

Análise espacial do risco de dengue no Espírito Santo, Brasil, 2010: uso de modelagem completamente Bayesiana

Spatial analysis of distribution of dengue cases in Espírito Santo, Brazil, in 2010: use of Bayesian model

Taizi Honorato^I, Priscila Pagung de Aquino Lapa^I, Carolina Maia Martins Sales^{II}, Barbara Reis-Santos^{III}, Ricardo Tristão-Sá^{IV}, Adelmo Inácio Bertolde^V, Ethel Leonor Noia Maciel^{VI}

RESUMO: *Objetivo:* Estudar a relação entre o risco de dengue e as variáveis sociodemográficas através da utilização de modelos de regressão espacial completamente Bayesianos nos municípios do Estado do Espírito Santo no ano de 2010. *Métodos:* Trata-se de um estudo ecológico e exploratório que utiliza as ferramentas de análise espacial na elaboração de mapas temáticos, com dados obtidos do SinanNet. Foi feita uma análise por área, tomando-se como unidade os municípios do Estado. Os mapas temáticos foram construídos pelo programa computacional R 2.15.00 e o *Deviance Information Criterion* (DIC), calculado no WinBugs, e o *Normalized Mean Absolute Error* (NMAE) foram os critérios utilizados para a comparação dos modelos. *Resultados:* Foram georreferenciados 21.933 casos de dengue (taxa de 623,99 casos / 100 mil habitantes) com maior incidência nos municípios de Vitória, Serra e Colatina; o modelo com efeito espacial, com as covariáveis lixo e renda foi o que apresentou melhor desempenho, segundo os critérios DIC e NMAE. *Conclusão:* Foi possível identificar a relação do dengue com fatores externos ao setor saúde e identificar locais com maior risco da doença.

Palavras-chave: Epidemiologia e Bioestatística. Dengue. Modelos lineares. Determinantes sociais da saúde. Análise espacial. Inferência Bayesiana.

^ICurso de Estatística, Universidade Federal do Espírito Santo – Vitória (ES), Brasil.

^{II}Curso de Enfermagem, Universidade Federal do Espírito Santo – Vitória (ES), Brasil.

^{III}Núcleo de Doenças Infecciosas, Universidade Federal do Espírito Santo – Vitória (ES); Universidade Federal de Pelotas – Pelotas (RS), Brasil.

^{IV}Escola de Medicina da Santa Casa de Misericórdia – Santa Luíza (ES), Brasil.

^VCentro de Ciências Exatas, Universidade Federal do Espírito Santo – Vitória (ES), Brasil.

^{VI}Programa de Pós-graduação em Saúde Coletiva, Universidade Federal do Espírito Santo – Vitória (ES), Brasil.

Autor correspondente: Adelmo Inácio Bertolde. Universidade Federal do Espírito Santo, Centro de Ciências Exatas, Departamento de Estatística. Avenida Fernando Ferrari, s/n, Goiabeiras, CEP: 29060-090, Vitória, ES, Brasil. E-mail: adelmoib@gmail.com

Conflito de interesses: nada a declarar - **Fonte de financiamento:** nenhuma.

ABSTRACT: *Objective:* To study the relationship between the risk of dengue and sociodemographic variables through the use of spatial regression models fully Bayesian in the municipalities of Espírito Santo in 2010. *Method:* This is an ecological study and exploration that used spatial analysis tools in preparing thematic maps with data obtained from SinanNet. An analysis by area, taking as unit the municipalities of the state, was performed. Thematic maps were constructed by the computer program R 2.15.00 and Deviance Information Criterion (DIC), calculated in WinBugs, Absolut and Normalized Mean Error (NMAE) were the criteria used to compare the models. *Results:* We were able to geocode 21,933 dengue cases (rate of 623.99 cases per 100 thousand habitants) with a higher incidence in the municipalities of Vitória, Serra and Colatina; model with spatial effect with the covariates trash and income showed the best performance at DIC and Nmae criteria. *Conclusion:* It was possible to identify the relationship of dengue with factors outside the health sector and to identify areas with higher risk of disease.

Keywords: Epidemiology and Biostatistics. Dengue. Linear models. Social determinants of health. Spatial analysis. Bayesian Inference.

INTRODUÇÃO

O dengue é a uma doença infecciosa causada por um arbovírus — o vírus do dengue (DENV) — com quatro sorotipos conhecidos. Incide principalmente em países tropicais em desenvolvimento, onde as condições socioculturais favorecem a disseminação da doença e a proliferação de seu principal vetor, a fêmea do mosquito *Aedes aegypti*¹.

Por seu caráter endêmico e epidêmico de grande magnitude, apresenta importante impacto social e econômico, uma vez que parte significativa dos indivíduos acometidos está em idade produtiva².

Diversas estratégias para abordagens mais eficazes para o controle da doença têm sido adotadas no Brasil¹. A capacitação de profissionais de saúde e a estruturação de serviços apropriados ao atendimento de indivíduos com dengue são exemplos de importantes medidas para a diminuição da mortalidade por esse agravo. No entanto o principal meio de controle de uma epidemia de dengue é o controle do seu vetor, especialmente em locais onde há maior número de casos notificados.

No Brasil, desde 1975, o dengue é uma doença de notificação compulsória, obrigatória a todos os profissionais de saúde, bem como aos responsáveis por organizações e estabelecimentos públicos e particulares de saúde e de ensino³.

Os dados contidos na ficha de notificação podem fornecer informações para uma avaliação dos estratos sob risco na população. A identificação desses estratos agregados em grupos sociais e áreas geográficas bem definidas permite o estabelecimento de ações de prevenção e controle para áreas específicas⁴. Aliado a isso, o desenvolvimento de técnicas de análise

espacial e Sistemas de Informações Geográficas (SIG) é considerado importante ferramenta no mapeamento do risco do dengue⁵⁻⁷.

Estudos prévios^{8,9} têm postulado que o surgimento de grandes aglomerados urbanos, com inadequadas condições de habitação, de abastecimento de água e de coleta de lixo seriam importantes determinantes sociais para o aumento do risco de incidência e de manutenção do número de casos de dengue.

Recentemente, propõe-se o modelo de abordagem completamente bayesiana como alternativa aos modelos tradicionais para o estudo de análise espacial de doenças. A vantagem desse modelo estaria na premissa de que a modelagem bayesiana poderia minimizar a variância dos estimadores, principalmente em locais onde a população é pequena¹⁰.

Nesse tipo de abordagem, são introduzidas variáveis no modelo que objetivam captar influências de fatores específicos das áreas, bem como de dependência entre essas áreas, gerando assim estimativas mais precisas de associações entre a incidência da doença e fatores relacionados às áreas sob investigação.

Assim, em estudos sobre determinantes sociais de saúde, onde a heterogeneidade é grande, compreender se a variabilidade que ocorre na análise dos dados é por flutuações aleatórias ou por efeito espacial propriamente dito é de extrema relevância^{10,11}.

Diante do exposto, o objetivo do presente estudo foi estudar a relação entre o risco de dengue e as variáveis sociodemográficas através da utilização de modelos de regressão espacial completamente Bayesianos nos municípios do Estado do Espírito Santo no ano de 2010.

METODOLOGIA

DADOS UTILIZADOS

Foi realizado um estudo ecológico da distribuição espacial dos casos notificados de dengue no Estado do Espírito Santo durante 2010, de acordo com o município de residência. Os dados referentes à doença foram obtidos junto ao Ministério da Saúde por meio do Departamento de Informática do Sistema Único de Saúde (DATASUS)¹², e a base cartográfica foi obtida no site do Instituto Jones dos Santos Neves (IJSN)¹³.

Os dados referentes às covariáveis consideradas foram obtidos junto ao Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) com base nos resultados do Censo Demográfico de 2010¹⁴.

ANÁLISE ESTATÍSTICA

Os dados utilizados no estudo foram agregados por município. No mapa, cada área (município) é sombreada de acordo com os respectivos valores dos riscos. Uma forma de fazer isso é por meio de taxas brutas, dada por: $TB_i = \frac{casos}{pop_i} (1.000)$, onde $casos_i$

e pop_i representam o número de casos observados e a população do município i , respectivamente. Entretanto, essas taxas brutas possuem alta instabilidade quando associadas a populações pequenas.

No âmbito de propor um modelo que melhor estime os riscos de dengue, foi aplicada a metodologia de modelo hierárquico completamente Bayesiano. A partir dessa metodologia, covariáveis foram incorporadas ao modelo, a fim de encontrar fatores que contribuem para a ocorrência do evento. Nessa estrutura de modelagem proposta, permite-se a inclusão de variáveis aleatórias que reflitam eventuais efeitos locais (θ_i) e espaciais (ϕ_i), objetivando encontrar melhores estimativas do risco para cada município.

Apesar de não existir um consenso de quais fatores realmente influem no aumento ou decréscimo do risco de dengue em dada área ou região⁴, a partir das variáveis disponibilizadas pelo censo de 2010, optamos pela utilização das seguintes covariáveis: alfabetização (proporção de indivíduos acima de 15 anos de idade não alfabetizadas); água (proporção de domicílios particulares permanentes cuja forma de abastecimento de água não se dá pela rede geral de água); lixo (proporção de domicílios particulares permanentes em que o lixo é queimado, enterrado, jogado em terreno baldio ou logradouro, rio, lago, mar, ou outro destino); e renda (proporção de pessoas com 10 anos ou mais de idade e rendimento nominal mensal abaixo de três salários mínimos).

Nesse modelo, a dengue foi considerada a variável resposta, sendo avaliadas no modelo de regressão completamente bayesianos: o efeito espacial, as covariáveis: lixo, água, renda, alfabetização (incluídas de forma isolada e combinada).

Primeiramente consideramos Y_i o número de casos de dengue no município i , $i = 1, 2, \dots, 78$, onde Y_i possui distribuição binomial. Todavia, em estudos epidemiológicos, o modelo binomial pode ser aproximado pela distribuição¹¹.

O modelo bayesiano hierárquico espacial¹¹ possui três níveis de hierarquia. O primeiro é dado, basicamente, por:

$$Y_i \mid \Psi, E_i \sim \text{Poisson}(\mu_i = E_i \Psi_i), \quad i = 1, 2, \dots, 78$$

Onde Ψ_i e E_i são, respectivamente, o risco relativo de dengue e o número esperado de casos de dengue no município i . O cálculo realizado para obter o número esperado de casos de dengue em cada município foi dado por:

$$E_i = \frac{\sum Y_i}{\sum pop_i} (pop_i), \quad i = 1, 2, \dots, 78$$

Cabe observar que nem sempre é fácil obter soluções matemáticas para o cálculo do risco de dengue em cada município; desse modo, foi considerado o logaritmo natural dos riscos Ψ_i :

$$\log(\Psi_i) = \alpha_0 + \alpha X + \theta_i + \phi_i, \quad \Psi_i > 0$$

Onde Ψ_i , como mencionado antes, é o risco no município i , α_0 é o intercepto do modelo, $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_p)$ representa os coeficientes das covariáveis, θ_i é o efeito aleatório específico de cada município, enquanto ϕ_i é o efeito espacial de municípios vizinhos.

O efeito espacial ϕ_i , como pode ser observado, leva em consideração a dependência espacial entre os riscos. A abordagem bayesiana considera cada parâmetro do modelo como uma variável aleatória, e aqui se encontra o segundo nível de hierarquia, onde são especificadas distribuições *a priori* para cada um com o objetivo de obtermos a distribuição dos riscos *a posteriori* (onde são obtidas as estimativas do risco). Desse modo, supõe-se que α tem distribuição normal com média igual a 0 e matriz de covariâncias $\Sigma = I\sigma_\alpha^2$, onde $\sigma_\alpha^2 = 1.000^{12}$. O efeito aleatório θ_i é especificado da seguinte forma: $\theta_i \sim N(0, \tau_\theta)$. E ϕ_i tem distribuição *a priori conditional auto regressive* (CAR), que também depende de um parâmetro τ_ϕ . Tanto τ_θ quanto τ_ϕ são chamados de hiperparâmetros, pois são parâmetros de uma distribuição *a priori*.

O terceiro nível hierárquico constitui a especificação de distribuições *a priori* para cada hiperparâmetro, chamadas de *hyperpriors*: $\tau_\theta \sim \text{Gamma}(0,5; 0,005)$ e $\tau_\phi \sim \text{Gamma}(0,5; 0,005)$, que são distribuições pouco informativas.

A estrutura de vizinhança adotada neste artigo é chamada vizinhança binária, que leva em consideração o fato de um município fazer fronteira com outro.

O critério de seleção do melhor modelo adotado é conhecido como *deviance information criterion* (DIC)¹¹ e, com base nessa informação, foi selecionado o modelo que apresentou o menor DIC como o modelo que melhor estima o risco de dengue. Após a comparação dos modelos com melhor ajuste a partir do DIC, foi calculada, para os três modelos com menor DIC, o erro médio absoluto normalizado (NMAE, do inglês *normalized mean absolute error*), conferindo, assim, mais um indicador de ajuste.

Foi considerada a trajetória de três cadeias partindo de valores iniciais distintos, e incluiu-se na amostra *a posteriori* apenas um valor a cada 100 valores gerados. A convergência foi analisada a partir do método de Gelman e Rubin¹⁵. Para garantir a convergência, foram geradas 250 mil interações, desconsiderando-se as primeiras 50 mil.

Todo o processo inferencial foi baseado nos métodos computacionais de Monte Carlo via cadeia de Markov (MCMC) no *software* WinBugs versão 1.4., enquanto, para a análise estatística e mapeamento dos riscos, foi utilizado o *software* R versão 2.15.0.

RESULTADOS

O Estado do Espírito Santo, de acordo com o Censo de 2010, tem 78 municípios, apresenta 3.514.952 habitantes e uma área de 46.095,583 km², o que representa uma densidade demográfica de 76,25 habitantes/km²¹⁴.

No ano de 2010, o Espírito Santo apresentou 21.933 casos de dengue, com maior concentração nos municípios da região metropolitana de Vitória e em Colatina. Dos 78 municípios, 6 não apresentaram nenhum caso de dengue notificado em 2010, o que fez com

que a taxa bruta fosse igual a 0. São eles: Água Branca, Brejetuba, Divino de São Lourenço, Fundão, Ibitirama e Vila Pavão.

A Tabela 1 mostra a matriz de correlação entre as variáveis e observa-se que existe forte associação entre as covariáveis água e lixo. Por esse motivo, não foi considerada a combinação das mesmas entre os modelos propostos.

Assim, foram avaliados no modelo de regressão 14 modelos com seus respectivos valores de DIC e NMAE (Tabela 2): (1) sem efeito espacial, (2) com efeito espacial, (3) com efeito espacial, com covariável lixo, (4) com efeito espacial, com covariável água, (5) com efeito espacial, com covariável alfabetização, (6) com efeito espacial, com covariável renda, (7) com efeito espacial, com covariáveis água e alfabetização, (8) com efeito espacial, com covariáveis água e renda, (9) com efeito espacial, com covariáveis renda e alfabetização, (10) com efeito espacial, com covariáveis lixo e alfabetização, (11) com efeito espacial, com covariáveis lixo e renda, (12) sem efeito espacial, com covariáveis lixo e renda, (13) com efeito espacial, com covariáveis lixo, renda e alfabetização, e (14) com efeito espacial, com covariáveis água, renda e alfabetização.

Entre os 14 modelos propostos, o modelo 11 foi o que apresentou menor valor de DIC (517,504). Nesse modelo, foi observado o efeito espacial e a presença das covariáveis lixo

Tabela 1. Matriz de correlações entre as covariáveis incluídas no modelo de regressão espacial para dengue no Espírito Santo, 2010.

	Renda	Alfabetização	Água	Lixo
Renda	1			
Alfabetização	0,418	1		
Água	0,646	0,447	1	
Lixo	0,550	0,642	0,808	1

Tabela 2. Resultados de *deviance information criterion* e *normalized mean absolute error* dos modelos de regressão espacial para dengue no Espírito Santo, 2010.

	Modelo	DIC	NMAE
1	Sem efeito espacial	519,065	
2	Com efeito espacial	519,076	
3	Com efeito espacial, com covariável lixo	519,658	
4	Com efeito espacial, com covariável água	519,022	
5	Com efeito espacial, com covariável alfabetização	518,297	
6	Com efeito espacial, com covariável renda	518,916	
7	Com efeito espacial, com covariáveis água e alfabetização	518,515	
8	Com efeito espacial, com covariáveis água e renda	518,277	
9	Com efeito espacial, com covariáveis renda e alfabetização	518,576	
10	Com efeito espacial, com covariáveis lixo e alfabetização	519,316	
11	Com efeito espacial, com covariáveis lixo e renda	517,502	0,502
12	Sem efeito espacial, com covariáveis lixo e renda	518,161	
13	Com efeito espacial, com covariáveis lixo, renda e alfabetização	517,779	0,604
14	Com efeito espacial, com covariáveis água, renda e alfabetização	517,985	0,578

DIC: deviance information criterion; NMAE: normalized mean absolute error.

e renda. O segundo melhor modelo foi o modelo 13 com efeito espacial e composto pelas covariáveis lixo, renda e alfabetização. E, na sequência, o modelo 14 com efeito espacial e composto pelas covariáveis água, renda e alfabetização. Em seguida, foi avaliada a inclusão do efeito da combinação das variáveis lixo e renda ao modelo 11; no entanto, não houve melhoria de ajuste ($DIC = 518,220$).

Para esses três modelos (11, 13 e 14), foi calculado o NMAE, e o modelo 11 também foi aquele com menor valor de NMAE, sendo, portanto, o modelo que melhor explicaria o risco de dengue.

O número de casos de dengue estimados a partir do modelo selecionado (modelo 11) é dado por:

$$Y_i \sim \text{Poisson}(\mu_i = E_i \Psi_i)$$

$$\log(\Psi_i) = -41,9 + 0,2486 (\text{lixo}) + 0,4983 (\text{renda}) + \theta_i + \phi_i$$

$$\mu_i = E_i \exp(\log(\Psi_i)) = E_i + \exp(-41,9 + 0,2486 (\text{lixo}) + 0,4983 (\text{renda}) + \theta_i + \phi_i)$$

A Figura 1A apresenta o mapa de taxa bruta do dengue e a Figura 1B, o mapa a partir das estimativas do modelo 11. Dos 78 municípios, 5 apresentaram valores de taxa bruta maiores que 14,7 por mil habitantes — Itarana, Guaçuí, São Gabriel da Palha, Colatina e Marilândia — enquanto, ao considerar as estimativas a partir do modelo 11 (com efeito espacial e covariáveis lixo e renda), o município de Itarana deixou de ser incluído nesse grupo.

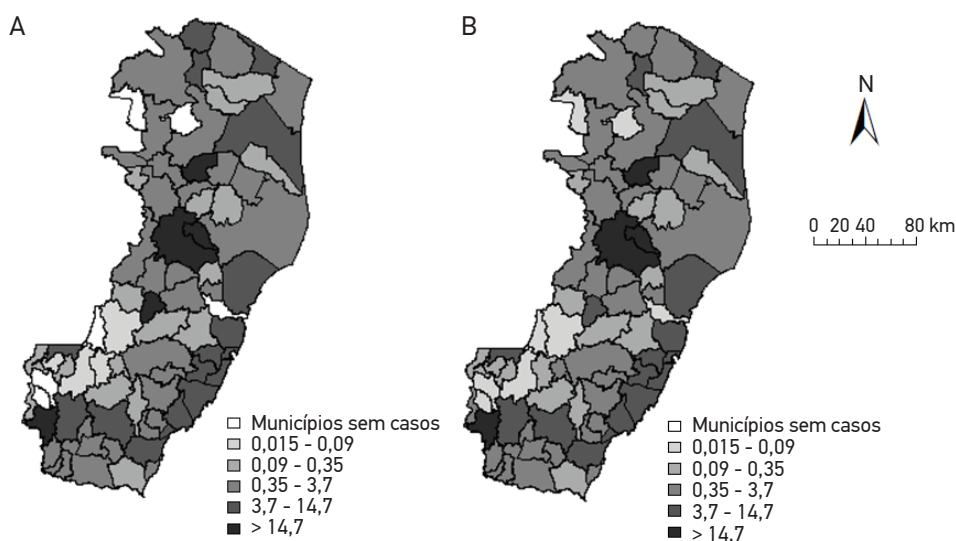


Figura 1. (A) Mapa de taxa bruta da dengue e (B) mapa a partir das estimativas do modelo completamente Bayesiano com efeito espacial e covariáveis lixo e renda para o Espírito Santo em 2010.

Em relação aos mapas da taxa bruta e do modelo 11, destaca-se na Figura 1B que houve uma homogeneização das taxas, diminuindo o efeito de “colcha de retalhos” da imagem da taxa bruta. Ainda com relação ao modelo encontrado, que mostra a significância de efeitos específicos dos municípios, bem como dos efeitos de vizinhança, pode-se concluir que a inclusão destes contribuiu para a correção da sobredispersão e subdispersão do modelo Poisson, permitindo, a partir dos resultados, uma melhor avaliação da incidência de dengue correlacionada com características de cada município e do seu entorno.

DISCUSSÃO

No ano de 2010, o dengue distribuiu-se espacialmente no Estado do Espírito Santo de forma não homogênea, com prevalência maior de casos na capital, Vitória, e nos municípios de Serra e Colatina. Nos municípios de Águia Branca, Brejetuba, Divino de São Lourenço, Fundão, Ibitirama e Vila Pavão, não foi notificado nenhum caso. Na abordagem completamente bayesiana, observou-se que as covariáveis lixo e renda foram as que melhor estimaram o risco de dengue no Estado no ano de 2010.

Algumas limitações, no entanto, devem ser apontadas. Primeiramente, a inclusão de dados apenas do ano de 2010 poderia incorrer em um viés de informação pela flutuação de incidência da doença. A avaliação de anos anteriores demonstra que no Espírito Santo as incidências de 740,06/100 mil e 952,84/100 mil em 2008 e 2009, respectivamente, foram mais altas que a do ano de 2010 (623,99/100 mil). Ainda é importante destacar que o uso de um conjunto de dados referentes a um único ano não impõe obstáculos para a aplicação da modelagem aqui proposta, considerando ainda as informações disponíveis no ano de censo no País. Outra limitação seria a subnotificação advinda principalmente de serviços privados, já relatada em outros estudos^{16,17}. Essa subnotificação poderia interferir nas covariáveis encontradas no modelo estudado (coleta de lixo adequada e renda), dado que populações seguradas por planos privados teriam condições socioeconômicas diferenciadas daquelas assistidas pela rede pública de saúde. Outro ponto foi a escolha das covariáveis incluídas no modelo de análise. Dada a disponibilidade, apenas as variáveis socioeconômicas contidas no censo de 2010 foram incluídas neste estudo, e, portanto, covariáveis que poderiam estar associadas ao risco de dengue, mas que não faziam parte desse banco de dados, não puderam ser analisadas.

O nosso achado de maior incidência de dengue em áreas com alta densidade populacional está de acordo com os resultados de outros estudos^{18,19}. Essa associação tem sido explicada pela desigualdade social desses centros urbanos, com variados estratos socioeconômicos^{20,21}.

Existem vários indicadores de condições socioeconômicas que podem afetar a saúde. Neste estudo, as covariáveis que explicaram melhor o risco do dengue foram o destino inadequado dado ao lixo e a renda mensal abaixo de três salários mínimos, corroborando outros estudos^{8,22}. Em São José do Rio Preto (SP), o dengue esteve relacionado com inadequada coleta de lixo e ausência de rede de esgoto⁸. Em Porto Alegre (RS), a variável renda foi a

única que explicou satisfatoriamente a distribuição espacial da doença²². Por outro lado, em um estudo realizado em Nova Iguaçu (RJ), os autores encontraram baixa correlação entre as condições de vida estudadas (coleta de lixo, alfabetização, renda, densidade populacional, entre outras) e o risco de dengue²³.

Em relação à aplicação do modelo completamente bayesiano, ressalta-se a homogeneização das taxas entre os municípios vizinhos em relação à taxa bruta, o que facilita o entendimento do padrão espacial do dengue no Estado, pois reduz o ruído aleatório, principalmente nos municípios com populações pequenas, como é o caso dos municípios do Espírito Santo¹⁰. Dessa forma, o método possibilitou a identificação de municípios mais prioritários para o controle e teria, portanto, um potencial para melhoria da vigilância. Os resultados encontrados no presente estudo e nas pesquisas mencionadas parecem reforçar, portanto, a tese de que as desigualdades sociais estão relacionadas ao risco de dengue nos espaços urbanos.

Recentemente, distintas iniciativas e programas de controle têm buscado alternativas de prevenção do dengue e de promoção da saúde mediante mobilização da comunidade e intervenção do poder público em locais de difícil acesso para coleta do lixo e vigilância do vetor. Ainda que tais intervenções não incidam significativamente sobre a estrutura social geradora das desigualdades socioeconômicas, têm o potencial de reduzir as taxas atuais da doença por atuarem principalmente no controle do vetor, o que poderia minimizar os riscos para grupos mais vulneráveis à doença.

CONCLUSÃO

O presente estudo verificou que a incidência de dengue no Estado do Espírito Santo em 2010 está relacionada principalmente com as covariáveis: inadequada coleta de lixo e renda inferior a três salários mínimos. Além disso, observa-se que os municípios que apresentaram maior risco se concentram na região metropolitana de Vitória, destacando a importância desses determinantes sociais da saúde no risco de dengue. Tais determinantes, por sua vez, estão associados às condições de habitação, infraestrutura urbana, perfil sociocultural da população, entre outros, que determinam as condições de vida nesses locais e corroboram para o adoecimento por dengue. Diante do exposto, medidas de controle mais efetivas deveriam privilegiar estratégias de ação que pudessem modificar a estrutura social geradora dessas desigualdades socioeconômicas.

REFERÊNCIAS

1. Brasil. Ministério da Saúde. Secretaria de Vigilância em Saúde. Guia de Vigilância Epidemiológica. 6ª edição. Brasília: Ministério da Saúde; 2005. p. 231-53
2. World Health Organization. Dengue: guidelines for diagnosis, treatment, prevention and control. Geneva: WHO Library Cataloguing-in-Publication Data; 2009.
3. Brasil. Lei nº 6.259, de 30 de outubro de 1975. Dispõe sobre a organização das ações de Vigilância Epidemiológica, sobre o Programa Nacional de Imunizações, estabelece normas relativas à notificação compulsória de doenças, e dá outras providências. Brasília, 30 de outubro de 1975, 154º da Independência e 87º da República.

4. Carvalho MS, Santos RS. Análise de dados espaciais em saúde pública: métodos, problemas, perspectivas. *Cad Saúde Pública* 2005; 21(2): 361-78.
5. Ferreira GS. Análise espaço-temporal da distribuição dos casos de dengue na cidade do Rio de Janeiro no período de 1986 a 2002 [dissertação de mestrado]. Rio de Janeiro: Universidade Federal do Rio de Janeiro; 2004.
6. Barcellos C, Pustai AK, Weber MA, Brito MRV. Identificação de locais com potencial de transmissão de dengue em Porto Alegre através da técnica de geoprocessamento. *Rev Soc Bras Med Trop* 2005; 38(3): 246-50.
7. Flauzino RF, Souza-Santos R, Oliveira RM. Dengue, geoprocessamento e indicadores socioeconômicos e ambientais: um estudo de revisão. *Rev Panam Salud Publica* 2009; 25(5): 456-61.
8. Costa AIP, Natal D. Distribuição espacial da dengue e determinantes socioeconômicos em localidade urbana no Sudeste do Brasil. *Rev Saúde Pública* 1998; 32(3): 232-6.
9. Machado JP, Oliveira RM, Souza-Santos R. Análise espacial da ocorrência de dengue e condições de vida na cidade de Nova Iguaçu, Estado do Rio de Janeiro, Brasil. *Cad Saúde Pública* 2009; 25(5): 1025-34.
10. Marshall RJ. Mapping disease and mortality rates using empirical Bayes estimators. *J R Stat Soc Ser C Appl Stat* 1991; 40(2): 283-94.
11. Spiegelhalter DJ, Best NG, Carlin BP, Linde A. Bayesian measures of model complexity and fit. *J R Stat Soc Ser B* 2002; 64(4): 583-639.
12. Epidemiológicos e morbidade. Disponível em: <http://datasus.saude.gov.br/informacoes-de-saude>. (Acessado em 21 agosto de 2012).
13. Bases Geográficas. Disponível em: <http://www.ijsn.es.gov.br/Sitio/#>. (Acessado em 21 de agosto de 2012).
14. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Censo 2010. Disponível em: <http://www.censo2010.ibge.gov.br> (Acessado em 21 de agosto de 2012).
15. Gelman A, Rubin D. Inference from iterative simulation using multiple sequences. *Statistical Science* 1992; 7(4): 457-511.
16. Teurlai M, Huy R, Cazelles B, Duboz R, Baerh C, Vong S. Can human movements explain heterogeneous propagation of dengue fever in Cambodia? *Plos Negl Trop Dis* 2012; 6(12): e1957.
17. Gomes AF, Nobre AA, Cruz OG. Temporal analysis of the relationship between dengue and meteorological variables in the city of Rio de Janeiro, Brazil, 2001-2009. *Cad Saúde Pública* 2012; 28(11): 2189-97.
18. Hu W, Clements A, Williams G, Tong S, Mengersen K. Spatial patterns and socioecological drivers of dengue fever transmission in Queensland, Australia. *Environ Health Perspect* 2012; 120(2): 260-6.
19. Schmidt WP, Suzuki M, Thiem VD, White RG, Tsuzuki A, Yoshida LM et al. Population density, water supply, and the risk of dengue fever in Vietnam: cohort study and spatial analysis. *PLoS Med* 2011; 8(8): e1001082.
20. Flauzino RF, Souza-Santos R, Oliveira RM. Dengue, geoprocessamento e indicadores socioeconômicos e ambientais: um estudo de revisão. *Rev Panam Salud Publica* 2009; 25(5): 456-61.
21. Carvalho RM, Nascimento LF. Spatial distribution of dengue in the city of Cruzeiro, São Paulo State, Brazil: use of geoprocessing tools. *Rev Inst Med Trop São Paulo* 2012; 54(5): 261-6.
22. Barcellos C, Pustai AK, Weber MA, Brito MRV. Identificação de locais com potencial de transmissão de dengue em Porto Alegre através de técnicas de geoprocessamento. *Rev Soc Bras Med Trop* 2005; 38(3): 246-50.
23. Machado JP, Oliveira RM, Souza-Santos R. Análise espacial da ocorrência de dengue e condições de vida na cidade de Nova Iguaçu, Estado do Rio de Janeiro, Brasil. *Cad Saúde Pública* 2009; 25(5): 1025-34.

Recebido em: 16/05/2012

Versão final apresentada em: 14/03/2013

Aprovado em: 12/06/2013