

# ANÁLISE DA VULNERABILIDADE SOCIOAMBIENTAL NOS MUNICÍPIOS DO ESTADO DO PARÁ COMO SUBSÍDIO À PREVENÇÃO E CONTROLE DA DENGUE

*Data de aceite: 27/10/2023*

**Luiza de Nazaré Almeida Lopes**

<http://lattes.cnpq.br/3332622265434535>

**Luiza Carla Girard Mendes Teixeira**

<http://lattes.cnpq.br/9773700229115395>

**RESUMO:** A pesquisa propõe a construção do Índice de Vulnerabilidade Socioambiental da Dengue (IVD) nos municípios do estado do Pará, no período de 2007 a 2017. O estudo considerou a seleção de 34 indicadores das três componentes fundamentais da vulnerabilidade socioambiental: exposição, sensibilidade e capacidade adaptativa. A metodologia para o IVD foi composta pelas etapas: (i) seleção de indicadores; (ii) definição dos indicadores; (iii) tratamentos estatísticos; (iv) cálculo do índice por análise multivariada; (v) normalização; e (vi) classificação do índice por meio da técnica percentis. Nos resultados observou-se que 43 municípios (30%) foram classificados com “Baixa vulnerabilidade”, com valores variando na faixa de 0,483 a 0,262. Cerca de 57 municípios (40%) apresentaram valores com “Média vulnerabilidade” na faixa de 0,581 a 0,483. Com referência a “Alta vulnerabilidade”, destacaram-se 43 municípios (30%) distribuídos na faixa

de 0,771 a 0,582. Os resultados obtidos a partir do perfil que caracterizou o IVD apresentou predominância de “Média a Baixa vulnerabilidade”. A cidade de Belém, capital do Pará e situada na região do Guajará, apresentou o menor valor para o IVD (0,262). Por outro lado, a maioria dos municípios da região do Marajó apresentou os maiores valores de IVD, sendo eles: Cachoeira do Arari, Chaves, Ponta de Pedras, Melgaço, Santa Cruz do Arari e Anajás. O fator que mais influenciou no resultado do índice foi “socioeconômico” das populações, sobretudo os indicadores de pobreza, renda, urbanização, analfabetismo e manejo de resíduos sólidos. Pode-se constatar que o índice é uma ferramenta importante para auxiliar em estratégias de prevenção e controle da dengue nos municípios.

**PALAVRAS CHAVE:** Vulnerabilidade socioambiental, dengue, Análise multivariada, índice

# ANALYSIS OF SOCIO-ENVIRONMENTAL VULNERABILITY IN THE MUNICIPALITIES OF THE STATE OF PARÁ AS A SUBSIDY TO THE PREVENTION AND CONTROL OF DENGUE

**ABSTRACT:** The research proposes the construction of the Dengue Socio-Environmental Vulnerability Index (IVD) in the municipalities of the state of Pará, from 2007 to 2017. The study considered the selection of 34 indicators of the three fundamental components of socio-environmental vulnerability: exposure, sensitivity and capacity adaptive. The methodology for the IVD consisted of the steps: (i) selection of indicators; (ii) definition of indicators; (iii) statistical treatments; (iv) calculation of the index by multivariate analysis; (v) normalization; and (vi) index classification using the percentile technique. In the results, it was observed that 43 municipalities (30%) were classified as “Low vulnerability”, with values ranging from 0.483 to 0.262. About 57 municipalities (40%) presented values with “Medium vulnerability” in the range of 0.581 to 0.483. With reference to “High vulnerability”, 43 municipalities (30%) stood out, distributed in the range from 0.771 to 0.582. The results obtained from the profile that characterized the IVD showed a predominance of “Medium to Low vulnerability”. The city of Belém, capital of Pará and located in the Guajará region, presented the lowest value for IVD (0.262). On the other hand, most municipalities in the Marajó region had the highest IVD values, namely: Cachoeira do Arari, Chaves, Ponta de Pedras, Melgaço, Santa Cruz do Arari and Anajás. The factor that most influenced the result of the index was the “socioeconomic” of the populations, especially the indicators of poverty, income, urbanization, illiteracy and solid waste management. It can be seen that the index is an important tool to assist in dengue prevention and control strategies in municipalities.

**KEYWORDS:** Socio-environmental vulnerability; Dengue; Multivariate analysis; Index;

## 1 | INTRODUÇÃO

O mosquito *Aedes aegypti* é o principal vetor responsável pela disseminação de doenças virais no mundo, como a dengue (DENV) que se tornou um dos principais problemas de saúde pública nas cidades brasileiras. As mudanças climáticas e o processo de urbanização sem controle constituem um importante fator de permanência do mosquito *Aedes aegypti* nas cidades, sendo sua população influenciada por aspectos ambientais e humanos (WHO, 2012; PAHO, 2017; GUO *et al.*, 2017).

A incidência de dengue é comumente observada nas regiões tropicais e subtropicais, onde o vírus da dengue tem potencial para ser transmitido, principalmente entre os paralelos (latitudes) 35° Norte e 35° Sul, (MORIN *et al.* 2013; MURRAY *et al.*, 2013). A relação entre o aquecimento global e as Doenças Tropicais Negligenciadas (DTN), bem como o aumento da temperatura em áreas acometidas por doenças tropicais, como a malária e a dengue, deve se expandir principalmente em áreas urbanas e semi-urbanas (NAISH, S *et al.*, 2014; EBI; NEALON, 2016; MORAES *et al.*, 2019).

Este estudo analisa a vulnerabilidade socioambiental, por meio de índices sintéticos que apresentem à diversidade nos municípios do estado do Pará, a partir da correlação de diversas variáveis para composição dos componentes fundamentais da vulnerabilidade,

considera que a exposição e a sensibilidade podem elevar a vulnerabilidade dos municípios analisados, enquanto a capacidade adaptativa pode reduzi-la (SANTOS *et al.* 2017; QUINTÃO, 2017 e MENEZES; 2018). Assim, o presente estudo tem como objetivo elaborar e aplicar um Índice de Vulnerabilidade Socioambiental da Dengue (IVD), que auxiliará no enfrentamento da doença nos 143 municípios paraenses, a partir dos dados disponíveis no período de 2007 a 2017, a fim de mensurar a realidade da população e propiciar aos tomadores de decisões, informações indispensáveis que visam o desenvolvimento de estratégias na vigilância em saúde para prevenção e controle da dengue.

## 2 | METODOLOGIA

O estado do Pará, pertencente a região Norte, considerado o segundo maior estado do país em extensão territorial, abrangendo uma área de que equivale a 15% do território nacional (IPEA, 2015; IBGE, 2017). Os municípios do estado integram as doze Regiões de Integração consideradas unidades de planejamento reconhecidas pelo Decreto nº 1.066, 19 de junho de 2008, conforme Figura 01, representam os principais rios dos seus territórios, aspectos físicos e dinâmicas socioeconômicas sendo definidas por: Araguaia (15 municípios), Baixo Amazonas (13 municípios), Tocantins (11 municípios), Carajás (12 municípios), Guamá (18 municípios), Lago de Tucuruí (7 municípios), Marajó (15 municípios), Guajará (5 municípios da Metropolitana), Rio Caeté (15 municípios), Rio Capim (16 municípios), Tapajós (6 municípios), e Xingu (10 municípios) (PARÁ, 2008).

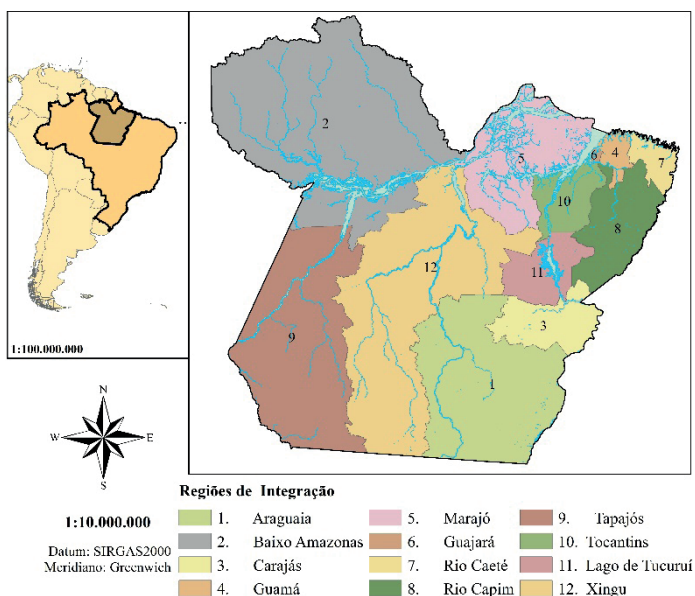


Figura 01 – Área de estudo, municípios compreendendo as Regiões de Integração do estado do Pará.

Fonte: Dados da pesquisa (2022)

Para Cutter (2011) a ciência da vulnerabilidade é estudo associado a perdas ou danos que procura explicar as interações sociais, naturais e artificiais, tornando-se um campo multidisciplinar na abordagem de políticas de redução de riscos. O IVD é composto de 3 (três) componentes fundamentais: exposição (E), sensibilidade (S) e capacidade adaptativa (CA). O IPCC (2007) define a vulnerabilidade pela intrínseca relação entre esses três elementos de forma genérica pela Equação (1):

$$V = f(E, S, CA), \quad (1)$$

Onde: *E* significa a exposição do sistema (quem ou o que está em risco); *S*, a sua sensibilidade (quanto pessoas ou sistemas podem sofrer de choques) e *CA*, a capacidade adaptativa (a habilidade de se adaptar aos impactos).

A metodologia foi composta pelas seguintes etapas: (i) seleção e agrupamento de indicadores; (ii) definição dos indicadores; (iii) tratamentos estatísticos; (iv) cálculo do índice por análise multivariada; (v) normalização do índice; e (vi) classificação do índice por meio da técnica percentis. Feito isso, os dados foram analisados tendo por base a perspectiva sistêmica, de modo que seu valor do IDV varia entre 0 (zero) e 1 (um), onde o valor “zero” representa menor vulnerabilidade e o valor “um”, maior vulnerabilidade.

No estudo foram selecionados 34 indicadores resultantes de análise exploratória de várias literaturas científicas, conforme consta na Figura 02, os quais foram agregados tendo por base as três componentes da vulnerabilidade socioambiental. Nos estudos de Lindoso *et al.* (2014); Quintão *et al.* (2017) e Menezes *et al.* (2018) a exposição e a sensibilidade podem elevar a vulnerabilidade no sistema analisado, enquanto a capacidade adaptativa pode reduzi-lá. O banco de dados foi obtido à nível municipal, no período de 2007 a 2017, pelo acesso livre de informações ao público de instituições governamentais compreendendo os municípios do estado do Pará.

Na construção do índice foi considerado as grandezas na mesma unidade, ou seja, conferir a propriedade da comensurabilidade e colocá-los em uma mesma escala. De acordo com Santos *et al.* (2017) e Menezes *et al.* (2018) o método de transformação 0-1, para uma variável *X* qualquer, o valor da variável transformada 0-1 para a *i*-ésima observação é dado pela Equação (2):

$$V_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (2)$$

Onde: *v<sub>i</sub>* é o valor transformado da *i*-ésima observação da variável *X*; *x<sub>min</sub>* é o valor mínimo da variável *X*; *x<sub>max</sub>* é o valor máximo da variável *X*.

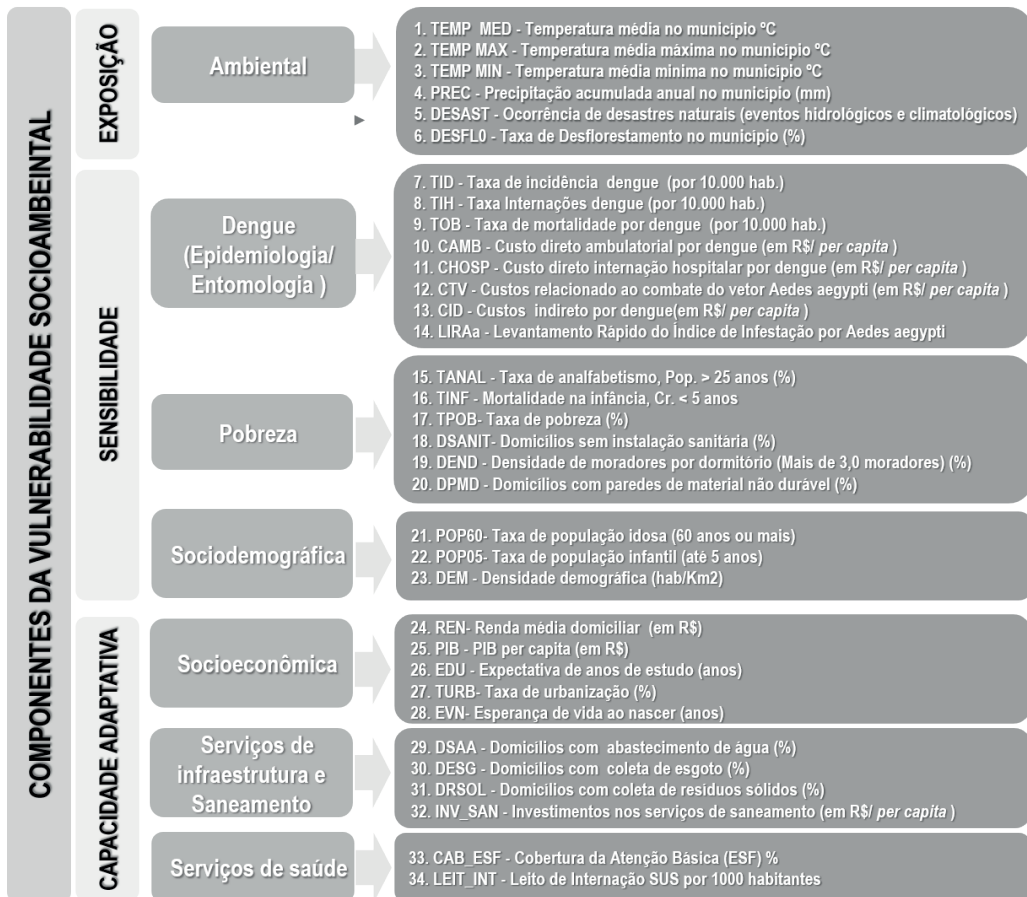


Figura 02 – Esquema metodológico da seleção dos indicadores da pesquisa para compor o IVD.

Fonte: Elaboração própria (2022).

O IVD foi construído por meio da técnica estatística multivariada de análise fatorial (AF) apresentado na forma matricial na Equação (3), conforme DILLON & GOLDSTEIN (1984), sendo  $p$  as variáveis aleatórias,  $m$  os fatores comuns e  $m < p$ . O emprego desta técnica, pretende-se a redução dos dados e a criação de indicadores que representam as variáveis originais, bem como identificar o grau com que cada variável é explicada para cada dimensão ou fator visando explicar o conjunto das variáveis com mesma habilidade ou capacidade cognitiva (HAIR *et al.*, 2009; FIELD, 2009; LÉLIS *et al.*, 2016).

$$X_i = \sum_{j=1}^m \lambda_{ij} F_j + \varepsilon_i \quad (3)$$

Onde:  $X_i$  = variáveis originais, representa o  $i$ -ésimo score da variável padronizada;  $\lambda_{ij}$  = cargas fatoriais da  $i$ -ésima variável no  $j$ -ésimo fator comum;  $F_j$  = variáveis não

observáveis ou variáveis latentes;  $\varepsilon_i$  = termo de erro ou fatores específicos que descrevem a variação residual específica da  $i$ -ésima variável (resíduo que afeta somente  $X_i$ ).

Para adequação do modelo estatístico foram analisadas algumas recomendações como a Medida de Adequação de Kaiser-Meyer- Olkin (KMO) que varia entre 0 e 1. Hair *et al.* (2009) recomenda 0,50 como patamar aceitável. O Teste de Esfericidade de Bartlett avalia a significância geral da matriz de correlação, ou seja, testa a hipótese de que as variáveis não sejam correlacionadas na população. Por conseguinte, a matriz anti-imagem, que fornece a Medida de Adequação da Amostra (MAA) quanto mais próximo de 1 o valor, mais adequada é a utilização da técnica AF.

O método de Componentes Principais foi adotado para a extração dos fatores para cálculo do IVD e, posteriormente, rotação ortogonal dos fatores pelo método Varimax. Para a escolha do número de fatores, utilizou-se os critérios da Raiz Latente  $\alpha$ , percentagem de variância, e Teste *Scree-plot* (Autovalor *versus* Fator). Conforme Hair *et al.* (2009) a comunalidade indica a proporção da variância total de cada variável, que é explicada pelo conjunto de fatores comuns, recomenda-se que o número de fatores escolhidos corresponda a, no mínimo, 60% da variância. Adotando os critérios de adequabilidade, reduziu-se, ainda, o conjunto de dados, pois a baixa comunalidade foi observada em alguns indicadores.

Desse modo, o IVD foi definido pela combinação linear dos escores fatoriais estimados pelo Método de Regressão e a proporção da variância explicada por cada fator em relação aos fatores comuns (MINGOTI, 2005; HAIR *et al.*, 2009). Para cada fator  $f_i$ , o  $i$ -ésimo escore fatorial extraído é obtido por  $F_{ij}$ , como expresso na Equação (4) (CHAVES *et al.*, 2013; GU *et al.*, 2018).

$$F_{ij} = b_1 x_{i1} + b_2 x_{i2} + \dots + b_p x_{ip} \quad (4)$$

Onde:  $F_{ij}$  é a variável dependente não observável;  $b_i$  são os coeficientes de regressão estimados para os  $n$  escores fatoriais comum;  $x_{ij}$  são as  $n$  observações das  $p$  variáveis observadas, e  $p$  é o número de variáveis observáveis.

Assim, a estimativa do IVD foi obtida da discussão conceitual de vulnerabilidade à apresentação da medida-síntese (resposta), de acordo com a Equação (5).

$$IVD = \sum_{j=1}^q \left( \frac{\lambda_j}{\sum_j \lambda_j} \cdot FP_{ij} \right), 0 \leq IVD \leq 1 \quad (5)$$

Onde:  $\lambda_i$  representa a variância explicada por cada fator;  $\sum_j \lambda_i$  é a soma total da variância explicada pelo conjunto de fatores comuns e  $FP_{ij}$  é o escore padronizado para obter os valores positivos dos escores originais ativos para hierarquizar os municípios, uma vez que os valores do índice proposto são obtidos entre 0 (zero) e 1 (um), através da Equação (1).

Os municípios foram categorizados correspondente aos percentis (P30; P70) do índice calculado: “Baixa” para valores de IVD  $\leq$  P(30); “Média” para valores entre P(30)  $\leq$  IVD  $\leq$  P(70) e “Alta” para os valores de IVD  $\geq$  P(70) (PARENTE *et al.*, 2012; CHAVES *et al.*, 2017; MENEZES *et al.*, 2018). Por fim, utilizou a análise estatística espacial do Índice de Moran com os valores da Taxa de Incidência de Dengue média do período (TID) e os valores do IVD por município, visando identificar associações espaciais e áreas de prioridade para o enfrentamento da dengue.

## RESULTADOS E DISCUSSÕES

Na pesquisa foram considerados 184 mil casos de dengue no estado, sendo que 92 mil evoluíram para internação hospitalar pelo SUS, no período de 2001 a 2017. Destes, cerca de 125 mil ocorreram no período de 2007 a 2017, equivalem a 14% dos casos da Amazônia Legal e 21% dos casos da região Norte, acumulando neste período 125 casos de óbitos.

As taxas de incidência de dengue no Brasil, em 2007 e 2017, foram de 264.4 e 115.3 por 100 mil habitantes, respectivamente. Na Amazônia a maior taxa ocorreu em 2010 com 548.8 por 100 mil habitantes, sendo percebido esse crescimento na Região Norte e Pará em 2011 com 709.6 e 218.6, respectivamente (SINAN-MS, 2017; PAHO, 2017). Estudos de Böhm *et al.* (2016) sobre analisar a tendência da incidência de dengue no Brasil, no período de 2002 a 2012, revelaram que as taxas de incremento anual se revelaram estáveis no estado do Pará.

Neste período de estudo os cinco municípios que apresentam maiores casos notificados de dengue em ordem decrescente são: Belém, Parauapebas, Altamira, Santarém e Marabá. Além disso, o número de óbitos aumentou em média de 11 casos (2007-2017), sendo 25 casos ocorridos em 2007 (SINAN-MS, 2017), mostrando a importância de entender a dinâmica da doença no estado. Desde então, a dengue permanece presente na maioria dos municípios, tornando-se municípios prioritários para o Programa Nacional de Controle da Dengue (BRASIL, 2002; BRASIL, 2015).

O perfil epidemiológico da dengue no Pará indicou sazonalidade da doença, ocorrendo, principalmente, no trimestre de janeiro à março. O estudo de Corrêa *et al.* (2016) e Moraes *et al.* (2019); também observou que os casos da doença começam a surgir quando inicia o período chuvoso de cada município do Pará, no período de 2007 a 2011. Estudos de Moraes *et al.* (2015); Souza *et al.* (2017); Ferreira Filho *et al.* (2020) que a precipitação pluviométrica tem maior variabilidade entre 1300 e 3500 mm, mas observa-se que em dezembro inicia-se a estação chuvosa na maioria das localidades do estado do Pará.

O Pará localiza-se na faixa equatorial apresentando temperatura média anual variando entre 22 °C a 32 °C, índices de umidade relativa em torno de 85% (SOUZA *et al.*,

2017). Portanto, o estado apresenta variáveis climáticas importantes como precipitação e temperatura para incidência em doenças de transmissão vetorial. Nesse contexto, condicionantes sociais, econômicas e ambientais agem como limitante a expansão do vetor, bem como na dinâmica da sua distribuição espacial e temporal (MORIN *et al.* 2013; NAISH *et al.*, 2014; EBI; NEALON, 2016).

A princípio, foram considerados 34 indicadores para o cálculo do IVD pela aplicação da análise fatorial, porém adotando os critérios de adequabilidade, reduziu-se, ainda, o conjunto de dados para 20 indicadores, sendo removidos 8 indicadores diretamente relacionados com a dengue e 6 indicadores retirados do modelo estatístico por apresentarem baixo valor de comunalidade ( $h^2 < 0,60$ ), foram os seguintes, DSANIT, DPMD, DEM, DESG, INV\_SAN e LEIT\_INT.

No modelo foram obtidos o valor do Teste KMO igual a 0,79, que indica a adequação do conjunto de dados à técnica, e o nível de significância do Teste de Bartlett ( $p < 0,001$ ), que indica a rejeição da hipótese de que as variâncias são iguais, o que permitiu a utilização da análise fatorial para a extração dos fatores e a estimação dos escores fatoriais. Tanto Hair *et al.* (2009) sugere que a extração de fatores deve continuar até o pesquisador captar, pelo menos, 60% da variância. Finalmente, foi analisada a matriz anti-imagem do modelo, pois quanto mais próximo de um o valor da MMA, mais adequada é a utilização da técnica, conforme Tabela 1.

O modelo resultou em 6 (seis) fatores que explicam 84,5% da variância total do conjunto de dados. Diante do exposto, os agrupamentos dos indicadores em estudo foram os seguintes: o Fator 1 (26,5%) com maior representação foi denominado dimensão “socioeconômica”, o Fator 2 (17,8%) explica a dimensão “climática”, o Fator 3 (12,6%) explica a dimensão “demográfica”, o Fator 4 (11,8%) explica a “saúde”, o Fator 5 (8,2%) explica a dimensão “uso e cobertura da terra” e o Fator 6 (7,7%) explica a dimensão “ambiental”.



Variáveis	Cargas fatoriais rotativas (Varimax)						h2	Cargas fatoriais rotativas	MSA
	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	Fator 5	Fator 6			
TEMPMED	-0,121	<b>0,972</b>	-0,138	0,028	-0,019	0,004	0,979	0,972	,642a
TEMPMAX	-0,087	<b>0,959</b>	-0,139	0,036	-0,011	-0,053	0,951	0,959	,667a
TEMPMIN	-0,096	<b>0,936</b>	-0,098	0,021	0,013	0,117	0,910	0,936	,725a
PRECACUM	0,079	-0,439	0,039	0,206	0,412	<b>0,610</b>	0,784	0,610	,750a
DESAST	-0,017	-0,144	0,139	-0,022	-0,004	<b>-0,906</b>	0,862	-0,906	,550a
DESFLO	0,033	-0,007	0,034	0,133	<b>-0,868</b>	-0,113	0,786	-0,868	,590a
TANAL	<b>0,683</b>	0,184	0,209	0,108	-0,373	0,168	0,723	0,683	,827a
TINF	0,267	0,045	-0,011	<b>0,938</b>	-0,083	0,050	0,962	0,938	,683a
POB	<b>0,855</b>	-0,194	0,139	0,325	0,153	0,045	0,919	0,855	,801a
DEND	0,388	<b>-0,533</b>	0,505	0,094	0,347	0,219	0,867	-0,533	,893a
POP60	0,016	0,078	<b>-0,755</b>	0,303	0,418	-0,014	0,843	-0,755	,590a
POP05	0,537	-0,214	<b>0,631</b>	0,088	0,052	-0,030	0,744	0,631	,879a
TURB	<b>0,852</b>	-0,138	-0,072	0,112	-0,087	-0,016	0,770	0,852	,873a
EVN	0,296	0,049	-0,002	<b>0,933</b>	-0,077	0,049	0,968	0,933	,694a
REN	<b>0,830</b>	-0,139	0,073	0,342	0,143	0,121	0,865	0,830	,836a
PIB	<b>0,615</b>	-0,178	-0,024	0,417	0,197	0,345	0,742	0,615	<b>,941a</b>
EDU	<b>0,661</b>	0,042	0,467	0,039	-0,358	0,189	0,823	0,661	,855a
DSAA	<b>0,634</b>	-0,283	0,496	0,037	0,228	-0,020	0,782	0,634	,887a
DRSOL	<b>0,911</b>	-0,050	-0,011	0,087	-0,060	-0,173	0,873	0,911	,886a
CAB_ESF	-0,018	-0,173	<b>0,825</b>	0,082	0,050	-0,185	0,755	0,825	,744a
Autovalores	5,295	3,550	2,513	2,359	1,649	1,541	16,91	-	-
Variância Explicada pelo Fator (%)	26,477	17,752	12,567	11,794	8,246	7,703	84,54	-	-
Variância Acumulada (%)	26,477	44,229	56,796	68,589	76,836	84,539		-	-
Cargas Fatoriais	0,795	0,759	0,563	-0,433	-0,207	-0,575		-	-
Número de variáveis	8	4	3	2	1	2	20	-	-
Alfa de Cronbach	0,921	0,467	-0,748	0,997	-	-1,255	0,768	-	-

Measures of Sampling Adequacy (MSA); Extraction Method: Principal Component Analysis; Rotation Method: Varimax with Kaiser Normalization; Rotation converged in 6 iterations; Comunalidade final (h2).

Tabela 01 – Resultados estatísticos obtidos para seleção de fatores pelo método de componentes principais, rotação ortogonal pelo método varimax.

Fonte: Elaboração própria (2022).

A escolha das variáveis que compõem cada um dos fatores se deu a partir das cargas fatoriais, de forma que o Fator 1 com dimensão “socioeconômica”, com maior representatividade, adquiriu 8 (oito) cargas fatoriais significativas. Os resultados mostram

que alguns indicadores contribuíram de forma determinantes na formação do Fator 1, enfatizando as condições de vida das populações, sobretudo nas questões de pobreza, renda, urbanização, analfabetismo e manejo de resíduos sólidos, conforme apresentado na Tabela 01.

De acordo com os resultados do IVD, os municípios foram categorizados segundo os conceitos de vulnerabilidade socioambiental utilizados na pesquisa. Observa-se que 43 municípios (30%) foram classificados com “Baixa vulnerabilidade”, com valores variando na faixa de 0,483 a 0,262. Cerca de 57 municípios (40%) apresentaram valores com “Média vulnerabilidade” na faixa de 0,581 a 0,483. Com referência à “Alta vulnerabilidade”, destacaram-se 43 municípios (30%) distribuídos na faixa de 0,771 a 0,582, conforme Figura 03. Os resultados obtidos a partir do perfil que caracterizou o IVD apresentaram predominância de Média a Baixa vulnerabilidade socioambiental.

A Figura 04 ilustra o TID média por região de integração, período 2007-2017, de modo a comparar com os valores do IVD no mesmo período. Constatou-se que 66 municípios (46%) foram classificados com “Baixa incidência”, 47 municípios (33%) apresentaram valores com “Média incidência” e na categoria “Alta incidência”, identificou-se 30 municípios (21%). Os resultados obtidos do TID média apresentaram predominantemente de Média a Baixa.

Nos resultados do IVD destacaram-se os municípios classificados com “Alta vulnerabilidade socioambiental” por região, em ordem decrescente: Marajó (15/16 municípios ou 95%), Rio Capim (8/16 municípios ou 50%), Tocantins (8/11 municípios ou 36%), Rio Caeté (5/15 municípios ou 33%), Tapajós (2/6 municípios ou 33%), Araguaia (4/15 municípios ou 27%), Carajás (2/12 municípios ou 17%) e Guamá (3/18 municípios ou 17%).

Os municípios classificados com “Média vulnerabilidade” por região foram: Lago de Tucuruí (5/7 municípios ou 71%), Carajás (7/12 municípios ou 58%), Baixo Amazonas (6/12 municípios ou 50%), Araguaia (7/15 municípios ou 47%), Rio Caeté (7/15 municípios ou 47%), Tocantins (5/11 municípios ou 45%), Rio Capim (7/16 municípios ou 44%), Xingú (4/10 municípios ou 40%), Tapajós (2/6 municípios ou 33%), Guamá (5/18 municípios ou 28%), Guarajá (1/5 municípios ou 20%) e Marajó (1/16 municípios ou 6%).

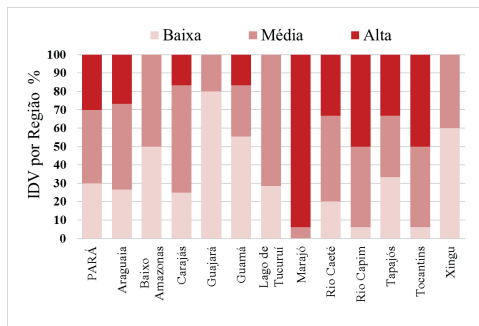


Figura 03 – Resultado do IVD por região de integração, período 2007-2017.

Fonte: Elaboração própria (2022).

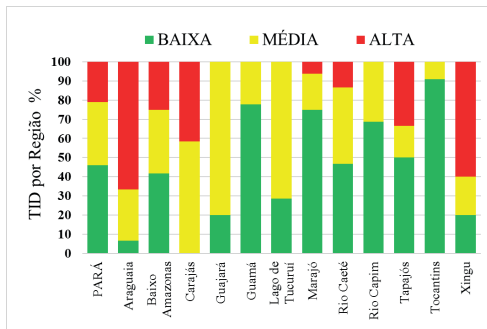


Figura 04 – Resultado do TID média por região de integração, período 2007-2017.

Fonte: Elaboração própria (2022).

Enquanto os municípios classificados com “Baixa vulnerabilidade” por região foram: Guarajá (4/5 municípios ou 80%), Xingú (6/10 municípios ou 60%), Guamá (10/18 municípios ou 56%), Baixo Amazonas (6/12 municípios ou 50%), Tapajós (2/6 municípios ou 33%), Lago de Tucuruí (2/7 municípios ou 29%), Araguaia (4/15 municípios ou 27%), Carajás (3/12 municípios ou 25%), Rio Caeté (3/15 municípios ou 20%), Tocantins (2/11 municípios ou 18%) e Rio Capim (1/16 municípios ou 6%).

Os resultados indicam que a maioria dos municípios da RI do Guajará (4 dos 5 municípios) foram os que mais se destacaram na classificação do IVD em “Baixa vulnerabilidade”, com variação decrescente de 0,411 a 0,262, foram evidência para os municípios: Belém (capital do estado), Benevides, Ananindeua e Santa Bárbara do Pará.

Os resultados apontam que a maioria dos municípios da RI do Marajó (10 dos 16 municípios) obteve a classificação de “Alta vulnerabilidade” do IVD, com variação decrescente de 0,771 a 0,619; foram destaque para os municípios: Cachoeira do Arari, Chaves, Ponta de Pedras, Melgaço, Santa Cruz do Arari, Anajás, Bagre, Currallinho, Afuá e Muaná.

A Figura 05 ilustra a distribuição espacial do IVD e da TID média no estado no período de 2007 a 2017, observa-se predominância do perfil de “Alta vulnerabilidade socioambiental” na RI do Marajó e Rio Capim, porém com predominância a classificação dos municípios em “Baixa incidência de dengue”. No Marajó o IVD demonstrou um cenário de alta susceptibilidade a ocorrência de dengue, porém atribui-se que tem seu impacto reduzido pelo fato da população possuir baixa mobilidade na região, dificuldades socioeconômicas e carência de serviços de saúde, sobretudo nas notificações de doenças compulsórias.

No outro extremo da análise tem-se a “Baixa vulnerabilidade socioambiental” na RI do Xingú e predominância a classificação dos municípios da região em “Alta incidência de dengue”, esse perfil indicou um cenário de baixa susceptibilidade a ocorrência de dengue,

porém atribui-se ao elevado impacto na população pela ocorrência de grandes obras e crescimento populacional no período analisado, porém, esse resultado pode não configurar a situação efetiva existente.

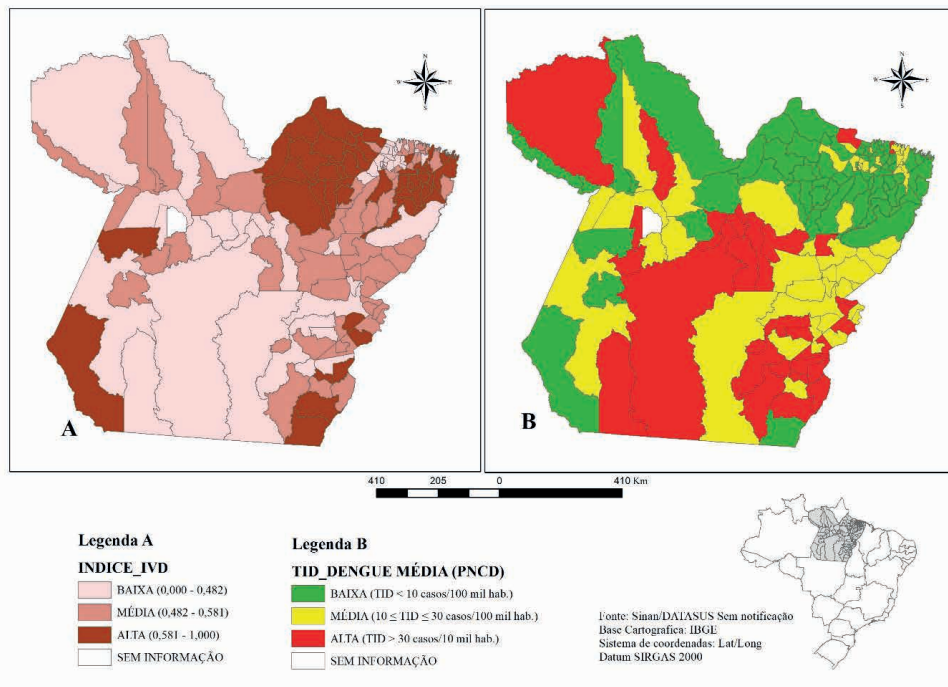


Figura 05 – Mapeamento do IVD e TID média (2007-2017) dos municípios na área em estudo.

Fonte: Elaboração própria (2022).

A Figura 6 apresenta o resultado do Moran Map para o IVD e a TID média no mesmo período. A análise bivariada apresentou uma autocorrelação negativa, com o valor igual a - 0,409, indicando que municípios com alta (ou baixa) frequência do IDV e alta (ou baixa) frequência das TID estiveram espacialmente associados a outros municípios de mesmo perfil.

A autocorrelação espacial entre TID vs. IVD no estado do Pará foi significativa ( $p < 0,05$ ) para 48 municípios, o que indica a rejeição da hipótese nula de independência espacial. Verifica-se que apenas um município se mostra significativo para o padrão espacial alto-alto no caso Portel (RI Marajó), ou seja, municípios que apresentaram “Alta vulnerabilidade” também apresentaram elevação nos valores da TID. No entanto, dois municípios referiram-se ao padrão baixo-baixo: Jacareacanga (RI Tapajós) e Limoeiro do Ajuru (RI Tocantins). Para o padrão baixo-alto, foram classificados 21 municípios, a maior porção localizada na região Marajó e Baixo Tocantins, ainda a menor porção na RI do Xingu e Tocantins. Por fim, no padrão alto-baixo apresentaram-se 24 municípios, a maioria

situada na região de Araguaia e Carajás, porém a menor porção na RI do Xingu, Tocantins e Rio Capim. Os resultados do Moran Map também apontaram que 96 municípios não apresentaram valores estatisticamente significativos.

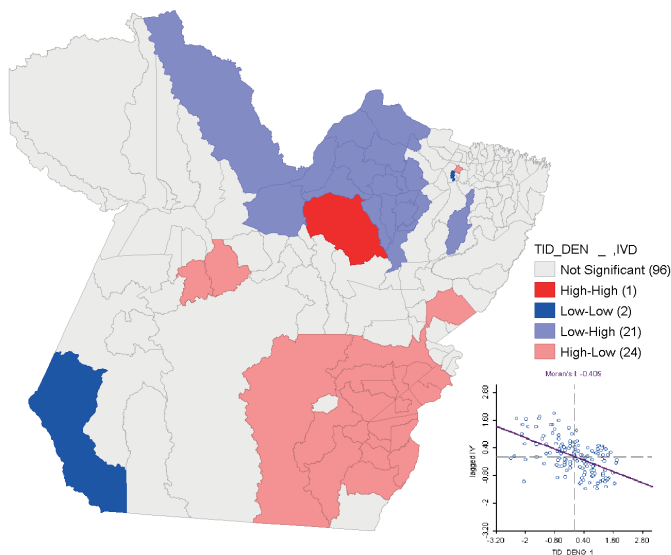


Figura 6 – Mapeamento de Moran Map do IVD e TID média (2007-2017) dos municípios paraenses.

Fonte: Elaboração própria (2022).

O estudo apresentou relevantes informações sobre a dengue para a elaboração de diretrizes para o Plano de Contingência para o enfrentamento da Dengue nas regiões de integração do estado do Pará. Portanto, os achados da pesquisa podem auxiliar no desenvolvimento de estratégias de prevenção e controle da doença, direcionadas para as regiões ou grupos de municípios com “Alta vulnerabilidade socioambiental” ou “Alta incidência da dengue”, principalmente em áreas identificadas com risco de surtos da doença.

## CONCLUSÕES

Para tanto, o desenvolvimento de ferramentas para medir o grau de vulnerabilidade socioambiental da população por meio de indicadores sintéticos visando analisar como os diversos sistemas estudados, se torna necessário para orientar políticas públicas e tomada de decisão nos municípios. A análise fatorial mostrou-se o método de agregação de índice adequado para mensurar o grau de vulnerabilidade socioambiental para o enfrentamento da dengue.

Os resultados do IVD apresentaram-se satisfatórios no mapeamento das áreas mais vulneráveis, pois observou-se que 43 municípios (30%) foram classificados com

“Baixa vulnerabilidade”, 57 municípios (40%) apresentaram “Média vulnerabilidade” e 43 municípios (30%) com “Alta vulnerabilidade”. Os resultados obtidos a partir do perfil que caracterizou o IVD apresentaram predominância de Média a Baixa. Em vista as análises obtidas do IVD, pode-se constatar que o mesmo pode ser utilizado como ferramenta importante para gestão da vigilância em saúde da dengue na região amazônica, com potencial de ser aplicado em outras regiões do Brasil com ocorrência da doença. Os achados também sinalizam que as ações de prevenção e controle da dengue devem ser interligadas no estado, visando a efetividade do controle entomológico dos vetores e epidemiológico da dengue, incluindo a educação em saúde para o engajamento da população no planejamento dessas ações no município.

Em vista das análises apresentadas, os resultados aqui explanados podem contribuir com informações importantes para os gestores públicos (estadual e municipal) que compartilham a responsabilidade pelo controle da dengue, principalmente na elaboração de diretrizes para os Plano de Contingência para o enfrentamento da Dengue e outras doenças, como Chikungunya e Zika, no âmbito estadual e municipal, visando a prevenção e o controle dos processos epidêmicos, bem como a redução de internações e óbitos.

## REFERÊNCIAS

BOHM, A. W. *et al.* Tendência da incidência de dengue no Brasil, 2002-2012. **Epidemiologia e Serviços de Saúde**, Brasília, DF, v. 25, n. 4, p. 725-733, 2016.

BRASIL. Ministério da Saúde. Fundação Nacional de Saúde. Programa Nacional de Controle da Dengue. Brasília, DF: Ministério da Saúde, 2002.

BRASIL. Ministério da Saúde. Plano de Contingência Nacional para Epidemias de Dengue. Brasília, DF, 2015. Disponível em: <https://bit.ly/3vA5pnJ>. Acesso em: 13 jun. 2019.

CHAVES, A. F. F. *et al.* Ambiente e saúde: prioridades nos estados da Amazônia Legal. **Enciclopédia Biosfera**, Goiás, v. 9, p. 2241-2258, 2013.

CHAVES, E. C. *et al.* Condições de vida populacional e incidência de dengue no estado do Pará, Brasil. **Pará Research Medical Journal**, Belém, v. 2, n. 1-4, 2018. Disponível em: <https://bit.ly/35uTzAG>. Acesso em: 10 dez. 2017.

CORRÊA, J. A. J. *et al.* Associação entre a precipitação pluviométrica e a incidência de dengue em sete municípios do estado do Pará. **Revista Brasileira de Geografia Física**, Rio de Janeiro, v. 9, n. 7, p. 2264-2276, 2016.

CUTTER, S. L. A ciência da vulnerabilidade: modelos, métodos e indicadores. **Revista Crítica de Ciências Sociais**, Coimbra, v. 93, n. 1, p. 59-69, 2011.

DILON, W.R.; GOLDSTEIN, M. *Multivariate Analysis: methods and applications*. New York: John Wiley & Son, 1984.

EBI, K.; NEALON, J. Dengue in a changing climate. **Environmental Research**, San Diego, v. 151, p. 115-123, 2016.

FIELD, A. **Descobrimos a estatística usando o SPSS**. 2. ed. Porto Alegre: Artmed, 2009.

FERREIRA FILHO, D. F. *et al.* 2020. Análise pluviométrica no estado do Pará: comparação entre dados obtidos de estações pluviométricas e do satélite GPCC. **Revista Brasileira de Climatologia**, Curitiba, v. 26, 2020.

GUO, C. *et al.* Global Epidemiology of Dengue Outbreaks in 1990–2015: A Systematic Review and Meta-Analysis. **Frontiers in Cellular and Infection Microbiology**, Switzerland, v. 7, n. 317, 2017.

HAIR, J. F. *et al.* **Análise multivariada de dados**. 6. ed. Porto Alegre: Bookman, 2009.

IBGE. **Censo Demográfico de 2010**: resultados do universo. Brasília, DF, 2010. Disponível em: [http://downloads.ibge.gov.br/downloads\\_estatisticas.htm](http://downloads.ibge.gov.br/downloads_estatisticas.htm). Acesso em: 10 nov. 2016.

IBGE. **Cidades@**: Santos. Brasília, DF: IBGE, 2010. Disponível em: <https://bit.ly/3sC1bu9>. Acesso em: 12 jan. 2017.

IPCC. **Climate Change 2007**: the physical science basis. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge: Cambridge University Press, 2007.

IPEA. **Atlas do desenvolvimento humano nos municípios brasileiros**. Brasília, DF: IPEA, 2015. Disponível em: <http://ivs.ipea.gov.br/index.php/pt/>. Acesso em: 23 maio 2017.

MENEZES, J. A. *et al.* Mapping human vulnerability to climate change in the Brazilian Amazon: The construction of a municipal vulnerability index. **PLOS One**, San Francisco, v. 13, n. 2, 2018.

MORIN, C. W. *et al.* Climate and Dengue Transmission: Evidence and Implications. **Environmental Health Perspectives**, Research Triangle Park, v. 121, n. 11-12, p. 1264-1272, 2013.

MORAES, B. C. *et al.* Climatologia da precipitação na Amazônia. **Revista Brasileira de Geografia Física**, Rio de Janeiro, v. 8, n. 5, p. 1359-1373, 2015.

MORAES, B. C. *et al.* Sazonalidade nas notificações de dengue das capitais da Amazônia e os impactos do El Niño/La Niña. **Cadernos de Saúde Pública**, Rio de Janeiro, v. 35, n. 9, 2019.

MURRAY, N. E. A. *et al.* Epidemiology of Dengue: Past, Present and Future Prospects. **Clinical Epidemiology**, New York, v. 5, p. 299-309, 2013.

NAISH, S. *et al.* Climate change and dengue: a critical and systematic review of quantitative modelling approaches. **BMC Infectious Diseases**, London, v. 14, n. 1, 2014.

LÉLIS Félix da Silva; *et al.* Dimensões do Uso e Cobertura da Terra nas Mesorregiões do Estado do Pará. **Espacios**. Vol. 37 (Nº 05) Año 2016. Pág. 5. ISSN 070981015. Disponível em: <https://www.revistaespacios.com/a16v37n05/16370505.html>

LINDOSO, D. P. Vulnerabilidade e resiliência: potenciais, convergências e limitações na pesquisa interdisciplinar. **Ambiente & Sociedade**, São Paulo, v. 20, n. 4, p. 127-144, 2017. Disponível em: <https://bit.ly/3hAJG7a>. Acesso em: 18 jan. 2021.

PARÁ. Decreto nº 1.066, de 19 de junho de 2008. Dispõe sobre a regionalização do Estado do Pará e dá outras providências. **Diário Oficial do Estado do Pará**, Belém, 2008. Disponível em: <https://bit.ly/35tLZ9v>. Acesso em: 15 ago. 2017.

PARÁ. Secretaria do Estado do Pará. Coordenação de Vigilância em Saúde. Departamento de Controle de Doenças Transmissíveis. **Plano Estadual para a Prevenção e Controle de Epidemias de Dengue**. Belém, 2015.

PARENTE, A. T. *et al.* A ocorrência de malária em quatro municípios do estado do Pará, de 1988 a 2005, e sua relação com o desmatamento. **Acta Amazônica**, Manaus, v. 42, n. 1, p. 41-48, 2012. Disponível em: <https://bit.ly/3psVYmr>. Acesso em: 11 jan. 2021.

PAHO. **Alerta epidemiológico**: dengue nas Américas. [S. l.], 2017. Disponível em: <https://bit.ly/3IDrV2N>. Acesso em: 10 jun. 2016.

SANTOS, M. R. S. *et al.* Vulnerabilidade e mudanças climáticas: análise socioambiental em uma mesorregião da Amazônia. **Revista Ambiental & Água**, Taubaté, v. 12, n. 5, p. 842-854, 2017.

SANTOS, R. B. *et al.* Construção e aplicação de um índice de vulnerabilidade humana à mudança do clima para o contexto brasileiro: a experiência do estado do Espírito Santo. **Saúde e Sociedade**, São Paulo, v. 28, n. 1, p. 299-321, 2019. Disponível em: <https://bit.ly/3hCiXal>. Acesso em: 17 jan. 2021.

SOUZA, M. L. A. *et al.* Bayesian estimates for the mapping of dengue hotspots and estimation of the risk of disease epidemic in Northeast Brazil. **Urban Climate**, Netherlands, v. 26, p. 198-211, 2018.

SOUZA, E. B. Padrões Climatológicos e Tendências da Precipitação Nos Regimes Chuvoso E Seco Da Amazônia Oriental. *Revista Brasileira de Climatologia*, Curitiba, v. 21, 2017.

SINAN. Notificações registradas no Sistema de Informação de Agravos de Notificação Pará. Brasília, DF: Ministério da Saúde, 2017. Disponível em: <https://bit.ly/3vvkHdD>. Acesso em: 10 jan. 2019.

WHO. Global Strategy for Dengue Prevention and Control, 2012-2020. Geneva: WHO, 2012.

WHO. Estimated number of dengue infections each year. Geneva: WHO, 2016. Disponível em: <https://bit.ly/3ICQflq>. Acesso em: 21 fev. 2018.