



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SERGIPE
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ESTATÍSTICA E CIÊNCIAS ATUARIAIS
GRADUAÇÃO EM ESTATÍSTICA

**Análise da incidência de dengue em Sergipe: Uma Aplicação de modelos de
Séries temporais**

São Cristóvão

2018

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SERGIPE
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ESTATÍSTICA E CIÊNCIAS ATUARIAIS
GRADUAÇÃO EM ESTATÍSTICA

Análise da incidência de dengue em Sergipe: Uma Aplicação de modelos de Séries temporais

Trabalho de conclusão de curso apresentado ao Curso de Estatística, Centro de Ciências Exatas e Tecnologia, Departamento de Estatística e Ciências Atuariais da Universidade Federal de Sergipe como requisito obrigatório para aprovação na disciplina Monografia.

Orientador: Prof. Dr. José Rodrigo Santos Silva

São Cristóvão

2018

Joas Silva dos Santos

Análise da incidência de dengue em Sergipe: Uma Aplicação de modelos de Séries temporais

Trabalho de conclusão de curso apresentado ao Curso de Estatística, Centro de Ciências Exatas e Tecnologia, Departamento de Estatística e Ciências Atuariais da Universidade Federal de Sergipe como requisito obrigatório para aprovação na disciplina Monografia.

Aprovado em: ____ de _____ de ____.

Orientador: Prof. Dr. José Rodrigo Santos Silva

Prof. Dr. Carlos Raphael Araújo Daniel

Prof. Me. Cleber Martins Xavier

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço a Deus, pois Ele é bom e a sua misericórdia dura para sempre.

A todo corpo docente do Departamento de Estatística e Ciências Atuariais, em especial ao professor Rodrigo pelo conhecimento transmitido, pela orientação e por sua paciência e dedicação ao seu trabalho.

A minha mãe, Valmira, que é uma mulher virtuosa e um exemplo para mim.

E por fim, as minhas amigas, Joyce e Lorena, pela contribuição no desenvolvimento deste trabalho.

RESUMO

A dengue é uma arbovirose reemergente considerada um grave problema de saúde pública em regiões tropicais e subtropicais. Atualmente, cerca de 50 a 100 milhões de infecções ocorrem anualmente em mais de 100 países endêmicos, colocando quase metade da população mundial em risco. Diversos fatores contribuíram para o ressurgimento da doença. Contudo, os principais impulsionadores foram: as mudanças climáticas, a urbanização, a globalização e o intenso crescimento populacional. Em conjunto, esses fatores proporcionaram condições ambientais ideais para o estabelecimento do principal transmissor do vírus, o mosquito *Aedes aegypti*, um vetor altamente adaptado ao ambiente doméstico. Assim, o objetivo deste estudo foi desenvolver um modelo, via metodologia Box-Jenkins de séries temporais, para predição da incidência de dengue em Sergipe, com base nas notificações de 2001 a 2012, obtidas através do Sistema de Informação de Agravos de Notificação (SINAN). O modelo SARIMA(0,1,2)(2,1,1)₁₂ apresentou o melhor ajuste aos dados e, também, os menores AIC (278,510), BIC (295,986) e MAPE (0,550). A validação do mesmo se deu a partir da comparação das previsões com os dados reais observados no período de julho a dezembro de 2012. Portanto, a análise de séries temporais, mais especificamente o modelo SARIMA, é útil no monitoramento e na previsão de casos da dengue, podendo ajudar na implementação de programas de prevenção mais adequados.

Palavras-chave: dengue; SARIMA; séries temporais.

ABSTRACT

The dengue fever is a reemerging arbovirose considered a serious public health problem in tropical and subtropical regions. Nowadays, about fifty to one hundred million infections occur annually in more than 100 endemic countries putting almost half of the population at risk. Many factors contributed to the disease resurgence. However, the main boosters were: the climate changes, urbanization, globalization and the intense population growth. Taken together, those factors provided ideal environmental conditions for the establishment of the main virus transmitter, the *Aedes aegypti* mosquito, a vector highly adapted to the domestic environment. Then the aim of this study was to develop a model through the Box-Jenkins methodology of time series to predict the dengue fever incidence in Sergipe based on notifications occurred from 2001 to 2012 taken from The Injury Information System of Notification. The model SARIMA (0,1,2)(2,1,1)₁₂ showed a better adjustment to the data and also the minors AIC (278,510), BIC (295,986) and MAPE (0,550). The validation of the model was based on the comparison of the predictions and the real data observed from July to December of 2012. Therefore, the analysis of time series specifically the SARIMA model was useful in the monitoring and prediction of dengue fever cases, making possible the implementation of more adequate prevention programs.

Keywords: dengue fever; SARIMA; time series.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Incidência de dengue por 10000 habitantes no estado de Sergipe, 2001-2012.	13
Figura 2 - Box plot da incidência de dengue por 10000 habitantes, Sergipe, 2001-2012.....	15
Figura 3 - Transformação de Box-Cox aplicada à série incidência de dengue, SE, 2001-2012.	15
Figura 4 - Log da série incidência de dengue por 10000 habitantes, Sergipe, 2001-2012.....	16
Figura 5 - (A) ACF e (B) PACF da série transformada; (C) ACF e (D) PACF da série transformada com uma diferença.	17
Figura 6 - ACF e PACF dos resíduos do modelo SARIMA(0,1,2)(2,1,1) ₁₂	18

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Resumo descritivo da incidência anual da dengue por 10000 habitantes, Sergipe, 2001-2012.....	14
Tabela 2 - Resumo descritivo da incidência mensal da dengue por 10000 habitantes, Sergipe, 2001-2012.....	14
Tabela 3 - Melhores modelos ajustados ao log da incidência de dengue em Sergipe, no período de janeiro de 2001 a junho de 2012.....	17
Tabela 4 - Previsão para incidência de dengue em Sergipe no período de julho a dezembro 2012.....	18

SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO.....	1
2.	REVISÃO DE LITERATURA	3
2.1.	Vírus e Aspectos clínicos.....	3
2.2.	Aedes aegypti.....	3
2.1.	Epidemiologia.....	4
2.2.	Estudos temporais sobre a dengue	5
3.	METODOLOGIA.....	8
3.1.	Local do Estudo	8
3.2.	Séries Temporais.....	8
3.2.1.	Modelos Auto Regressivos (AR).....	9
3.2.2.	Modelos de Médias Móveis (MA)	9
3.2.3.	Modelos Mistos Auto Regressivos – Médias Móvel (ARMA)	9
3.2.4.	Modelos Auto Regressivos Integrados de Médias Móveis (ARIMA)	10
3.2.5.	Modelos Sazonais (SARIMA).....	10
3.2.6.	Autocorrelação (FAC) e Autocorrelação Parcial (FACP).....	11
3.2.7.	Metodologia Box e Jenkins	11
3.1.	Transformação de Box-Cox.....	12
3.2.	Critérios de Informação	12
4.	RESULTADOS E DISCUSSÃO	13
4.1.	Análise Descritiva.....	13
4.1.	Transformação de Box-Cox.....	15
4.2.	Análise Temporal.....	16
5.	CONCLUSÃO.....	20
6.	REFERÊNCIAS	21

1. INTRODUÇÃO

A dengue é uma arbovirose que vem crescendo em magnitude e extensão geográfica. Atualmente, é considerada a mais importante infecção viral transmitida por mosquitos no mundo, e um grave problema de saúde pública em países tropicais e subtropicais. Nos últimos cinquenta anos, a incidência global da doença aumentou 30 vezes e mais países relatam seus primeiros surtos. Segundo estimativas da Organização Mundial da Saúde, anualmente ocorrem cerca de 50 a 100 milhões de infecções pelo vírus da dengue em mais de 100 países endêmicos (WHO, 2012). Além disso, as zonas de maior risco estão situadas na Ásia e nas Américas (BHATT et al., 2013).

As relações entre os fatores envolvidos na dinâmica da circulação do vírus da dengue são complexas e não totalmente compreendidas (BHATT et al., 2013). Contudo, na literatura, há um consenso sobre alguns determinantes para propagação deste arbovírus, a saber, o intenso crescimento populacional nos centros urbanos, (não conseguiram oferecer condições adequadas de habitação e saneamento básico), as variações climáticas, (por exemplo, os altos níveis de precipitação e a adequação da temperatura que influenciam no grau de transmissão) e a globalização da economia que impulsionou o fluxo de pessoas e cargas entre países (RIGAU-PÉREZ et al., 1998; COELHO, 2008; GUBLER, 2011).

A interação entre estes macrofatores proporcionou as condições ecológicas que permitem ao mosquito *Aedes aegypti*, principal transmissor do vírus da dengue, uma convivência íntima com as pessoas no ambiente doméstico, favorecendo o estabelecimento da dengue epidêmica no meio urbano (GUBLER, 2011). Outro vetor de importância secundária é o *Aedes albopictus*; essa espécie demonstra preferências por ambientes rurais e silvestres, além de não possuir a mesma competência epidemiológica do *A. aegypti* (LAMBRECHTS et al., 2010)

As epidemias de dengue geram um fardo sobre as comunidades onde ocorrem, resultando em consideráveis mudanças sociais e perdas econômicas, ambas difíceis de medir. Seus reflexos são observados na ausência das pessoas no trabalho e nas escolas, nas repercussões negativas no turismo e no colapso dos serviços de saúde, em virtude da alta demanda por atendimento de pacientes nos serviços (COELHO, 2008).

Apesar dos eficientes programas contra o vetor que foram implementados no países latino-americanos, entre 1940 e 1950, quando o *A. aegypti* foi eliminado de quase toda a América, incluindo o Brasil. Houve uma reintrodução do mosquito em 1976, em função de falhas na vigilância epidemiológica e de mudanças sociais e ambientais. Assim, a meta passou

a ser o controle do vetorial. Desta forma, é de suma importância a adoção de medidas capazes de prever e reduzir a incidência de dengue. Segundo Martinez et al. (2011a), estudos mostram que os modelos de séries temporais são amplamente utilizados na previsão da incidência de dengue, pois fornecem contribuições importantes para compreensão da dinâmica de transmissão da dengue e das tendências de crescimento de ocorrências da doença, ver (KEATING, 2001; LUZ et al., 2008; MARTINEZ et al., 2011a; DOM et al., 2013; TAVARES et al., 2014).

Assim, este estudo tem como objetivo a aplicação de técnicas de Séries Temporais, especificamente, a metodologia Box-Jenkins, na modelagem da evolução temporal da incidência de dengue em Sergipe no período de 2001 a 2012.

2. REVISÃO DE LITERATURA

2.1. Vírus e Aspectos clínicos

O vírus da dengue pertence ao gênero *Flavivirus* e à família *Flaviviridae* com quatro sorotipos conhecidos: DENV-1, DENV-2, DENV-3 e DENV-4. Não existe imunidade cruzada, ou seja, a infecção por um dos sorotipos só confere imunidade permanente, ou, no mínimo, duradoura para aquele sorotipo. Pode existir uma imunidade cruzada transitória, de curta duração, entre os diferentes sorotipos (SIMMONS et al., 2012).

A infecção dos seres humanos pelo vírus da dengue é muitas vezes assintomática. Porém, pode levar a uma ampla gama de manifestações clínicas, podendo até levar o indivíduo doente a óbito (SIMMONS et al., 2012). A dengue é classificada sob duas formas principais: a dengue clássica (também chamada febre de dengue); e a febre hemorrágica de dengue (FHD) (RIGAU-PÉREZ et al., 1998).

As causas da ocorrência de formas graves ainda não estão plenamente esclarecidas. No entanto, são considerados fatores de risco a maior virulência da cepa de vírus infectante, a sequência de infecções pelos diferentes sorotipos do agente etiológico, além do estado imunitário e genético do paciente ou uma combinação dos mesmos. Até o momento, não se tem disponível uma vacina eficaz para uso preventivo contra a dengue, apesar de todos os esforços em pesquisa para a sua criação e desenvolvimento (WHITEHORN; FARRAR, 2010). O único elo vulnerável no ciclo de transmissão da dengue a uma medida preventiva é o vetor (BHATT et al., 2013).

2.2. *Aedes aegypti*

O *Aedes aegypti* é originário da África e sua expansão para regiões tropicais e subtropicais se deu por meio de navios de tráfico de escravos, entre os séculos XV e XVIII. Além de ser o principal transmissor do vírus da dengue, o mosquito *A. aegypti* é vetor de vários arbovírus globalmente importantes, incluindo o vírus da febre amarela e da chikungunya (BROWN et al., 2014).

Este artrópode possui hábitos antropofílicos e domésticos. Sua convivência com o homem é favorecida pela utilização de recipientes artificiais para postura de seus ovos, os quais apresentam uma alta resistência à dissecação, podendo tolerar a ausência de água por até um ano. O *A. aegypti* tem se adaptado às mais adversas condições ambientais, haja vista que

os adultos já foram encontrados em altitudes elevadas e as larvas em água poluída. Além disso, esse mosquito é um vetor muito eficiente. De modo que, a fêmea consegue realizar múltiplas ingestões de sangue durante um único ciclo gonadotrófico, o que amplia a sua capacidade de se infectar e de transmitir os vírus (TAUIL, 2002; ZARA et al., 2016).

A proliferação e a expansão do *A. aegypti* possui diversos condicionantes. Dentre eles, o crescimento populacional e o intenso fluxo rural-urbano nos últimos anos resultaram numa concentração populacional muito elevada nas médias e grandes cidades. As mesmas, pressionadas por essa demanda, não conseguiram oferecer condições satisfatórias de habitação e de saneamento básico a uma fração importante de seus habitantes. Uma das consequências dessa precariedade da estrutura de saneamento, é o acúmulo de detritos e outros materiais que coletam água da chuva, que, podem influenciar na abundância do vetor nas comunidades (TAUIL, 2001; JANSEN; BEEBE, 2010).

Outro fator que gera impacto na ecologia do *A. aegypti* é o clima. A temperatura influencia no desenvolvimento das formas imaturas, na sobrevivência, seja qual for a fase do ciclo de vida do mosquito, na velocidade da replicação viral dentro do vetor e na diminuição do período de incubação extrínseco. Já a precipitação está associada ao aumento do número de criadouros disponíveis e, conseqüentemente, à expansão das populações do *A. aegypti* (RIBEIRO et al., 2006; MORIN et al., 2013).

O vírus da dengue é transmitido aos seres humanos através da picada do *A. aegypti* fêmea, no ciclo homem - *A. aegypti* - homem. Após um repasto de sangue infectado o mosquito fica apto a transmitir o vírus, depois de 4 a 10 dias de incubação. A transmissão mecânica também é possível quando o repasto é interrompido e o mosquito se alimenta num hospedeiro suscetível próximo. Os seres humanos sintomáticos ou assintomáticos infectados são os principais portadores e multiplicadores do vírus, servindo como fonte do vírus para mosquitos não infectados (WHO, 2012).

2.1. Epidemiologia

Em 1982, no Brasil, foi comprovada clínica e laboratorialmente a primeira epidemia de dengue em Boa Vista (RO) quando foram isolados os sorotipos 1 e 4. Durante este episódio ocorreram, aproximadamente, onze mil infecções, e a epidemia extinguiu-se rapidamente, não havendo expansão do vírus para outras áreas, visto que o mosquito *A. aegypti* ainda não estava disperso no país (TEIXEIRA et al., 2008).

De 1986 a 1987, constatou-se a circulação do sorotipo DENV-1 e a ocorrência de epidemias no estado do Rio de Janeiro e em estados do Nordeste, como Ceará e Alagoas, com incidências de 411,2 e 138,1 por 100.000 habitantes, respectivamente. Nos dois anos seguintes observou-se uma baixa endemicidade da doença. Após esse período, já em 1990, a dengue reemergiu com o aumento da transmissão do DENV-1 e a introdução do DENV-2, também no Rio de Janeiro. As consequências da entrada do sorotipo 2 foram os 462 casos confirmados de febre hemorrágica da dengue (FHD) com oito óbitos (TEIXEIRA et al., 2008).

A epidemia de 2002 refletiu a introdução do sorotipo 3 no país. Cerca de 50% dos quase 691 mil casos prováveis foram registrados nos estados do Rio de Janeiro (34,7%) e Pernambuco (12,4%). A introdução do DENV-3 marca o aumento da ocorrência de formas graves na doença no país. As áreas com maiores incidências da doença se concentraram nos estados do Nordeste e em municípios do Rio de Janeiro, Mato Grosso e Mato Grosso do Sul (SIQUEIRA-JR et al., 2010).

No ano de 2008, registrou-se um dos piores cenários da doença no Brasil quanto ao número de internações e óbitos, quando foram notificados 585.769 casos, dos quais, 3.034 foram confirmados como FHD, com 173 óbitos. No estado de Sergipe, somente entre janeiro e julho, foram registrados 28.568 casos de dengue, com uma incidência de 1.405 casos por 100.000 habitantes (alta incidência), com destaque para: Aracaju - 6.460 (28,6%), Nossa Senhora do Socorro - 1.997 (8,8%), Estância - 988 (4,4%) e Laranjeiras - 965 (4,3%). Foram confirmados 291 casos de FHD, com 17 óbitos e 622 casos de dengue com complicação, com 17 óbitos (MS, 2008; MS, 2009).

2.2. Estudos temporais sobre a dengue

A modelagem estatística, mais especificamente, a análise de séries temporais, vem sendo empregada em diversos estudos epidemiológicos, mostrando-se útil no monitoramento e previsão de doenças infecciosas (DOM et al., 2013). Dentre os modelos utilizados, destaca-se o *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA), adequado às séries que apresentam um comportamento sazonal (LIZZI, 2012). A seguir, são apresentados alguns estudos envolvendo casos de dengue.

Andrade et al. (2017) analisaram a distribuição espacial dos casos de dengue nos municípios de Sergipe, no período de 2001 a 2012. Os municípios em destaque foram Nossa Senhora do Socorro, Santa Rosa de Lima, Pedra Mole, Neópolis e Carira com uma incidência

de dengue igual ou superior a 29,59 para cada 10.000 habitantes, já os meses de maior prevalência da doença foram fevereiro, março, abril, maio e junho.

Andrade et al. (2017) desenvolveram um modelo de regressão, a fim de determinar o grau de influência dos fatores sociais e ambientais na incidência de dengue em Sergipe de 2001 a 2012. Assim, verificou-se que as variáveis independentes significativas no modelo foram precipitação total, taxa de urbanização, serviços essenciais e esgotamento sanitário. De modo que, a cada unidade de precipitação, há um aumento de 0,6% na incidência. Por outro lado, notou-se que a cada unidade na taxa de Esgotamento sanitário, Taxa de Serviços essenciais e Taxa de urbanização total há diminuição de, aproximadamente, 7,3%, 1,0% e 9,6% na incidência.

Santos et al. (2017) realizaram um estudo descritivo espaço-temporal da incidência de casos notificados de dengue em Sergipe entre 2001 e 2012. Nesse estudo, constatou-se que o ano de maior incidência foi o ano de 2008 com 17.947 notificações e o ano de menor incidência foi 2004 com 122 casos registrados. Além disso, os meses de fevereiro, março, abril, maio e junho apresentaram maior ocorrência de casos de dengue, dando indícios de um comportamento sazonal da doença associada a condições climáticas.

Baracho et al. (2014) analisaram as notificações de dengue de 2007 a 2012 na cidade de Areia, Paraíba, Nordeste do Brasil. Assim, observaram que a ocorrência da dengue na cidade possui um comportamento sazonal, visto que as variáveis climáticas temperatura e precipitação alcançaram seus maiores índices no primeiro semestre, período no qual se registrou um maior número de casos de dengue, com destaque para os meses de março, abril e maio.

Martinez et al. (2011a) estimaram um modelo SARIMA considerando o número de casos notificados de dengue entre os anos 2000 e 2008 no município de Ribeirão Preto, São Paulo e os valores preditos foram comparados com os valores observados em 2009. Dessa forma, concluíram que o modelo SARIMA foi bastante eficiente em descrever e prever o número de casos mensais de dengue. Martinez et al. (2011b) ajustaram um modelo SARIMA, via metodologia Box-Jenkins, aos dados da incidência de dengue em Campinas, São Paulo, no período de 1998 a 2008, e concluíram que as previsões foram relativamente próximas, se comparadas aos dados reais da incidência de dengue em 2009.

Santos e Tavares (2014) utilizaram os modelos de alisamento exponencial para previsão da incidência de dengue nos municípios de Minas Gerais para o ano de 2009, considerando os dados de dengue entre 2001 e 2008. Além disso, baseados nessas previsões,

construíram mapas de riscos que foram comparados com os dados reais de 2009 e considerados muitos satisfatórios por fornecerem uma boa estimativa.

Choudhury et al. (2008) ajustaram um modelo sazonal aos dados referentes ao número mensal de casos de dengue em Dhaka, Bangladesh, no período de janeiro de 2000 a outubro de 2007. Dentre os modelos propostos, o SARIMA(1,0,0)(1,1,1)₁₂, que obteve o menor BIC, foi considerado o mais adequado aos dados e utilizado para fins de previsão.

Gharbi et al. (2011) utilizaram o AIC na seleção de modelo com um melhor ajuste à série da incidência de dengue, entre 2000 e 2006, em Guadalupe (Antilhas Francesas). O modelo escolhido foi o SARIMA (0,1,1)(0,1,1)₅₂, considerado adequado na previsão da incidência de dengue para o período de até três meses.

Lal et al. (2012) desenvolveram um modelo sazonal a partir dos casos de dengue relatados no período de 2001 a 2010, em Rajasthan, Índia. O modelo escolhido, com base no BIC, para predição de casos da doença foi o SARIMA (0,0,1)(0,1,1)₁₂. Dessa forma, concluíram que o modelo SARIMA pode ser útil para previsão de casos da dengue e, também, de outras doenças infecciosas que apresentam padrão sazonal.

3. METODOLOGIA

3.1. Local do Estudo

O estado de Sergipe está situado no Nordeste do Brasil, entre as coordenadas 9°31'S a 11°34'S e 36°5'W a 38°14'W, na faixa tropical. Sua área territorial é de aproximadamente 22.000 km² e uma população estimada de 2.265.779 habitantes (IBGE, 2017). O semiárido, o agreste e o litoral formam as principais zonas climáticas desse estado. O clima apresenta uma irregularidade espacial da pluviosidade decrescente do Litoral para o semiárido. O período chuvoso compreende os meses de abril a agosto com máximo concentrado em maio, junho e julho. A temperatura média anual varia de 22,7 a 26,5 °C (SEMARH, 2017).

Neste estudo foram utilizados o número mensal de casos de dengue em residentes no estado de Sergipe, no período de 2001 a 2012, registrados no Sistema de Informação de Agravos de Notificação (SINAN) e a estimativa mensal da população do estado obtida no Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Através do uso dessas informações, calculou-se a incidência mensal da dengue em SE por 10.000 habitantes, que é a razão entre o número de casos da doença e a estimativa da população em risco multiplicado por 10.000. Dessa forma, procedeu-se com as análises utilizando o software R, versão 3.3.3 (THE R CORE TEAM, 2016).

3.2. Séries Temporais

A classe de fenômenos cujo processo observacional e consequente quantificação numérica gera uma sequência de dados distribuídos no tempo é denominada série temporal. O objetivo da análise de séries temporais é descrever o comportamento passado da série, visando à compreensão do seu comportamento, objetivando previsões de movimentos futuros (SOUZA; ASSIS, 1989).

George Box e Gwilym Jenkins (BOX; JENKINS, 1976) propuseram no início dos anos 70 modelos probabilísticos para modelar o comportamento de séries temporais estacionárias. Os modelos propostos partem da ideia de que os valores de uma série temporal são altamente dependentes, ou seja, cada valor pode ser explicado por valores prévios da série.

3.2.1. Modelos Auto Regressivos (AR)

Segundo Pellegrini e Fogliatto (PELLEGRINI; FOGLIATTO, 2001), o valor corrente do processo é expresso como uma combinação linear finita de valores prévios do processo e um ruído aleatório a_t . O modelo AR de ordem p pode ser expresso como

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

onde os coeficientes $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ descrevem como um valor corrente Z_t relaciona-se com as variáveis passadas $Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-p}$.

3.2.2. Modelos de Médias Móveis (MA)

Nos modelos de média móvel, \tilde{Z}_t , que representa a observação Z_t subtraída da média μ dependente linearmente de um número finito q de valores prévios do ruído aleatório a_t . Assim um processo de média móvel de ordem q é dado por (PELLEGRINI; FOGLIATTO, 2001)

$$\tilde{Z}_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

3.2.3. Modelos Mistos Auto Regressivos – Médias Móvel (ARMA)

Algumas vezes, séries temporais são melhor modeladas com a inclusão de termos Auto Regressivos e de Média Móvel. O resultado é um modelo misto Auto Regressivo de Média Móvel de ordem (p, q) :

$$\tilde{Z}_t = \phi_1 \tilde{Z}_{t-1} + \phi_2 \tilde{Z}_{t-2} + \dots + \phi_p \tilde{Z}_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

O modelo possui $p + q + 2$ parâmetros desconhecidos, que podem ser estimados a partir dos valores observados na série temporal. Na prática, os valores de p e q são geralmente menores que 2 para séries temporais estacionárias (BOX et al., 1994).

3.2.4. Modelos Auto Regressivos Integrados de Médias Móveis (ARIMA)

Os modelos ARIMA resultam da combinação de três componentes denominados “filtros”: o componente Auto Regressivo (AR), o filtro de Integração (I) e o componente de Médias Móveis (MA). Uma série pode ser modelada pelos três filtros ou apenas um subconjunto deles, resultando em vários modelos (WERNER; RIBEIRO, 2003).

O filtro de Integração é aplicado somente nos casos em que a série temporal estudada não é estacionária. O objetivo é justamente tornar as séries temporais estacionárias através de diferenças sucessivas da série original até obter uma série estacionária (WERNER; RIBEIRO, 2003).

Segundo Morettin e Tolo (MORETTIN; TOLOI, 2006), em situações normais será suficiente tomar uma ou duas diferenças para que a série se torne estacionária. O número d de diferenças necessárias para tornar a série estacionária é denominado ordem de integração. A inclusão do termo de ordem de integração permite que sejam utilizados os modelos ARIMA(p, d, q) dados pela equação que segue (WERNER; RIBEIRO, 2003)

$$w^d = \phi_1 w_{t-1} + \dots + \phi_p w_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}.$$

3.2.5. Modelos Sazonais (SARIMA)

De acordo com Werner e Ribeiro (WERNER; RIBEIRO, 2003), os modelos ARIMA exploram a autocorrelação entre os valores da série em instantes sucessivos, mas quando os dados são observados em períodos inferiores a um ano, a série também pode apresentar autocorrelação para uma estação de sazonalidade s . Os modelos que contemplam as séries que apresentam autocorrelação sazonal são conhecidos como SARIMA. O modelo mais geral é dado por:

$$(1 - \phi_1 L - \dots - \phi_p L^p)(1 - \phi_1 L^s - \dots - \phi_p L^{ps})(1 - L)^d (1 - L^s)^D Z_t \\ = (1 - \theta_1 L - \dots - \theta_q L^q)(1 - \theta_1 L^s - \theta_q L^{qs}) \varepsilon_t$$

onde:

$(1 - \phi_1 L - \dots - \phi_p L^p)$ é a parte Auto Regressiva não sazonal de ordem p ;

$(1 - \phi_1 L^s - \dots - \phi_p L^{ps})$ é a parte Auto Regressiva sazonal de ordem P e estação sazonal s ;

$(1 - L)^d$ é a parte de integração não sazonal de ordem d ;

$(1 - L^s)^D$ é a parte de integração sazonal de ordem D e estação sazonal s ;

$(1 - \theta_1 L - \dots - \theta_q L^q)$ é a parte não sazonal de Médias Móveis de ordem q ;

$(1 - \theta_1 L^s - \theta_Q L^{Qs})$ é a parte sazonal de Médias Móveis de ordem Q e estação sazonal s .

3.2.6. Autocorrelação (FAC) e Autocorrelação Parcial (FACP)

De maneira genérica, o coeficiente de autocorrelação f_k mede a correlação entre observações distantes k períodos de tempo (ou seja, uma autocorrelação de *lag* k). A medida de autocorrelação de *lag* k , segundo Morettin e Toloï (MORETTIN; TOLOI, 2006), é definida por:

$$f_k = \frac{E[(z_t - \mu)(z_{t-k} - \mu)]}{\sigma^2}$$

A autocorrelação parcial também permite analisar o relacionamento entre valores de uma série temporal. Porém, ela mede o grau de associação entre z_t e z_{t-k} , quando o efeito e quando outros *lags* ($1, 2, 3, \dots, k-1$) são removidos. A autocorrelação parcial é representada por f_{kk} , sendo calculado como o k -ésimo coeficiente em um processo autoregressivo de ordem k (BOX et al., 1994).

3.2.7. Metodologia Box e Jenkins

Segundo Morettin e Toloï (MORETTIN; TOLOI, 2006), 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. De acordo com Box et al. (BOX et al., 1994), são três as etapas para construção do modelo:

1 - Identificação: consiste em descobrir qual dentre as várias versões dos modelos probabilísticos descreve o comportamento da série (AR, MA, ARMA, ARIMA e SARIMA). A identificação do modelo a ser estimado ocorre pelo comportamento das funções FAC e FACP.

2 - zEstimação: consiste em estimar os parâmetros do modelo probabilístico adotado.

3 - Verificação: consiste em avaliar se o modelo estimado é adequado para descrever o comportamento dos dados.

3.1. Transformação de Box-Cox

A transformação de dados possui dois objetivos principais: estabilizar a variância e obter a normalidade dos dados. Assim, uma transformação útil nessa situação é a de Box-Cox (BOX; COX, 1964), a qual é dada por

$$y_t(\lambda) = \begin{cases} \frac{y_t^\lambda}{\lambda} & , \text{ se } \lambda \neq 0 \\ \log y_t & , \text{ se } \lambda = 0 \end{cases} .$$

Esta transformação permite identificar, com base no valor de λ , que, geralmente, assume um valor entre -2 e 2, a melhor transformação, de tal forma que os pressupostos de homocedasticidade e de normalidade sejam satisfeitos. Devido à facilidade de sua utilização e ao fato dessa transformação abranger tanto o caso em que não é necessário aplicar a transformação ($\lambda = 1$) quanto o caso em que transformação ideal é logarítmica ($\lambda = 0$), como casos particulares, ela se tornou uma transformação popular.

3.2. Critérios de Informação

Em muitas situações, vários modelos podem apresentar um bom ajuste, em termos da análise dos resíduos. Assim, uma forma de selecionar um modelo dentre os concorrentes é utilizar os critérios de informação que, além de considerar a qualidade do ajuste, também penalizam o acréscimo de parâmetros no modelo. Dessa forma, um modelo com mais parâmetros pode apresentar um melhor ajuste. Porém, não necessariamente, será a melhor escolha ao considerar os critérios de informação.

Os mais utilizados são o critério de informação de Akaike (1974), mais conhecido como AIC, dado da seguinte forma:

$$AIC = -2 \log L(\hat{\theta}) + 2p,$$

e o critério de informação Bayesiano (SCHWARZ, 1978), ou BIC, o qual penaliza de forma mais severa a inclusão de parâmetros e que é dado por:

$$BIC = -2 \log L(\hat{\theta}) + p \log n,$$

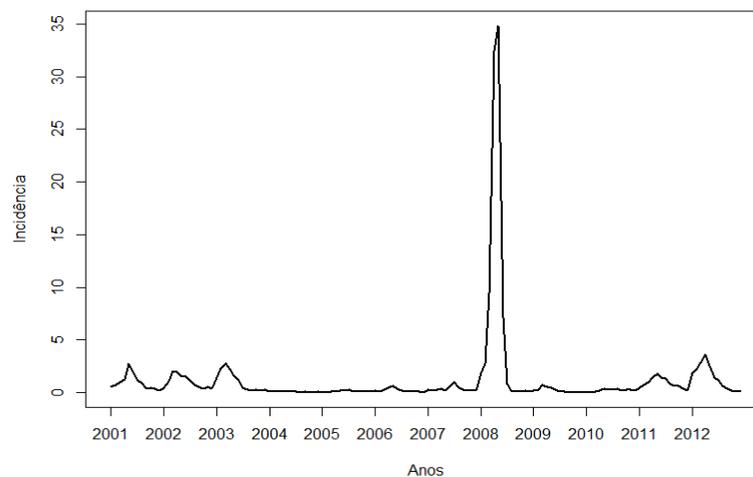
em que p é o número de parâmetros a serem estimados e n é o número de observações da amostra.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1. Análise Descritiva

Um total de 52.143 casos de dengue foram registrados em Sergipe, no período de 2001 a 2012, sendo que a série da incidência mensal de dengue é composta de 144 observações. A Figura 1 mostra o comportamento da incidência ao longo do tempo. O pico em 2008 reflete o impacto da epidemia ocorrida naquele ano. De forma que as áreas mais atingidas foram o estado do Rio de Janeiro e a região Nordeste, cujo número de casos suspeitos de dengue somaram 210.370, sendo 1.055 casos confirmados de FHD, dos quais 63 evoluíram para óbito. Em Sergipe, registraram-se 28.568 casos com 34 óbitos por dengue com complicação e FHD (MS, 2008; SIQUEIRA-JR et al., 2010).

Figura 1 - Incidência de dengue por 10000 habitantes no estado de Sergipe, 2001-2012.



Fonte: Próprio autor

No ano de 2008, em Sergipe, registrou-se uma incidência média de 7,26 casos por 10.000 habitantes (Tabela 1) sendo o estado que mais se destacou no Nordeste, em virtude do aumento de 2878,9% no número de casos notificados de dengue, em comparação com 2007. As cidades com maior concentração de casos foram Aracaju, Nossa Senhora do Socorro, Estância e Laranjeiras (MS, 2008).

Tabela 1 - Resumo descritivo da incidência anual da dengue por 10000 habitantes, Sergipe, 2001-2012.

Ano	Mínimo	Máximo	Média	Desvio	CV
2001	0,16	2,68	0,93	0,74	79,58
2002	0,34	1,96	0,98	0,60	60,74
2003	0,18	2,66	1,05	0,91	86,94
2004	0,02	0,11	0,06	0,03	54,74
2005	0,02	0,22	0,11	0,06	54,19
2006	0,05	0,61	0,20	0,18	88,55
2007	0,13	0,89	0,32	0,22	70,34
2008	0,12	33,62	7,26	12,13	167,18
2009	0,02	0,69	0,21	0,21	102,43
2010	0,02	0,38	0,19	0,11	57,44
2011	0,17	1,68	0,84	0,48	57,01
2012	0,10	3,50	1,38	1,14	82,99

Fonte: Próprio autor

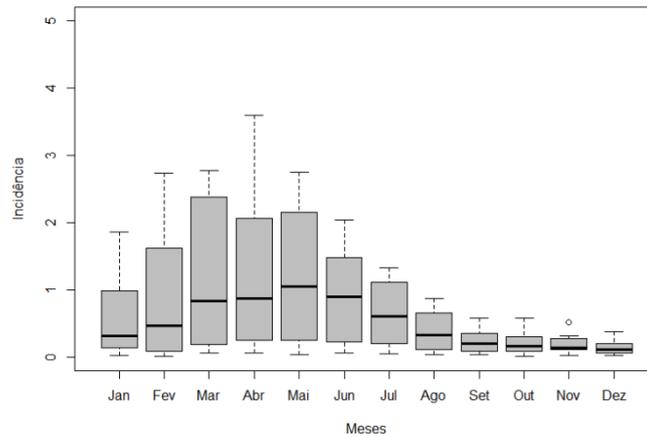
Em relação aos meses de maior ocorrência de casos da doença destacaram-se os meses de março, abril, maio e junho com incidência média de 1,65; 3,58; 3,76 e 1,32 por 10.000 habitantes, respectivamente (Tabela 2). Esse aumento da incidência está intimamente associado ao clima quente e úmido predominante nos primeiros meses do ano, nos quais há maior ocorrência de chuvas e aumento da temperatura, criando condições ambientais propícias ao desenvolvimento e manutenção do *Aedes aegypti* e, conseqüentemente, uma maior disseminação do vírus. Assim, observa-se um padrão sazonal da incidência da doença (Figura 2), com pico no primeiro semestre, quando são registrados um maior número de casos de dengue, decrescendo nos meses seguintes, corroborando com estudos realizados por (RIBEIRO et al., 2006; BARACHO et al., 2014).

Tabela 2 - Resumo descritivo da incidência mensal da dengue por 10000 habitantes, Sergipe, 2001-2012.

Mês	Mínimo	Máximo	Média	Desvio	CV
JAN	0,02	1,82	0,59	0,67	114,12
FEV	0,02	2,66	0,83	0,97	116,81
MAR	0,07	9,10	1,65	2,54	153,56
ABR	0,06	31,30	3,58	8,79	245,51
MAI	0,04	33,62	3,76	9,45	251,03
JUN	0,06	6,92	1,32	1,88	142,26
JUL	0,05	1,29	0,63	0,46	73,94
AGO	0,03	0,85	0,37	0,29	78,61
SET	0,03	0,57	0,23	0,18	75,92
OUT	0,02	0,56	0,21	0,17	81,70
NOV	0,03	0,51	0,21	0,14	73,44
DEZ	0,02	0,37	0,18	0,11	60,70

Fonte: Próprio autor

Figura 2 - Box plot da incidência de dengue por 10000 habitantes, Sergipe, 2001-2012.

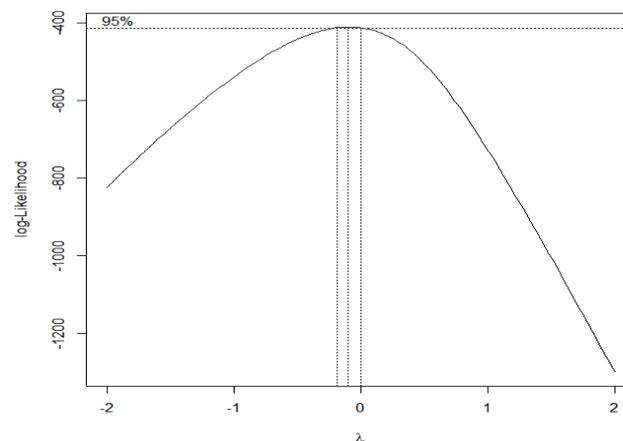


Fonte: Próprio autor

4.1. Transformação de Box-Cox

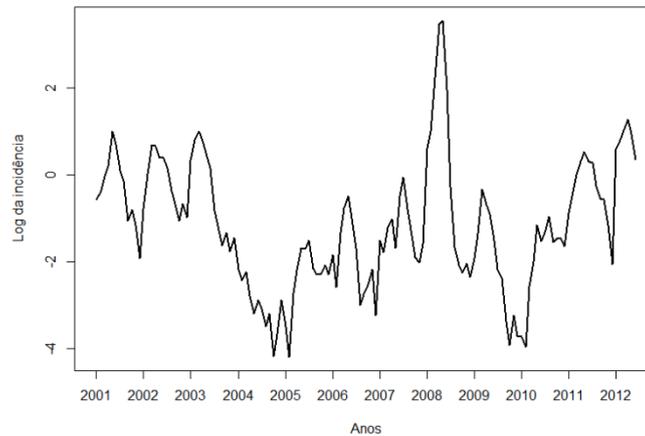
Devido à heterogeneidade da série, em razão da epidemia ocorrida em 2008, utilizou-se a transformação de Box-Cox para estabilização da variância. Assim, o valor do parâmetro observado na transformação de Box-Cox foi $\lambda = 0$ (Figura 3). Isto é, a transformação adequada para os dados da incidência de dengue em Sergipe é a logarítmica. Com isso, foi possível contornar a heterocedasticidade presente nos dados (Figura 4). Outros estudos também fizeram uso da transformação logarítmica com objetivo de estabilizar a variância das séries de incidência de dengue (LUZ et al., 2008; MARTINEZ et al., 2011a; DOM et al., 2013).

Figura 3 - Transformação de Box-Cox aplicada à série incidência de dengue, SE, 2001-2012.



Fonte: Próprio autor

Figura 4 - Log da série incidência de dengue por 10000 habitantes, Sergipe, 2001-2012.



Fonte: Próprio autor

4.2. Análise Temporal

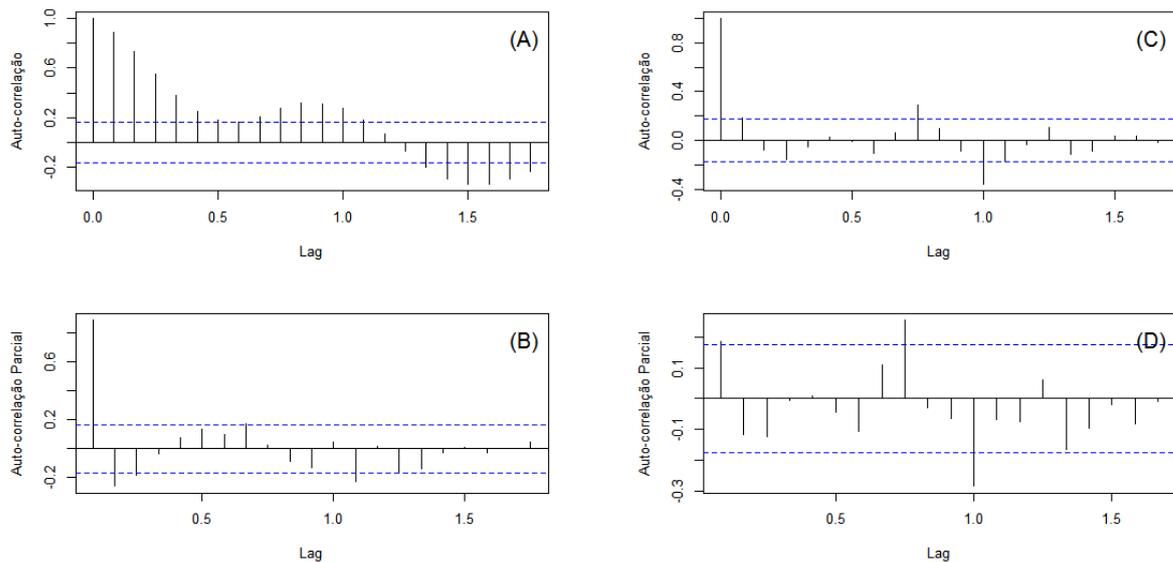
A série temporal da incidência mensal de dengue em Sergipe, entre 2001 e 2012, possui 144 observações, das quais foram retiradas as últimas seis observações referente aos meses entre julho e dezembro de 2012. Essas observações servirão de base para comparação com as previsões. A partir de agora, todas as análises são realizadas considerando a série transformada, ou seja, o log da incidência de dengue.

O gráfico de autocorrelação (ACF) da série transformada apresenta um decaimento nos primeiros “lags”, após os quais se observa um padrão senoidal indicando um comportamento não estacionário (Figura 5A), comprovado com o teste Dickey-Fuller (1979). Nesse teste, não foi rejeitada a hipótese nula de que a série é não estacionária (p-valor = 0,278). Além disso, é sugerido uma componente sazonal de período $s = 12$.

Após se obter a série com uma diferença ($d = 1$) e aplicar o teste de Dickey-Fuller (p-valor = 0,010), verificou-se que a mesma é estacionária. O passo seguinte é identificar a ordem dos parâmetros AR (P, p), MA (Q, q), que são definidos a partir da análise de funções de autocorrelação parcial (PACF) e autocorrelação (ACF), respectivamente.

A Figura 5C e 5D apresentam, nessa ordem, os gráficos de ACF e de PACF da série com uma diferença. Observa-se que os “lags” 8 e 11 do gráfico de PACF (Figura 5D) apresentam altas correlações. Por outro lado, gráfico de ACF (Figura 5C) demonstra haver altas correlações no “lags” 9 e 12. Isto sugere, como modelo preliminar, um modelo SARIMA(0,1,1)(1,0,1)₁₂.

Figura 5 - (A) ACF e (B) PACF da série transformada; (C) ACF e (D) PACF da série transformada com uma diferença.



Fonte: Próprio autor

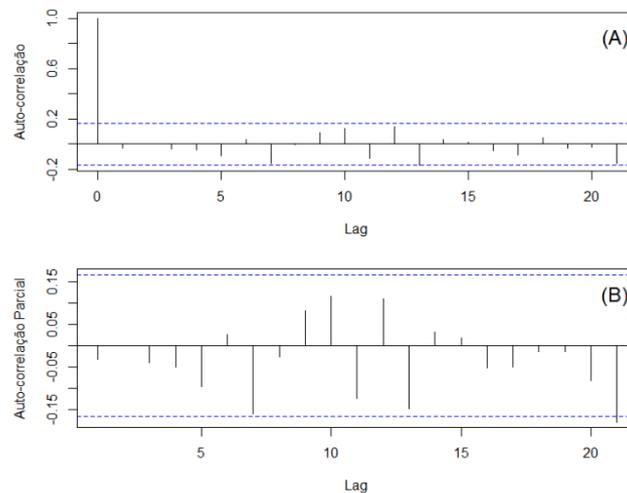
Para selecionar o modelo com o melhor ajuste aos dados foi utilizado o Critério de Informação Akaike (AIC), o Critério de Informação Bayesiano (BIC) e o Erro percentual Médio Absoluto (MAPE). Na Tabela (Tabela 3), estão dispostos os cinco melhores modelos. Contudo, o SARIMA(0,1,2)(2,1,1)₁₂, foi escolhido para fins de previsão por apresentar o menor AIC (278,510), BIC (295,986) e MAPE (0,550).

Tabela 3 - Melhores modelos ajustados ao log da incidência de dengue em Sergipe, no período de janeiro de 2001 a junho de 2012.

Modelo	AIC	BIC	MAPE
SARIMA (0,1,2) (2,1,1) ₁₂	278,510	295,986	0,550
SARIMA (0,1,1) (2,1,2) ₁₂	278,513	295,989	0,707
SARIMA (0,1,0) (2,1,3) ₁₂	278,546	296,022	0,666
SARIMA (2,1,0) (0,1,3) ₁₂	278,546	296,022	0,593
SARIMA (0,1,3) (2,1,0) ₁₂	278,567	296,043	0,804

Fonte: Próprio autor

A etapa seguinte ao ajuste do modelo é a análise dos resíduos. Dessa forma, verifica-se os gráficos de ACF e PACF dos resíduos (Figura 6). Assim, nota-se que maior parte dos “lags” estão dentro dos limites, indicando que os resíduos não são correlacionados e, conseqüentemente, um bom ajuste do modelo.

Figura 6 - ACF e PACF dos resíduos do modelo SARIMA(0,1,2)(2,1,1)₁₂.

Fonte: Próprio autor

O modelo utilizado na previsão do log da incidência de dengue foi o SARIMA(0,1,2)(2,1,1)₁₂. Na Tabela 4, estão as previsões para log da incidência, à qual aplicou-se a função inversa do logaritmo natural, a saber, a função exponencial. Com isso, foi possível obter as previsões na mesma escala dos dados reais.

Tabela 4 - Previsão para incidência de dengue em Sergipe no período de julho a dezembro 2012.

Mês	Previsto (log)	*Previsto	Real	IC 95% (log)
Julho	-0,06	0,94	1,11	(-1,29; 1,17)
Agosto	-0,55	0,58	0,62	(-2,30; 1,21)
Setembro	-0,96	0,38	0,35	(-3,12; 1,19)
Outubro	-1,20	0,30	0,17	(-3,69; 1,29)
Novembro	-1,19	0,30	0,10	(-3,96; 1,58)
Dezembro	-0,94	0,39	0,05	(-3,96; 2,08)

Fonte: Próprio autor

Na literatura é possível encontrar diversos estudos que também se utilizaram dessa ferramenta para modelar séries relacionadas à ocorrência de dengue. Choudhury et al. (2008) ajustaram um modelo sazonal, a saber, o SARIMA(1,0,0)(1,1,1)₁₂, aos dados mensais de

* Como as previsões são para o log da incidência, aplicou-se a função inversa do logaritmo natural, isto é, a função exponencial, para se obter as previsões na escala real dos dados.

casos de dengue em Dhaka, Bangladesh. Esse modelo apresentou o menor BIC e foi utilizado para fins de previsão; Martinez et al. (2011a) utilizaram o modelo SARIMA(2,1,3)(1,1,1)₁₂ na predição do número de casos de dengue em Ribeirão Preto, para o ano de 2009; Gharbi et al. (2011), com base no AIC, concluíram que o modelo SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₅₂ foi o mais adequado a série da incidência de dengue, entre 2000 e 2006, em Guadalupe (Antilhas Francesas) e Lal et al. (2012) propuseram um modelo sazonal para previsão da incidência de dengue em Rajasthan, Índia, com base nos dados de 2001 a 2010. Assim, o modelo com menor BIC foi o SARIMA(0,0,1)(0,1,1)₁₂.

A validação do modelo ajustado aos dados da incidência de dengue em Sergipe se deu a partir da comparação dos valores reais da incidência registrados de julho a dezembro 2012, com os valores previstos pelo modelo SARIMA(0,1,2)(2,1,1)₁₂ para esse mesmo período. Dessa forma, observa-se que as previsões foram bastante razoáveis, de forma que o modelo estimado acompanhou o padrão observado nos dados e apresentou o menor MAPE. Estes resultados concordam com estudos realizados por Choudhury et al. (2008) ao concluir que os valores previstos para ocorrência de dengue em Dhaka, Bangladesh, foram consistentes, se comparados aos dados reais e Martinez et al. (2011b) ao verificar que os valores previstos para incidência de dengue em Campinas, São Paulo, foram relativamente próximos aos valores reais.

5. CONCLUSÃO

A análise de séries temporais, especificamente, o modelo SARIMA, se mostrou adequado no estudo da incidência de dengue em Sergipe de 2001 a 2012. Através da modelagem, identificou-se a componente sazonal presente na série da incidência de dengue e as previsões obtidas a partir do modelo foram satisfatórias, se comparadas aos dados reais. Portanto, a análise de séries temporais é uma ferramenta útil no monitoramento e na previsão de casos da dengue, podendo ajudar na implementação de programas de prevenção mais adequados.

6. REFERÊNCIAS

AKAIKE, H. A new look at the statistical model identification. **IEEE Transactions on Automatic Control**, v. 19, n. 6, p. 716–723, 1974.

ANDRADE, J. D. S.; SANTOS, J. S.; ANDRADE, L. F.; SILVA, J. R. S. Influência de fatores socioeconômicos e climáticos na incidência de dengue no estado de Sergipe. **27º ENCONTRO DE INICIAÇÃO CIENTÍFICA - EIC**, 2017.

BARACHO, R. C. M.; FILHO, A. I.; GONÇALVES, A.; NUNES, S. DE T. S.; BORGES, P. DE F. A influência climática na proliferação da dengue na cidade de Areia Paraíba. **Gaia Scientia**, v. 8, n. 1, p. 65–73, 2014.

BARRETO, M. L.; TEIXEIRA, M. G. Dengue no Brasil: situação epidemiológica e contribuições para uma agenda de pesquisa. **Estudos Avançados**, v. 22, n. 64, p. 53–72, 2008.

BHATT, S.; GETHING, P. W.; BRADY, O. J.; et al. The global distribution and burden of dengue. **Nature**, v. 496, n. 7446, p. 504–507, 2013. Nature Publishing Group.

BOX, G.; COX, D. An analysis of transformations: Applying the Box-Cox transformation. **Journal of the Royal Statistical Society**, v. Series B, n. 26, p. 211–252, 1964.

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.; REINSEL, G. C. **Time series analysis –forecasting and control**. 3rd ed. New Jersey: Prentice Hall, 1994.

BROWN, J. E.; EVANS, B. R.; ZHENG, W.; et al. Human impacts have shaped historical and recent evolution in *Aedes aegypti*, the dengue and yellow fever mosquito. **Evolution**, v. 68, n. 2, p. 514–525, 2014.

CHOUDHURY, M. A. H. Z.; BANU, S.; ISLAM, M. A. Forecasting dengue incidence in Dhaka, Bangladesh: A time series analysis. **Dengue Bulletin**, v. 32, p. 29–37, 2008.

COELHO, G. E. Dengue: desafios atuais. **Epidemiol. Serv. Saúde**, v. 17, n. 3, p. 231–233, 2008.

DICKEY, D. A.; FULLER, W. A. Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series With a Unit Root. **Journal of the American Statistical Association**, v. 74, n. 366, p. 427, 1979.

DOM, N. C.; HASSAN, A. A.; LATIF, Z. A.; ISMAIL, R. Generating temporal model using climate variables for the prediction of dengue cases in Subang Jaya, Malaysia. **Asian Pacific Journal of Tropical Disease**, v. 3, n. 5, p. 352–361, 2013.

GHARBI, M.; QUENEL, P.; GUSTAVE, J.; et al. Time series analysis of dengue incidence in guadeloupe, french west indies: Forecasting models using climate variables as predictors. **BMC Infectious Diseases**, v. 11, p. 1–13, 2011.

GUBLER, D. J. Dengue, Urbanization and Globalization: The Unholy Trinity of the 21st Century. **Tropical Medicine and Health**, v. 39, n. 4SUPPLEMENT, p. S3–S11, 2011.

JANSEN, C. C.; BEEBE, N. W. The dengue vector *Aedes aegypti*: what comes next. **Microbes and Infection**, v. 12, n. 4, p. 272–279, 2010. Elsevier Masson SAS.

JR, B. S.; VINHAL, C.; FABIANO, R.; et al. Dengue no Brasil: tendências e mudanças na epidemiologia, com ênfase nas epidemias de 2008 e 2010. **Saúde Brasil 2010: uma análise da situação de saúde e de evidências selecionadas de impacto de ações de vigilância em saúde**, , n. 1, p. 157–171, 2010.

KEATING, J. An investigation into the cyclical incidence of dengue fever. **Social Science and Medicine**, v. 53, n. 12, p. 1587–1597, 2001.

LAL, V.; GUPTA, S.; GUPTA, O.; BHATNAGAR, S. Forecasting incidence of dengue in Rajasthan, using time series analyses. **Indian Journal of Public Health**, v. 56, n. 4, p. 281, 2012.

LAMBRECHTS, L.; SCOTT, T. W.; GUBLER, D. J. Consequences of the expanding global distribution of *aedes albopictus* for dengue virus transmission. **PLoS Neglected Tropical Diseases**, v. 4, n. 5, 2010.

LUZ, P. M.; MENDES, B. V. M.; CODEÇO, C. T.; STRUCHINER, C. J.; GALVANI, A. P. Time series analysis of dengue incidence in Rio de Janeiro, Brazil. **The American Journal of Tropical Medicine and Hygiene**, v. 79, n. 6, p. 933–939, 2008.

MARTINEZ, E. Z.; SILVA, E. A. S. DA. Predicting the number of cases of dengue infection in Ribeirão Preto, São Paulo State, Brazil, using a SARIMA model. **Caderno de Saúde Pública**, v. 27, n. 9, p. 1809–1818, 2011a.

MARTINEZ, E. Z.; SILVA, E. A. S. DA; FABBRO, A. L. D. A SARIMA forecasting model to predict the number of cases of dengue in Campinas, State of São Paulo, Brazil. **Revista da Sociedade Brasileira de Medicina Tropical**, v. 44, n. 4, p. 436–440, 2011b.

MINISTÉRIO DA SAÚDE, S. DE V. EM S. Informe epidemiológico da dengue janeiro a junho de 2008. , 2008.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. **Análise de Séries Temporais**. 2nd ed. São Paulo - SP: Blucher, 2006.

MORIN, C. W.; COMRIE, A. C.; ERNST, K. Climate and Dengue Transmission: Evidence and Implications. **Environmental Health Perspectives**, v. 1264, n. 11, 2013.

PELLEGRINI, F. R.; FOGLIATTO, F. S. Passos para implantação de sistemas de previsão de demanda: técnicas e estudo de caso. **Production**, v. 11, n. 1, p. 43–64, 2001. Associação Brasileira de Engenharia de Produção.

RIBEIRO, A. F.; MARQUES, G. R. A. M.; VOLTOLINI, J. C.; CONDINO, M. L. F. Associação entre incidência de dengue e variáveis climáticas. **Revista de Saúde Pública**, v. 40, n. 4, p. 671–676, 2006.

RIGAU-PÉREZ, J. G.; CLARK, G. G.; GUBLER, D. J.; et al. Dengue and dengue haemorrhagic fever. **Lancet**, v. 352, n. 9132, p. 971–977, 1998.

SANTOS, J. S.; ANDRADE, J. D. S.; ANDRADE, L. F.; SILVA, J. R. S. Estudo descritivo espaço-temporal incidência de dengue no estado de Sergipe. **V CONEST e IX SEMAEST**, 2017.

SANTOS, T. R. DOS; TAVARES, R. Detecção de Hot Spots futuros de casos de dengue em Minas Gerais. **Revista da Estatística UFOP**, v. III, n. 2, p. 68–78, 2014.

SCHWARZ, G. Estimating the Dimension of a Model. **The Annals of Statistics**, v. 6, n. 2, p. 461–464, 1978.

SIMMONS, C. P.; FARRAR, J. J.; VINH CHAU, N. VAN; WILLS, B. Dengue. **New England Journal of Medicine**, v. 366, n. 15, p. 1423–1432, 2012.

SOUZA, E. R.; ASSIS, S. G. Violência e Mortalidade na América Latina: Um Estudo das Causas Externas de 1968 a 1986. I Encontro Internacional sobre Violência e Saúde na América Latina. **Anais...**, 1989. Rio de Janeiro - RJ: Escola Nacional de Saúde Pública.

TAUIL, P. L. Urbanização e ecologia do dengue. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 17, n. suppl, p. S99–S102, 2001.

TAUIL, P. L. Aspectos críticos do controle do dengue no Brasil. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 18, n. 3, p. 867–871, 2002.

THE R CORE TEAM. **R: A Language and Environment for Statistical Computing**. Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing, 2016.

WERNER, L.; RIBEIRO, J. L. D. Previsão de demanda : uma aplicação dos modelos Box-Jenkins na área de assistência técnica de computadores pessoais. , 2003.

WHITEHORN, J.; FARRAR, J. Dengue. **British Medical Bulletin**, v. 95, n. 1, p. 161–173, 2010.

WHO. **Global strategy for dengue prevention and control, 2012-2020**. World Health Organization, 2012.

ZARA, A. L. DE S. A.; SANTOS, S. M. DOS; FERNANDES-OLIVEIRA, E. S.; CARVALHO, R. G.; COELHO, G. E. Estratégias de controle do Aedes aegypti: uma revisão. **Epidemiologia e Serviços de Saúde**, v. 25, n. 2, p. 1–2, 2016.