

Análise da associação entre incidência de dengue e pluviosidade na Região Metropolitana do Cariri, Ceará

Rubens Oliveira da Cunha Júnior^{1*} , Cícero dos Santos Leandro¹ , Francisco Bernardo de Barros¹ , José Anderson Tavares Quezado¹ , Francisco Roberto de Azevedo¹ , Cícero Carlos Felix de Oliveira² , Paulo Renato Alves Firmino³ 

1 Universidade Federal do Cariri, Centro de Ciências Agrárias e da Biodiversidade - Rua Ícaro Moreira de Sousa, 126, Crato, Ceará, Brasil. 63.130-025.

2 Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Ceará - Rodovia CE 292, KM 15, Crato, Ceará, Brasil. 63.115-500.

3 Universidade Federal do Cariri, Centro de Ciências e Tecnologia - Av. Ten. Raimundo Rocha, 1639, Juazeiro do Norte, Ceará, Brasil. 63.048-080.

*Autor para correspondência: cunhajunior.rubens@gmail.com

Recebido em 27 de outubro de 2021.

Aceito em 27 de junho de 2022.

Publicado em 20 de julho de 2022.

Resumo - A pluviosidade contribui para o aumento da incidência de doenças infecciosas transmitidas por vetores, como a dengue. Na Região Metropolitana do Cariri (RMC), Ceará, a dengue é um problema recorrente. O objetivo desse artigo é analisar a relação entre incidência de dengue e pluviosidade na RMC. Realizou-se análise de correlação entre séries temporais de precipitação e de casos de dengue em municípios da RMC pela Função de Correlação Cruzada amostral (CCF). Para a modelagem, utilizaram-se Modelos Lineares Generalizados (MLG). Foram aplicadas métricas como a *deviance*, AIC e BIC, e análise de resíduos para a avaliação da qualidade do ajuste dos modelos. A capacidade de realizar previsões dos modelos foi avaliada pela Raiz do Erro Quadrado Médio (RMSE) e pelo Erro Absoluto Médio (MAE). Como resultados, identificou-se correlação significativa entre séries de pluviosidade e dengue para a maioria dos municípios. O melhor modelo usou defasagens (*time lag*) de pluviosidade e dengue como variáveis explicativas, obtendo RMSE e MAE iguais a 8,04 casos/100.000 habitantes e 6,52 casos/100.000 habitante, respectivamente. O entendimento da relação entre chuva e a incidência de dengue dá suporte à tomada de decisão em saúde pública e contribui para o desenvolvimento regional sustentável.

Palavras-chave: Séries temporais. Estudo de correlação. Distribuição Binomial Negativa. *Aedes aegypti*. Desenvolvimento sustentável.

Analysis of association between dengue incidence and rainfall in the Metropolitan Region of Cariri, Ceará

Abstract - Rainfall contributes to an increase in the incidence of vector-borne infectious diseases, such as dengue. In the Metropolitan Region of Cariri (RMC), Ceará, Brazil, dengue is a recurrent

problem. This paper aims to analyze the relationship between the incidence of dengue and rainfall in the RMC. Correlation analysis was executed between rainfall and dengue time series in RMC municipalities with the sample Cross-Correlation Function (CCF). The modeling was performed by Generalized Linear Models (GLM). Metrics such as deviance, AIC and BIC, and residual analysis were applied to assess the fitness of the models. The predictability of the models was evaluated with the Root Mean Square Error (RMSE) and the Mean Absolute Error (MAE). As a result, a significant correlation was identified between rainfall and dengue series for most of the municipalities. The best model used rainfall and dengue time lags as explanatory variables, obtaining RMSE and MAE equal to 8.04 cases/100,000 inhabitants and 6.52 cases/100,000 inhabitants, respectively. The understanding the relationship between rainfall and the incidence of dengue supports decision-making in public health and contributes to sustainable regional development.

Keywords: Time series. Correlation study. Negative Binomial distribution. *Aedes aegypti*. Sustainable development.

Análisis de la asociación entre incidencia de dengue y precipitación en la Región Metropolitana del Cariri, Ceará

Resumen - Las precipitaciones contribuyen para aumentar la incidencia de enfermedades infecciosas transmitidas por vectores como el dengue. En la Región Metropolitana del Cariri (RMC), Ceará, Brasil, el dengue es un problema recurrente. Este trabajo busca analizar la relación entre la incidencia del dengue y la precipitación en la RMC. Se realizó un análisis de correlación por la función de correlación cruzada (CCF) entre series temporales de precipitación y dengue en los municipios de la RMC. El modelado se realizó mediante Modelos Lineales Generalizados (GLM). Se aplicaron métricas como *deviance*, AIC y BIC, y el análisis residual para evaluar la calidad de ajuste de los modelos. La capacidad de pronóstico de los modelos se evaluó mediante el error cuadrático medio (RMSE) y el error absoluto medio (MAE). Se identificó una correlación significativa entre las series de precipitación y dengue para la mayoría de los municipios. El mejor modelo utilizó como variables explicativas los lapsos temporales de precipitación y dengue, obteniendo RMSE y MAE iguales a 8,04 casos/100.000 habitantes y 6,52 casos/100.000 habitantes, respectivamente. Comprender la relación entre precipitación y la incidencia del dengue respalda la toma de decisiones en salud pública y contribuye para el desarrollo regional sostenible.

Palabras-clave: Series de tiempo. Estudio correlacional. Distribución Binomial Negativa. *Aedes aegypti*. Desarrollo sostenible.

Introdução

A pluviosidade influencia na saúde pública ao favorecer o aumento da incidência de doenças infecciosas, sobretudo as transmitidas por vetores, como a dengue. Transmitida aos humanos por

mosquitos do gênero *Aedes*, sendo o *Aedes aegypti* L. (Diptera: Culicidae) o seu principal vetor no Brasil (Silva et al. 2016), a dengue é influenciada pela pluviosidade porque as chuvas afetam o meio ambiente onde o seu vetor está inserido. Contudo, esse não é o único fator responsável pela sua proliferação (Souza et al. 2007). As atividades antrópicas têm produzido um espaço urbano sem estrutura adequada de saneamento, sendo o descarte de resíduos sólidos muitas vezes realizado de forma inapropriada, resultando na exposição de recipientes propícios ao acúmulo de água da chuva, potenciais criadouros artificiais para esse vetor (Mendonça et al. 2009).

A dengue é provocada por um vírus da família dos flavivírus (Gouvêa Jr 2017) e apresenta os sorotipos DENV-1, 2, 3, 4 (Paiva et al. 2015). Consiste em uma das doenças mais transmissíveis do mundo, sendo a arbovirose predominante em países tropicais e subtropicais, a exemplo do Brasil. Fatores climáticos e socioambientais desses países, além da ineficiência de políticas públicas efetivas no combate aos vetores, favorecem o desenvolvimento e a proliferação do *A. aegypti* (Magalhães e Zanella 2015). A maior parte dos casos ocorre no verão, durante ou após o período chuvoso (Gouvêa Jr 2017; Sobral e Sobral 2019), porque a maior pluviosidade aumenta os locais para o desenvolvimento desse vetor, que faz uso de água acumulada em recipientes e em redes de esgoto a céu aberto durante o seu ciclo de desenvolvimento (Gabriel et al. 2018).

Assim como outras doenças de relevância epidemiológica, a dengue apresenta padrões oscilatórios e periódicos, que têm sido frequentemente associados a fatores intrínsecos como imunidade, padrão de contato, taxas de renovação e virulência e, ainda, fatores como temperatura e pluviosidade (Vilches e Ferreira 2013). A relação entre a incidência de dengue e fatores climáticos tem sido tema de estudos de diversos autores (Ribeiro et al. 2006; Fairos et al. 2010; Souza et al. 2010; Butterworth et al. 2017; Cortes et al. 2018; Santos et al. 2019; Santos Júnior e Silva 2019; Polwiang 2020; Chaves et al. 2021), que apontam existir algum grau de associação entre essas variáveis.

Além de fatores climáticos e sociais, os impactos da dengue na saúde global se dão ainda em decorrência do desenvolvimento econômico, que tem causado o crescimento populacional e a urbanização desordenada (Pang et al. 2017). Nesse contexto, é importante destacar que a busca pelo estabelecimento de um equilíbrio harmonioso entre meio ambiente, saúde humana e crescimento econômico é a ideia fundamental do desenvolvimento sustentável (Sachs 2000). Dessa forma, a redução da incidência de casos e a erradicação de doenças negligenciadas e endêmicas, a exemplo das arboviroses transmitidas pelo *A. aegypti*, são relevantes para a promoção da saúde e do bem-estar da população (IPEA 2018), além de estarem intimamente relacionadas aos Objetivos do Desenvolvimento Sustentável (ODS), sobretudo no tocante à saúde, bem-estar, saneamento e sustentabilidade das cidades (Leandro et al. 2021). Portanto, as ações tomadas para o controle e a prevenção da dengue devem se dar de uma forma integrada e com caráter interdisciplinar (Boischio et al. 2009). Sendo assim, a modelagem e previsão da incidência de dengue são uma importante ferramenta para a tomada de decisão nesse sentido (Cortes et al. 2018).

A Região Metropolitana do Cariri (RMC), localizada ao sul do Estado do Ceará, é uma região de grande importância econômica, cujos municípios são interligados e desempenham papel importante no desenvolvimento regional. A dengue é um problema de saúde endêmico na região (Barreto et al. 2020; Leandro et al. 2021; Mota et al. 2021). Diante do exposto, objetivou-se com este estudo avaliar a correlação entre a pluviosidade e a incidência de dengue nos municípios da RMC, no período de 2015 a 2019.

Material e métodos

Área de estudo e conjunto de dados

A Região Metropolitana do Cariri (RMC) é formada pelos municípios de Crato, Juazeiro do Norte, Barbalha, Jardim, Missão Velha, Caririçu, Farias Brito, Nova Olinda e Santana do Cariri, abrange um território de 5465,86 km² e um contingente populacional estipulado no ano de 2020 em 612.956 habitantes (IBGE 2020). A região tem clima semiárido, o regime pluviométrico possui irregularidade interanual e as chuvas variam temporal e espacialmente. A precipitação média anual na região é de 700,0 mm. As primeiras precipitações costumam atingir a região do Cariri no mês de dezembro e tornam-se mais significativas no mês de janeiro, caracterizando a chamada pré-estação chuvosa. As chuvas na região se concentram nos meses de fevereiro a maio, sendo o principal período de chuvas no Estado, conhecido como estação chuvosa (Silva et al. 2021).

O período de estudo foi de janeiro de 2015 a dezembro de 2019. Os dados de número de casos de dengue dos municípios da RMC foram obtidos do banco de dados do Sistema Único de Saúde - DATASUS (Brasil 2021). A incidência de casos de dengue foi calculada como a razão entre o número de casos notificados de dengue e a população respectiva de cada ano do período de estudo, multiplicada por 100.000 habitantes (Brasil 2006). A população dos municípios também foi obtida do DATASUS. Os dados de chuva foram obtidos do portal da Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos (FUNCEME 2021). Utilizaram-se dados de nove estações pluviométricas mais próximas dos centros urbanos dos municípios da RMC. Foram construídas séries de totais mensais precipitados, e calculou-se a precipitação média na região pelo método da média aritmética. Todas as séries temporais têm 60 observações.

Análise de correlação

A dengue pode ser influenciada pela chuva no mês atual e em meses anteriores. Considerando que o vetor da dengue leva de 8 a 10 dias para completar seu ciclo biológico, e tem tempo médio de vida de 30 dias, é importante considerar o conceito de *time lag* (Gabriel et al. 2018). Foi utilizada a função de correlação cruzada amostral (CCF, do inglês *Cross-Correlation Function*) para determinar as defasagens, isto é, valores de chuva em instantes de tempo passados, relevantes para o estudo da dengue. Sejam dois conjuntos de observações de duas variáveis $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ e $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$. A CCF entre y e x em um dado *lag* l pode ser expressa segundo a Equação (1):

$$r_l(y, x) = \frac{\sum_{t=l+1}^n (y_t - \bar{y})(x_{t-l} - \bar{x})}{\sqrt{\sum_{t=1}^n (y_t - \bar{y})^2} \sqrt{\sum_{t=1}^n (x_t - \bar{x})^2}} \quad (1)$$

em que \bar{y} e \bar{x} são as médias de y e x , respectivamente, l é a defasagem e n é o tamanho da amostra. Valores de r_l maiores que $\pm r_{\alpha}$ são considerados significativos estatisticamente para um nível de significância de 5%, com a condicionante de normalidade em relação aos resíduos do modelo linear $y = f(x)$ (Cryer e Chan 2010). Para $l = 0$, tem-se o coeficiente de correlação linear de Pearson. Para $x = y$, tem-se a função de autocorrelação (ACF, do inglês *Autocorrelation Function*), que mede a correlação entre os valores da própria série. Assumindo valores entre $[-1, 1]$, quanto mais próximos de 1 forem os valores

de $|r|$, mais forte será a associação linear, positiva ou negativa. Para valores de r próximos de 0, eleva-se a suspeita de que não há associação linear entre as variáveis (Montgomery e Runger 2013).

Modelos lineares generalizados

Modelos Lineares Generalizados (MLGs) são extensões dos modelos de regressão linear, que permitem que as variáveis de resposta possuam distribuições de erro diferentes da normal. São constituídos pelos componentes aleatório e sistemático, e uma função de ligação. O componente aleatório é a variável-resposta Y , com média $E(Y) = \mu$ e uma distribuição de probabilidades da família exponencial. O componente sistemático é um preditor linear $\eta(\mu) = X \cdot \beta$, em que X é uma matriz de variáveis explicativas e β é um vetor de parâmetros a serem estimados. A função de ligação $g(\cdot)$ relaciona os componentes aleatório e sistemático de modo que $g(\mu) = \eta$ (Lindsey 2013).

A distribuição de Poisson é comumente utilizada em estudos epidemiológicos, porque o parâmetro de interesse geralmente são as contagens esperadas por unidade de tempo (Dalgaard 2008). Assumindo que a variável $Y_t \equiv$ “Número de novos casos de dengue notificados no mês t ” segue uma distribuição de Poisson com média μt , isto é, $Y_t \sim \text{Poisson}(\mu t)$, e adotando a função de ligação $g(\mu t) = \log(\mu t)$, pode-se expressar a relação entre o número de casos de dengue e a precipitação através de um modelo de regressão de Poisson, um caso especial dos GLMs, segundo a Equação (2):

$$\log(\mu_t) = \log(N_t) + \theta_0 + \sum_{i=0}^p \theta_{i+1} P_{t-i} + \sum_{j=1}^q \varphi_j y_{t-j} \quad (2)$$

em que (P_t, \dots, P_{t-p}) são os valores de precipitação no tempo $(t-p)$ a t ; $(y_{t-1}, \dots, y_{t-q})$ são os q termos autorregressivos, referentes aos valores passados da série de dengue; e $(\theta_0, \dots, \theta_p)$ e $(\varphi_0, \dots, \varphi_q)$ são os coeficientes do modelo a serem estimados. As variações populacionais foram incorporadas ao modelo utilizando o termo $\log(N_t)$ como *offset*, onde N_t é a população no mês t (Phanitchat et al. 2019).

O modelo de Poisson clássico assume que os dados possuem variância e média iguais. Caso isso não se verifique, pode ocorrer sobre dispersão. Nesse caso, adota-se o modelo de regressão Binomial Negativa, uma generalização dos modelos de Poisson, que tem a mesma média da regressão de Poisson e um parâmetro extra, d , para modelar a dispersão (Fairos et al. 2010; Silva et al. 2016).

O conjunto de dados foi particionado em subconjuntos de treinamento (80% iniciais da série) e teste (20% finais da série). Os anos de 2015 a 2018 foram dedicados ao treinamento, isto é, ao ajuste do modelo, e o ano de 2019 para o teste, ou seja, para avaliar a capacidade do modelo de generalizar o ajuste frente a novas informações.

Diagnóstico do ajuste

Recorreu-se aos Critério de Informação de Akaike (AIC) e Bayesiano (BIC) para auxiliar na seleção dos modelos. O BIC é preferível frente ao AIC, porque tende a selecionar modelos mais parcimoniosos. Quanto menores os valores de AIC e BIC, maior a qualidade do modelo (Greene 2017). Os modelos também foram avaliados pela relação entre a *deviance* residual e o número de graus de liberdade. A *deviance* representa a discrepância entre o modelo saturado e o modelo em estudo. Para um modelo

bem ajustado, o valor da *deviance* residual deve ser aproximadamente igual ao número de graus de liberdade do modelo, independentemente do valor de μ_t (Fairos et al. 2010).

Os testes de hipóteses de Kolmogorov-Smirnov, Lilliefors, Shapiro-Wilk e Anderson-Darling foram aplicados aos resíduos dos modelos. A hipótese nula é a normalidade dos dados (Conover 1999). Para testar o pressuposto de independência dos resíduos, utilizou-se o teste de Durbin-Watson, sob hipótese nula de que os resíduos não são autocorrelacionados (Greene 2017). Adotou-se um nível de significância $\alpha = 5\%$ para as análises, assim, para p-valores $\geq 5\%$, não há motivos para se rejeitar a hipótese nula.

A qualidade das previsões dos modelos foi avaliada pelo Erro Médio Absoluto (MAE, do inglês *Mean Average Error*) e pela Raiz Quadrática do Erro Médio (RMSE, do inglês *Root Mean Squared Error*). Quanto menores os valores do RMSE e MAE, melhor o desempenho do modelo (Jayaraj et al. 2019).

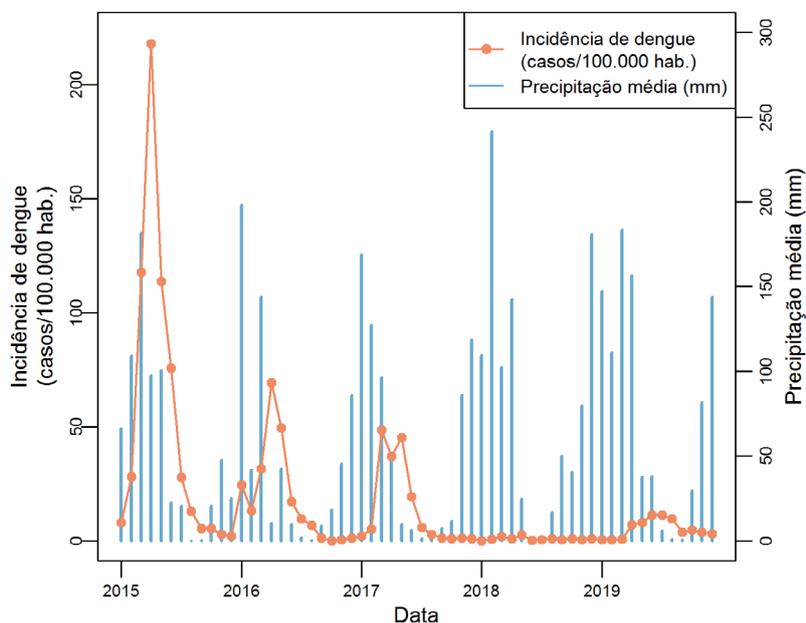
Todas as análises foram realizadas em ambiente estatístico R (Core Team 2021). O pacote MASS (Ripley et al. 2013) foi usado para construção dos modelos de regressão binomial negativa.

Resultados e discussão

Associação entre dengue e precipitação

Durante o período estudado, a região apresentou chuvas concentradas na pré-estação e estação chuvosa, correspondendo a respectivamente 31,8% e 51,4% do total precipitado. Nos meses de dezembro a março ocorreram as chuvas mais significativas, sendo o mês de março o mais chuvoso, com média de 142,0 mm/mês na região. O maior registro de chuva ocorreu em dezembro de 2017, em Caririaçu (472 mm). A média de chuva anual na região variou de 455,0 mm em 2016 a 742,8 mm em 2018. Os municípios de Barbalha (530,7 mm/ano) e Jardim (278,7 mm/ano) apresentaram respectivamente a maior e a menor média anual de precipitação entre os municípios. A Figura 1 apresenta os gráficos da série temporal da precipitação média na região e da incidência de dengue.

Figura 1. Gráficos das séries temporais de incidência de casos de dengue e de precipitação média na Região Metropolitana do Cariri (RMC) (janeiro de 2015 a dezembro de 2019).



Foram notificados 5.763 casos de dengue na região no período estudado, e a maior parcela dos casos ocorreu na estação chuvosa (73,1%). As maiores incidências observadas em oito dos municípios também foram registradas nessa estação. Isso indica uma possível associação entre a pluviosidade e a incidência de dengue na região, uma vez que a pluviosidade é responsável pela reposição de água nos reservatórios naturais e artificiais. Estes, por sua vez, atuam como criadouros do *A. aegypti* (Silva et al. 2008). A Figura 1 revela ainda o aumento no valor da série de dengue nos meses da estação chuvosa, sobretudo nos anos de 2015 a 2017 e 2019. A incidência de dengue parece possuir comportamento sazonal, que, ao longo do tempo, tende a se apresentar com intensidade cada vez menor. Essa redução pode ser decorrente da efetividade das ações de combate ao mosquito na região. A Tabela 1 apresenta o resumo das medidas descritivas das séries de incidência de dengue.

Tabela 1. Resumo dos dados de precipitação e de casos de dengue nos municípios da RMC (janeiro de 2015 a dezembro de 2019).

Município	Série	Incidência (casos/100 mil hab.)			Casos	
		Máxima	Mês máxima	Total	% Estação chuvosa	% Estação seca
Barbalha	BAR	355,1	Abril/2015	960	78,4	21,6
Crato	CRA	215,9	Abril/2016	1.198	65,4	34,6
Jardim	JAR	557,8	Maio/2015	601	74,9	25,1
Farias Brito	FBT	1.410,8	Março/2017	890	77,8	22,2
Juazeiro do Norte	JZN	222,5	Abril/2015	1.606	74,7	25,3
Missão Velha	MIS	158,5	Maio/2016	308	76,0	24,0
Nova Olinda	NOV	79,0	Maio/2015	42	83,3	16,7
Santana do Cariri	STC	74,4	Junho/2015	83	38,6	61,4
Caririáçu	CRC	55,9	Maio/2015	75	42,7	57,3
Total	RMC	217,8	Abril/2015	5.763	73,1	26,9

A série de Farias Brito (FBT) registrou a maior incidência entre as séries, com 1.410,8 casos/100.000 hab. em março de 2017. Nesse ano, até a 15ª semana epidemiológica (SE), o município apresentou a maior incidência de casos de dengue em nível nacional (Brasil 2017). O comportamento atípico na série FBT não parece ser motivado por fatores relacionados à pluviosidade, mas a outras variáveis. Nesse sentido, Tauil (2002) aponta que condições ambientais precárias, temperatura e falta de fiscalização são variáveis associadas ao aumento da proliferação do *A. aegypti*. Contudo, as causas dos números da série FBT ainda devem ser investigadas. As séries STC (Santana do Cariri) e CRC (Caririáçu) mostraram maiores porcentagens de casos na estação seca, contrariando o padrão apresentado pelas demais séries. Valadares et al. (2013) apontam uma possível explicação para isso. Em alguns Estados, é comum a população armazenar água nos períodos de estiagem prolongada, porém, quando não são devidamente tratadas ou protegidas, essas águas podem se tornar criadouros para o mosquito. Além disso, a ocorrência de água em represas e lagoas também pode possibilitar a ocorrência de epidemias de arboviroses mesmo nos períodos de seca.

Segundo Almeida et al. (2020), variáveis socioambientais como abastecimento de água, coleta de lixo e tratamento de esgoto são afetadas pela chuva, e podem elevar o número de criadouros do vetor. Nesse sentido, considerando-se a porção mais desenvolvida da Região Metropolitana do Cariri, o Crajubar, bloco composto pelos municípios de Crato, Juazeiro do Norte e Barbalha, podem-se observar melhores índices de serviços urbanos em relação aos demais municípios componentes da RMC. Contudo, a coleta de esgoto ainda é um fator a ser melhorado nos municípios do Crajubar (Leandro et al. 2021). A cidade de Juazeiro do Norte é considerada um dos maiores centros religiosos populares da América Latina e a Chapada do Araripe é um importante ponto do turismo ecológico na região. Ambos fatores contribuem para o movimento de turistas na região, o que, por sua vez, são determinantes para a incidência de arboviroses (Mota et al. 2021). De maneira geral, Leandro et al. (2021) apontam que as carências relacionadas à coleta e tratamento de esgoto na RMC têm relação com a dengue e outras doenças correlatas, embora não sejam as únicas causas. Ainda, os autores destacam que as fragilidades no sistema de saneamento ambiental dos municípios do Crajubar prejudicam o atingimento dos Objetivos do Desenvolvimento Sustentável (ODS), sobretudo os ODS 3 (Saúde e bem-estar), 6 (Saneamento) e 11 (Cidades e comunidades sustentáveis).

A Tabela 2 apresenta o resultado da análise da função de correlação cruzada (CCF) entre as séries de incidência de dengue e defasagens das séries de pluviosidade nos municípios da RMC. Foi avaliada a correlação até o *lag* -5. Os valores estatisticamente significativos a um nível de significância de 5% estão destacados em negrito na tabela.

Tabela 2. Função de correlação cruzada amostral (CCF) entre incidência de dengue e pluviosidade defasada até o *lag* -5 nos municípios da RMC. Valores significativos destacados em negrito, para um nível de significância de 5%.

Série	<i>Lag</i> 0	<i>Lag</i> -1	<i>Lag</i> -2	<i>Lag</i> -3	<i>Lag</i> -4	<i>Lag</i> -5
BAR	0,330	0,332	0,251	0,186	0,085	-0,003
CRA	-0,005	0,294	0,292	0,430	0,053	-0,094
JAR	0,238	0,222	0,195	0,099	0,033	0,000
FBT	-0,167	-0,135	-0,065	0,149	0,183	0,178
JZN	0,264	0,282	0,169	0,067	0,053	-0,031
MIS	-0,018	0,269	0,369	0,273	0,235	-0,070
NOV	-0,067	0,080	0,185	0,147	0,078	0,016
STC	0,130	0,354	0,433	0,407	0,242	0,134
CRC	-0,067	0,014	0,009	0,027	0,059	-0,004
RMC	0,107	0,293	0,293	0,255	0,213	0,014

Analisando a Tabela 2, percebe-se que o *lag* -3 foi o mais antigo que apresentou significância. Não foi identificada correlação linear entre dengue e as chuvas que ocorreram a 4 ou 5 meses anteriores. O *lag* -1 foi o *lag* significativo mais frequente. Apenas duas séries apresentaram significância no *lag* 0: Barbalha (BAR) e Juazeiro do Norte (JZN), indicando que a resposta do mosquito aos eventos de chuva possa se dar de forma mais imediata nesses municípios. As séries STC, Crato (CRA) e Missão Velha

(MIS) apresentaram 3 *lags* significativos, enquanto JZN e BAR apresentaram 2 *lags*. As séries Caririaçu (CRC), FBT, Jardim (JAR) e Nova Olinda (NOV) não apresentaram correlação com pluviosidade. A série agregada RMC mostrou correlação significativa nos *lags* 0 e -1. De maneira geral, as correlações lineares significativas foram positivas e variaram entre 0,264 e 0,433.

Resultados semelhantes foram encontrados por Polwiang (2020), que avaliou a correlação entre dengue e pluviosidade em Bangkok, Tailândia, e cuja maior correlação (0,396) encontrada foi verificada no *lag* -2. Na RMC, a incidência de dengue apresentou baixa correlação com a pluviosidade no *lag* 0, o que destaca a importância de se analisar a correlação entre dengue e valores passados da pluviosidade. Esses resultados estão em concordância com achados de Santos et al. (2019), que realizaram estudos semelhantes no município de João Pessoa, PB, e constataram uma baixa correlação no *lag* 0 e um aumento nos *lags* -1 e -2. Ribeiro et al. (2006), ao analisarem a associação entre dengue e variáveis meteorológicas em São Sebastião, SP, identificaram correlação significativa nos *lags* -2, -3 e -4. Nesse caso, os eventos meteorológicos de um determinado mês contribuíram para explicar o número de casos da dengue de dois a quatro meses depois.

Uma possível explicação para essa defasagem seria porque, após o período de chuva, com a disponibilidade de habitats favoráveis a oviposição do mosquito (como recipientes descartados com água da chuva acumulada), dependendo das condições do ambiente, o vetor precisa de uma a duas semanas para realizar seu ciclo (da postura de ovos até o desenvolvimento de adultos). Além disso, o risco de transmissão da dengue pode demorar mais algumas semanas para ocorrer. Esse atraso é associado ao período de incubação viral intrínseco, que ocorre no organismo humano durante a viremia, que vai de um dia antes do aparecimento dos sintomas até o sexto dia da doença e extrínseco (no mosquito), em que o vírus se multiplica por um período de oito a doze dias (Lowe et al. 2021).

Modelo proposto

A relação entre dengue e pluviosidade na RMC foi equacionada por modelos de regressão Binomial Negativo com função de ligação $g(\mu_t) = \log(\mu_t)$. Os modelos foram construídos usando como variáveis explicativas a precipitação nos *lags* -1 (P_{t-1}) e -2 (P_{t-2}), a incidência de dengue no *lag* -1 (y_{t-1}) e um *offset* referente ao *log* do tamanho da população da região. Os valores passados da série RMC foram usados porque, analisando a autocorrelação (ACF) da série RMC, os *lags* -1 e -2 apresentaram correlação significativa estatisticamente, com coeficientes iguais a 0,730 e 0,378, respectivamente. Testes de significância permitiram identificar que, apesar do valor significativo obtido na ACF da série de dengue para o *lag* -2, apenas o *lag* -1 foi significativo para os modelos.

Foram construídos três modelos usando *lags* de pluviosidade e de casos de dengue. A notação usada é explicada como segue: Pp indica o número p de *lags* de pluviosidade e ARq indica o número q de termos autorregressivos utilizados como variáveis explicativas. Assim, no modelo P1, a incidência de dengue no mês corrente é afetada por eventos de chuva ocorridos no mês anterior. No modelo P2, as chuvas em até dois meses passados têm influência na incidência de dengue observada no mês atual. No modelo P1-AR1, a chuva e os casos de dengue observados no mês anterior influenciam a incidência de dengue no mês corrente. A Tabela 3 mostra o resumo dos modelos: coeficientes, valores de AIC, BIC e *deviance*, e testes de hipóteses de normalidade e de autocorrelação dos resíduos. Destacam-se em negrito os melhores valores de AIC, BIC e *deviance* residual, e os p-valores que sugerem normalidade e independência linear, a um nível de 5% de significância.

Tabela 3. Modelos de regressão Binomial Negativa para casos de dengue na RMC. Coeficientes, medidas de aderência do ajuste e resultados dos testes de hipóteses. Os melhores valores de D/GL, BIC e AIC, e os p-valores significativos a 5% de significância estão destacados em negrito.

Modelo		P1	P2	P1-AR1
Coeficientes	Constante	-9,527	-10,315	-10,281
	P_{t-1}	0,014	0,009	0,009
	P_{t-2}		0,014	
	y_{t-1}			0,006
Medida de aderência	<i>Deviance</i> residual (D)	58,526	56,132	56,220
	Graus de liberdade (GL)	45	43	44
	D/GL	1,301	1,305	1,278
	AIC	502,02	481,28	484,24
	BIC	507,57	488,59	491,64
Teste de hipóteses	Durbin-Watson (DW)	2,9e-08	3,9e-10	0,0657
	Kolmogorov-Smirnov (KS)	0,0928	0,7844	0,3886
	Lilliefors (LF)	0,0008	0,4044	0,0509
	Shapiro-Wilk (SW)	0,0317	0,3233	0,0891
	Anderson-Darling (AD)	0,0050	0,2270	0,0568

O modelo P1-AR1 apresentou menor razão entre a *deviance* e o número de graus de liberdade (D/GL). Quanto mais próximo de 1 for D/GL, melhor o ajuste do modelo. Os valores obtidos para D/GL nos modelos P1 e P2 foram próximos. Contudo, segundo AIC e BIC, o modelo P2 supera os demais, porque apresentou valores inferiores. Incorporar os eventos de chuva ocorridos no *lag* -2 aprimorou o modelo proposto segundo essas métricas.

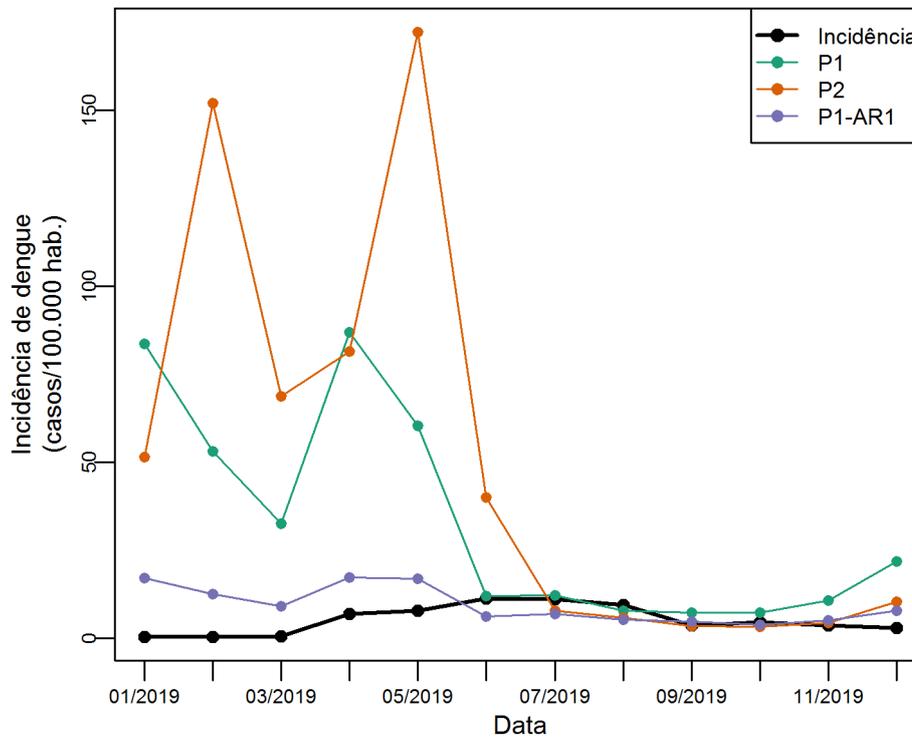
Considerando o nível de significância de 5%, o teste KS foi o único que indicou normalidade dos resíduos para o modelo P1, enquanto os modelos P2 e P1-AR1 indicaram normalidade dos resíduos em todos os testes. O teste AD revelou que os resíduos do modelo P1-AR1 não possuem autocorrelação. A inclusão de um termo autorregressivo da série aprimorou o modelo proposto nesse sentido. Verificou-se o desempenho do modelo P1-AR1 ao se incluir o *lag* -2 de pluviosidade, mas a variável adicionada não se mostrou significativa ao nível de 5%, e o modelo foi desconsiderado.

Os modelos foram construídos utilizando-se os quatro anos iniciais (2015 a 2018) e foram feitas previsões para o ano de 2019, para avaliar a sua capacidade de generalização. As previsões dos modelos foram comparadas à série observada segundo o RMSE e o MAE. O modelo P1 obteve RMSE = 41,13 casos/100.000 hab. e MAE = 28,00 casos/100.000 hab. O desempenho do modelo P2 foi RMSE = 72,85 casos/100.000 hab. e MAE = 46,23 casos/100.000 hab. O modelo P1-AR1 obteve RMSE = 8,04 casos/100.000 hab. e MAE = 6,52 casos/100.000 hab.

O modelo P1-AR1 superou os modelos P1 e P2 segundo o RMSE e o MAE. Os resultados dos modelos P1 e P2 não foram satisfatórios. O MAE obtido pelo modelo P1-AR1 se aproxima dos achados de Jayaraj et al. (2019), que usaram regressão de Poisson com variáveis meteorológicas. Os resultados

das previsões dos modelos P1, P2 e P1-AR1 são mostrados graficamente na Figura 2. Nota-se que o modelo P1-AR1 se saiu melhor nos primeiros meses da série de teste.

Figura 2. Incidência de dengue observada na RMC e previsões dos modelos de regressão Binomial Negativa no subconjunto de teste (2019).



A incidência de dengue na RMC apresentou comportamento sazonal, aumentando-se o seu valor durante a estação chuvosa, e diminuindo-se a intensidade ao longo do tempo. No subconjunto de teste (ano de 2019), a incidência de dengue na estação chuvosa foi baixa (16,1 casos/100.000 hab.), mas a precipitação se apresentou de maneira semelhante aos anos anteriores, concentrando-se na estação chuvosa. Os modelos P1 e P2 não foram capazes de prever essa diminuição na estação chuvosa, porque usaram apenas dados de pluviosidade. Pelo contrário, previram um aumento na incidência de dengue no primeiro semestre de 2019, porque era esperado um aumento nos eventos de chuva. Em contrapartida, o modelo P1-AR1 pôde capturar melhor o comportamento da série de dengue na estação chuvosa de 2019, devido ao termo autorregressivo incorporado. Na estação seca do ano, a Figura 2 mostra que todos os modelos previram de maneira mais realista o comportamento da incidência de dengue. Embora o modelo P2 tenha sido superior no subconjunto de treinamento segundo o BIC e AIC, o modelo P1-AR1 foi superior na etapa de teste, indicando uma melhor capacidade de realizar previsões. Isso se deve ao termo autorregressivo incluído, e destaca a importância de se incorporar valores passados da própria série de dengue além de variáveis exógenas.

Conclusão

A modelagem dos casos de dengue foi realizada utilizando modelos lineares generalizados, através da regressão de Poisson e Binomial Negativa. A relação entre incidência de dengue na região e a

pluviosidade e os seus valores passados apresentou correlação segundo a função de correlação cruzada amostral. O modelo de regressão Binomial Negativa que obteve melhores resultados incorporou valores defasados da pluviosidade e da própria série de dengue.

O conhecimento da relação existente entre pluviosidade e dengue permite o direcionamento de ações de controle dos focos do *A. aegypti*, visando diminuir a incidência de casos de dengue na área de estudo. Portanto, os parâmetros estatísticos apresentados neste trabalho mostram-se ferramentas úteis para uma melhor compreensão dessa relação. Os resultados obtidos poderão auxiliar na elaboração e implantação de políticas públicas no combate à dengue, a fim de assegurar melhores condições de vida à população e promover o desenvolvimento regional sustentável.

Participação dos autores: ROCJ – Concepção, Investigação, Metodologia, Coleta de dados, Implementação computacional, Análises, Redação, Revisão; CSL – Concepção, Investigação, Metodologia, Coleta de dados, Redação, Revisão; FBB – Concepção, Investigação, Metodologia, Redação, Revisão; JATQ – Concepção, Investigação, Redação; FRA – Supervisão, Revisão; CCFO – Supervisão, Revisão; PRAF – Concepção, Metodologia, Supervisão, Revisão. Todos os autores leram e aprovaram a versão final do artigo.

Aprovação ética ou licenças de pesquisa: Não se aplica.

Disponibilidade dos dados: Os dados não estão disponíveis em nenhuma base ou repositório.

Fomento: Não houve fomento.

Conflito de Interesses: Os autores declaram não haver conflitos de interesses.

Referências

Almeida LS, Cota ALS, Rodrigues DF. 2020. Saneamento, Arboviroses e Determinantes Ambientais: impactos na saúde urbana. *Ciênc. saúde colet.* 25(10):3857-3868. <https://doi.org/10.1590/1413-812320202510.30712018>.

Barreto FKA, Alencar CH, Araújo FMC, Oliveira RMAB, Cavalcante JW, Lemos DRQ, Farias LABG, Boriz ILF, Medeiros LQ, Melo MNP, Miyajima F, Siqueira AM, Freitas ARR, Cavalcanti LPG. 2020. Seroprevalence, spatial dispersion and factors associated with flavivirus and chikungunya infection in a risk area: a population-based seroprevalence study in Brazil. *BMC Infectious Diseases.* 20:881. <https://doi.org/10.1186/s12879-020-05611-5>.

Boischio A, Sánchez A, Orosz Z, Charron D. 2009. Health and sustainable development: challenges and opportunities of ecosystem approaches in the prevention and control of dengue and Chagas disease. *Cad. Saúde Pública.* 25(Supl. 1):S149-S154. <https://doi.org/10.1590/S0102-311X2009001300014>.

Brasil. Ministério da Saúde. 2006. Manual de Normas e Rotinas do SINAN: Normas e Manuais Técnicos. Brasília: Ministério da Saúde.

Brasil. Ministério da Saúde. 2017. Boletim Epidemiológico: Monitoramento dos casos de dengue, febre de chikungunya e febre pelo vírus Zika até a Semana Epidemiológica 15, 2017. Brasília: Secretaria de Vigilância em Saúde - Ministério da Saúde. 48(14):1-10.

Brasil. Ministério da Saúde. 2021. Banco de dados do Sistema Único de Saúde - DATASUS. Disponível em: < <https://datasus.saude.gov.br/>>. Acesso em: 23 mai. 2021.

Butterworth MK, Morin CW, Comrie AC. 2017. An analysis of the potential impact of climate change on dengue transmission in the Southeastern United States. *Environmental Health Perspectives.* 125(4):579-585. <https://doi.org/10.1289/EHP218>.

- Chaves TLD, Freitas JG, Guedes DN, Chaves Neto G, Rocha TJM, Cavalcanti MGS. 2021. Casos de arboviroses e correlação com os indicadores de infestação vetorial, fatores climáticos e determinantes sociais de saúde. *Revista Principia*. (54):71-82. <http://dx.doi.org/10.18265/1517-0306a2021v1n54p71-82>.
- Conover WJ. 1999. *Practical nonparametric statistics*. 3rd ed., John Wiley & Sons, 608 p.
- Cortes F, Martelli CMT, Ximenes RAA, Montarroyos UR, Siqueira Junior JB, Cruz OG, Alexander N, Souza WV. 2018. Time series analysis of dengue surveillance data in two Brazilian cities. *Acta Tropica*. 182:190-197. <https://doi.org/10.1016/j.actatropica.2018.03.006>.
- Cryer JD, Chan KS. 2010. *Time series analysis: with applications in R*. 2nd ed., Springer, 491 p.
- Dalgaard P. 2008. *Introductory Statistics with R*. 2nd ed., Springer, 364 p.
- Fairos WYW, Azaki WHW, Alias LM, Wah YB. 2010. Modelling dengue fever (DF) and dengue haemorrhagic fever (DHF) outbreak using Poisson and Negative Binomial model. *International Journal of Mathematical, Computational, Statistical, Natural and Physical Engineering*. 4(2):1-6.
- FUNCEME: Fundação Cearense de Meteorologia. 2021. Disponível em: <<http://www.funceme.br/>>. Acesso em: 02 jun. 2021.
- Gabriel AFB, Abe KC, Guimarães MP, Miraglia SGEK. 2018. Avaliação de impacto à saúde da incidência de dengue associada à pluviosidade no município de Ribeirão Preto, São Paulo. *Cad. saúde colet*. 26(4):446-452. <https://doi.org/10.1590/1414-462X201800040119>.
- Gouvêa Jr MM. 2017. Time-spatial model on the dynamics of the proliferation of *Aedes aegypti*. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*. 44(3):130-143. <https://doi.org/10.1016/j.cnsns.2016.07.025>.
- Greene WH. 2017. *Econometric Analysis*. 8th ed., New York: Pearson, 1176 p.
- IBGE: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Cidades@. 2020. Disponível em: <<https://cidades.ibge.gov.br/>>. Acesso em: 17 out. 2020.
- IPEA: Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada. 2018. ODS - Metas Nacionais dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável. Rio de Janeiro: IPEA. Disponível em: <http://www.ipea.gov.br/portal/images/stories/PDFs/livros/livros/180801_ods_metas_nac_obj_de_desenv_susten_propos_de_adequa.pdf>. Acesso em: 25 out. 2021.
- Jayaraj VJ, Avoi R, Gopalakrishnan N, Raja DB, Umasa Y. 2019. Developing a dengue prediction model based on climate in Tawau, Malaysia. *Acta Tropica*. 197(105055). <https://doi.org/10.1016/j.actatropica.2019.105055>.
- Leandro CS, Barros FB, Moreira PBA, Santos LF, Nadee J, Moura-Fé MM. 2021. Aspectos socioambientais da proliferação de arboviroses na Região Metropolitana do Cariri, Ceará: A perspectiva dos Objetivos do Desenvolvimento Sustentável (ODS). *Revista Brasileira de Gestão Ambiental e Sustentabilidade*, 8(18):495-511. [https://doi.org/10.21438/rbgas\(2021\)081832](https://doi.org/10.21438/rbgas(2021)081832).
- Lindsey JK. 2013. *Applying generalized linear models*. 1st ed., Springer, 256 p.
- Lowe R, Lee SA, O'Reilly KM, Brady OJ, Bastos L, Carrasco-Escobar G, Catão CR, Colón-González FJ, Barcellos C, Carvalho MS, Blangiardo M, Rue H, Gasparrini A. 2021. Combined effects of hydrometeorological hazards and urbanisation on dengue risk in Brazil: a spatiotemporal modelling study. *The Lancet Planetary Health*. 5(4):e209-e219. [https://doi.org/10.1016/S2542-5196\(20\)30292-8](https://doi.org/10.1016/S2542-5196(20)30292-8).
- Magalhães GB, Zanella ME. 2015. A variabilidade climática e a frequência de dengue em Fortaleza, CE, Brasil. *REDE - Revista Eletrônica do PRODEMA*. 9(1):35-50.
- Mendonça FA, Souza AV, Dutra DA. 2009. Saúde pública, urbanização e dengue no Brasil. *Sociedade & Natureza*. 21(3):257-269. <https://doi.org/10.1590/S1982-45132009000300003>.
- Montgomery DC, Runger GC. 2013. *Applied statistics and probability for engineers*. 6th ed., John Wiley & Sons, 811 p.

Mota ML, Marinho RSS, Duro RLS, Hunter J, Menezes IRA, Silva JMFL, Pereira GLT, Sabino EC, Grumach A, Diaz RS, Lucena MS, Komninakis SV. 2021. Serological and molecular epidemiology of the Dengue, Zika and Chikungunya viruses in a risk area in Brazil. *BMC Infectious Diseases*. 21(1):1-7. <https://doi.org/10.1186/s12879-021-06401-3>.

Paiva PRS, Brandão CB, Miranda RAC. 2015. Associação entre a incidência de dengue e os elementos climáticos na XVI Ra de Jacarepaguá-RJ. *Geoambiente On-line*. (24):1-15. <https://doi.org/10.5216/revgeoamb.v0i24.33748>.

Pang T, Mak TK, Gubler DJ. 2017. Prevention and control of dengue—the light at the end of the tunnel. *The Lancet Infectious Diseases*. 17(3):e79-e87. [https://doi.org/10.1016/S1473-3099\(16\)30471-6](https://doi.org/10.1016/S1473-3099(16)30471-6).

Phanitchat T, Zhao B, Haque U, Pientong C, Ekalaksananan T, Aromseree S, Thaewngiew K, Fustec B, Bangs MJ, Alexander N, Overgaard HJ. 2019. Spatial and temporal patterns of dengue incidence in northeastern Thailand 2006–2016. *BMC Infectious Diseases*. 19(1):1-12. <https://doi.org/10.1186/s12879-019-4379-3>.

Polwiang S. 2020. The time series seasonal patterns of dengue fever and associated weather variables in Bangkok (2003-2017). *BMC Infectious Diseases*. 20(208):1-10. <https://doi.org/10.1186/s12879-020-4902-6>.

R Core Team. R: A language and environment for statistical computing. 2021. Disponível em: <<https://www.r-project.org/>>. Acesso em: 23 mai. 2021.

Ribeiro AF, Marques GRAM, Voltolini JC, Condino MLF. 2006. Associação entre incidência de dengue e variáveis climáticas. *Rev. Saúde Pública*. 40(4):671-676. <https://doi.org/10.1590/S0034-89102006000500017>.

Ripley B, Venables B, Bates DM, Hornik K, Gebhardt A, Firth D, Ripley MB. 2013. Package ‘MASS’. Cran R.

Sachs I. 2000. Caminhos para o desenvolvimento sustentável. 4ª ed. Editora Garamond, 96 p.

Santos CAG, Guerra-Gomes IC, Gois BM, Peixoto RF, Keesen TSL, Silva RM. 2019. Correlation of dengue incidence and rainfall occurrence using wavelet transform for João Pessoa city. *Science of The Total Environment*. 647:794-805. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.08.019>.

Santos Júnior CJ, Silva JP. 2019. Epidemiologia, fatores climáticos e distribuição espacial da dengue em uma capital do nordeste do Brasil. *Revista Brasileira de Climatologia*. 25:755-768. <http://dx.doi.org/10.5380/abclima.v25i0.69421>.

Silva FD, Santos AM, Corrêa RGCF, Caldas AJM. 2016. Temporal relationship between rainfall, temperature and occurrence of dengue cases in São Luís, Maranhão, Brazil. *Ciênc. saúde colet*. 21(2):641-646. <https://doi.org/10.1590/1413-81232015212.09592015>.

Silva JS, Mariano ZF, Scopel I. 2008. A influência do clima urbano na proliferação do mosquito *Aedes aegypti* em Jataí (GO), na perspectiva da Geografia Médica. *Hygeia - Revista Brasileira de Geografia Médica e da Saúde*. 3(5):33-49.

Silva MI, Gonçalves AML, Lopes WA, Lima MTV, Costa CTF, Paris M, Firmino PRA, De Paula Filho FJ. 2021. Assessment of groundwater quality in a Brazilian semiarid basin using an integration of GIS, water quality index and multivariate statistical techniques. *Journal of Hydrology*. (598):126346. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2021.126346>.

Sobral MFF, Sobral AIGP. 2019. Casos de dengue e coleta de lixo urbano: um estudo na Cidade do Recife, Brasil. *Ciênc. saúde colet*. 24(3):1075-1082. <https://doi.org/10.1590/1413-81232018243.10702017>.

Souza ICA, Vianna RPT, Moraes RM. 2007. Modelagem da incidência do dengue na Paraíba, Brasil, por modelos de defasagem distribuída. *Cad. Saúde Pública*. 23(11):2623-2630. <https://doi.org/10.1590/S0102-311X2007001100010>.

Souza SS, Silva IG, Silva HHG. 2010. Associação entre incidência de dengue, pluviosidade e densidade larvária de *Aedes aegypti*, no Estado de Goiás. *Rev. Soc. Bras. Med. Trop*. 43(2):152-155. <https://doi.org/10.1590/S0037-86822010000200009>.

Tauil PL. 2002. Aspectos críticos do controle do dengue no Brasil. *Cad. Saúde Pública*. 18(3):867-871. <https://doi.org/10.1590/S0102-311X2002000300030>.

Valadares AF, Carmo Filho JRC, Peluzio JM. 2013. Impacto da dengue em duas principais cidades do Estado do Tocantins: infestação e fator ambiental (2000 a 2010). *Epidemiol. Serv. Saúde*. 22(1):59-66. <http://dx.doi.org/10.5123/S1679-49742013000100006>.

Vilches TN, Ferreira CP. 2013. Um Modelo para a Dengue com Influência Sazonal. *Tendências em Matemática Aplicada e Computacional*. 14(3):279-290. <https://doi.org/10.5540/tema.2013.014.03.0279>.



Esta obra está licenciada com uma *Licença Creative Commons Atribuição Não-Comercial 4.0 Internacional*.