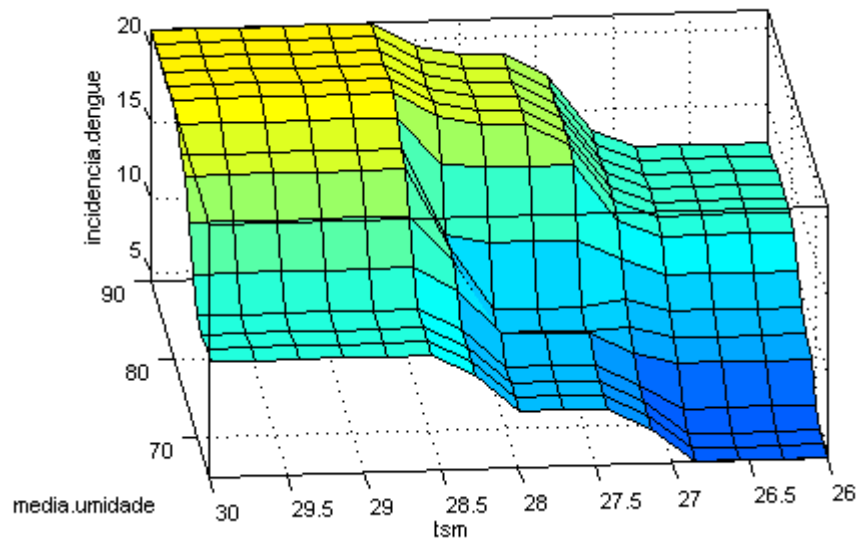


FIGURA 26: Superfície de Decisão para a Incidência de Dengue, fixado o valor das variáveis “Media Mensal da Umidade Relativa do Ar” e “Média Mensal das Temperaturas Mínimas”.

Aplicação da Lógica Fuzzy

A partir do conjunto de regras definidas, foram realizados testes no sistema especialista. As Figuras 27 a 29 a seguir apresentam os resultados do modelo *fuzzy* para a incidência de Dengue no município de João Pessoa na identificação de períodos endêmico, sob risco de epidemia e em epidemia, respectivamente.

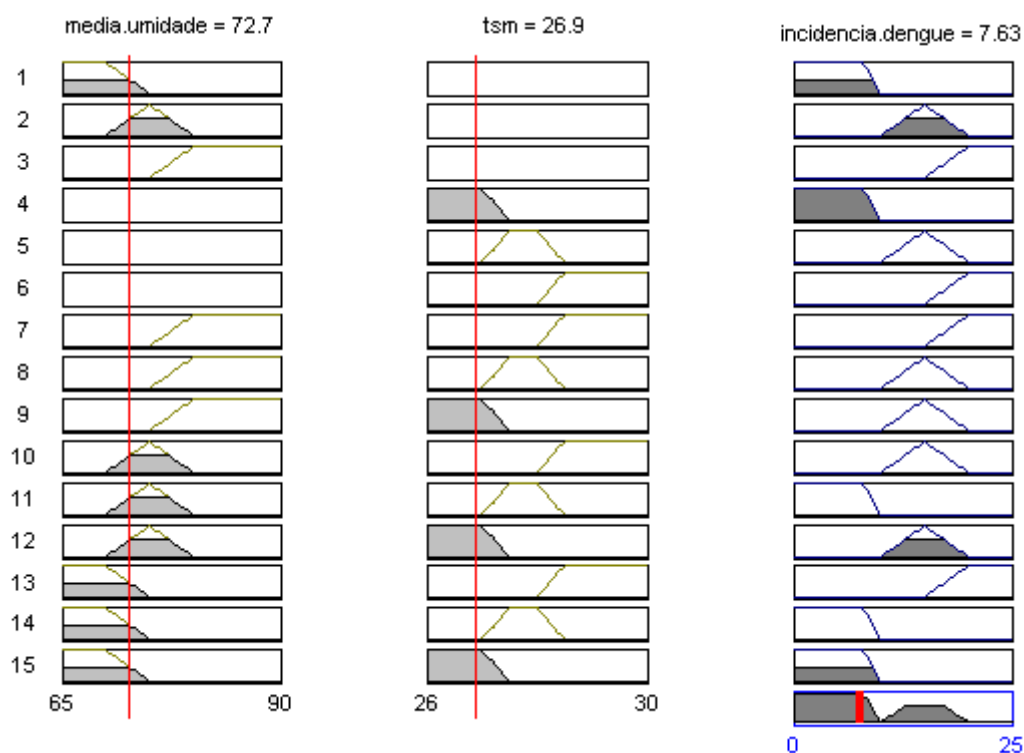


FIGURA 27: Resultado do modelo *fuzzy* para a incidência de Dengue no município de João Pessoa em período endêmico. Dados do teste (média mensal da umidade relativa do ar=72,68%, média mensal temperatura da superfície do mar =26,89 °C).

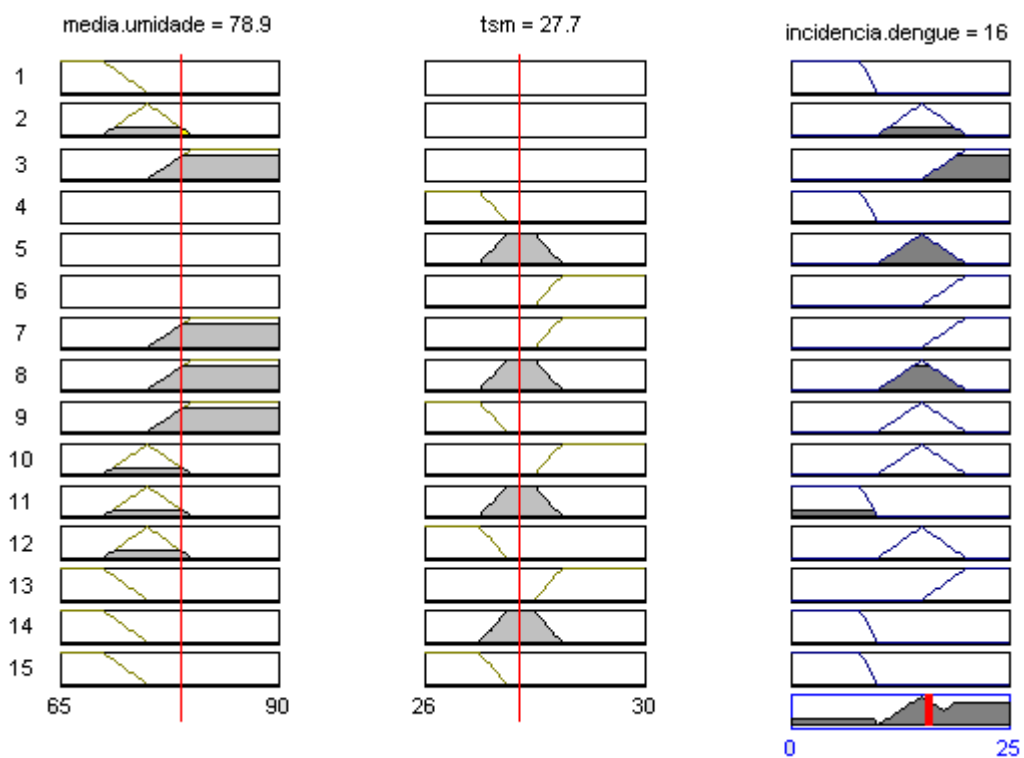


FIGURA 28: Resultado do modelo *fuzzy* para a incidência de Dengue no município de João Pessoa em período com risco de epidemia. Dados do teste (média mensal da umidade relativa do ar=78,88%, média mensal temperatura da superfície do mar =27,73 °C).

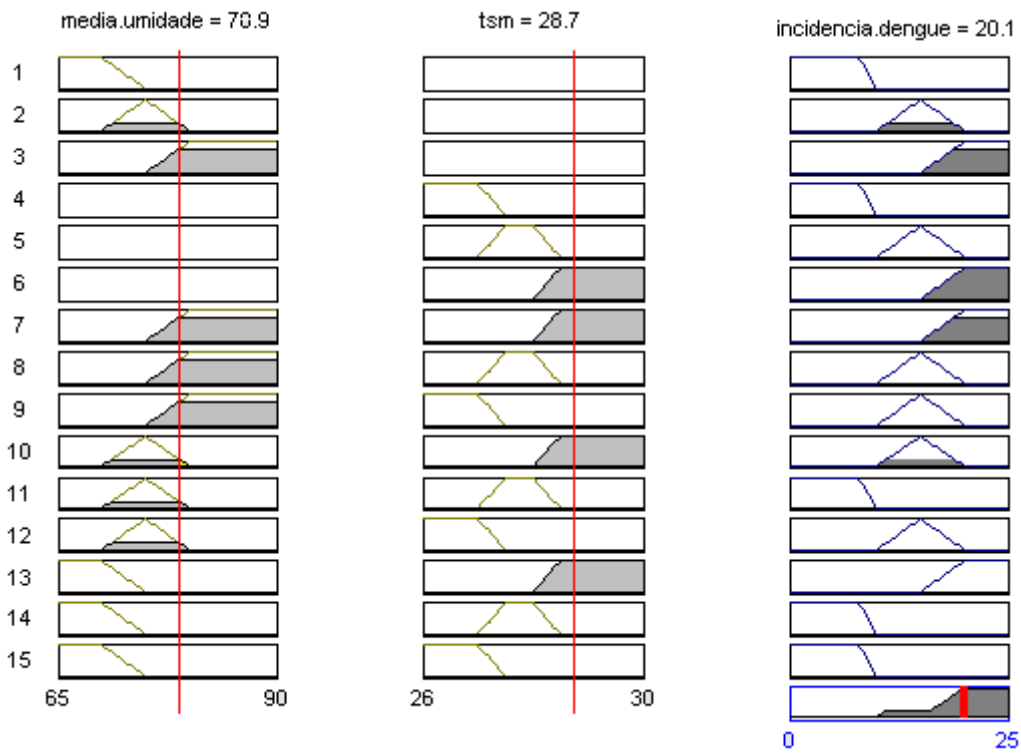


FIGURA 29: Resultado do modelo *fuzzy* para a incidência de Dengue no município de João Pessoa em período com epidemia. Dados do teste (média mensal da umidade relativa do ar=78,88%, média mensal temperatura da superfície do mar =28,75 °C).

De acordo com os testes realizados pode-se verificar que o modelo realizou de forma adequada a identificação de períodos de endemia, sob risco de epidemia e em epidemia através dos conjuntos de regras elaborados.

6. DISCUSSÃO

Apesar de influenciado por fatores climáticos, até a realização do presente estudo, a ligação entre as condições meteorológicas e a transmissão do Dengue não era clara no município de João Pessoa, PB. Neste estudo se observou que o aumento na precipitação e umidade relativa do ar e, o aumento das temperaturas mínimas, velocidade do vento e duração da luz do dia influem no aumento dos criadouros e da infestação dos mosquitos adultos do *Aedes aegypti* assim como no aumento da incidência do Dengue no município. Quanto aos indicadores entomológicos, este estudo mostrou a existência de uma forte correlação com a umidade relativa do ar e a precipitação do município. De acordo com estes achados se observa que este município apresenta condições favoráveis para o desenvolvimento do mosquito *Aedes aegypti*.

Embora estes resultados demonstrem conformidade com inúmeros estudos encontrados na literatura quanto à sensibilidade do vetor transmissor do Dengue ao clima local (BLISS e JR GILL, 1993; WATTS, 1987; FOCKS *et al.*, 1993; FOCKS, 2003; RUEDA *et al.*, 1990), boa parte associa o aumento da temperatura com a proliferação do mosquito *Aedes aegypti*, que de fato não foi observado para o município de João Pessoa. É o caso dos estudos realizados por Ferreira (2003), Glasser e Gomes (2002), Forattini (2002), Teixeira e colaboradores (2002) e Keating (2001).

Ferreira (2003) verificou que o tempo de duração da estação de verão, das condições de calor e umidade relativa do ar favoreceram a proliferação do mosquito *Aedes aegypti* no estado do Paraná. Glasser e Gomes (2002) observaram elevada associação entre áreas com maiores temperaturas e o estabelecimento de *Aedes aegypti* no estado de São Paulo no período de 1985 a 1995. De acordo com estudo realizado por Forattini (2002), as condições climáticas, caracterizadas pelas precipitações atmosféricas e elevadas temperaturas em geral mostram relação positiva com a transmissão do Dengue. Segundo Teixeira e colaboradores (2002) e Keating (2001) o padrão sazonal de incidência da doença coincide com o verão, devido à maior ocorrência de chuva e aumento de temperatura nesta estação.

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 a temperatura não foi um bom indicador de abundância larval enquanto que o volume e o número de dias com chuva podem constituir preditores úteis de sua abundância.

Quanto aos efeitos causados pelo *El Niño/La Niña*, sabe-se que este fenômeno possui influência sobre as condições climáticas sobre todo mundo. Este estudo mostrou a forte influência deste fenômeno sobre as variáveis climáticas locais. Analisando a relação deste fenômeno sobre a epidemiologia do Dengue no município de João Pessoa, foi evidenciada a influência deste fenômeno sobre o clima local, o ciclo do vetor *Aedes aegypti* e o aumento de sua incidência no município. Na literatura, diversos estudos corroboram com os resultados observados (CHECKLEY *et al.*, 2000; HALES, 2002; LIPP, HUG e COLWELL, 2002; MABASO *et al.*, 2007; MORAES NETO, BARBOSA e ARAÚJO, 2007).

A ausência de dados mais refinados limitou este estudo não permitindo a análise de outros fatores que poderiam estar relacionados com a manutenção da endemia e a ocorrência de epidemias de Dengue no município (D'ORSI *et al.*, 2005; CHIESA *et al.*, 2002; RESENDES *et al.*, 2010; SILVIA *et al.*, 2003; GONÇALVES NETO *et al.*, 2006; ALONSO *et al.*, 2005; SALAZAR *et al.*, 2004; PAULINO e NATAL, 1998; SIQUEIRA JR. *et al.*, 2004; BARCELLOS *et al.*, 2005; VASCONCELOS *et al.*, 1998). Dentre os fatores que não puderam ser analisados pode-se citar a questão do acesso/frequência no abastecimento de água, a coleta de lixo urbano, o grau de imunidade da população, a efetividade das medidas de controle de epidemias, dados sócio-demográficos, entre outros. No município de João Pessoa até o ano de 2005 não existem informações concretas com respeito à coleta regular de lixo, além de informações referentes a interferências no abastecimento de água e percentual de cobertura de saneamento básico.

Outra limitação provocada pela ausência de um maior refinamento nos dados utilizados se deu quanto ao ajuste dos modelos locais existentes na literatura para descrever a dinâmica do vetor *Aedes aegypti* e a incidência do Dengue. Devido a isto, modelos como os desenvolvidos por Fuller e colaboradores (2009), Hoop e Foley (2001), Hales (2002) e Loh e Song (2001) acabaram não sendo testados.

De acordo com os ajustes realizados e diante dos modelos analisados na literatura, nenhum se apresentou adequado para explicar a incidência de Dengue e a distribuição do mosquito *Aedes aegypti* no município de João Pessoa. A não conformidade destes resultados com os achados da literatura pode ser justificada de acordo com as particularidades regionais

deste município, assim como a não inclusão de outras variáveis referentes ao combate ao vetor nos modelos testados e a não linearidade entre as variáveis utilizadas.

Lembrando que não existe até o presente momento na literatura nenhum estudo que utilize a lógica *fuzzy* para explicar a incidência do Dengue no município de João Pessoa, sua utilização mostrou-se adequada para representar os períodos de maior incidência de Dengue no município. De fácil interpretação e aplicabilidade, quando comparado a um modelo lógico ou estatístico, este modelo pode fornecer aos gestores municipais um mecanismo de alerta para a identificação de período sob risco de ocorrência de epidemias auxiliando na elaboração de políticas públicas de contenção do aumento do número de casos desta doença.

Dentre as diversas medidas está o acionamento dos órgãos responsáveis pelo monitoramento do vetor para identificação de áreas de risco e a intensificação de medidas educativas e de conscientização da população quanto à sua participação junto aos órgãos públicos na eliminação dos focos do mosquito *Aedes aegypti*.

7. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Sob o ponto de vista da problemática do Dengue no município de João Pessoa, PB este estudo tentou analisar duas tendências existentes na literatura. Considerando os objetivos deste estudo, foi observado que as mudanças climáticas de fato possuem influencia sobre a proliferação do mosquito *Aedes aegypti* e o aumento da incidência de Dengue no município de João Pessoa, PB. Este estudo se limitou principalmente pela ausência de dados mais refinados, porém de acordo com os modelos que puderam ser analisados, se observou que nenhum deles apresentou adequado para explicar a incidência de Dengue e a distribuição do mosquito *Aedes aegypti* no município, evidenciando que de fato características específicas deste município influem sobre a dinâmica do vetor.

O modelo de decisão *fuzzy* proposto realizou de forma adequada a identificação de períodos sob risco de epidemia através dos conjuntos de regras elaborados constitui-se um mecanismo de alerta importante para a identificação de período sob risco de epidemias neste município. Como trabalhos futuros serão ajustados modelos específicos a fim de se avaliar a relação não linear observada entre muitas das variáveis presentes neste estudo.

8. BIBLIOGRAFIA

ALONSO, M.A.M. *et al.* Utilización de indicadores ambientales para la prevención del dengue en La Habana Vieja. *Rev Cubana Hig Epidemiol.* v. 43, n. 2, 2005.

ALVES, M.A.; LYRA, C.S., Manchas Solares e a Lei de Newcomb-Benford, *Revista Latino-Americana de Educação em Astronomia – RELEA.* n. 6, p. 21-31, 2008.

ANDERSON, D. *et al.* *A Practitioner's Guide to Generalized Linear Models.* Watson Wyatt Worldwide, 2007.

ANDERSON, T. W. *The Statistical Analysis of Time Series.* New York: John Wiley & Sons, 1971.

BARBANCHO, A.G. *Fundamentos e Possibilidades da Econometria.* Rio de Janeiro: Forum Editora, 1970.

BARCELLOS, C. *et al.* Identificação de locais com potencial de transmissão de dengue em Porto Alegre através de técnicas de geoprocessamento. *Rev Soc Bras Med Trop.* v. 38, n. 3, p. 246-50, 2005.

BARCELLOS, C. *et al.* Mudanças Climáticas e Ambientais e as Doenças Infecciosas: Cenários e Incertezas para o Brasil. *Epidemiologia e Serviços de Saúde.* v.18, n.3, p. 285-304, 2009.

BENINI, L.C.; JUNIOR, M.M. Análise de dados usando Sistema *Fuzzy*. Congresso Brasileiro de Sistemas *Fuzzy*. Núcleo de Educação, Tecnologia e Cultura da UFSCar. 2010.

BESERRA, E.B.; CASTRO JR., F.P.; SANTOS, J.W.; SANTOS, T.S.; FERNANDES, C.R.M. Biologia e Exigências Térmicas de *Aedes aegypti* (L.) (Diptera: Culicidae) Provenientes de Quatro Regiões Bioclimáticas da Paraíba, *Neotropical Entomology*, v.35, n.6, 2006.

BLISS, A.R.; JR GILL, J.M. The Effects of Freezing on the Larvae of *Aedes Aegypti*. *American Journal of Tropical Medicine.* v.13, p.583-588, 1993.

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M.; REINSEL, G. C. Time Series Analysis, Forecasting and Control, New York: Prentice-Hall, 1994.

BOX, G.E.P.; JENKINS, G.M., Time series analysis forecasting and control. San Francisco: Holden-Day, 1976.

BOX, G.E.P.; JENKINS, G.M. Time Series Analysis, Forecasting and Control. San Francisco: Holden-Day, 1970.

BRASIL. Ministério da Saúde. Mudanças Climáticas e Ambientais e Seus Efeitos na Saúde: Cenários e Incertezas para o Brasil. Brasília: Organização Pan-Americana da Saúde, 2008.

BRASIL, Ministério da Saúde, Diagnóstico Rápido nos municípios para vigilância entomológica do *Aedes aegypti* no Brasil - LIRAA: metodologia para avaliação dos índices de Breteau e Predial. Brasília: Ministério da Saúde, 2005.

BRASIL. Ministério da Saúde. Dengue - Instruções para Pessoal de Combate ao Vetor: Manual de Normas Técnicas. Brasília: Fundação Nacional de Saúde, 2001.

CHECKLEY, W. Effects of El Niño and Ambient Temperature on Hospital Admissions for Diarrhoeal Diseases in Peruvian Children. *Lancet*, v. 355, p. 442-450, 2000.

CHIESA, A.M. *et al.* Geoprocessamento e a promoção de saúde: desigualdades sociais e ambientais em São Paulo. *Rev Saude Publica*. v. 36, n. 5, p. 559-567, 2002.

CHOWELL, G. *et al.* Estimation of the Reproduction Number of Dengue Fever from Spatial Epidemic Data. *Mathematical Biosciences*, v. 208, p. 571-589, 2007.

CHOWELL, G.; SANCHEZ, F. Climate-Based Descriptive Models of Dengue Fever: The 2002 Epidemic in Colima, Mexico. *Journal of Environmental Health*, v. 68, n. 10, p. 40-44, 2006.

CONFALONIERI, U.E.C. Mudança Climática Global e Saúde Humana no Brasil. *Parcerias Estratégicas*, v. 27, 2008.

COOK, R.D. Detection of influential observations in linear regression. *Technometrics*, v. 19, p. 15-18, 1977.

COX, J. *et al.* Mapping Malaria Risk in the Highlands of Africa, MARA/HIMAL Technical Report, 1999.

CRAIG, M.H.; SNOW, R.W.; Le Sueur. A climate-based distribution model of malaria transmission in sub-Saharan Africa. *Parasitology Today*, v. 15, p.105-111, 1999.

DIALLO M. Amplification of the Sylvatic Cycle of Dengue Virus Type 2, Senegal, 1999-2000: Entomologic Findings and Epidemiologic Considerations. *Emerging Infectious Diseases*, v. 9, n.3, p. 362-367, 2003.

DICKEY, D.A; FULLER, W.A. Distribution of the estimator for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American Statistical Association*, 1979.

DOBSON, A.; CARPER, R. Global Warming and Potential Changes in Host-Parasite and Disease-Vector Relationships. *Global Warming and Biodiversity*. New Haven: Yale University Press, 1992.

DONALÍSIO, M.R. O Dengue no Espaço Habitado. São Paulo. Ciência E Tecnologia: Editora Humanismo; 1999.

D'ORSI, E. *et al.* Similarity between neonatal profile and socioeconomic index: a spatial approach. *Cad Saude Publica*. v. 21, n. 3, p. 786-794, 2005.

DRAPER, N.R., SMITH, H. *Applied Regression Analysis*, New York, John Wiley, 1998.

ECHER, E. *et al.* O Número de Manchas Solares, Índice da Atividade do Sol, *Revista Brasileira de Ensino de Física*, v. 25, n. 2, 2003.

EHLERS, R.S. *Análise de séries temporais*, Universidade Federal do Paraná, 2007.

FAVA, V. L. *Manual de econometria*. In: VASCONCELOS, M. A. S.; ALVES, D. São Paulo: Editora Atlas, 2000.

FERNANDES, A.M.R., *Inteligência artificial aplicada à saúde*, Visual Books, 2004.

FERREIRA, M.E.M.C. Doenças Tropicais: o clima e a saúde coletiva. Alterações Climáticas e a Ocorrência de Malária na Área de Influência do Reservatório de Itaipu, PR. *Terra Livre*, v. 1, n. 20, p. 179-191, 2003.

- FOCKS, D.A. Dynamic Life Table Model for *Aedes Aegypti* (Diptera: Culicidae): Simulation Results and Validation. *Journal of Medical Entomology*, v. 30, p.1018-1028, 2003.
- FOCKS, D.A. *et al.* Dynamic Life Table Model for *Aedes Aegypti* (Diptera: Culicidae): Analysis of the Literature and Model Development. *Journal of Medical Entomology*, v. 30, p.1003-1017, 1993.
- FORATTINI, O.P. *Culicidologia médica: identificação, biologia e epidemiologia*. São Paulo: Edusp, v. 2, 2002.
- 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.
- GITHEKO, A.K. Climate Change and Vector-Borne Diseases: A Regional Analysis. *Bulletin of The World Health Organization*, v. 78, n.9, 2000.
- GLASSER, C.M.; GOMES, A.C. Clima e Sobreposição da Distribuição de *Aedes Aegypti* e *Aedes Albopictus* na Infestação do Estado de São Paulo. *Revista de Saúde Pública*, v. 36, n.2, p.1666-1672, 2002.
- 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.
- GONÇALVES NETO, V.S. *et al.* Conhecimentos e atitudes da população sobre dengue no Município de São Luís, Maranhão, Brasil, 2004. *Cad Saúde Pública*. v. 22, p. 2191-2200, 2006.
- GORDIS, L. *Epidemiologia*. Rio de Janeiro: Revinter, 2009.
- GRANGER, C.W.J.; NEWBOLD, P. *Forecasting Economic Time Series*. New York: Academic Press, 1977.
- GUNST, R. F., MASON, R.L. *Regression Analysis and Its Application: A Data-Oriented Approach*. New York: Marcel Dekker, 1980.
- HAINES, A; McMICHAEL, A.J.; EPSTEIN, P.R. Environment and Health: Global Climate Change and Health. *CMAJ*, v.163, n.6, p.729-734, 2000.

- HALES, S. Potential Effect of Population and Climate Changes on Global Distribution of Dengue Fever: An Empirical Model. *Lancet*, v. 360, p. 830-834, 2002.
- HAY, S.I. *et al.* Etiology of Interepidemic Periods of Mosquito-Borne Disease. *PNAS*, v. 97, n.16, 2000.
- HAY, S.I. *et al.* Etiology of Interepidemic Periods of Mosquito-Borne Disease. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, v.97, n.16, p.9335-9339, 2000.
- 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.
- HUNTINGFORD, C. *et al.* Impact of Climate Change on Health: What is Required of Climate Modellers? *Transactions of The Royal Society of Tropical Medicine and Hygiene*, v. 101, p. 97-103, 2007.
- JIAO, Y. *et al.* A simulation study of impacts of error structure on modeling stock-recruitment data using generalized linear models. *NRC Research Press Website*: <http://cjfas.nrc.ca>, 2004.
- JUDGE, G.G. *et al.* *Introduction to the Theory and Practice of Econometrics*. 2th edition. New York : John Wiley & Sons Inc, p. 673 – 750, 1988.
- KEATING, J. An investigation into the cyclical incidence of dengue fever. *Soc Sci Med*. v. 53, p. 1587-1597, 2001.
- KOELLE, K. *et al.* Refractory Periods and Climate Forcing in Cholera Dynamics. *Nature*, v. 436, p.696-700, 2005.
- KOOPMAN, J.S. Determinants and Predictors of Dengue Infection in México. *American Journal of Epidemiology*, v. 133, n.36, p.1168-1178, 1991.
- KOVATS, R.S. El Niño and Human Health. *Bulletin of the World Health Organization*, v.78, p. 1127-1135, 2000.
- KOVATS, R.S. *et al.* El Niño and Health. *Lancet*, v. 362,p.1481-1489,2003.

KOVATS, R.S.; HAINES, A. Global Climate Change and Health: Recent Findings and Future Steps. JAMC, v.172, n.4, 2005.

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.

LINTHICUM, K.J. Climate and Satellite Indicators to Forecast Rift Valley Fever Epidemics in Kenya. Science, v. 285, p.397-400, 1999.

LIPP, E.K., HUG, A.; COLWELL, R.R. Effects of Global Climate on Infectious Disease: The Cholera Model. Clinical Microbiology Reviews, v. 15, n. 4, p. 757-770, 2002.

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

MABASO, M.L.H. *et al.* El Niño Southern Oscillation (ENSO) and Annual. Malaria Incidence in Southern Africa. Transactions of the Royal Society of Tropical Medicine and Hygiene, v. 101, p. 326-330, 2007.

MAMDANI, E. H., Application of Fuzzy Algorithms for Control of Simple Dynamic Plant., IEEE Control and Science, v. 121, n. 12, p. 1585-1588, 1974.

MARENCO, J.A. Mudanças Climáticas Globais e seus Efeitos sobre a Biodiversidade: Caracterização do Clima Atual e Definição das Alterações Climáticas para o Território Brasileiro ao Longo do Século XXI. Brasília: MMA, 2007.

MARGARIDO, M.A.; JUNIOR, H.M. Teste Para Mais de Uma Raíz Unitária: Uso do Software SAS na Elaboração de Uma Rotina Para o Teste Dickey-Pantula. Pesquisa & Debate, v. 17, n. 1, p. 149-170, 2006.

MASSAD, E. *et al.* The Risk of Yellow Fever in a Dengue Infested Area. Transactions of The Royal Society of Tropical Medicine and Hygiene, v. 95, p. 370-374, 2001.

MATHWORKS, MatLab. Online: <http://www.mathworks.com/products/matlab/> Acesso: 01/2010.

MCCULLAGH, P.; NELDER, J. A. Generalized Linear Models. Chapman and Hall. 1989.

- MEDRONHO, S. A, *et al.* Epidemiologia. São Paulo: Atheneu, 2006.
- MENDONÇA, F. Aspectos da Interação Clima-Ambiente Saúde Humana: da Relação Sociedade-Natureza à (In) Sustentabilidade Ambiental. Revista RA'EGA, v. 4, p. 85-99, 2000.
- 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.
- MORAES NETO, J.M.; BARBOSA, M.P.; ARAÚJO, A.E. Efeito dos Eventos ENOS e das TSM na Variação Pluviométrica do Semi-Árido Paraibano. Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental, v.11, n.1, p.61-66, 2007.
- MORAES, R.M. Uma arquitetura de sistemas especialistas nebulosos para classificação de imagens utilizando operadores da morfologia matemática, Tese de Doutorado, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, Brasil, 1998.
- MORRETIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. Análise de séries temporais. 2ª ed. São Paulo: Atual Editora, 2005.
- MORRETIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. Previsão de séries temporais. 2ª ed. São Paulo: Atual Editora, 1987.
- NELDER, J.A., WEDDERBURN, R.W.M. Generalized linear models. Journal of the Royal Statistical Society, v. 135, p. 370-384, 1972.
- NOBRE, F.S.M., PALHARES A.G.B., Informações Quantitativas e Qualitativas no Projeto de Controladores Nebulosos, SBA: Controle & Automação, v. 8, n. 2, 1997.
- PAGANO, M., GRAUVEAU, K. Princípios de Bioestatística. 2ª ed. São Paulo: Thomson Learning, 2006.
- PAULINO, A.I.C.; NATAL, D. Distribuição espacial do Dengue e determinantes sócio-econômicos em uma localidade urbana no sudeste do Brasil. Rev Saude Publica. v. 32, n. 3, p. 232-36, 1998.
- PATZ, J.A. *et al.* Dengue Fever Epidemic Potential as Projected by General Circulation Models of Global Climate Change. Environ Health Perspect, v.106, n. 3, p.147-153, 1998.

- PATZ, J.A. A Human Disease Indicator for the Effects of Recent Global Climate Change. PNAS, v. 99, n. 20, p. 12506-12508, 2002.
- PATZ, J.A. *et al.* Impact of Regional Climate Change on Human Health. Nature, v. 438, p. 309-317, 2005.
- PROPOU S, JAROENSUTASINEE M, JAROENSUTASINEE K. Forecasting Dengue Haemorrhagic Fever Cases in Southern Thailand using ARIMA Models. Dengue Bulletin, v. 30, p. 90-106. 2006.
- R DEVELOPMENT CORE TEAM. R: A Language and Environment for Statistical Computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria, 2006.
- REITER, P. Climate Change and Mosquito-Borne Disease. Environmental Health Perspectives, v.109, p. 141-161, 2001.
- RESENDES, A.P.C. *et al.* Determinação de áreas prioritárias para ações de controle do Dengue. Rev Saúde Pública, v. 44, n. 2, p. 274-82, 2010.
- REYNOLDS, R.W. *et al.* An Improved In Situ and Satellite SST Analysis for Climate, J. Climate, v. 15, p. 1609-1625, 2002.
- ROGERS, D.J.; RANDOLPH, S.E. Climate Change and Vector-Borne Diseases. Adv. Parasitol.v.62, n.345-381, 2006.
- ROUQUAYROL, M.A., FILHO, N.A., Epidemiologia e saúde. Rio de Janeiro: Medsi, 2003.
- RUEDA, L.M. *et al.* Temperature-Dependent Development and Survival Rates of Culex Quinquefasciatus and Aedes Aegypti (Diptera: Culicidae). Journal of Medical Entomology, v. 27, p. 892-898, 1990. SALAZAR, R. *et al.* Estrategias de prevención de dengue – Rosario, Argentina. Rev Bras Epidemiol. v. 7, p. 311-27, 2004.
- SALAZAR, R. *et al.* Estrategias de prevención de dengue – Rosario, Argentina. Rev Bras Epidemiol. v. 7, p. 311-27, 2004.
- SAN PEDRO, A. Condições Particulares de Produção e Reprodução do Dengue em Nível Local: Estudo de Itaipu, Região Oceânica de Niterói, Rio De Janeiro, Brasil. Cadernos de Saúde Pública, v. 25, n.9, p.1937-1946, 2009.

SIEGEL, S. Estatística não-paramétrica para ciências do comportamento, McGraw-Hill do Brasil, São Paulo, 1975.

SILVIA, A.A. *et al.* Fatores sociais e ambientais que podem ter contribuído para a proliferação do Dengue em Umuarama, Estado do Paraná. *Acta Sci, Health Sci*, v. 25, p. 81-85, 2003.

SIQUEIRA JR., J.B. *et al.* Household survey of dengue infection in Central Brazil: spatial point pattern analysis and risk factors assessment. *Am J Trop Med Hyg.* v. 71, n. 5, p. 646-651, 2004.

SOUZA, I.C.A.; VIANNA, R.P.T., MORAES, R.M. Modelagem da Incidência do Dengue na Paraíba, Brasil, por Modelos de Defasagem Distribuída. *Cadernos de Saúde Pública*, v. 23, n. 11, p. 2623-2630, 2007.

SPIEGELMAN, M., *Introduction to demography*, Harvard University Press, 1968.

SUTHERST, R.W. Global Change and Human Vulnerability to Vector-Borne Diseases. *Clinical Microbiology Reviews*, v.17, p.136-173, 2004.

SUTHERST, R.W. Implications of Global Change and Climate Variability for Vector-Borne Diseases: Generic Approaches to Impact Assessments. *International Journal of Parasitology*, v. 28, p. 935-945, 1998.

TEIXEIRA, M.G. *et al.* Avaliação de impacto de ações de combate ao *Aedes aegypti* na cidade de Salvador, Bahia. *Rev Bras Epidemiol*, v. 5, n. 1, p. 108-15, 2002.

VAN LIESHOUT, M. *et al.* Climate Change and Malaria: Analysis of the SRES Climate and Socio-Economic Scenarios. *Global Environmental Change*, v.14, p.87-99, 2004.

VASCONCELOS, P.F.C. *et al.* Epidemia de dengue em Fortaleza, Ceará: inquérito sorológico aleatório. *Rev Saude Publica.* v. 32, n. 5, p. 447-54, 1998.

VIOLA, E. O Regime Internacional de Mudança Climática e o Brasil. *Revista Brasileira de Ciências Sociais*, v. 17, n.50, p. 25-46, 2002.

WATTS, D.M. Effect of Temperature on the Vector Efficiency of *Aedes Aegypti* for Dengue 2 Virus. *American Journal of Tropical Medicine*, v.36, n.1, p.143-152, 1987.

WHEELWRIGHT, S.C.; MAKRIDAKIS, S. Forecasting Methods for Management. 4th edition. New York : John Wiley & Sons Inc, 1985.

WORLD HEALTH ORGANIZATION. El Niño and its Health Impact. World Health Organization, 2000.

WORLD HEALTH ORGANIZATION. Health Aspects of Air Pollution with Particulate Matter, Ozone, and Nitrogen Dioxide. Report on a WHO Working Group. World Health Organization, 2003.

YANG, H.M. A Mathematical Model for Malaria Transmission Relating Global Warming and Local Socioeconomic Conditions. Revista de Saúde Pública, v. 35, n. 3, p. 224-231, 2001.

YANG, H.M. Malaria Transmission Model for Different Levels of Acquired Immunity and Temperature Dependent Parameters (Vector). Revista de Saúde Pública, v. 34, n. 3, p. 223-231, 2000.

YANG, H.M.; FERREIRA, C.P.; TERNES, S. Avaliação do Sistema Inseto Praga-Parasito Nativo-Parasito Exótico por Meio da Dinâmica de Populações. TEMA, v. 4, n. 2, p.187-196, 2003.

YANG, H.M.; FERREIRA, C.P.; TERNES, S. Dinâmica Populacional do Vetor Transmissor do Dengue. TEMA, v. 4, n. 2, p. 287-296, 2003.

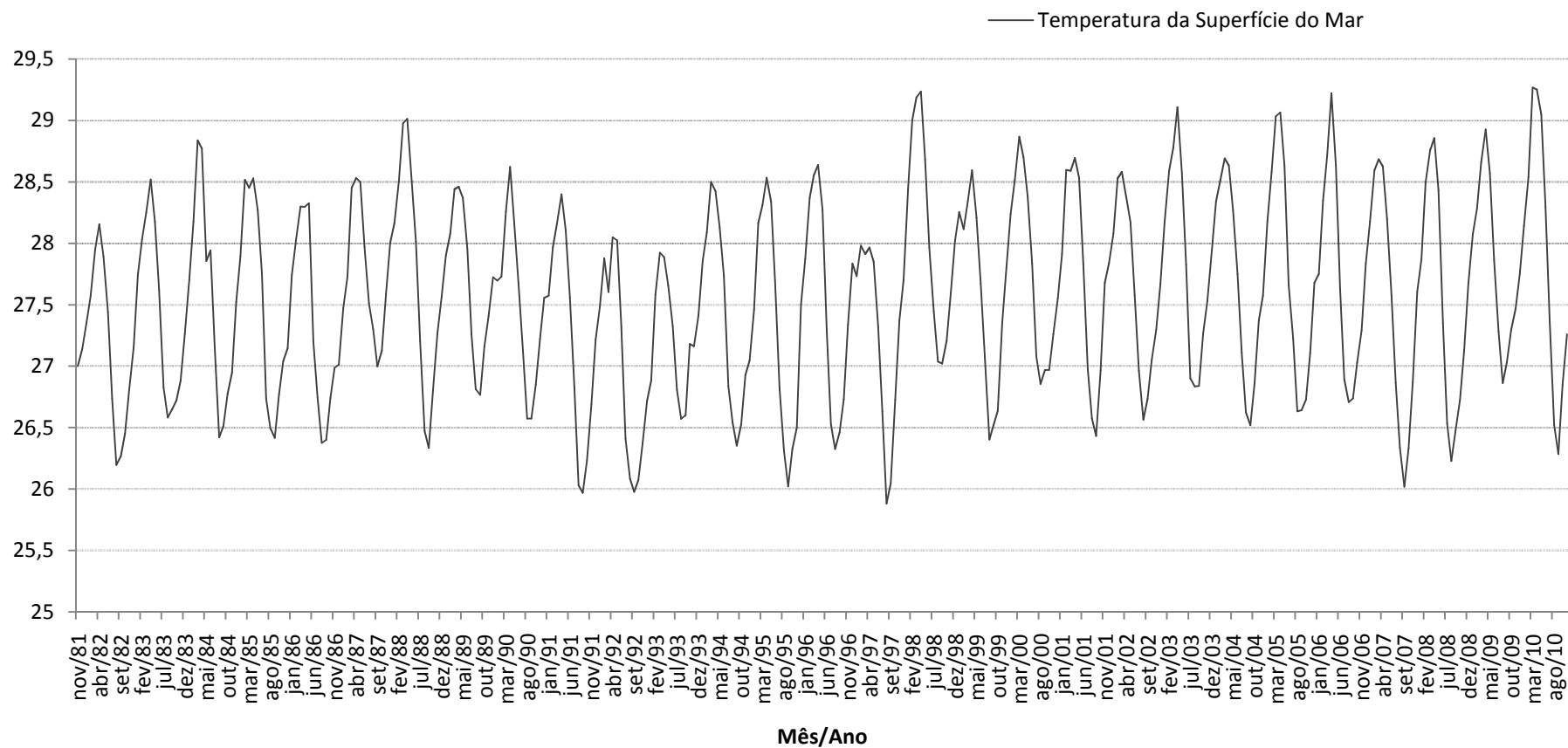
ZADEH L.A., Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, v. 3, n. 1, pp. 28-44, 1973.

ZADEH, L.A., Fuzzy Sets, Information and Control, v.8, p. 338-353, 1965.

ZHOU, G. *et al.* Association Between Climate Variability and Malaria Epidemics in the East African Highlands. Proceedings of the National Academy of Sciences, v.101, p.2375-2380, 2004.

ANEXOS

Série Mensal da Temperatura da Superfície do Mar do litoral do município de João Pessoa, PB, referente ao período de Novembro de 1981 à Novembro de 2010.



Série Mensal das Anomalias da Temperatura da Superfície do Mar do litoral do município de João Pessoa, PB referente ao período de Novembro de 1981 à Novembro de 2010.

