

UFPA

PPGEC

Universidade Federal do Pará



Luiza de Nazaré Almeida Lopes

ÍNDICE DE VULNERABILIDADE SOCIOAMBIENTAL PARA O ENFRENTAMENTO DA DENGUE NO ESTADO DO PARÁ

TESE DE DOUTORADO

Instituto de Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil

Tese orientada Dra. Luiza Carla Girard Mendes Teixeira, Ph.D

Belém-Pará
2022

LUIZA DE NAZARÉ ALMEIDA LOPES

**ÍNDICE DE VULNERABILIDADE SOCIOAMBIENTAL PARA O
ENFRENTAMENTO DA DENGUE NO ESTADO DO PARÁ**

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Civil (PPGEC-ITEC), da Universidade Federal do Pará, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Doutor em Engenharia Civil.

Área de concentração: Engenharia Hídrica.

Linha de pesquisa: Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental.

Orientadora: Profa. Dra. Luiza Carla Girard Mendes Teixeira, Ph.D.

Belém-Pará
2022

**Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP) de acordo com ISBD
Sistema de Bibliotecas da Universidade Federal do Pará
Gerada automaticamente pelo módulo Ficat, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)**

L864i Lopes, Luiza de Nazaré Almeida.
Índice de Vulnerabilidade Socioambiental para o
Enfrentamento da Dengue do Estado do Pará / Luiza de Nazaré
Almeida Lopes. — 2022.
301 f. : il. color.

Orientador(a): Prof^ª. Dra. Luiza Carla Girard Mendes Teixeira
Tese (Doutorado) - Universidade Federal do Pará, Instituto de
Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil,
Belém, 2022.

1. Vulnerabilidade socioambiental. 2. Dengue. 3. Análise
multivariada. 4. Indicadores. 5. Índice. I. Título.

CDD 628



ÍNDICE DE VULNERABILIDADE SOCIOAMBIENTAL PARA O ENFRENTAMENTO DA DENGUE NO ESTADO DO PARÁ

AUTORA:

LUIZA DE NAZARÉ ALMEIDA LOPES

TESE SUBMETIDA À BANCA EXAMINADORA APROVADA PELO COLEGIADO DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL DO INSTITUTO DE TECNOLOGIA DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ, COMO REQUISITO PARA OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTORA EM ENGENHARIA CIVIL NA ÁREA DE RECURSOS HÍDRICOS E SANEAMENTO AMBIENTAL.

APROVADO EM: 28 / 04 / 2022.

BANCA EXAMINADORA:

Prof. Dra. Luíza Carla Girard Mendes Teixeira
Orientadora (UFPA)

Prof. Dr. Luís Gustavo de Lima Sales
Membro Externo (UFCG)

Prof. Dr. Junior Hiroyuki Ishihara
Membro Externo (UFPA)

Prof. Dr. Lindemberg Lima Fernandes
Membro Interno (UFPA)

Visto:

Prof. Dr. Marcelo de Souza Picanço
Coordenador do PPGEC / ITEC / UFPA

Dedico este trabalho à minha família, com todo meu amor e gratidão, pela paciência, ternura e afetuosa convivência, sobretudo pelo incentivo para finalização desta tese.

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao meu Deus pelo dom da vida, pela querida família, pelos amigos e pelo seu eterno amor. Ensinou-me nesta trajetória a ter sabedoria e paciência para superar as adversidades da vida, sobretudo, a abraçar as novas amizades e as boas oportunidades no meu caminho. Presenteou-me ainda com o doce amor e o conforto da mãezinha de Nazaré.

Agradeço aos meus pais por todo o amor, dedicação e esforço a minha educação: José Alipio e Liduina, gratidão pelos ensinamentos, direcionamentos valiosos e a ternura com meu filho Eduardo. Aos meus queridos avós Balbina, José Rodrigues (*in memoriam*) e Luiza Leão (*in memoriam*) gratidão pelo amor e apoio incondicional. Aos meus irmãos, sogra, cunhado e cunhada, sobrinho e sobrinhas pelo carinho. Meus agradecimentos ao meu esposo pela compreensão, carinho e companhia: Marcelo Pureza. Agradeço ainda o amor, o afeto e a alegria do meu filho Eduardo que me inspira a buscar sempre o melhor para a nossa família. És minha fonte eterna de amor!

Agradeço especialmente à minha querida orientadora Dr^a Luiza Girard pelo acolhimento, orientação, incentivo e ensinamentos necessários à construção deste trabalho. Obrigada pela confiança, compreensão, força e amizade construída nesta jornada desde a graduação e, de forma particular, no direcionamento para elaboração desta tese.

Agradeço à UFPA pela oportunidade de realizar um doutorado, especialmente pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, aos professores e coordenadores durante o período de realização do doutoramento, Dr. Claudio Blanco, Dr. Dênio Oliveira, Dr. Marcelo Picanço e à querida Sanny de Assis pelo acolhimento e orientações acadêmicas. Agradeço aos professores da banca de defesa desta tese: Dr. Hélio Almeida (*in memoriam*), Dr. Lindemberg Fernandes, Dr. Junior Ishihara e Dr. Luís Gustavo Sales, pelas contribuições importantes na melhoria deste trabalho e ampliação dos meus horizontes de conhecimento que colaboraram com a minha formação.

Agradeço ao Campus Tucuruí da IFPA, pela aceitação do afastamento à realização desta tese. Agradeço a colaboração da direção do Campus durante o período de realização do doutoramento, especialmente aos professores Raimundo Sanches e Anderson Barbosa. Agradecimentos também, a todos os meus colegas de profissão da Coordenação do Curso de

Saneamento e Meio Ambiente, de maneira especial pelas professoras Neusa Fernandes, Devanilda Ranieri e Adriana Albuquerque pela amizade, experiências e motivações nesta trajetória.

Agradeço aos amigos da minha turma de doutorado (2015) e os Grupos de Pesquisa vinculados neste curso pelo apoio, amizade, motivações e troca de experiências, especialmente: Leticia, Daniele, Vânia, Nazaré Alves e Diego. Aos amigos da Universidade Federal do Pará pelo apoio na coleta de dados, orientações estatísticas e revisões durante a construção da tese: Miguel, Feitosa, Soralene, Bruno, Paula, Edkeyse, Bruna Lira e Juliane Chaves.

Agradeço as instituições que contribuíram para elaboração deste estudo, de maneira especial a diretoria do Núcleo de Endemias da SESPA, pela disponibilidade dos dados de dengue no Pará e pelas informações relevantes prestadas pelas servidoras Heloisa Silva e Aline Carneiro.

Por fim, agradeço a todos que de alguma maneira cooperaram direta ou indiretamente para a realização deste trabalho acadêmico.

“Cada descoberta nova da ciência é uma porta nova pela qual encontro mais uma vez Deus, o autor dela.”

Albert Einstein

RESUMO

A dengue é uma das doenças tropicais negligenciadas importante para a saúde pública do Brasil, pois inspira atenção pelo aumento da incidência de casos influenciados por macro e microfatores que proporcionam condições favoráveis para a expansão dos mosquitos vetores e transmissão do vírus da dengue (DENV). A pesquisa propõe o estudo ecológico da dengue e a construção de um Índice de Vulnerabilidade Socioambiental da Dengue (IVD) para análise de 143 municípios do estado do Pará. O delineamento do IVD considerou a seleção de 34 indicadores das três componentes fundamentais do conceito de vulnerabilidade: exposição, sensibilidade e capacidade adaptativa. 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. Na pesquisa foram considerados 184 mil casos de dengue, sendo que 92 mil evoluíram para internação hospitalar pelo SUS, no período de 2001 a 2017. O perfil epidemiológico da dengue indicou um comportamento sazonal da doença, ocorrendo, principalmente, no trimestre de janeiro à março. Para a construção do IVD, considerou o período de 2007 a 2017, nos resultados do mapeamento observou-se que 43 municípios (30%) foram classificados com “Baixa vulnerabilidade”, com valores variando na faixa de 0,483 a 0,262. Nos resultados os 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. Os indicadores que mais influenciaram no resultado do índice foi o fator “socioeconômico” das populações, sobretudo relacionado a pobreza, renda, urbanização, analfabetismo e manejo de resíduos sólidos. A partir da aplicação do IVD, pode-se afirmar que o mesmo pode ser utilizado como ferramenta relevante para a gestão da vigilância em saúde da dengue nos municípios da região amazônica, com potencial de ser estudado em outras regiões do Brasil.

Palavras-chave: Vulnerabilidade socioambiental; Dengue; Análise multivariada; Indicadores; Índice.

ABSTRACT

Dengue is one of the neglected tropical diseases that is important for public health in Brazil, as it inspires attention due to the increased incidence of cases influenced by macro and microfactors that provide favorable conditions for the expansion of mosquito vectors and transmission of the dengue virus (DENV). The research proposes the ecological study of dengue and the construction of a Dengue Socio-environmental Vulnerability Index (IVD) to analyze 143 municipalities in the state of Pará. The IVD design considered the selection of 34 indicators of the three fundamental components of the vulnerability concept: exposure, sensitivity and adaptive capacity. The methodology consisted of the following steps: (i) selection and grouping of indicators; (ii) definition of indicators; (iii) statistical treatments; (iv) calculation of the index by multivariate analysis; (v) index normalization; and (vi) index classification using the percentile technique. In the survey, 184,000 cases of dengue were considered, of which 92,000 progressed to hospitalization by the SUS, in the period from 2001 to 2017. The epidemiological profile of dengue indicated a seasonal behavior of the disease, occurring mainly in the quarter from January to March. For the construction of the IVD, the period from 2007 to 2017 was considered, in the mapping 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 indicators that most influenced the result of the index was the "socioeconomic" factor of the populations, especially related to poverty, income, urbanization, illiteracy and solid waste management. From the application of the IVD, it can be stated that it can be used as a relevant tool for the management of dengue health surveillance in the municipalities of the Amazon region, with the potential to be studied in other regions of Brazil.

Keywords: Socio-environmental vulnerability; Dengue; Multivariate analysis; Indicators; Index.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – O ciclo urbano do vírus da dengue em humanos	35
Figura 2 – Modelo conceitual das relações (vetor, homem e vírus).....	37
Figura 3 – Áreas no mundo com casos confirmados ou suspeitos de dengue, 2010 – 2016..	41
Figura 4 – Expansão da área de transmissão da dengue no Brasil em taxas de incidência (mais de 300 casos por 100 mil habitantes), 2001 a 2012.	46
Figura 5 – Taxa de incidência de dengue nas regiões do Brasil (casos por 100.000 habitantes), período 2001 a 2017.	48
Figura 6 – Taxa de incidência de dengue nas regiões do Brasil (casos por 10.000 habitantes), período 2001 a 2017.	56
Figura 7 – Áreas do mundo onde a dengue foi notificada em 2013.....	73
Figura 8 – Normal Climatológica de precipitação média acumulada no ano (mm) no Brasil, período de 1981 a 2010.	79
Figura 9 – Normal Climatológica de temperatura máxima no ano (°C) no Brasil, período de 1981 a 2010.	80
Figura 10 – Normal Climatológica de temperatura mínima no ano (°C) No Brasil, período de 1981 a 2010.	80
Figura 11 – Classificação da Zona climática do Brasil, segundo critérios de Köppen.	81
Figura 12 – Localização das regiões pluviométricamente homogêneas e precipitação média	86
Figura 13 – Processos e caminhos pelos quais as mudanças climáticas influenciam a saúde.....	94
Figura 14 – Dimensões do estudo da vulnerabilidade.....	97
Figura 15 – Estrutura representativa para definição da vulnerabilidade.	99
Figura 16 – Modelo conceitual adotado para análise de vulnerabilidade.....	101
Figura 17 – Pirâmide de informações.....	102
Figura 18 – Regiões de Integração do estado do Pará.....	116
Figura 19 – Delineamento da pesquisa.....	139
Figura 20 – Esquema metodológico da seleção dos indicadores da pesquisa para compor o IVD.....	141
Figura 21 – Fluxograma das etapas do processamento da imagem para obtenção dos dados climáticos.....	157
Figura 22 – Fluxograma do estudo ecológico da dengue.	160
Figura 23 – Fluxograma das etapas para construção do modelo estatístico da pesquisa.	172
Figura 24 – Taxa de incidência de dengue, Taxa de internação e óbitos da doença nas regiões de integração.....	186
Figura 25 – Distribuição anual dos sorotipos circulantes da dengue no estado do Pará.	188

Figura 26 – Distribuição espacial e temporal da TID nos municípios paraenses, no período de 2001 a 2017.	189
Figura 27 – Frequência de classificação da TID média dos municípios paraenses, no período de 2001 a 2017.	191
Figura 28 – Casos de dengue mensal no Pará, no período de 2001-2017.	193
Figura 29 – Frequência sazonal de casos de dengue por região de integração, no período 2001 a 2017.	194
Figura 30 – Casos de internação de dengue mensal no Pará, no período de 2001-2017.	195
Figura 31 – Frequência sazonais de internação de dengue por região de integração, no período 2001 a 2017.	196
Figura 32 – Distribuição espacial do Índice de Infestação Predial nos municípios do Pará, no período de 2003 a 2017.	198
Figura 33 – Frequência dos municípios que participaram do LIRa e os tipos de criadouros de <i>Aedes aegypti</i> identificados na pesquisa, no período de 2003 a 2017.	199
Figura 34 – Tendência da série temporal de casos de dengue para o Brasil, Norte e Pará (período de 2001-2017).	204
Figura 35 – Espacialização da tendência da série temporal da TID média (por 10.000 hab.) nos municípios do Pará, no período de 2001 a 2017.	206
Figura 36 – Frequência das classes da TID média e a Tendência da TID média nos municípios, no período de 2001 a 2017.	207
Figura 37 – Precipitação média anual estimada na área de estudo, com anos atípicos (EN = El Niño; LN = La Niña), no período de 2001-2017.	211
Figura 38 – Distribuição espacial da precipitação média estimada na área de estudo, no período de 2001 a 2017.	212
Figura 39 – Variação mensal de precipitação média do estado do Pará, compreende os períodos de 2001-2017.	213
Figura 40 – Precipitações mensais média no estado do Pará, período de 2001-2017.	214
Figura 41 – Temperatura média anual (°C) estimada na área de estudo, no período de 2001-2017.	215
Figura 42 – Distribuição espacial da temperatura média estimada na área de estudo, no período de 2001 a 2017.	216
Figura 43 – Variação mensal de temperatura média no estado do Pará, compreende o período de 2001-2017.	217
Figura 44 – Distribuição temporal das variáveis padronizadas de incidência da dengue, internações, temperatura média e precipitação média, no período 2001-2017. ...	219
Figura 45 – Gráfico Boxplot dos indicadores originais utilizados no estudo, exceto temperatura média (TEMP MED) e leito para internação (LEIT_INT).	225
Figura 46 – Indicadores normalizados utilizados no estudo, exceto temperatura média (TEMP MED) e leito para internação (LEIT_INT).	226

Figura 47 – Correlograma dos indicadores padronizados utilizadas no estudo.	229
Figura 48 – Scree-plot (Autovalor vs Fator) para M(26)	234
Figura 49 – Scree-plot (Autovalor vs Fator) para M(20)	234
Figura 50 – Resultado do IVD por região de integração, período 2007-2017.	247
Figura 51 – Resultado do TID média por região de integração, período 2007-2017.....	247
Figura 52 – Mapeamento do IVD e TID média (2007-2017) dos municípios na área em estudo.	250
Figura 53 – Resultado do IVD e TID média por região do estado do Pará, no período de 2007 a 2017.	251
Figura 54 – Mapeamento de Moran Map do IVD e TID média (2007-2017) dos municípios na área em estudo.	254

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Classificações de dengue utilizadas no Brasil.	38
Quadro 2 – Principais eventos relacionados à dengue no Brasil.	44
Quadro 3 – Cronologia dos programas de prevenção e controle da dengue no Brasil.....	50
Quadro 4 – Estudos de componentes de custos diretos ou indiretos da dengue.....	65
Quadro 5 – Estudos de custo-efetividade da vacinação contra a dengue no Brasil.....	69
Quadro 6 – Estudos sobre o efeito da temperatura sobre o ciclo de vida do mosquito <i>Aedes aegypti</i> no Brasil e no mundo.	71
Quadro 7 – Estudos publicados sobre a incidência da doença dengue e variáveis meteorológicas nas cidades do Brasil.....	75
Quadro 8 – Evolução dos modelos de índices de vulnerabilidade sob a perspectiva socioambiental e das condições climáticas no Brasil.....	106
Quadro 9 – Descrição do conjunto de indicadores da componente exposição.....	142
Quadro 10 – Descrição do conjunto de indicadores da componente sensibilidade, somente pobreza e sociodemográfica.....	143
Quadro 11 – Descrição do conjunto de indicadores da componente sensibilidade da dengue (epidemiologia e entomológico).....	145
Quadro 12 – Descrição do conjunto de indicadores da componente capacidade adaptativa.	147
Quadro 13 – Indicadores de custos da dengue nos municípios.	163
Quadro 14 – Principais estatísticas para adequabilidade da análise fatorial.	177

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Número de casos notificados de dengue que evoluíram para internação hospitalar e óbitos dengue no Pará, dias internado, custo da internação e Óbitos, no período de 2001 a 2017.	59
Tabela 2 – Características socioeconômicas e demográficas das Regiões de Integração do Pará.	118
Tabela 3 – Características ambientais das Regiões de Integração do Pará.	123
Tabela 4 – Uso e cobertura do solo por classe para o estado do Pará, referente aos anos de 2004 e 2014.	124
Tabela 5 – Características socioeconômicas e demográficas das Regiões de Integração do Pará.	135
Tabela 6 – Características ambientais das Regiões de Integração do Pará.	136
Tabela 7 – Característica habitação, saneamento e saúde das Regiões de Integração do Pará.	137
Tabela 8 – Matriz de identificação dos riscos de ocorrência da dengue.	170
Tabela 9 – Custos totais no manejo da dengue no estado do Pará, no período de 2001 a 2017.	200
Tabela 10 – Custos totais no manejo da dengue por região de integração, no estado do Pará.	201
Tabela 11 – Teste de Mann-Kendall para casos de dengue no Brasil, Norte e Pará (período de 2001-2017).	204
Tabela 12 – Teste de Mann-Kendall para casos de internação de dengue no Brasil, Norte e Pará (período de 2001-2017).	205
Tabela 13 – Classificação de risco de ocorrência da dengue nos municípios do Pará com tendência significativa, no período de 2001 a 2017.	207
Tabela 14 – Classificação de risco de ocorrência da dengue nos municípios do Pará sem tendência significativa, no período de 2001 a 2017.	209
Tabela 15 – Teste de Kolmogorov-Smirnov das variáveis de dengue e clima.	220
Tabela 16 – Correlação de Spearman de casos de dengue entre as variáveis de precipitação média, temperatura média e internação de dengue, no período 2001 a 2017.	221
Tabela 17 – Descrição da média dos indicadores de vulnerabilidade socioambiental selecionados para compor o modelo do índice no estudo, período de 2007 a 2017.	227
Tabela 18 – Teste Alfa de Cronbach utilizado nos modelos estatísticos.	230
Tabela 19 – Matriz de Correlação de Pearson dos indicadores padronizados utilizados na pesquisa.	232
Tabela 20 – Teste de KMO e Teste de Bartlett utilizado nos modelos estatísticos.	233
Tabela 21 – Total da Variância Explicada obtida dos modelos estatísticos.	233
Tabela 22 – Resultados estatísticos obtidos do modelo M(26).	236

Tabela 23 – Resultados estatísticos obtidos do modelo M(20).	239
Tabela 24 – Regressão Múltipla obtida dos modelos estatísticos.	243
Tabela 25 – Regressão Fatorial obtida dos modelos estatísticos.....	244
Tabela 26 – Resultado da Regressão Fatorial obtida do M(26)	245
Tabela 27 – Resultado da Regressão Fatorial obtida do M(20)	246
Tabela 28 – Ranking do IVD de vinte municípios com menor vulneráveis na área de estudo.....	248
Tabela 29 – Ranking do IDV de municípios com maior vulneráveis na área de estudo.....	249

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ACE	Agentes de Controle de Endemias
ACP	Análise dos Componentes Principais
ACS	Agentes Comunitários de Saúde
AF	Análise Fatorial
AFC	Assistência Financeira Complementar
AHP	<i>Analytic Hierarchy Process</i>
ANVISA	Agência Nacional de Vigilância Sanitária
APS	Atenção Primária à Saúde
BTS	<i>Bartlett Test of Sphericity</i>
CA	Capacidade Adaptativa
CAMB	Custo com Atendimentos Ambulatoriais
CDD	Custo Direto da Dengue
CERES	Sensor de energia radiante nas nuvens e na Terra
CGU	Controladoria-Geral da União
CHIKV	Vírus Chikungunya
CHOSP	Custo de Internação Hospitalar
CID-10	Classificação Internacional de Doenças
CID	Custo Indireto da Dengue
CMAP	<i>Climate Prediction Center Merged Analysis of Precipitation</i>
CNES	Cadastro Nacional de Estabelecimento de Saúde
CNS	Conselho Nacional de Saúde
CPC	<i>Climate Prediction Center</i>
CPTEC	Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos
DALYs	<i>Disability-Adjusted Life Year</i>
DATASUS	Departamento de Informática do SUS
DENV	Vírus da dengue
DENV-1	Vírus dengue sorotipo 1
DENV-2	Vírus dengue sorotipo 2
DENV-3	Vírus dengue sorotipo 3
DENV-4	Vírus dengue sorotipo 4
DF	Dengue

DHF	Dengue Febre Hemorrágica
DNERu	Departamento Nacional de Endemias Rurais
DNS	Departamento Nacional de Saúde
DSS	Síndrome do choque da dengue
DTNs	Doenças Tropicais Negligenciadas
Dw _o WS	Dengue sem sinais de alerta
DwWS	Dengue com sinais de alerta
ECP	Estado de Calamidade Pública
ENOS	El Niño - Oscilação Sul
ENVI	Environment for Visualizing Images
EOS	<i>Earth Observing System</i>
ESE	<i>Earth Science Enterprises</i>
ESF	Equipes de Saúde da Família
e-SIC	Sistema Eletrônico do Serviço de Informações ao Cidadão
FAPESPA	Fundação Amazônia de Amparo a Estudos e Pesquisas
FINBRA	Finanças do Brasil
FIOCRUZ	Fundação Oswaldo Cruz
FJP	Fundação João Pinheiro
FNS	Fundo Nacional de Saúde
FUNASA	Fundação Nacional de Saúde
GBD	<i>Global Burden of Disease</i>
GPCC	Centro Global de Climatologia e Precipitação
GPCP	<i>Global Precipitation Climatology Project</i>
GPM	Missão Global de Precipitação
HDF	<i>Hierarchical Data Format</i>
IB	Índice de Breteau
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IDB	Indicadores e Dados Básicos
IDH	Índice de Desenvolvimento Humano
IDHM	Índice de Desenvolvimento Humano Municipal
IDW	<i>Inverse Distance Weighting</i>
IFDM	Índice FIRJAN de Desenvolvimento Municipal
IIP	Índice de Infestação Predial

INMET	Instituto Nacional de Meteorologia
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
IPCC	<i>Intergovernmental Panel on Climate Change</i>
IPEA	Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada
ITR	Índice de Tipo de Recipiente
IVD	Índice de Vulnerabilidade Socioambiental da Dengue
IVG	Índice de Vulnerabilidade Geral
IVM	Infravermelho Médio
IVP	Infravermelho Próximo
IVT	Infravermelho Termal
JAXA	Agência Japonesa de Exploração Aeroespacial
KMO	<i>Kaiser-Meyer-Olkin</i>
LIA	Levantamento de Índice Amostral
LIRAA	Levantamento Rápido de Índice Entomológico do <i>Aedes aegypti</i>
LIS	Sensor de imagem de raio
LN	La Niña
LST	<i>Land Surface Temperature</i>
MAS	<i>Measure of Sampling Adequacy</i>
MCDA	Análise Multicritério de Apoio à Decisão
MCT	Ministério de Ciência e Tecnologia
MCTI	Ministérios da Ciência, Tecnologia e Inovação
MMA	Ministério do Meio Ambiente
MODIS	<i>Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer</i>
MS	Ministério da Saúde
MUNIC	Pesquisa de Informações Básicas Municipais
NASA	<i>National Aeronautics and Space Administration</i>
NC	Normal Climatológica
NEB	Nordeste do Brasil
OCDE	Organização para Cooperação e Desenvolvimento Econômico
ODM	Objetivos de Desenvolvimento do Milênio
ODS	Objetivos de Desenvolvimento Sustentável
OMM	Organização Meteorológica Mundial
OMS	Organização Mundial de Saúde

ONI	<i>Oceanic Niño Index</i>
ONU	Organização Nações Unidas
OPAS	Organização Pan-Americana de Saúde
PAHO	<i>PanAmerican Health Organization</i>
PBMC	Painel Brasileiro de Mudanças Climáticas
PCA	<i>Principal Components Analysis</i>
PCNED	Plano de Contingência Nacional para Epidemias de Dengue
PEA	Plano de Erradicação do <i>Aedes aegypti</i>
PFVS	Piso Fixo de Vigilância em Saúde
PIB	Produto Interno Bruto
PLISA	<i>Plataforma de Información en Salud para las Américas</i>
PNCD	Programa Nacional de Controle da Dengue
PNMC	Política Nacional sobre Mudança do Clima
PNSB	Plano Nacional de Saneamento Básico
PNUD	Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento
PRODES	Projeto de Monitoramento do Desmatamento na Amazônia Legal por Satélite
PVVS	Piso Variável de Vigilância em Saúde
RI	Regiões de Integração
RLM	Regressão Linear Múltipla
RPCH	Rede Estadual de Previsão Climática e Hidrometeorológica do Pará
S2ID	Sistema Integrado de Informações sobre Desastres
SAI	Sistema de Informação de Produção Ambulatorial
SAPS	Secretaria de Atenção Primária à Saúde
SD	Dengue grave
SE	Situação de Emergência
SEDEC	Secretaria Nacional de Proteção e Defesa Civil
SESPA	Secretaria de Estado da Saúde do Pará
SESS	Sistema Socioecológicos
SIA	Sistemas de Informações Ambulatoriais do Sistema Único de Saúde
SIAB	Sistema de Informação da Atenção Básica
SICONFI	Sistema de Informações Contábeis e Fiscais do Setor Público Brasileiro
SIDRA	Sistema de Recuperação Automática

SIH-SUS	Sistema de Informações Hospitalares do Sistema Único de Saúde
SIM	Sistema de Informação em Mortalidade
SINAN	Sistema de Informação de Agravos de Notificação
SIOPS	Sistema de Informações sobre Orçamentos Públicos em Saúde
SisPNCD	Sistema do Programa Nacional de Controle da Dengue
SNIS	Sistema Nacional de Informações sobre Saneamento
STN	Secretaria do Tesouro Nacional
SUCAM	Superintendência de Campanhas de Saúde Pública
SUS	Sistema Único de Saúde
SVS	Secretaria de Vigilância em Saúde
TID	Taxa de Incidência Anual de Dengue
TIFF	<i>Tagged Image File Format</i>
TMI	<i>TRMM Microwave Imager</i>
TMM5	Taxa de Mortalidade de Menores de 5 anos
TRMM	<i>Tropical Rainfall Measuring Mission</i>
TST	Temperatura da Superfície Terrestre
UNFCCC	Convenção-Quadro das Nações Unidas sobre Mudanças Climáticas
UTI	Unidade de Tratamento Intensivo
UTM	Universal Transversa de Mercator
VIRS	Radiômetro Infravermelho Visível
WHO	<i>World Health Organization</i>
YFV	Vírus da Febre Amarela
YLDs	<i>Years Lived with Disability</i>
YLLs	<i>Years of Life Lost</i>
ZCAS	Zona de Convergência do Atlântico Sul
ZCIT	Zona de Convergência Intertropical
ZIKV	Vírus Zika

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	23
1.1	Problema e motivação de pesquisa	29
1.2	Objetivos	32
1.2.1	Objetivo Geral	32
1.2.2	Objetivos Específicos	32
1.3	Estrutura do trabalho	33
2	REVISÃO DE LITERATURA	34
2.1	Aspectos entomo-epidemiológicos da dengue	34
2.1.1	Principais características da doença dengue	34
2.1.2	Cenário Epidemiológico da Dengue no Brasil	43
2.1.3	Epidemiologia da dengue no Pará	55
2.1.4	O impacto econômico da dengue no Brasil	61
2.1.5	A ocorrência da dengue associadas às variáveis climáticas	70
2.2	Climatologia, variabilidade e tendências de precipitação e temperatura na Amazônia	78
2.2.1	Aspectos climáticos da precipitação e temperatura no estado do Pará	83
2.2.2	Variáveis climáticas estimadas por sensoriamento remoto	87
2.2.2.1	Precipitação pluviométrica estimada por sensores de satélites	87
2.2.2.2	Temperatura superficial estimada por sensores de satélites	89
2.2.3	Variabilidade climática e a vulnerabilidade da saúde humana	92
2.3	A ciência da vulnerabilidade	96
2.3.1	Modelo conceitual da vulnerabilidade socioambiental	99
2.4	Indicadores e índice de vulnerabilidade	101
2.4.1	Métodos e aplicações dos indicadores de vulnerabilidade	105
3	PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS DA PESQUISA	115
3.1	Contextualização da área de estudo	115
3.1.1	Características socioeconômicas e demográficas dos municípios	116
3.1.2	Características ambientais dos municípios	121
3.1.3	Características saúde, habitação e saneamento dos municípios	126
3.2	Delineamento metodológico da pesquisa	138
3.3	Levantamento de dados	140
3.4	Método e técnicas estatísticas	152
3.4.1	Tratamento de dados da pesquisa	152
3.4.1.1	Análise da distribuição espacial de dados	156
3.4.1.2	Tratamento de dados de precipitação e temperatura	156
3.4.1.3	Tratamento de dados sobre a Dengue	159
3.4.2	Ferramentas para Construção do IVD	170
3.4.2.1	Medidas de Ajuste do Modelo	175

3.4.2.2	Modelo Estatístico do Índice de Vulnerabilidade Socioambiental.....	180
3.4.2.3	Análise da formação dos fatores das variáveis.....	182
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES	184
4.1	Estudo ecológico da dengue	184
4.1.1	Aspectos epidemiológicos da dengue nos municípios	184
4.1.2	Aspectos entomológicos da dengue nos municípios	197
4.1.3	Estudo da incidência de dengue e custos associados nas regiões.....	199
4.1.4	Análise de Tendência do Agravo Dengue nos municípios.....	203
4.1.5	Análise climatológica nos municípios.....	210
4.1.6	Estudo da relação entre a incidência da dengue e as variáveis climáticas nos municípios.....	217
4.2	Índice de Vulnerabilidade Socioambiental da Dengue (IVD)	223
4.2.1	Análise descritiva do conjunto de dados	223
4.2.2	Análise da Formação dos Fatores no Modelo Estatístico.....	230
4.2.3	Análise do Impacto dos Fatores na incidência da dengue	242
4.2.4	Análise do Índice de Vulnerabilidade Socioambiental para o enfretamento da dengue.....	246
5	CONCLUSÃO	256
	REFERÊNCIAS	260
	APÊNDICE A – Solicitação de dados secundários na base de dados da Secretaria Estadual de Saúde do estado do Pará, Departamento de Controle de Vetores da Secretaria de Estado da Saúde do Pará (Ofício 004/2017-SESPA/PA)	284
	APÊNDICE B – Solicitação de dados secundários na base de dados do Ministério da Saúde (Sistema Eletrônico do Serviço de Informação ao Cidadão pelo site https://esic.cgu.gov.br)	285
	APÊNDICE C – Taxa de incidência de dengue (TID), Taxa de internação (TID) e óbitos detalhado por regiões de integração do Pará, no período que compreende 2001 a 2017.	286
	APÊNDICE D – Taxa de incidência de dengue, Taxa de internação e óbitos detalhado por regiões de integração do Pará, no período que compreende 2001 a 2017.	288
	APÊNDICE E – Distribuição anual dos sorotipos circulantes da dengue por região de integração, no período 2007 a 2017.	290
	APÊNDICE F – Frequência de classificação da taxa de incidência média da dengue por região de integração, no período 2001 a 2017.	292
	APÊNDICE G – Variáveis de exposição padronizadas utilizada na construção do modelo do índice de vulnerabilidade socioambiental, no período que compreende 2007 a 2017.	295
	APÊNDICE H – Variáveis de sensibilidade padronizadas utilizada na construção do modelo do índice de vulnerabilidade socioambiental, no período que compreende 2007 a 2017.	296

APÊNDICE I – Variáveis de capacidade adaptativa padronizadas utilizada na construção do modelo do índice de vulnerabilidade socioambiental, no período que compreende 2007 a 2017.	298
APÊNDICE J – Variáveis padronizadas do estudo da dengue utilizada na construção do modelo do índice de vulnerabilidade socioambiental, no período que compreende 2007 a 2017.	300

1 INTRODUÇÃO

A definição de vulnerabilidade não é simples, devido não haver um conceito integralmente aceito no meio acadêmico e científico, dessa forma, surgem várias linhas de pensamento sobre vulnerabilidade e a sua definição depende do campo disciplinar que está sendo tratado (CUTTER, 2011; TURNER *et al.*, 2003; ADGER, 2006). Segundo Gallopín (2006), Fussel (2007) e Lindoso (2017) o conceito de vulnerabilidade tem sido amplamente utilizado em diferentes pesquisas, tornando-se um campo interdisciplinar na abordagem das mudanças ambientais globais. O termo tem procedência dos estudos do modelo risco-perigo (*risk-hazard*), uma tradição entre os geográficos que estudam os “*Desastres Naturais*”, ou seja, a vulnerabilidade se refere a um estado de susceptibilidade ao dano devido à exposição a um fator de perigo “*hazard*” (BLAIKIE *et al.*, 1994; MARANDOLA; HOGAN, 2004; ADGER, 2006).

De acordo com Vicent (2004), a definição de vulnerabilidade está fundamentada em duas abordagens epistemológicas. A primeira fundamenta-se em perigos naturais com abordagem nos estudos dos perigos, com ênfase no estresse ambiental, sendo a vulnerabilidade uma função do risco de exposição. A segunda fundamenta-se na ecologia humana e enfatiza o papel do desenvolvimento econômico na adaptação ao risco, na qual a vulnerabilidade refere-se a um determinado grupo ou unidades sociais expostas, particularmente às estruturas e instituições que governam as vidas humanas (CUTTER, 2011; TURNER *et al.*, 2003; ADGER, 2006).

Neste contexto, o Painel Intergovernamental de Mudanças Climáticas (IPCC), que monitora os riscos relacionados com o clima no âmbito mundial – com intuito de propor mecanismos de adaptação e mitigação dos efeitos das mudanças climáticas globais – definiu o termo “vulnerabilidade climática” como o grau em que um sistema é suscetível aos efeitos adversos da mudança do clima, ou incapaz de lidar com eles, inclusive a variabilidade e os extremos climáticos (IPCC, 2001, p. 995).

No Quinto Relatório IPCC, foi aprimorado para “a propensão ou predisposição a ser adversamente afetado, compreendendo a sensibilidade ou susceptibilidade ao dano e falta de capacidade para lidar ou se adaptar aos impactos” (IPCC, 2014, p. 128). Definição adotada pela Organização Mundial de Saúde (OMS) como o grau em que as populações, sistemas e locais são suscetíveis a impactos adversos de um evento específico, sendo influenciados por uma variedade de outros fatores: físicos, biológicos, sociais, culturais, econômicos, políticos e institucionais (OMS, 2012).

Deste modo, os estudiosos veem a vulnerabilidade como uma função de elementos internos e externos do sistema em risco com exposição, sensibilidade e capacidade adaptativa. Desse modo, a exposição é o grau, duração e/ou extensão com que os sistemas naturais e humanos experimentam as perturbações climáticas. A sensibilidade considera a maneira como o sistema é influenciado pela variabilidade de fenômenos ambientais e condições humanas, existe antes da ameaça, independente da exposição. A capacidade adaptativa do sistema trata-se da habilidade de se ajustar às mudanças de eventos ou, ainda, ao dano e ao estresse, especialmente aos fenômenos climáticos extremos (ADGER, 2006; GALLOPÍN, 2006; IPCC, 2007; IPCC, 2014; OBERMAIER; ROSA, 2013).

Além disso, a vulnerabilidade é um componente importante na gestão de risco e configura-se em um processo dinâmico. A priori, a capacidade de enfrentamento engloba ações e medidas a curto prazo para responder às novas condições impostas pelo impacto de um evento. Enquanto a capacidade de adaptação refere-se às ações/medidas a longo prazo para recuperação do evento, e é reconhecida como peça-chave na redução dos impactos causados pelo risco (ADGER *et al.*, 2004; ADGER, 2006; IPCC, 2007; ANDRADE; SZLAFSZTEIN, 2018).

Os autores Confalonieri (2008) e Barcellos *et al.* (2009) abordam estudos dos desastres naturais no Brasil e como podem produzir impactos sobre a saúde humana por diferentes vias. Por um lado, influenciam de forma direta, como no caso das ondas de calor que impactam na fisiologia e integridade do corpo humano, ou mortes causadas por outros eventos extremos, como furacões e inundações. Entretanto, esses impactos muitas vezes são indiretos, sendo mediados por alterações no ambiente que podem aumentar a incidência de diversas doenças infecciosas e doenças não-transmissíveis, bem como as rupturas sociais ocasionadas por fenômenos naturais, como secas prolongadas, causando migração, queda de produção de alimentos, etc.

Do mesmo modo, Confalonieri (2009), Quintão (2017) e Menezes (2018) destacam que a vulnerabilidade socioambiental das populações sujeitas aos efeitos dos impactos climáticos é de fundamental importância para a orientação de ações preventivas, visando o desenvolvimento de estratégias de adaptação que contemplem as diversas realidades regionais. Contudo, a vulnerabilidade é um fenômeno complexo e dinâmico de um sistema socioecológico, portanto, o desafio das pesquisas é apresentar medidas adequadas que incorporem tanto o bem-estar dos processos sociais quanto o reconhecimento da natureza relativa e perceptiva de vulnerabilidade (ADGER, 2006; GALLOPÍN, 2006).

Os estudos demonstram que o Brasil apresenta significativas condições de vulnerabilidade socioambiental aos eventos hidrológicos (maiores percentuais de mortalidade, morbidade e expostos), climatológicos (maiores percentuais de ocorrências e afetados) e geofísicos/geológicos (maior média de expostos e óbitos por evento) em diversas regiões do país (CONFALONIERI *et al.*, 2009; CONFALONIERI, 2010, FREITAS *et al.*, 2014).

Nos últimos anos, a região Amazônica destacou-se com os maiores eventos naturais do século relacionados à seca (2005 e 2010), afetando mais de 100 mil pessoas e levando a inundações graduais dos rios (2009, 2012 e 2014), devido às alterações no regime de chuvas observados na bacia amazônica, atingindo tanto as populações quanto os sistemas naturais. Além disso, surtos de doenças foram registrados em vários locais (NOBRE *et al.* 2007; BARCELLOS *et al.*, 2009; MARENGO, 2014; MARENGO; ESPINOZA, 2016; ARAGÃO *et al.*, 2016), o que motivou inúmeros estudos que enfatizam as relações entre a ecologia humana e as mudanças ambientais.

Contudo, a ocorrência dos desastres naturais pode oferecer condições propícias para elevar os riscos de agravos e doenças infecciosas e parasitárias, especialmente das Doenças Tropicais Negligenciadas (DTNs). Estudos de Martins-Melo *et al.* (2016) destacam que o Brasil é responsável por uma grande proporção de DTNs que ocorrem na América Latina, principalmente hanseníase (86%), dengue (40%), esquistossomose (96%), doença de Chagas (25%), leishmaniose tegumentar (39%) e leishmaniose visceral (93%). Os registros de pesquisas alertam que algumas DTNs surgiram na Amazônia, principalmente a dengue em Roraima (em 1982), a cólera no Amazonas (em 1991) e a febre da dengue no Pará (em 1990) (CONFALONIERI, 2005; CONFALONIERI; MARGONARI; QUINTÃO, 2014; ARAÚJO *et al.*, 2017).

As DTNs caracterizam-se pelo alto grau de morbidade e relativamente baixo de mortalidade, bem como pertencem a um grupo de doenças transmissíveis que afetam predominantemente as populações vulneráveis por suas qualidades climáticas, geográficas, ambientais e socioeconômicas, além de apresentar maior prevalência em regiões entre as latitudes 35°N e 35°S, com altitudes abaixo de 2.200 metros e temperaturas variando de 15 °C a 40 °C, são elas: dengue, doença de Chagas, leishmaniose, malária, esquistossomose, hanseníase e tuberculose (ARAUJO *et al.*, 2017; MARTINS-MELO *et al.*, 2018).

A dengue é uma doença infecciosa sistêmica aguda causada por qualquer um dos quatro sorotipos distintos (DENV-1 a DENV-4), pertencentes à família dos *Flavivírus*, e transmitida por vetores, principalmente pela espécie *Aedes aegypti*, sendo reconhecida como a

principal arbovirose e afetando muitas regiões tropicais e subtropicais (BRATHWAITE *et al.*, 2012; LANCET, 2013; MESSINA *et al.*, 2014).

As epidemias de arbovírus preocupam a saúde pública, a segurança política e a economia global, nacional e local. Em 2012, a dengue foi classificada novamente pela OMS como a “mais importante doença viral transmitida por mosquitos no mundo” tornando-se endêmica em mais de 100 países. Estima-se que um número global de 50 a 100 milhões de pessoas são infectadas pelo vírus da dengue (DENV) a cada ano, com um aumento de 30 vezes na incidência global, conforme observado nos últimos 50 anos, e há perspectivas de maiores números de casos, apresentando uma ameaça à saúde pública global e resultando em um alto ônus econômico para os governos e indivíduos (WHO, 2012, MURRAY *et al.*, 2013; BHATT *et al.*, 2013; GUO *et al.*, 2017).

As epidemias de dengue destacam-se com crescente amplitude em todo o mundo. Estima-se que 2,5 a 3,6 bilhões de pessoas, mais de 50% da população mundial, estão em áreas de risco de contrair a doença, especialmente em países endêmicos distribuídos pela Ásia, Américas, África e Mediterrâneo Oriental. Portanto, cerca de dois quintos da população mundial vivem em países onde a dengue é endêmica. Estima-se que 500.000 pessoas com dengue grave necessitem de hospitalização a cada ano, resultando em 20.000 pessoas (cerca de 2,5%) afetadas que morrem (MESSINA *et al.*, 2014; WHO, 2009, 2012, 2016).

De acordo com Bhatt *et al.* (2013), sobre a incidência global de infecções por dengue em 2010, as Américas apresentaram 14% (13 milhões de infecções) das infecções aparentes, das quais mais da metade ocorreram no Brasil e no México. Stanaway *et al.* (2016) estimou que 5,9 milhões de casos de dengue em 2013 ocorreram na América Latina, semelhante à estimativa de Shepard *et al.* (2011), que foi de aproximadamente 5,6 milhões de casos por ano para o período de 2000-2007.

O estudo de Messina *et al.* (2014), sobre a dinâmica do vírus da dengue no mundo, durante o período de 1943 a 2013, enfatiza a crescente cocirculação de tipos de DENV particularmente na América Latina e na Ásia. Portanto, o aumento da dispersão e circulação do vírus da dengue nos países está associado aos aspectos socioeconômicos e ambientais, caracterizando um acentuado número de surtos da doença. A pesquisa de Guo *et al.* (2017) apresentou os surtos globais de dengue ocorridos de 1990 a 2015, sendo que a maioria aconteceu em regiões tropicais e subtropicais. A região das Américas apresentou cerca de 83,6% dos surtos analisados e a maioria aconteceu no Brasil.

San Martín *et al.* (2010), em estudo sobre a dengue nas Américas em três décadas (1980 – 2007), concluíram que o vírus da dengue (DENV) se expandiu amplamente por toda a

região. Salles *et al.* (2018) corroboram que a doença se tornou uma ameaça nas Américas ao longo das décadas (1980–2017), abrangendo aproximadamente 23 milhões de casos. Da mesma forma, o número anual de mortes relacionadas à dengue aumentou na região de 242 óbitos na década de 1980 para 2.068 óbitos na década de 2000. O Brasil está entre os países mais afetados pela doença, com 13,6 milhões de casos neste período, representando mais de 50% de casos notificados.

Estudos da situação epidemiológica da dengue no Brasil nas últimas três décadas, realizado por Andrioli *et al.* (2020), no período de 1990 a 2017, apontaram que a região com o maior número de casos notificados de dengue foi Sudeste (49%), Nordeste (28%), Centro-Oeste (14%), Norte (7%) e Sul (3%). Por conseguinte, a taxa de incidência média de casos por 100.000 habitantes na ordem decrescente nas regiões do país foi Centro-Oeste (444,8), Sudeste (272,7), Nordeste (246,7), Norte (198,6) e Sul (46,7). Corroboram com os estudos de Nunes *et al.* (2019) no período de 1986 a 2015 (30 anos) e Salles *et al.* (2018) nos anos de 1980 a 2017.

A distribuição viral no Brasil caracterizou-se pela circulação simultânea e predominância dos sorotipos virais alternados nos anos epidêmicos, destacou-se o aparecimento do DENV-1 (1981-1987, 2000, 2002-2008, 2010-2011), DENV-2 (1984, 1990, 1998, 2000, 2002, 2007-2009, 2017), com registro de epidemias principalmente nos grandes centros urbanos do Sudeste e Nordeste. Por conseguinte, o DENV-3 (2000, 2002, 2009) e DENV-4 (1981-1987, 2010, 2014-2015) em vários estudos no país (TEIXEIRA *et al.*, 2013; SAN MARTÍN *et al.*, 2010; BRATHWAITE *et al.*, 2012; MESSINA *et al.*, 2014; NUNES *et al.*, 2019; ANDRIOLI *et al.*, 2020).

O estudo de Andrioli *et al.* (2020) advertiu que as epidemias no Brasil apresentaram um padrão cíclico na ocorrência de 1990 a 2017, com picos epidêmicos cada vez mais elevados nas últimas décadas e diminuição dos períodos interepidêmicos (cerca de 3 ou 4 anos). A literatura indica picos epidêmicos de dengue nos anos de 2002, 2008 e 2010. As epidemias mais preocupantes ocorreram nos anos de 2015 (826,0 casos por 100.000 hab./ 986 óbitos), 2013 (722,5 casos por 100.000 hab.) e 2016 (719,9 casos por 100.000 hab. e 609 óbitos, representa 6,8% do total de casos).

Por conseguinte, o presente estudo foi realizado nos municípios do estado do Pará, região norte do país, dentro do ecossistema Amazônico. O estado destaca-se por possuir a segunda maior unidade da federação em extensão do Brasil, composto por 144 municípios distribuídos em seis Mesorregiões Geográficas, em uma área de 1.245.870,7 km² e população estimada de 8.366.628,00 hab. (IBGE(2017)). Dados do censo (IBGE(2010)), apresentou uma população total de 7.588.078 hab. e densidade demográfica de 6,07 hab/km²., sendo 68%

residentes na área urbana e 32% residentes na área rural (IBGE, 2010; IBGE 2017, PARÁ, 2008; PARÁ, 2010).

A notificação dos primeiros casos de dengue no estado ocorreu no ano de 1995, na região sudeste do estado (Redenção e Rondon do Pará). Desde então, foram registrados pelo Sistema de Informação de Agravos de Notificação (SINAN/DATASUS) no período de 2001 a 2017 cerca de 184.098 casos notificados de dengue, equivalente a 24% dos casos do Norte e 2% dos casos do Brasil. No período de 2002 a 2006 registrou cerca de 3,6 casos a média de óbitos, aumentando para 19,4 casos, em 2007-2011. Em 2002, 32 municípios paraenses (22,4%) tornaram-se prioritários para o Programa Nacional de Controle da Dengue, os quais concentram o percentual de 61,19% da população do estado (BRASIL, 2002). A taxa de incidência em 2010 foi de 169,8 casos por 100 mil habitantes e em 2015 registrou-se cerca de 108,7 por 100 mil habitantes (TRAVASSOS DA ROSA *et al.*, 2000; BRASIL, 2011, 2017).

As alterações no clima são indicadores importantes para o planejamento da sociedade, pois permitem considerar as possíveis consequências das mudanças, principalmente das temperaturas do ar e precipitação (IPCC, 2013). Alguns estudos no estado ressaltam a relação entre a incidência da dengue e as variáveis climáticas nos municípios, associados a aspectos socioeconômicos, ecológicos e ambientais. Travassos da Rosa *et al.* (2000) observaram que em 1997 a distribuição da epidemia da dengue nas cidades monitoradas do Pará acompanhou um aumento sazonal na precipitação da Amazônia Brasileira. Corrêa *et al.* (2016) na análise da série epidemiológica, no período de 2007 a 2011, para sete municípios do estado, constataram que a precipitação influenciou no aumento do número de casos de dengue no início do período chuvoso de cada município, na maioria das vezes, durante os meses de dezembro a maio. Moraes *et al.* (2019) analisaram casos de dengue nos anos de 2001 a 2012, por conseguinte identificaram a influência da sazonalidade nas capitais da Amazônia, com picos acentuados de janeiro a março (Rio Branco, Manaus, Belém e Palmas).

Mediante o exposto, pesquisas de vulnerabilidade socioambiental são importantes tanto em termos teóricos quanto em termos práticos para a gestão de risco à DTNs, particularmente na região Amazônica. Em suma, a proposta é um estudo da vulnerabilidade socioambiental no estado do Pará para compreensão dos sistemas socioecológicos associados à doença dengue, que possui um papel fundamental na redução dos danos tangíveis e intangíveis, sobretudo, humanos.

1.1 Problema e motivação de pesquisa

O mosquito da espécie *Aedes aegypti* tornou-se uma das principais preocupações de saúde pública nas cidades brasileiras pela transmissão de doenças virais, como a dengue (DENV sorotipos 1-4), zika (ZIKV) e chikungunya (CHIKV). Dentre as razões para a intensificação da propagação do mosquito, e consequentemente aumento dos casos de dengue, têm-se os desastres naturais, condições socioeconômicas, uso e ocupação do solo com crescimento populacional e urbanização rápida e desordenada, condições sanitárias precárias, carência de acesso aos serviços de saúde e insuficiência de ações de controle de vetores (BRATHWAITE *et al.*, 2012; NAISH *et al.*, 2014). Outro aspecto relevante no estudo de permanência do mosquito *Aedes aegypti* nas cidades é a globalização da economia, como as viagens internacionais, migração e as mudanças climáticas, que também podem explicar a expansão da doença (TAUIL, 2015; RAMOS *et al.*, 2017).

Assim, várias pesquisas consideram que variáveis climáticas, especialmente a temperatura, precipitação e umidade favorecem o ciclo de vida do mosquito vetor do vírus da dengue, impulsionando sua expansão em todo o mundo, conforme previsto nos estudos Barcellos e Lowe *et al.* (2014), Bouzid *et al.* (2014), Moraes *et al.* (2019) e Watts *et al.* (2020). Além das condições socioeconômicas demográficas, de um determinado local, podem ser vitais para a persistência da doença (FAN *et al.*, 2014; LIU-HELMERSSON *et al.*, 2014).

O Brasil, entre 1990 e 2017, enfrentou diversas epidemias de dengue, caracterizadas por um padrão cíclico com mais de 12 milhões de casos notificados. Destes, cerca de 9 milhões de casos ocorreram de 2008 a 2017, distribuídos diferentemente entre as regiões do país, porém concentrados no Sudeste e no Nordeste. As maiores epidemias enfrentadas pelo Brasil foram registradas em 2015, com 1.688.688 casos e incidência de 826 casos/por 100 mil habitantes, seguida de 2013, com 1.452.489 casos e incidência de 722,5 casos/por 100 mil habitantes. Em 2016 foram registrados 1.483.623 casos, com incidência de 719,9 casos por 100 mil habitantes (MINISTÉRIO DA SAÚDE, 2018; OPAS, 2018).

Contudo, o estudo de Sarti *et al.* (2016), no Brasil, estima que os casos subnotificados de dengue possam variar de 16,9 a 26,7 vezes o número de casos notificados, dificultando a realização de pesquisas sobre a doença, como estimativas de custos diretos e indiretos, taxas de incidência, taxas de mortalidade, internações e outros. Nunes *et al.* (2019) no período de 30 anos (1986-2015) constataram 2.682 mortes por dengue no país, porém demonstraram que as regiões Sudeste e Nordeste responderam por mais de 70% dos casos fatais de dengue no país; a região Norte, apenas 7 % das mortes, sendo o estado do Pará (PA) com o maior número de

mortes por dengue (n = 141) no período; a região Sul, apresentou o menor registro de casos de dengue e número de casos fatais de dengue (2%).

Estudos de Martins-Melo *et al.* (2016) destacaram que a taxa de mortalidade média de dengue para o período 2000-2011 foi de 0,16 (0,15–0,18) por 100.000 habitantes. Logo, nas pesquisas realizadas no Brasil entre 2000 a 2015, Araújo *et al.* (2017) identificaram um aumento de 232,7% no número de casos e de 639% no número de mortes por dengue, com taxas de mortalidade para dengue em 2000 de 0,04/100.000 e em 2015 de 0,24/100.000. De acordo com dados da OPAS (2018), as taxas de mortalidade por dengue de países e territórios das Américas foram significativas nos últimos dez anos, período de 2007 a 2017.

Suaya *et al.* (2009) estimaram que o custo da morbimortalidade por dengue no Brasil, entre os anos 2001 a 2005, foi de US\$ 135,2 milhões. Shepard *et al.* (2011) corroboram que o impacto econômico da dengue é substancial em vários países, seus estudos de custos totais da doença (ambulatoriais e hospitalizados) entre o período de 2000 a 2007 apontam que no Brasil cerca de US\$ 878,2 (178,8–1996,7) milhões, sinalizando 42% da carga total de dengue nas Américas, logo o país com maior número de casos e custo.

Martelli *et al.* (2015) apresentaram a carga econômica da doença dengue em diferentes regiões no Brasil, considerando a série histórica de 2009-2013. O custo estimado da dengue variou de US \$ 371 milhões (2009) a US \$ 1.228 milhões (2013). Os custos totais estimados da dengue para a estação epidêmica (2012–2013) foram de 65 milhões, sendo notificados neste período 529 (395-665) mortes.

Godói *et al.* (2018) detalharam as estimativas para o Brasil entre 2000 e 2015, onde o Sistema Único de Saúde (SUS) atendeu de 702.270 casos de dengue (dengue grave: 2%), ainda registrou 739.177 internações (dengue grave: 4,1%) e 4.986 óbitos. O custo estimado pelo SUS foi cerca de US \$ 159 milhões e US \$ 10 milhões gastos para tratar dengue e dengue grave.

Logo, este estudo propõe mensurar a vulnerabilidade socioambiental associada à incidência de dengue a partir de estudos de indicadores sintéticos agregados por variáveis investigativas (macro e micro fatores de disseminação da doença) identificadas nas componentes de exposição, sensibilidade a perturbações ou tensões externas e capacidade de respostas dos municípios do estado do Pará, a fim de contribuir com a implementação de ações de saúde pública para redução dos fatores de risco de epidemias de dengue, mitigar os efeitos da epidemia e os custos diretos e indiretos da doença.

Nesse contexto, foram levantadas as perguntas norteadoras que conduziram a pesquisa proposta, nas quais se ressalta:

- a) Quais os macro e micro fatores que podem influenciar na incidência da doença dengue e no ciclo de vida do mosquito vetor nos municípios do estado do Pará?
- b) O índice de vulnerabilidade socioambiental proposto é capaz de mensurar quais os municípios mais vulneráveis aos fatores de risco para epidemias de dengue?

Percebe-se que a avaliação de um problema de vulnerabilidade associado a doenças não dissocia os sistemas ecológicos dos sociais, exigindo soluções integradas. Pretende-se, ainda, apresentar contribuições para a gestão da vigilância em saúde visando o desenvolvimento de ações integradas ao combate e prevenção da doença dengue no estado, identificando as características epidemiológicas e entomológicas dos municípios da área em estudo.

Outrossim, no sentido de responder aos questionamentos supracitados, foi aceita a hipótese de que a construção do Índice Vulnerabilidade Socioambiental para os municípios paraenses pode contribuir na vigilância em saúde com informações relevantes para tomada de decisões e sensibilização da população, como ações de controle e prevenção da dengue. Logo, para a realização do estudo acredita-se que:

- a) A distribuição de casos de dengue é heterogênea na área de estudo, influenciada pelos múltiplos fatores estudados que atuam simultaneamente para ocorrência de epidemias.
- b) O levantamento de informações relevantes de múltiplas variáveis associados à doença dengue, contribuem para a identificação do grau de vulnerabilidade socioambiental dos municípios, apontando as áreas mais ou menos vulneráveis ao agravo da doença dengue.

Portanto, a identificação de amplos cenários prováveis de epidemia pode contribuir para direcionar programas de controle e/ou a implementação de diferentes estratégias para mitigar os efeitos da epidemia de dengue no estado, levando-se em consideração as dimensões continentais e especificidades da Amazônia.

Desta forma, pretende-se identificar quais municípios do estado do Pará são vulneráveis aos fatores de risco para ocorrência de dengue, bem como apresentar contribuições para prevenção e controle da dengue frente às vulnerabilidades socioambientais. Conseqüentemente, assegurar uma vida saudável e o bem-estar da população paraense, em todas as idades, conforme proposto entre os 17 Objetivos do Desenvolvimento Sustentável (ODS) da Organização Nações Unidas (ONU), instituídos em 2015, colaborando para atender

umas das metas com a proposição de erradicar as epidemias de Doenças Tropicais Negligenciadas (DTN) e combater as doenças transmitidas pela água até 2030 (DJONÚ *et al.*, 2018).

1.2 Objetivos

De acordo com o enquadramento do problema abordado anteriormente, este trabalho teve como objetivo geral e específicos, a seguir:

1.2.1 Objetivo Geral

Desenvolver um Índice de Vulnerabilidade Socioambiental da Dengue (IVD), que possa auxiliar no enfrentamento da doença nos municípios do estado do Pará, elaborado 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 no desenvolvimento de estratégias de vigilância em saúde para prevenção e controle da dengue no Estado.

1.2.2 Objetivos Específicos

- a) Identificar os fatores de risco que modulam a disseminação da infecção dengue nos municípios, a partir da análise das relações entomo-epidemiológica, ambiente, social e natural que afetam a vulnerabilidade à dengue, compreendendo o período de 2001 a 2017;
- b) Analisar a relação das variáveis climáticas (precipitação e temperatura) com a incidência da dengue nos municípios da área de estudo, abrangendo o período de 2001 a 2017;
- c) Categorizar os indicadores com base na relevância e representatividade associadas à dengue, para compor o índice de vulnerabilidade, a partir da fundamentação de vulnerabilidade das componentes de exposição, sensibilidade e capacidade adaptativa;
- d) Estruturar um modelo de índice de vulnerabilidade, empregando técnicas estatísticas de análise multivariada, de modo a agregar variáveis aplicada às escalas regional e local;
- e) Aplicar o índice de vulnerabilidade socioambiental associado ao enfrentamento da dengue nos municípios, identificando o grau de vulnerabilidade e mapeando os municípios expostos aos fatores de risco de epidemias.

1.3 Estrutura do trabalho

Para atingir os objetivos propostos, o trabalho é composto de cinco capítulos descritos como segue.

O Capítulo 1 contempla a introdução, incluso a abordagem do tema e apresentação da problematização, justificativa, hipóteses e motivação de pesquisa, por conseguinte os objetivos propostos e a organização/estrutura do trabalho.

O Capítulo 2 é constituído pela revisão sistemática da literatura, compreendendo a revisão bibliográfica para fundamentação teórica da pesquisa sobre as principais características epidemiológicas e entomológicas da doença dengue, variabilidade e mudanças climáticas, base conceitual da ciência da vulnerabilidade e o estudo de índices agregados para mensurar a vulnerabilidade socioambiental da população, com ênfase nas aplicações e peculiaridades da Amazônia.

O Capítulo 3 abrange a fundamentação metodológica para obtenção dos objetivos propostos na pesquisa. Tendo em vista a temática proposta na pesquisa, efetuou-se um estudo de caráter explicativo e abordagem quali-quantitativa. Quanto ao procedimento, o método caracteriza-se pela investigação experimental-estatística. Este tópico aborda a descrição da área de estudo, delineamento metodológicos da pesquisa, levantamento de dados, métodos e análises estatísticas multivariadas. Por fim, a construção do Índice de Vulnerabilidade Socioambiental da Dengue (IVD).

O Capítulo 4 apresenta os resultados e as discussões da pesquisa oriundos das análises estatísticas adotadas e mapeamento da doença dengue na área em estudo. Assim, compreendendo o risco da dengue, avaliou a relação entre a variabilidade climática e a incidência de dengue nos municípios, no período de 2001 a 2017. Por conseguinte, a construção e aplicação do IVD, considerando as três dimensões: exposição, sensibilidade e capacidade adaptativa.

O Capítulo 5, tendo por base a síntese dos principais resultados da pesquisa, apresenta-se as conclusões e considerações gerais, por conseguinte as proposições para futuros estudos científicos sobre o tema abordado. Em seguida, são apresentadas as referências e apêndices desta pesquisa.

2 REVISÃO DE LITERATURA

Este item consiste na apresentação de elementos teóricos que fundamentam a pesquisa, visando o estudo da vulnerabilidade socioambiental associado a doenças de interesse da saúde pública, bem como os aspectos importantes para construção de índices sintéticos para a mensuração da vulnerabilidade da população nos municípios, visando contribuir com melhorias de programa de controle ou a implementação de diferentes estratégias de adaptação e resposta à incidência da dengue na área em estudo.

2.1 Aspectos entomo-epidemiológicos da dengue

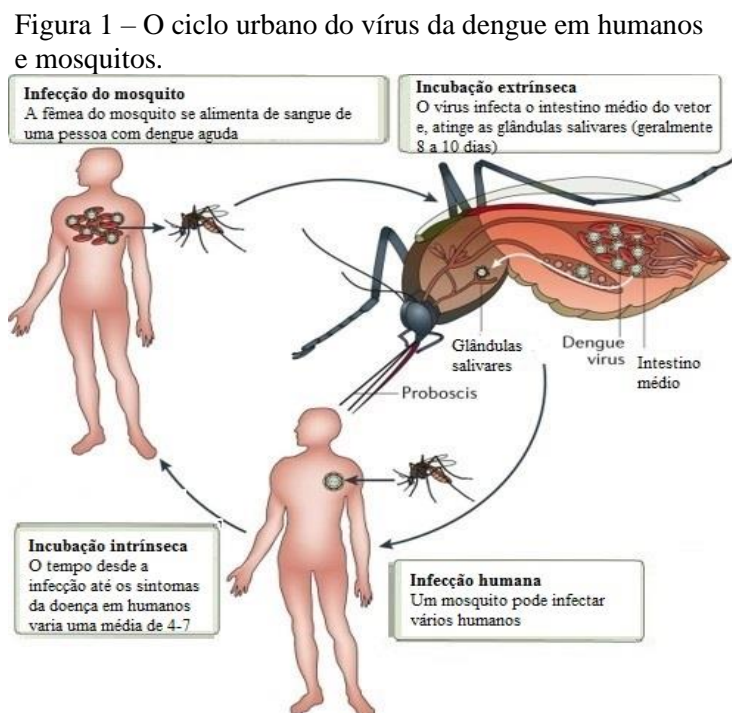
2.1.1 Principais características da doença dengue

Os arbovírus são vírus transmitidos por artrópodes (*Arthropod-borne virus*), que são considerados importantes causadores de doenças humanas. A exemplo de artrópodes, têm-se os mosquitos que geralmente são hematófagos, ou seja, se alimentam de sangue de outros animais. Diante disso, dentre os mosquitos hematófagos destacam-se os gêneros com relação à saúde humana: *Culex*, *Aedes* e *Flebotomíneos*, bem como os arbovírus das famílias virais: *Bunyaviridae*, *Togaviridae*, *Flaviviridae*, *Reoviridae* e *Rhabdoviridae* (KRAEMER *et al.*, 2015; 2019; LOPES *et al.*, 2014, DONALISI *et al.*, 2017). Ressalta-se o mosquito *Aedes aegypti*, um dos principais vetores responsáveis pela disseminação de doenças virais transmitidas no mundo, como a dengue (DENV), a febre amarela (YFV), chikungunya (CHIKV) e recentemente o zika (ZIKV) (BROWN, 2011; GUZMAN *et al.*, 2016; OLIVEIRA, 2015a).

O *Aedes aegypti* é originário do Egito e a dispersão pelo mundo ocorreu a partir da África. Provavelmente essa espécie silvestre e zoofílica presente na África Subsaariana se espalhou pelo mundo por meio de navios mercantes e de escravos, entre os séculos XVII e XIX. Assim, o *Aedes aegypti* alastrou-se pela costa leste da África para o continente Americano e, posteriormente, da costa oeste da África para a Ásia. Dessa forma, os seres humanos têm sido particularmente disseminadores dos mosquitos, presentes em vários países pela migração humana, bem como se distribuindo em diversos ambientes, de silvestre a urbano, com grandes consequências para a saúde pública (BROWN, 2011; POWELL, 2012; BROWN, 2014, OLIVEIRA, 2015a).

A dengue é uma enfermidade viral infecciosa, transmitida por mosquitos, tendo como agente etiológico o vírus (DENV), pertencente ao gênero *Flavivirus* (gênero *Flavivirus* da família *Flaviviridae*). Assim, o vírus da dengue geneticamente está agrupado em quatro sorotipos antigenicamente distintos, especificamente: DENV-1, DENV-2, DENV-3 e DENV-4. O vírus DENV possui ciclos endêmico-epidêmico de transmissão em áreas urbanas e em áreas silvestres. No ciclo urbano, o vírus é transmitido entre humanos e mosquitos sem a necessidade de um hospedeiro intermediário. Já no ciclo silvestre, há necessidade de um hospedeiro intermediário entre mosquitos e humanos (LANCET, 2013; MESSINA; JANE *et al.*, 2014; GUO; ZHOU; WEN *et al.*, 2017).

O ciclo urbano de transmissão DENV inicia-se com a fêmea do mosquito, que entra em contato com o vírus ao alimentar-se do sangue de uns indivíduos infectados. Durante o período de incubação extrínseca, o vírus multiplica-se no intestino médio do vetor e infecta outros tecidos, chegando às glândulas salivares 5-12 (geralmente 8-10) dias depois, sendo um processo que é influenciado pela temperatura ambiente. A transmissão vertical também pode ocorrer quando a fêmea do mosquito infectada transmite o vírus através dos ovos para sua prole. A média de vida do mosquito fêmea é cerca de uma semana, mas podem viver por ≥ 2 semanas. No período de incubação intrínseca, o tempo desde a infecção até o início da doença em humanos varia de 3 a 14 dias, apresentando uma média de 4-7 dias, conforme a Figura 1 (OLIVEIRA, 2015b; GUZMAN *et al.*, 2016; IOC/FIOCRUZ, 2017).



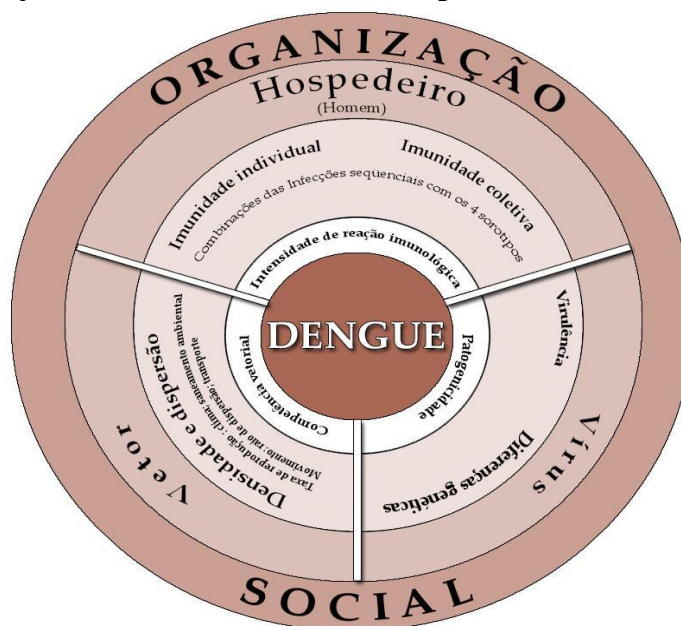
Fonte: Adaptado de Guzman *et al.* (2016).

O ciclo de vida do mosquito *Aedes aegypti* consiste das fases de ovo, larva, pupa (estágio intermediário entre a larva e a fase adulta) e mosquito adulto. Na fase adulta, a dinâmica dos mosquitos do gênero *Aedes* se manifesta em sua transmissão e prevalência em humanos e reservatórios. O *Aedes aegypti* é normalmente encontrado próximo a habitações humanas e suas larvas são encontradas em recipientes capazes de acumular água. A fêmea do *Aedes aegypti* se alimenta de sangue para a maturação dos ovos, sendo que a hemotofagia ocorre geralmente durante o dia. Assim, devido à necessidade de repasto sanguíneo, uma fêmea pode se dispersar por até 800 metros. Depois de alimentada, a fêmea procura lugares para depositar seus ovos, em locais úmidos, preferencialmente acima da linha d'água. Os ovos também podem ser colocados em superfície ou em paredes favoráveis ao desenvolvimento dos ovos (FAN *et al.*, 2014; OLIVEIRA, 2015a; LETA *et al.*, 2018).

A fêmea do mosquito produz em média de 100 a 200 ovos por ovipostura. A fecundação dos ovos acontece durante a postura, porém os ovos podem permanecer viáveis por até um ano, período em que ocorre a dessecação dos ovos. A resistência dos ovos é uma grande vantagem para o mosquito, pois permite que sobrevivam longos períodos em ambientes secos, até que o próximo período chuvoso e quente propicie a eclosão. Em condições ambientais favoráveis, após a eclosão dos ovos, o desenvolvimento do mosquito até a forma adulta pode levar um período de 10 dias. Assim, a fêmea pode dar origem a, aproximadamente, 1.500 mosquitos durante a sua vida. Diante disso, a eliminação de criadouros do mosquito deve ser realizada frequentemente em todas as estações do ano. Assim, o ciclo de vida do mosquito será interrompido (OLIVEIRA, 2015a; IOC/FIOCRUZ, 2017).

As arboviroses representam um grande desafio à saúde pública em diversos países. São influenciadas pelas mudanças climáticas e ambientais e pelos desmatamentos que favorecem a amplificação, a transmissão viral, além da transposição da barreira entre espécies. Por conseguinte, o espaço social influencia diretamente nas relações (vetor, homem e vírus) que afetam a vulnerabilidade à dengue, criando condições de suscetibilidade em populações humanas sensíveis aos impactos da doença, diante das exposições aos vetores, como pode ser observado na Figura 2 (TEIXEIRA *et al.*, 1999; DICKIN *et al.*, 2013). Em vista disso, a dengue tornou-se um sério problema de saúde pública global, pois não existe tratamento específico ou vacina para prevenir a doença, sendo importante diagnosticá-la de forma rápida e adequada (LOPES *et al.*, 2014; SHIM, 2017).

Figura 2 – Modelo conceitual das relações (vetor, homem e vírus) que mediam a vulnerabilidade à dengue no ambiente social.



Fonte: Adaptado de Teixeira *et al.* (1999); Dickin *et al.* (2013).

A transmissão do vírus da dengue está condicionada à sobrevivência e reprodução do *Aedes aegypti* no ambiente. Assim, para replicação e maturação do vírus no vetor é necessário que as condições climáticas estejam dentro da faixa adequada. Nesse sentido, a precipitação proporciona um habitat essencial para os estágios do ciclo de vida do mosquito *Aedes aegypti*, entretanto considera-se a temperatura como uma componente-chave na ecologia do vetor, comportamento, fisiologia e sobrevivência. A temperatura também proporciona inúmeras interações com outras variáveis da doença. Dessa forma, estudos sugerem que o pico de transmissão e o aumento da sobrevivência dos mosquitos adultos esteja relacionado com as condições de temperatura e umidade da estação chuvosa. Assim, essas condições climáticas incrementam a probabilidade de fêmeas infectadas completarem o período de replicação do vírus, tornando-se infectantes para o homem (YANG *et al.*, 2009; MORIN *et al.*, 2013; EBI; NEALON, 2016; MORDECAI *et al.*, 2017).

A infecção por dengue é uma doença sistêmica e dinâmica transmitida entre humanos por mosquitos *Aedes*, podendo apresentar espectros clínicos assintomáticos a graves. Tanto indivíduos sintomáticos quanto assintomáticos podem transmitir o vírus da dengue aos mosquitos. Em 2007, a OMS descreveu as diretrizes globais para registrar a doença dengue no sistema de Classificação Internacional de Doenças (CID), revisando em 2009, conforme apresentado no Quadro 1. A classificação de dengue de 1997 visa estratificar os pacientes de acordo com o nível fisiopatológico de progressão da doença, sendo a doença subdivida em

Dengue (DF), Dengue Febre Hemorrágica (DHF) e Síndrome do Choque da Dengue (DSS). Em 2009, a OMS propôs um novo sistema de classificação, baseado em sinais e sintomas clínicos para estratificar os pacientes com dengue de acordo com a gravidade da doença (Dengue com Sinais de Alerta [D+WS]), com a seguinte subdivisão: dengue sem sinais de alerta (DwoWS), dengue com sinais de alerta (DWWS) e dengue grave (DS) (WHO, 1997; WHO, 2009).

Quadro 1 – Classificações de dengue utilizadas no Brasil.

Classificação dengue	CID	Classificações	Anos de uso no Brasil
OMS, 1997	CID-9	Dengue (DF), DHF (Febre Hemorrágica da Dengue) e DSS (Síndrome do Choque da Dengue)	De 1986 a 2000
Ministério da Saúde do Brasil, 2000	CID-10 (códigos A90: dengue clássica; A91: dengue hemorrágica)	Incluso na classificação a DCC (Dengue com complicações ou casos graves, utilizado apenas no Brasil.)	De 2000 a 2013
OMS, 2009	CID-10 (códigos A90: dengue clássica; A91: dengue hemorrágica)	DwoWS (dengue sem sinais de alerta); DwWS (dengue com sinais de alerta) e SD (dengue grave)	De janeiro de 2014 até o presente

Fonte: Adaptado de Nunes *et al.* (2019); WHO (2009).

A maioria das infecções por dengue é assintomática; no entanto, quando sintomático, o vírus pode causar sintomas leves ou formas mais graves da doença, incluindo dengue hemorrágica ou síndrome do choque da dengue (BRATHWAITE *et al.*, 2012; NAISH *et al.*, 2014; RAMOS *et al.*, 2017). A dengue é uma doença febril aguda e as manifestações clínicas comuns da doença incluem febre alta (podendo alcançar 40°C, diminuindo ao longo dos dias, persistindo em média por 2 a 7 dias), seguida de cefaleia, dores articulares e musculares, náuseas, vômitos, exantema e/ou prostração. Os primeiros sintomas surgem após o período de incubação que pode variar de 2 a 10 dias.

As formas de tratamento incluem: repouso e hidratação; a hidratação pode ser por via oral (ingestão de líquidos pela boca) ou por via intravenosa, se necessário. A doença tem duração de 5 a 7 dias, mas o período de convalescência pode ser acompanhado de grande debilidade física e prolongar-se por várias semanas. A recuperação da infecção fornece imunidade vitalícia contra o sorotipo adquirido pelo DENV. Entretanto, após a infecção com um sorotipo, a infecção subsequente com um sorotipo diferente aumenta o risco de dengue grave e morte (WHO, 2007; OPAS, 2017; SVS/MS, 2010).

Segundo a OMS e a Organização Pan-Americana de Saúde (OPAS), responsável pelas 35 nações e 9 territórios das Américas, não existe tratamento específico para a dengue, sendo que o principal cuidado é o combate ao mosquito transmissor *Aedes Aegypti* (WHO, 2009; OPAS, 2017). Em vista disso, a incidência de dengue está sujeita a variações ano a ano, sendo monitorada pelas instituições internacionais de saúde. De acordo com a OMS, a incidência global de dengue aumentou nas últimas décadas e a doença se expandiu em várias áreas do mundo. Estima-se números superiores a 50 milhões de casos anuais de infecção por dengue e mais de 20.000 mortes relacionadas à doença que ocorrem anualmente (MURRAY; NE *et al.*, 2013; SHEPARD *et al.*, 2016; GUO *et al.*, 2017).

Leta *et al.* (2018) consideraram em seus estudos a distribuição geográfica e carga de cinco doenças arboviral relevantes para saúde pública (YFV, DENV, CHIKV e ZIKV, recentemente o vírus do Nilo Ocidental – WNV). No período de 1952 até 2017, a dengue foi considerada a doença com maior distribuição geográfica e alta carga dentre as doenças analisadas. Foi evidenciada a transmissão da doença dengue em 111 países/territórios, onde todos os blocos regionais foram afetados, sendo 36 países na África (África Subsaariana e Norte da África, como Egito, Mali e Sudão), 46 países na Américas (maioria dos países, incluindo os EUA), 15 países na Ásia, 11 países na Oceania e 3 países na Europa (Croácia, França e Portugal, relataram transmissão de dengue).

No ano de 2014, a OPAS/OMS emitiu um “alerta” para o risco de circulação simultânea de mais de um arbovírus. Nesse ano, foram identificados pela vigilância epidemiológica três arbovírus: DENV, CHIKV e ZIKV. Diante disso, a OPAS/OMS advertiu um risco de uma epidemia tripla. Em relação a isso, em 2015, o Ministério da Saúde decretou Emergência em Saúde Pública no Brasil. Já em 2016, a OMS identificou a circulação simultânea dos três arbovírus com situação emergencial de caráter internacional. Assim, a OMS orientou sobre a necessidade de investigação e controle da doença no país (OPAS/OMS, 2014; BRAGA *et al.*, 2017). Nesse âmbito, Pessoa *et al.* (2016) evidenciaram os efeitos da cocirculação de DENV, CHIKV e ZIKV, assim como a coinfeção desses vírus na gravidade das doenças, principalmente na região nordeste do Brasil. Dessa forma, os estudos de Braga *et al.* (2017) relatam que as epidemias tendem a produzir diferentes padrões de incidência a cada ano, com um arbovírus predominantes sobre os outros (LOWE *et al.*, 2014; SALLES *et al.*, 2018).

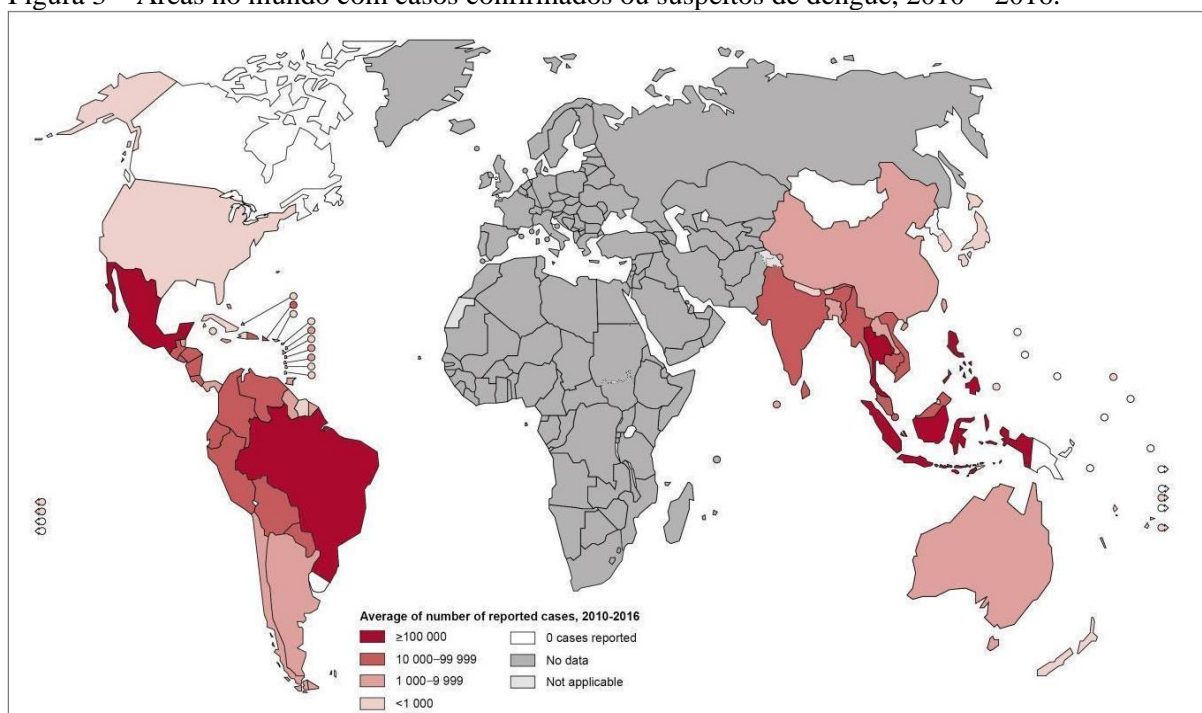
Nesse contexto, Bhatt *et al.* (2013) apresentaram estudos de geolocalização de incidência global de dengue em 2010 e, por fim, modelaram a relação entre risco e incidência para estimar a incidência para cada área de 5 km por 5 km. Os resultados estimam

aproximadamente 390 (284-528) milhões de infecções de dengue por ano, das quais 96 (67-136) milhões se manifestam aparentemente e 294 (217-392) milhões de infecções inaparentes. A pesquisa atribuiu para a Ásia cerca de 70%, quase 67 (47-94) milhões, de infecções; para a Índia, 34% aproximadamente, 33 (24-44) milhões de infecções; à África, com 16%, cerca de 16 (11-22) milhões de infecções; e às Américas 14%, com 13 (9-18) milhões de infecções em todo o mundo, das quais mais da metade ocorreram no Brasil e no México. Diferentemente, os países da Oceania contribuíram com menos de 0,2% das infecções aparentes globais.

Comparando-se estudos de estimativa média global de incidência sintomática de dengue, Bhatt *et al.* (2013) estimaram cerca de 96 milhões de infecções aparentes da doença em 2010, enquanto Stanaway *et al.* (2016) estimaram de 26,6 a 121,9 milhões de casos de dengue. Observa-se, portanto, que as duas pesquisas exibem resultados que se aproximam da faixa de 50-100 milhões de casos de dengue por ano, o que é comumente divulgado pela Organização Mundial da Saúde. No estudo de Stanaway *et al.* (2016) é indicado um aumento na incidência de dengue entre 1990 e 2013, dobrando o número de casos da doença a cada década, estimou-se de 8,3 milhões (3,3-17,2 milhões) de casos de dengue em 1990, a 58,4 milhões (23,6 -121,9 milhões) de casos da doença em 2013.

Guo *et al.* (2017), em estudos de revisão sistemática dos surtos globais de dengue ocorridos de 1990 a 2015, registraram cerca de 262 surtos de dengue que ocorreram, em maioria, após 2010, sendo detectados em regiões tropicais (77/262) e subtropicais (174/262), exceto um surto, que ocorreu em Nîmes, na França Continental em 2015. Entre as seis regiões da OMS, a região europeia (6/262) foi a menos afetada por surtos de dengue, destacando-se o maior número de surtos na região do Sudeste Asiático (82/262), Pacífico Ocidental (72/262) e a região das Américas (65/262), cerca de 83,6% dos surtos em geral. Os estudos registram que a maioria dos surtos aconteceu em países em desenvolvimento, evidenciando a Índia (58/262), a China (38/262) e o Brasil (24/262). A Figura 3 corrobora com os dados da pesquisa, destacando as regiões que estão dentro da faixa de risco de transmissão.

Figura 3 – Áreas no mundo com casos confirmados ou suspeitos de dengue, 2010 – 2016.



The boundaries and names shown and the designations used on this map do not imply the expression of any opinion whatsoever on the part of the World Health Organization concerning the legal status of any country, territory, city or area or of its authorities, or concerning the delimitation of its frontiers or boundaries. Dotted lines on maps represent approximate border lines for which there may not yet be full agreement. © WHO 2016. All rights reserved

Data Source: World Health Organization
Map Production: Control of Neglected
Tropical Diseases (NTD)
World Health Organization



Fonte: WHO (2016).

Observa-se, na Figura 3, que as Américas são reportadas como as que mais aparecem com casos de dengue, em maior número ocorrendo na América do Sul. Segundo a OMS o número médio anual de casos de dengue e dengue hemorrágica aumentou dramaticamente nos últimos anos. No período de 2000-2004 a média anual foi cerca de 925.896 casos, quase o dobro do número de casos registrados para o período 1990-1999, respectivamente, 479.848 casos. Em 2007, a OPAS corroborou que nas Américas ocorreu o pior ano desde 1985, com 918.495 casos de dengue e dengue hemorrágica na região (WHO, 2007, 2009; PAHO, 2007; BARCLAY *et al.*, 2008; MARTÍN *et al.*, 2010).

San Martín *et al.* (2010), em estudo sobre a dengue nas Américas em três décadas (1980 – 2007), concluíram que a região das Américas, em geral, apresentou níveis elevados de taxa de incidência da dengue e contribuiu com cerca de 68% (2000 a 2006) de casos de dengue registrados em todo mundo. Contudo, nas últimas três décadas (1980 a 2007), também se observou nas Américas um aumento de 4,6 vezes nos casos notificados (cerca de 1 milhão de casos durante os anos de 1980 a 4,7 milhões durante 2000-2007). Verificou-se, ainda, nas Américas, um padrão endêmico-epidêmico com surtos recorrentes de dengue a cada 3 a 5 anos, com crescente casos ao longo do tempo. Desde 1980, a doença se expandiu amplamente por toda a região das Américas. No Cone Sul foram notificados a maioria dos casos desde 1990,

sendo que 63% dos casos notificados desde 2000 ocorreram somente no Brasil. Isso é explicado pelo fato de que em grandes países como o Brasil, a sazonalidade pode variar amplamente em diferentes regiões. Diante disso, no Brasil, a maioria dos casos ocorre na primeira metade do ano, com pico em março-abril, período mais quente e chuvoso, considerando as diferentes regiões do Brasil.

Os países das Américas registraram valores acima de 702.000 casos durante 1977-1980, e o sorotipo predominante foi o DENV-1, sendo que os registros de DENV1 atingiram o pico em 2005-2006. Messina *et al.* (2014) destacam sobre as distribuições geográficas do DENV durante o período de 1943 a 2013, em várias regiões do mundo. Os autores relatam a crescente cocirculação de tipos de DENV na maioria das regiões do mundo, particularmente na América Latina e na Ásia. A maioria dos outros países nas Américas começou a relatar o tipo DENV3 no início dos anos 2000, e a notificação ampla ocorreu no Brasil. Na década de 1990, agravou-se o quadro epidemiológico associado com o aumento no número de casos de dengue com febre hemorrágica (DFH), que está relacionado ao genótipo DENV2. Assim, o maior número de ocorrências de casos foi em 2005. Diferentemente, o DENV4 não foi relatado nas Américas até 1981, contudo teve registro iniciado no Brasil (WHO, 2009).

Considerando dados da OPAS, os pesquisadores San Martín *et al.* (2010) observaram que desde 1980 o vírus da dengue (DENV) se expandiu amplamente por toda a região das Américas, principalmente no Brasil. Estudos de Salles *et al.* (2018) evidenciaram que a doença se tornou uma ameaça nas Américas ao longo das décadas (1980-2017), abrangendo aproximadamente 23 milhões de casos. O Brasil está entre os países mais afetados pela doença, com 13,6 milhões de casos neste período. No período analisado de 2011-2017 foram totalizados 10.851.043 casos de dengue, houve um aumento significativo de 30% de casos em comparação ao período de 2001-2010 (7.641.334 casos) e 47% de casos de dengue no período de 1980-2017. Destaca-se que as taxas de mortalidade da doença foram significativas no período de 2007-2017.

Brathwaite *et al.* (2012), em estudo sobre a dispersão de *Aedes aegypti* e circulação do vírus da dengue (2001-2010) nas Américas, registraram que durante 2010 foram notificados mais de 1,7 milhão de casos de dengue, com 50.235 casos graves da doença e 1.185 casos de mortes. Já em 2015, foram notificados mais de 1,5 milhão de casos nas Américas e uma taxa de incidência de 763 por 100.000 habitantes. Nessa estatística, o Brasil tem sido o principal contribuinte, com cerca de 85% dos casos de dengue notificados até a semana epidemiológica 21 no país. Em 2016, foram registrados nos países da Américas mais de 2,3 milhões de casos de dengue e 1.032 mortes por dengue, particularmente o Brasil contribuiu com 64,5% dos casos

(cerca de 1,5 milhão), aproximadamente três vezes maior do que em 2014. Adversamente, em 2017 ocorreu uma redução significativa nos números de casos de dengue nas Américas, cerca de 584.263 (WHO, 2018; PAHO, 2017).

Stanaway *et al.* (2016), por meio da estimativa global, observaram que houve em média 9.221 mortes/ano causadas por dengue, entre o período de 1990 a 2013. Os autores observaram que o pico ocorreu em 2010, com 11.302 mortes (6.790-13.722 mortes). Assim, a pesquisa indicou que ocorreram aproximadamente 10.000 mortes a cada 60 milhões de infecções por dengue.

Com relação ao continente americano, destacam-se o período de 2011-2017, pois foram anos em que ocorreu uma sucessão de eventos esportivos de amplitude global. Em 2011 aconteceram os Jogos Pan-americanos no México. Já nos anos 2013, 2014 e 2016, no Brasil ocorreram: a Copa das Confederações (2013), a Copa do Mundo (2014) e as Olimpíadas (2016). Como consequência desses eventos, em 2017, o Brasil registrou a cocirculação dos arbovírus, como de DENV, CHIKV e ZIKV (LOWE *et al.*, 2014; SALLES *et al.*, 2018).

2.1.2 Cenário Epidemiológico da Dengue no Brasil

O país está agrupado em cinco regiões (Norte, Nordeste, Centro-Oeste, Sudeste e Sul), envolvendo 26 estados e o Distrito Federal. A população do país, segundo o IBGE (2010), era de aproximadamente 190 milhões de habitantes e foi estimada para mais de 207 milhões de habitantes em 2017, sendo que a maior parte da população reside nos centros urbanos. É importante destacar que o Brasil se urbanizou aceleradamente, desde meados da década de 1970. Assim, 78% da população brasileira vive em ambiente urbano, contudo muitas cidades do país têm condições precárias de infraestrutura e serviços essenciais à qualidade de vida.

Dessa forma, as grandes cidades apresentam macro e microfatores que proporcionam condições favoráveis para a transmissão da dengue. Outra condição favorável é o clima, pois a maioria das cidades do país são categorizadas pelo clima tropical úmido e seco com altas temperaturas, alta umidade e variações sazonais com chuvas; compondo um padrão climático que pode fornecer condições adequadas para a reprodução e sobrevivência do mosquito *Aedes Aegypti* (BARCELLOS *et al.*, 2013; TEIXEIRA *et al.*, 2013; NUNES *et al.*, 2018; SALLES *et al.*, 2018).

Teixeira *et al.* (1999) publicaram que foram registrados no Brasil cerca de 1.672.883 casos de dengue entre 1981 e 1998. No país, a primeira epidemia de dengue, documentada clínica e laboratorialmente, ocorreu nos anos de 1981 e 1982, no estado de Roraima. Os casos

relatados nesse período foram associados aos sorotipos DENV-1 e DENV-4. Identifica-se, também nos anos de 1986, 1990 e 2000, a introdução do vírus DENV-1, DENV-2 e DENV-3, primeiramente no Rio de Janeiro, se espalhando posteriormente para outras regiões do país (TRAVASSOS DA ROSA *et al.*, 2000; SAN MARTÍN *et al.*, 2010; BRATHWAITE *et al.*, 2012; RAMOS *et al.*, 2017). Dessa forma, no Quadro 2 está a cronologia dos principais eventos relacionados à dengue no Brasil. Pode-se observar tanto a ocorrência de surtos epidêmicos no Brasil, quanto a circulação de vírus endêmico e epidêmico.

Quadro 2 – Principais eventos relacionados à dengue no Brasil.

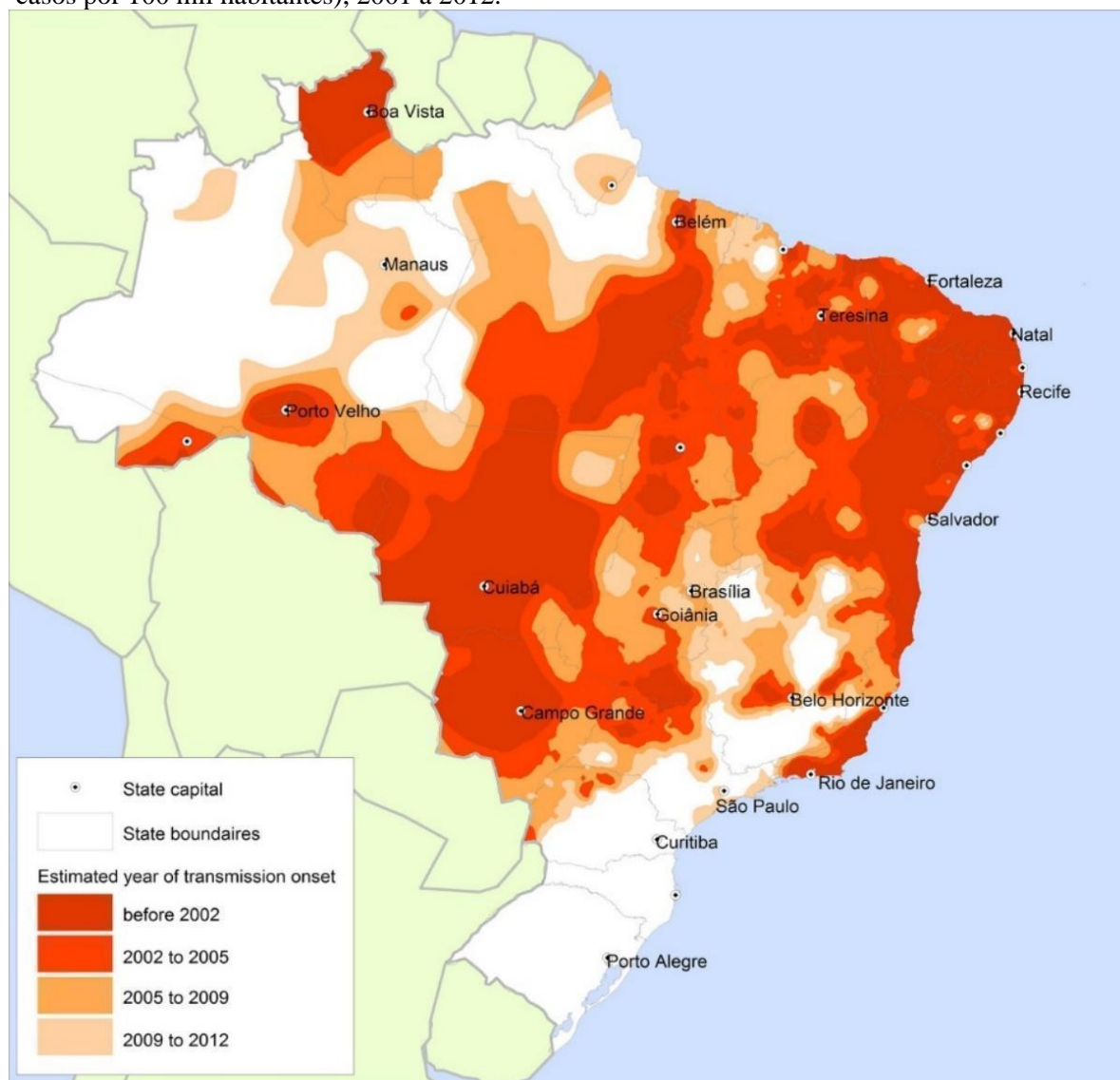
Período/ano	Evento relacionados à dengue
Ocorrência de surtos epidêmicos em áreas localizadas	
1981	Primeiro surto documentado de dengue no Brasil, registro do DENV-1 e DENV-4 no estado de Roraima
1986	Início do DENV-1 no estado do Rio de Janeiro
1990	Início do DENV-2 no estado do Rio de Janeiro e primeiros casos de dengue com febre hemorrágica (DHF)
1995	Início do DENV-1 no estado do Pará, os primeiros casos notificados de dengue ocorreram nos municípios de Redenção e Rondon do Pará, região sudeste do estado.
2000	Início do DENV-3 no estado do Rio de Janeiro
Circulação de vírus endêmico e epidêmico em todo o país	
1600-1946	A primeira referência à dengue no Brasil foi feita durante o período colonial. Introdução da dengue nas Américas
1970	No início do século 20, Oswaldo Cruz implantou um programa de controle do mosquito pela “brigadas mata-mosquito”. Controle de <i>Aedes aegypti</i> no país.
1994–1999	Dispersão de <i>Aedes aegypti</i> em todo o país
1998	Surtos de dengue em 16 estados (> 534.000 casos notificados)
1995 - 1998	Prevalência do DENV-1 e DENV-2 no estado do Pará
2002	Surtos de dengue em 19 estados (> 794.000 casos notificados). Mortes devido à febre hemorrágica da dengue.
2007-2008	Em 2007, ocorreram 1.514 casos de dengue hemorrágica e 158 mortes. Em 2008, a maioria dos casos ocorreu no primeiro semestre do ano. Embora DENV-1, DENV-2 e DENV-3 estivessem circulando, os casos com a maioria das complicações médicas estavam associados ao DENV-2
2010	Vários surtos de dengue em 21 estados, sendo os tipos de vírus mais prevalentes: DENV-1 (83,3%), seguido por DENV-4 (15,1%), DENV-2 (1,3%) e DENV-3 (0,3%)
2011-2017	Novos surtos no país após a realização de eventos esportivos globais. Em 2017, o DENV-2 foi o sorotipo mais prevalente no país

Fonte: Teixeira *et al.* (1999); Teixeira *et al.* (2013); Travassos da Rosa *et al.* (2000); Siqueira *et al.* (2005); Brathwaite *et al.* (2012); Fares *et al.* (2015); Löwy *et al.* (2017); Salles *et al.* (2018).

A partir da leitura do Quadro 2 e pelo estudo de Fares *et al.* (2015) constata-se que a epidemia de dengue em 2010 foi caracterizada por vários surtos que ocorreram em 21 estados. Os tipos de DENV mais prevalentes nesse ano, foram: DENV-1 (83,3%), seguido por DENV-4 (15,1%), DENV-2 (1,3%) e DENV-3 (0,3%). Em anos posteriores, Lopes *et al.* (2018) alertam que desde 2015 circulam no Brasil os vírus DENV, ZIKV e CHIKV, sendo que a coinfeção do *Aedes aegypti* com esses arbovírus pode favorecer a transmissão de um vírus específico. Conseqüentemente, a partir desse período há uma mudança no padrão epidemiológico no país. Somado a isso, estudos de Ramos *et al.* (2017) corroboram que nos últimos anos as epidemias de dengue nas Américas foram ocasionadas pela circulação de mais de um sorotipo, sendo influenciadas pelo fluxo migratório de viajantes, urbanização e o aumento da infestação de vetores, resultado da falta de controle da doença.

Barcellos e Lowe (2014) apresentaram a expansão da dengue no território brasileiro no período de 2002 a 2012. Os autores verificaram que a maior intensidade ocorreu entre os anos de 2005 e 2009, conforme a Figura 4. As análises da pesquisa indicam uma hiperendemia ao longo do litoral leste e regiões centrais do país, surtos concentrados na região nordeste, bem como difusão da doença em alguns eixos de estradas que conectam grandes cidades. De forma diferente, as áreas do extremo da região sul e porções da região norte não foram afetadas pelas epidemias da dengue. Os autores corroboram que, apesar do padrão espacial disperso dos surtos da doença no país, a sustentabilidade da transmissão da dengue está intimamente relacionada à variabilidade climática contínua e às mudanças sociodemográficas.

Figura 4 – Expansão da área de transmissão da dengue no Brasil em taxas de incidência (mais de 300 casos por 100 mil habitantes), 2001 a 2012.



Fonte: Barcellos; Lowe (2014).

No Brasil, a dengue é doença notificável pela Portaria GM/MS nº 204, de 17 de fevereiro de 2016, sendo codificada (A90 e A91) segundo a 10ª Revisão da Classificação Internacional de Doenças (CID-10), com o objetivo de orientar o planejamento de ações de prevenção e controle de epidemias (BRASIL, 2016). A notificação é uma atribuição inerente aos profissionais da área da saúde, especialmente os responsáveis pela suspeita clínica da dengue. A forma de notificação da dengue é, essencialmente, passiva, com investigação ativa do caso a partir da confirmação laboratorial.

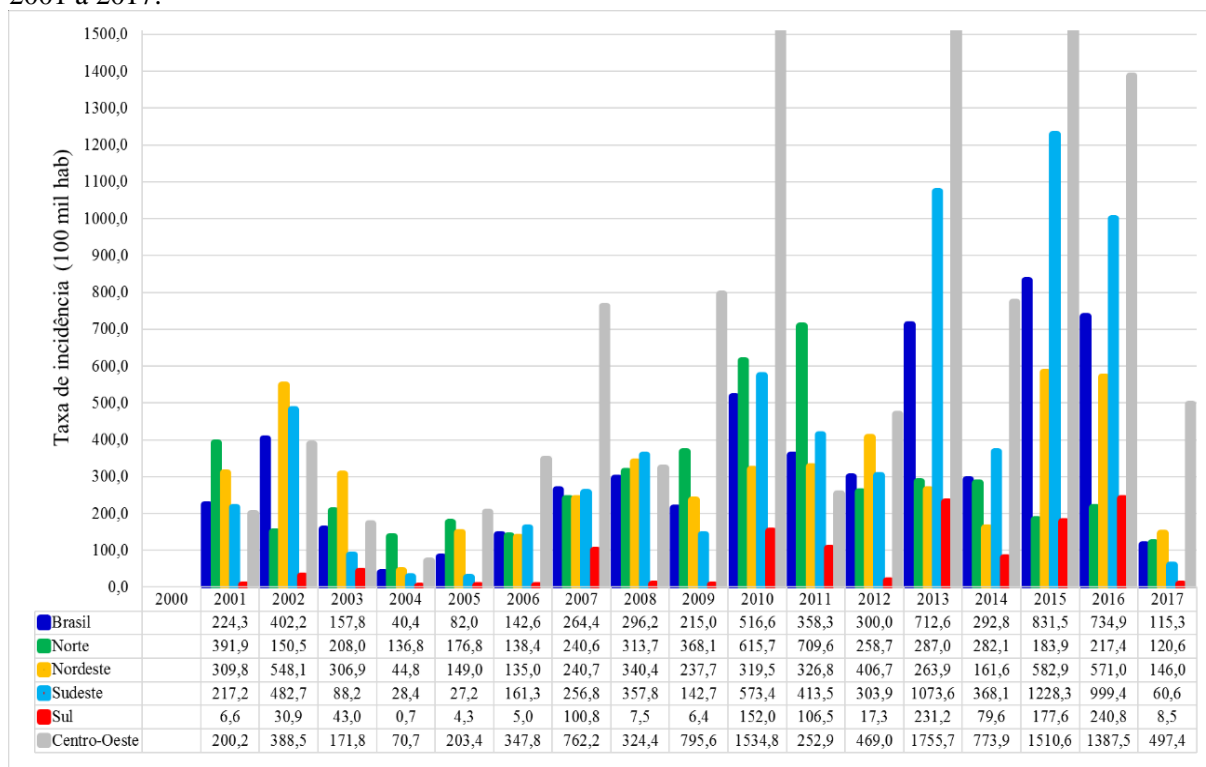
As principais bases de dados sobre a doença dengue (informações epidemiológicas e entomológicas) no país são disponibilizadas pelo Departamento de Informática do SUS (DATASUS), Ministério da Saúde (MS), a saber: Sistema de Informação de Agravos de

Notificação (SINAN), Sistema de Informação em Mortalidade (SIM), Sistema de Informações Hospitalares do Sistema Único de Saúde (SIH) e Sistema do Programa Nacional de Controle da Dengue (SisPNCD). São, também, utilizadas, entre outras, a *Plataforma de Información en Salud para las Américas* (PLISA/PAHO) (MINISTÉRIO DA SAÚDE, 2018; OPAS, 2018).

O fluxo de informações do SINAN segue a organização estabelecida pela Portaria GM/MS nº 204/2016, qual seja: caso suspeito de dengue ⇒ diagnóstico na Unidade de saúde (epidemiológico, clínico ou laboratorial) ⇒ notificação SINAN ⇒ investigação epidemiológica do caso ⇒ transferência para o nível estadual ⇒ transferência para o nível nacional (BRASIL, 2016).

A partir dos dados obtidos no SINAN (2019), pode-se visualizar na Figura 5 a taxa de incidência de dengue (casos por 100.000 habitantes) no Brasil, que foi obtida no período de 2001 a 2012. Considera-se que o número de casos é baseado em características clínicas sem confirmação laboratorial. Por conseguinte, a elevação dos números dos casos de dengue e a incidência da doença foi destaque nos anos de 2002, 2008, 2010, 2013, 2015 e 2016, o que reflete as sucessivas epidemias de dengue no Brasil. Destaca-se, ainda, o aumento da incidência, que variou de 40,4 casos/por 100.000 habitantes em 2004 para 831,5 casos/por 100.000 habitantes em 2013 (BRATHWAITE *et al.*, 2012; MINISTÉRIO DA SAÚDE, 2019).

Figura 5 – Taxa de incidência de dengue nas regiões do Brasil (casos por 100.000 habitantes), período 2001 a 2017.



Fonte: Elaboração própria (2021); SINAN/DATASUS (2020).

No período entre 2000 a 2005 foram notificados no SINAN (2019) cerca de 1.735.857 casos de dengue, destes 1.062 evoluíram para óbito, sendo 467 casos (43,9%) confirmados em laboratório. Em 2007, foram notificados 559.954 casos de dengue, com 1.514 de dengue hemorrágica e 158 mortes (MINISTÉRIO DA SAÚDE, 2018; SIM/DATASUS, 2018, OPAS, 2018). Em relação à mortalidade e letalidade por dengue no Brasil, Paixão *et al.* (2015) realizaram pesquisa para os anos 2001 a 2011. Os autores registraram cerca de 3.156 mortes, o que resultou em uma taxa média anual de mortalidade por dengue de 0,14/100.000 habitantes para o período analisado. Deste modo, em 2000 a taxa variou de 0,01/100.000 habitantes para valores mais elevados de 0,41/100.000 habitantes em 2010, sendo registrados picos epidêmicos nos anos de 2002 e 2008.

Outro estudo sobre casos fatais de dengue ocorridos no Brasil foi realizado por Nunes *et al.* (2019) no período de 30 anos (1986-2015). Foram observados 5.399 óbitos confirmados em todas as regiões do país, destacando em maior escala a região Sudeste com aproximadamente de 43% (2.225 casos) de todas as mortes; seguido da região Centro-Oeste, que foi responsável por 18% dos casos fatais. Em menor escala, tem-se a região Norte, que apresentou apenas 7% das mortes e a região Sul, cerca de 2%, sendo a menos afetada por casos de dengue no país.

Silva *et al.* (2017) buscaram identificar casos de mortes por dengue em áreas de vulnerabilidade social entre 2002 e 2013 na cidade de São Luís, estado do Maranhão. No período estudado foram totalizadas 74 mortes, concentradas em áreas de vulnerabilidade social. De acordo com a OMS (2009), a taxa de letalidade aceitável por dengue deve ser inferior a 1%. No entanto, neste estudo, foram identificados valores de taxas de letalidade elevadas nos anos avaliados. Em vista disso, a morbidade e a letalidade da dengue não devem ser analisadas de forma unilateral e simplista, pois deve ser considerado nas políticas de prevenção e controle das doenças o conjunto de elementos que compõem o meio em que a pessoa afetada está inserida.

As epidemias têm se tornado cada vez mais frequentes, com o aumento do número de internações e dos custos associados à doença. Em relação a isso, Coelho *et al.* (2016) estudaram sobre casos hospitalizados por dengue no Sistema Único de Saúde em dez capitais brasileiras, no período de 2008 a 2013. A pesquisa detectou divergências referente aos registros da doença, sendo identificadas 48.174 internações no SIH/DATASUS e 36.145 internações no SINAN/DATASUS. Deste modo, foram observados 24.469 registros comuns às duas bases de dados, porém a combinação dos dois sistemas permitiu a identificação de 71.161 internações no país.

Em 2016, manteve-se o pico epidêmico, evidenciando uma incidência de dengue no país de 733,4 casos/100 mil habitantes. A região Sudeste foi a que apresentou o maior quantitativo de casos prováveis (57,2%), seguida pelas regiões Nordeste (21,6%), Centro-Oeste (13,7%), Sul (4,8%) e Norte (2,6%). No ano de 2017, foram notificados 219.040 casos prováveis de dengue em todo o país, o que representou uma redução de 84,8% em relação ao ano de 2016 (1.442.208 casos). Conseqüentemente, também houve queda significativa no número de óbitos (87%), com redução de 678 óbitos em 2016 para 88 em 2017. Em termos de distribuição geográfica, a região Nordeste registrou o maior número de casos prováveis de dengue (81.447 casos; 37,1%), seguida de Centro-Oeste (66.899; 30,5%), Sudeste (47.644 casos; 21,7%), Norte (20.526 casos; 9,3%) e Sul (2.524 casos; 1,1%) (MINISTÉRIO DA SAÚDE, 2019).

Como pode ser visto, por dados e pesquisas ao longo dos anos, a dengue se tornou um dos maiores desafios de saúde pública no Brasil nas últimas duas décadas e está relacionada intimamente com a densidade populacional e o clima do país. As frequentes epidemias de dengue no país demonstram que políticas sustentadas de controle e vigilância da dengue são necessárias, pois sabe-se que é uma doença com epidemias de grandes proporções em ambiente urbano e de difícil controle. Diante disso, é importante a realização de estudos sobre a quantificação da carga de dengue no Brasil, uma vez que estes permitirão uma análise mais

adequada da dimensão da doença e de seus impactos sociais e econômicos (FARES *et al.*, 2014; BOHM *et al.*, 2016; ANDRIOLI *et al.*, 2020).

Diante do contexto abordado, torna-se importante ressaltar que a OPAS, no período de 1947 a 1970, empenhou-se no combate ao mosquito-vetor *Aedes aegypti* nas Américas. Em 1999, a dengue foi reconhecida como um problema de saúde pública e incluída na carteira de doenças do Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento. Em 2001, a Organização Mundial da Saúde apresentou políticas públicas para erradicar o *Aedes aegypti* e a OPAS publicou a Estratégia de Gestão Integrada de Dengue (EGI-dengue), que consistiu em seis componentes: epidemiologia, entomologia, saúde, laboratório, comunicação social e meio ambiente (MINISTÉRIO DA SAÚDE, 2002; ZARA *et al.*, 2016). Já em 2012, a OMS mais uma vez classificou a dengue como a “doença viral transmitida por mosquitos mais importante do mundo”, justamente pela rápida disseminação do vírus e pela importância socioeconômica que esta doença representa (BRATHWAITE *et al.*, 2012; MURRAY, *et al.*, 2013; OLIVEIRA *et al.*, 2019). No Quadro 3 está descrita a evolução histórica dos programas de prevenção e controle da dengue no Brasil.

Quadro 3 – Cronologia dos programas de prevenção e controle da dengue no Brasil.

Período/ano	Eventos de prevenção e controle da dengue
1947–1970	O Brasil participa do Plano continental para a erradicação do <i>Aedes aegypti</i> . Em 1955, a OPAS declarou que o país havia erradicado o mosquito-vetor <i>Aedes aegypti</i> .
1971–1999	Período de reinfestação do <i>Aedes aegypti</i> nas Américas. Em 1973, a OPAS declarou novamente que o Brasil era “ <i>Aedes-livre</i> ”.
1996	O Ministério da Saúde criou o Plano Diretor de Erradicação do <i>Aedes aegypti</i> (PEAa), fundamentado em nove componentes e com o objetivo principal de erradicar o <i>Aedes aegypti</i> .
1996-2001	Em 2001, a Organização Mundial da Saúde Pública (OPAS) difundiu a orientação para erradicar o <i>Aedes aegypti</i> , porém não se tornou viável ao longo do tempo. O Ministério da Saúde, em parceria com a OPAS, participou do Plano de Intensificação das Ações de Controle da Dengue (PIACD) alicerçado em três pressupostos básicos, a saber: universalidade regional, sincronicidade e continuidade das ações.
2002	A Funasa/Ministério da Saúde propõe o Programa Nacional de Controle da Dengue (PNCD) com ênfase à intersetorialidade e descentralização de gestão entre os entes. O objetivo principal do PNCD foi reduzir a incidência da dengue, reduzir a letalidade por febre hemorrágica de dengue e reduzir a infestação de <i>Aedes aegypti</i> . Atualmente implementado, as Diretrizes Nacionais para a Prevenção e Controle de Endemias da Dengue (DNPCED) com o objetivo principal de evitar a ocorrência de óbitos por dengue.

2016	Fica instituído, pela Lei nº 13.301, de 27 de junho de 2016, o Programa Nacional de Apoio ao Combate às Doenças Transmitidas pelo <i>Aedes</i> - PRONAEDES, tendo como objetivo o financiamento de projetos de combate à proliferação do mosquito transmissor do vírus da dengue, do vírus chikungunya e do vírus da zika. Ainda, a lei determina que agentes públicos podem realizar o ingresso em imóveis públicos e particulares para eliminação de focos de mosquito, regulamentado pela Medida Provisória nº 712, de 29 de janeiro de 2016.
2017	O Ministério da Saúde pública a Resolução CIT nº 12, de 26 de janeiro de 2017, que torna obrigatório o Levantamento Entomológico de Infestação por <i>Aedes aegypti</i> (LIRAA) pelos municípios e o envio da informação para as Secretarias Estaduais de Saúde e destas, para o Ministério da Saúde.
2012–2020	OMS publica estratégia Global para Prevenção e Controle da Dengue. Atualmente, a orientação nacional é para o controle do mosquito-vetor.

Fonte: Brathwaite Dick *et al.* (2012); Zara *et al.* (2016); Braga; Martin (2015); Löwy *et al.* (2017).

No Brasil, nas décadas de 1950 e 1960, a eliminação do mosquito-vetor *Aedes aegypti* foi responsabilidade do Departamento Nacional de Saúde (DNS) do Ministério da Saúde (MS), sendo que nesse período o Brasil participou do Plano continental para a erradicação do *Aedes egypti* (Quadro 3). Em 1953, criou-se, com o mesmo propósito, o Departamento Nacional de Endemias Rurais (DNERu), substituído em 1967 pela Superintendência de Campanhas de Saúde Pública (SUCAM), responsável por ações de monitoramento dos focos de vetores no país. Em 1990, com o fim da SUCAM, as ações de monitoramento dos mosquitos vetores pelos vigilantes foram desarticuladas. Em 1988, cria-se a Fundação Nacional de Saúde (Funasa), vinculada ao Serviço Nacional de Saúde (Sistema Único de Saúde – SUS), sendo responsável pelas ações de combate e controle às endemias e de saneamento domiciliar do país (ZARA *et al.*, 2016; LÖWY *et al.*, 2017).

Em 2002, observou-se uma pandemia de dengue nos países das Américas. O quadro epidemiológico da dengue no país caracterizou-se pela ampla distribuição do *Aedes aegypti* em todas as regiões, com uma complexa dinâmica de dispersão do seu vírus, circulação simultânea de três sorotipos virais (DENV1, DENV2 e DENV3) e vulnerabilidade para a introdução do sorotipo DENV4. A partir de 2002, ocorreu a criação do Programa Nacional de Controle da Dengue, em decorrência do aumento do risco de epidemias, casos graves de dengue e disseminação dos sorotipos no país. No PNCD (2002) os municípios foram categorizados segundo os critérios: baixa incidência (até 100 casos por 100 mil hab.); média incidência (101 a 299 casos por 100 mil hab.); e alta incidência (300 casos ou mais por 100 mil hab.) (BRASIL, 2002, 2009; TEIXEIRA; MEDRONHO, 2008; TEIXEIRA *et al.*, 2013; ZARA *et al.*, 2016).

Em 2009, o Ministério da Saúde apresenta as Diretrizes Nacionais para a Prevenção e Controle de Epidemias de Dengue que possibilitaram aos gestores adequar seus planos estaduais, regionais, metropolitanos ou locais, para o enfrentamento do problema e a redução do impacto da dengue sobre a saúde da população brasileira. O documento recomenda a construção de um diagrama de controle para a verificação de ocorrência de uma epidemia. A construção desse diagrama pode ser feita pela distribuição da média móvel semanal e desvio-padrão da média móvel dos valores da frequência (incidência da doença) observada, em um período de tempo (geralmente dez anos ou mais) (BRASIL, 2009).

A princípio, as ações do PNCD (2002), vinculado à Funasa, foram desenvolvidas, a nível local, pelos Agentes de Controle de Endemias (ACE). Em 2003, o MS criou a Secretaria de Vigilância em Saúde (SVS) e reorganizou as ações de vigilância epidemiologia e controle de doenças no país. Em 2010, o MS publicou a Portaria nº 1.007/GM/MS, definindo os critérios de regulamentação da incorporação, nas políticas de Atenção Primária à Saúde (APS), dos Agentes de Combate às Endemias (ACE) e dos Agentes Comunitários de Saúde (ACS). Assim, o principal objetivo desta portaria é a atuação integrada dos agentes (ACE e ACS) no PNCD/MS (TEIXEIRA; MEDRONHO, 2008; TEIXEIRA *et al.*, 2013; CAZOLA *et al.*, 2014, ZARA *et al.*, 2016).

Atualmente, a gestão das ações de prevenção e controle da dengue no Brasil é compartilhada nas três esferas de governo: federal, estadual e municipal. Os recursos, para as ações e serviços de vigilância em saúde, são repassados mensalmente do Fundo Nacional de Saúde aos Fundos estaduais e municipais de saúde. Além disso, o MS passou a disponibilizar incentivo financeiro para os municípios que aderirem à incorporação do ACE's em suas Equipes de Saúde da Família (ESF) (TEICH *et al.*, 2017).

Estudos de Zara *et al.* (2016) destacam que inexistente uma solução única para o êxito no controle do *Aedes aegypti* no Brasil e ressaltam a necessidade da integração de diferentes estratégias de controle vetorial compatíveis e eficazes, adotando tecnologias disponíveis e considerando as especificidades locais. As principais tecnologias elencadas para controle do *Aedes aegypti* foram: abordagem eco-bio-social, mapeamento de risco vetorial, compostos naturais, Wolbachia, mosquitos dispersores de inseticida, nebulização espacial intradomiciliar residual, dispositivos com inseticidas, mosquitos transgênicos, irradiação, Wolbachia agregado com irradiação, roupas e telas impregnadas com inseticidas.

A vigilância entomológica no país, com relação ao nível de infestação pelo mosquito vetor "*Aedes aegypti*" nos municípios, é baseada no Levantamento Rápido de Índice Entomológico do *Aedes aegypti* (LIRAA) e no Levantamento de Índice Amostral (LIA). A

metodologia de levantamento de índice amostral é realizada por intermédio de pesquisa larvária, sendo que a unidade básica de amostragem é o imóvel. O LIRAA é um método amostral desenvolvido e adotado pelo PNCD, a partir de 2003, que monitora a densidade larvária por meio de indicadores entomológicos e direcionamento das ações de controle vetorial nas áreas mais críticas. Os indicadores entomológicos passíveis de serem construídos por meio dos dados obtidos nesses levantamentos são aqueles utilizados na rotina dos programas de combate vetorial, a saber: Índices de Infestação Predial (IIP), Breteau (IB) e de Tipo de Recipiente (ITR) (MINISTÉRIO DA SAÚDE, 2005).

Dessa forma, o controle do *Aedes aegypti* é um importante desafio no país e se trata de um controle do vetor integrado, com implementação descentralizada, envolvendo, assim, o poder público e a sociedade. Atualmente, as medidas de controle, em parceria com a população, são direcionadas para os criadouros de *Aedes aegypti*. Os ACS's e ACE's são responsáveis por promover o controle mecânico e químico do vetor. Suas ações são centradas em detectar, destruir ou destinar adequadamente reservatórios naturais ou artificiais de água, que possam servir de depósito para os ovos do *Aedes* (MINISTÉRIO DA SAÚDE, 2005; OLIVEIRA *et al.*, 2018).

O LIRAA consiste no agrupamento de imóveis com características semelhantes para a formação de estratos, cuja formação baseia-se no número de imóveis (mínimo de 8.100 e máximo de 12 mil). Em cada grupo, são pesquisados aproximadamente 450 imóveis. As pesquisas de focos larvários utilizam a metodologia de amostragem a partir da relação entre os imóveis com registros da presença do *Aedes aegypti*, em imóveis positivos e os imóveis inspecionados. O levantamento é realizado quatro vezes ao ano, agrupado bimestralmente, formando os ciclos de acordo com a ecologia do mosquito. (MINISTÉRIO DA SAÚDE, 2005; OLIVEIRA *et al.*, 2018).

O IIP indica o percentual de edifícios positivos (com a presença de larvas de *Aedes aegypti*). É calculado através da relação: $IIP = \frac{\text{Imóveis positivos}}{\text{Imóveis pesquisados}} \times 100$. De acordo com o PNCD (2002), o IIP é classificado conforme os limiares de risco de transmissão da dengue: situação “Satisfatória” (inferior a 1,0%), situação de “Alerta” (1,0 a 3,9%) e situação de “Risco de Surto” (superior a 3,9%, ou seja, município está iminente de surto de dengue) (VALADARES *et al.*, 2013; RIVAS *et al.*, 2018; SOUZA *et al.*, 2018). Enquanto o IB tem sido utilizado na avaliação da densidade larvária do *Aedes aegypti* e sua mensuração é feita em uma amostra probabilística dos imóveis existentes na área urbana dos municípios infestados. É calculado através da relação: $IB = \frac{\text{Recipientes positivos}}{\text{Imóveis pesquisados}} \times 100$.

O ITR representa a relação em percentual entre o número do tipo de recipiente positivo e o número de recipientes positivos pesquisados. De acordo com o PNCD (2002) os tipos de depósitos infestados pelo mosquito *Aedes aegypti* devem ser classificados em cinco grandes grupos, a saber: no grupo A estão os depósitos utilizados para armazenamento de água, sendo subdividido em A1 (depósitos elevados) e A2 (depósitos ao nível do solo); no grupo B estão os depósitos considerados móveis (como vasos/frascos com água, garrafas, pequenas fontes ornamentais etc.); no grupo C estão os depósitos considerados fixos (como tanques em borracharias, calhas, lajes, sanitários em desuso, piscinas não tratadas etc.); no grupo D encontram-se os depósitos passíveis de remoção mecânica, sendo subdividido em D1 (pneus e similares) e D2 (lixo, sucatas etc.); finalmente, no grupo E estão alocados os depósitos naturais (como bromélias, buracos em árvores, rochas etc.) (MINISTÉRIO DA SAÚDE, 2005; OLIVEIRA *et al.*, 2018).

Conforme observado no PNCD (2002), a prevenção da dengue no país ainda se restringe aos mecanismos de controle aplicados ao vetor. O controle ao vetor, então, é a forma mais eficaz para diminuição dos riscos da dengue. A prevenção é a alternativa para mitigar surtos da doença, já que a imunização por vacina e tratamento específico ainda são alvos de estudos. São necessários, portanto, os cuidados com o triângulo epidemiológico da doença, que inclui populações suscetíveis, vírus da dengue e mosquitos vetores (*Aedes aegypti*). Estes estão associados a interações no meio ambiente e a vários fatores (FAN *et al.*, 2015; EBI; NEALON, 2016).

Aliadas às estratégias específicas de combate ao vetor, as ações intersetoriais têm sido cada vez mais necessárias para o êxito do controle das arboviroses. Dado o exposto, estudos de Bouzid *et al.* (2014) e Watts *et al.* (2020) corroboram que o aumento global da doença está correlacionado com macro e microfatores, influenciados por aspectos ambientais, socioeconômicos e demográficos. Os macrofatores externo à saúde podem ser atribuídos à expansão da população hospedeira e migrações humanas, saneamento, urbanização, desmatamento, mudanças climáticas e outros precisam ser priorizados como alvos estratégicos de políticas sólidas de controle da doença, com o envolvimento de todos os setores da sociedade (ZARA *et al.*, 2016).

Já os microfatores podem estar relacionados às influências das características do vírus, mutações de vírus, disseminação de mosquitos vetores, do vetor e da pessoa infectada). As reinfestações e permanência do mosquito vetor, o *Aedes aegypti*, nas cidades, provavelmente estão atribuídas à densidade crescente da população, precárias condições sanitárias, aumento dos movimentos migratórios e do turismo, circulação descontrolada nos portos e aeroportos,

mudanças ambientais e diminuição dos esforços de controle do mosquito (MURRAY *et al.*, 2013; LÖWY *et al.*, 2017).

2.1.3 Epidemiologia da dengue no Pará

O estado do Pará, localizado na Região Norte do Brasil, entre os paralelos 2°35'N, 9°50'S e os meridianos 46°3'W, 58°53'W, é o segundo maior estado brasileiro em extensão territorial. A área do Pará corresponde a 16,6% do território brasileiro e 26% da Região Amazônica (IBGE, 2010). Contudo, apesar de o estado fazer parte da Região Amazônica, é importante ressaltar que esta também é composta por outros estados. Dessa forma, possui diversas variabilidades sociais e ambientais em seu território; assim, particularidades regionais do Pará podem influenciar na transmissão da dengue de diferentes locais.

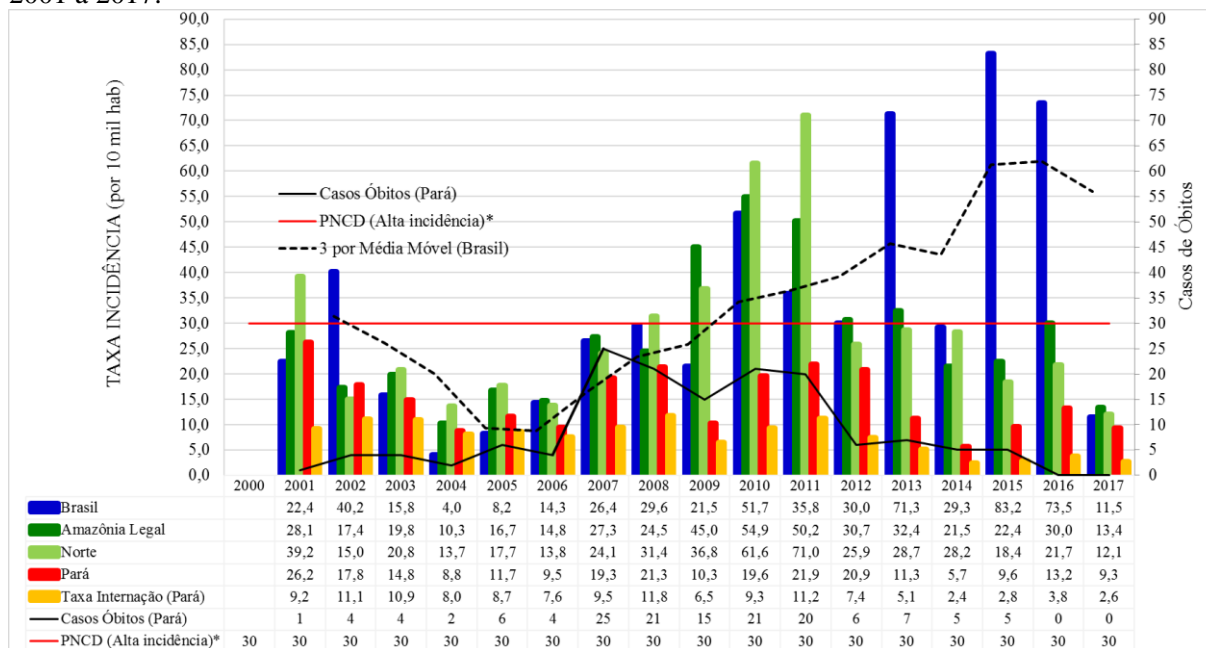
Ressalta-se que a Amazônia Legal tem sofrido significativas alterações do ambiente natural, decorrentes de políticas econômicas e de uso da terra. Estas alterações podem elevar o risco de transmissão das doenças infecciosas e parasitárias, destacando-se as doenças transmitidas por insetos. Nesse contexto, algumas doenças reemergentes surgiram na Amazônia, como a primeira epidemia de dengue, em 1981, e a febre da dengue, em 1990. Em relação ao estado do Pará, os primeiros casos notificados de dengue ocorreram em 1995, nos municípios de Redenção e Rondon do Pará, região sudeste do estado (TRAVASSOS DA ROSA *et al.*, 2000; BARCELLOS *et al.*, 2009; CONFALONIERI, 2008; TEIXEIRA *et al.*, 2009).

Na Amazônia Legal foram isolados pela primeira vez os vírus da dengue DEN-1 e DEN-4, em 1981 e 1982, durante uma epidemia ocorrida em Boa Vista, estado de Roraima, sendo contida após a implementação de medidas locais de controle de vetores. Logo após 30 anos de ausência, a DENV-4 ressurge na região Norte, e casos foram confirmados a partir de 2010 nos estados de Amazonas e Pará (TEIXEIRA *et al.*, 2009; SAN MARTÍN *et al.*, 2010; MESSINA *et al.*, 2014; FARES *et al.*, 2014).

Na Figura 6 é possível visualizar a incidência de casos de dengue no âmbito nacional durante 17 anos, especificamente no período de 2001-2017. O Brasil e a Amazônia apresentaram índices crescentes de dengue nos últimos anos. O PNCD (2002) classifica o município na categoria “alta incidência” (30 casos ou mais por 10 mil hab.). Então, no Brasil pode-se observar nesta série picos epidêmicos superiores a 30 casos/10 mil hab., para os anos de 2002, 2010, 2011, 2012, 2013, 2015, 2016, correspondendo a 7 anos do período analisado. A média móvel (3 anos) do país evidencia a tendência de crescimento da doença neste período. A Amazônia Legal, neste período, apresentou “alta” incidência de dengue nos anos de 2009,

2010, 2011, 2012, 2013, 2016. No entanto, observou-se picos epidêmicos da doença na Região Norte nos anos que apresentaram casos superiores a 30 casos/10 mil hab., que foram 2001 e 2008 a 2011. Por conseguinte, o estado do Pará não obteve classificação “alta” incidência de dengue, no período analisado (MINISTÉRIO DA SAÚDE, 2019).

Figura 6 – Taxa de incidência de dengue nas regiões do Brasil (casos por 10.000 habitantes), período 2001 a 2017.



*PNCN: alta incidência (30 casos ou mais por 10 mil hab.).

Fonte: Elaboração própria (2021); SINAN/DATASUS (2019).

No período analisado, o estado do Pará apresenta o maior registro de casos da doença, pois foram confirmados 184 mil casos de dengue, o que equivale a 16% dos casos da Amazônia Legal e 24% dos casos da região Norte. A partir de 2012 ocorreu a diminuição dos agravos da doença no estado (MINISTÉRIO DA SAÚDE, 2019). Segundo o PNCN (2002), o estado apresenta classificação de “média incidência” (10 a 30 casos por 10 mil hab.) na maioria dos anos estudados. As cinco maiores taxas de incidência de dengue de casos por 10 mil habitantes foram detectadas no decorrer dos anos de 2001 (26,2 casos), 2008 (21,3 casos), 2010 (19,6 casos), 2011 (21,9 casos) e 2012 (20,9 casos) (SINAN/DATASUS, 2019).

Em relação a casos de internação por dengue no estado, foram registrados cerca de 92 mil, o equivalente a 62% dos casos do Norte e 10% dos casos do Brasil neste período. Com base nos resultados, as maiores taxas de internação de dengue de casos por 10 mil habitantes no estado ocorreram durante os anos de 2002 (11,1 casos), 2003 (10,9 casos), 2008 (11,8 casos) e 2011 (11,2 casos). O período em que ocorreram maiores registros de casos de óbitos foi de

2007 a 2011, sendo que a maioria dos valores foram superiores a 20 óbitos (SIH/DATASUS, 2018; SINAN/DATASUS, 2019).

O padrão epidêmico da dengue no Pará é considerado estável neste período pela análise da média móvel (3 anos), pois a taxa de incidência não apresenta crescimento significativo ao longo do período analisado. Na Figura 7, é mostrado um estado endêmico-epidêmico nos últimos anos, plausível de mudanças decorrentes da introdução de sorotipo do vírus DENV em populações suscetíveis. Essas mudanças podem afetar principalmente locais com elevada densidade de população. Por consequência, isso levará ao aumento da infestação pelo *Aedes aegypti*. Em vista disso, os fatores de risco devem ser evidenciados no Plano Estadual para a Prevenção e Controle de Epidemias de Dengue (TEIXEIRA *et al.*, 2013; PARÁ, 2015).

O Plano de Contingência Nacional para Epidemias de Dengue (PCNED) é importante ao orientar as estratégias utilizadas pelo estado e município para áreas: epidemiológica, controle vetorial e atendimento ao paciente (BRASIL, 2015). Os documentos que nortearam a elaboração do plano de contingência da dengue estadual e municipal do Ministério da Saúde, são: as Diretrizes Nacionais para a Prevenção e Controle de Epidemias de Dengue (BRASIL, 2009) e as Diretrizes para a Organização dos Serviços de Atenção à Saúde em Situação de Aumento de Casos ou de Epidemia de Dengue (BRASIL, 2013).

As ações de destaque no Plano Estadual para a Prevenção e Controle de Epidemias de Dengue sob responsabilidade da Coordenação de Vigilância à Saúde/SESPA, são: Projeto de Instalação de Estações Disseminadoras de Larvicida (EDs) para combate ao mosquito da dengue, realizado em domicílios de Belém e Ananindeua; atualização do Plano de Contingência Estadual de Dengue, Chikungunya e Zika vírus 2020; divulgação mensal do informe epidemiológico de Dengue, Chikungunya e Zika vírus e capacitação da equipe sobre uso de novo adulticida.

São conhecidos atualmente quatro sorotipos antigenicamente distintos: DENV-1, DENV-2, DENV-3 e DENV-4, e sua distribuição no Pará é variada. Estudos de Travassos da Rosa *et al.* (2000) e Araújo *et al.* (2002) mencionam a introdução do sorotipo DENV-1 no estado do Pará pela mesorregião Sudeste em 1995. Posteriormente, em 1996, a doença é identificada na mesorregião Metropolitana. Na região metropolitana, especificamente nas cidades de Belém e Ananindeua, ocorreu a prevalência do DENV-1 e DENV-2 nos casos analisados entre 1996 a 1998.

Segundo Araújo *et al.* (2017), a cocirculação de sorotipos virais da dengue tem sido frequente no Brasil. É preocupante, contudo, a circulação simultânea de mais de um arbovírus

(DENV, CHIKV e ZIKV) pelo mosquito *Aedes*, principal vetor. Como resultado, há diversos problemas de saúde pública, principalmente para os grupos populacionais mais vulneráveis, como idosos, grávidas e crianças. Para Braga *et al.* (2017), a cocirculação dos diferentes vírus dificulta o manejo clínico dos pacientes, pois a baixa sensibilidade das definições de caso, principalmente de zika, permite que muitos casos da doença sejam erroneamente atribuídos à dengue.

A Tabela 1 apresenta os casos de dengue que evoluíram para internação hospitalar e óbitos no estado do Pará, compreendendo o período de 2001 a 2017. Destaca-se que no Brasil os custos de tratamento hospitalar dos agravos de dengue são obtidos do Sistema de Informações Hospitalares (SIH/DATASUS, 2018) pelo Ministério da Saúde. De acordo com a Tabela 1, entre os indivíduos hospitalizados, a permanência média de internação foi de 3,1 dias (1 a 30). Nas epidemias de 2011 e 2012, a maior parte dos indivíduos permaneceu internado cerca de 6 dias. Em 2008, a maior parte das internações (9,3%) apresentou média de 9,6 dias, indicando maior gravidade dos casos.

Tabela 1 – Número de casos notificados de dengue que evoluíram para internação hospitalar e óbitos dengue no Pará, dias internado, custo da internação e Óbitos, no período de 2001 a 2017.

ANO	Nº de CASOS		Nº de internações		Dias de permanência internado		Média dias permanência internado	Custo médio de internações (R\$)	Nº de óbitos	
	Nº	%	Nº	%	Nº	%			Nº	%
2001	16637	9,04	5823	6,29	20708	7,18	3,6	173,9	1	0,7
2002	11474	6,23	7180	7,76	26024	9,02	3,6	229,4	4	2,7
2003	9758	5,30	7167	7,74	23874	8,28	3,3	240,7	4	2,7
2004	5884	3,20	5508	5,95	17386	6,03	3,2	241,8	2	1,4
2005	8140	4,42	6042	6,53	18300	6,35	3,0	242,7	6	4,1
2006	6757	3,67	5371	5,80	16127	5,59	3,0	242,2	4	2,7
2007	13958	7,58	6743	7,29	20443	7,09	3,0	252,8	25	17,1
2008	15620	8,48	8603	9,30	26873	9,32	3,2	280,2	21	14,4
2009	7666	4,16	4877	5,27	14536	5,04	2,9	303,6	15	10,3
2010	14832	8,06	7067	7,64	21140	7,33	3,0	305,2	21	14,4
2011	16811	9,13	8600	9,29	25445	8,82	3,0	304,7	20	13,7
2012	16327	8,87	5784	6,25	17529	6,08	3,1	304,9	6	4,1
2013	9024	4,90	4110	4,44	12263	4,25	3,2	309,7	7	4,8
2014	4584	2,49	1980	2,14	6107	2,12	3,1	309,7	5	3,4
2015	7902	4,29	2325	2,51	6657	2,31	2,9	308,4	5	3,4
2016	10945	5,95	3155	3,41	8954	3,11	2,9	309,3	0	0,0
2017	7779	4,23	2217	2,40	5992	2,08	2,9	300,9	0	0,0
2001-2017	184.098	100,0	92.552	100,0	288.358	100,0	3,1	274,1	14	100,0

Fonte: SINAN/DATASUS (2018); SIH/DATASUS (2018); SIM/DATASUS (2018).

O custo hospitalar dos episódios de dengue no período analisado na pesquisa foi menor em 2001 (R\$ 173,9), aumentando em 2013 (R\$ 309,74). Estudos de Abe e Miraglia (2018) corroboram que o custo médio de internação por dengue e a permanência média de 3 dias para o município de Rondônia (PO) foi estimada em R\$ 285,57. Atrelado aos casos de internações, Abe e Miraglia (2018) evidenciam que interferências no uso e ocupação do solo e demografia acelerada, em virtude de obras na Amazônia, interferem na epidemiologia da dengue nas cidades, pois a média do número de internações por dengue mostrou diferenças entre os dois períodos de construção das usinas hidrelétricas analisados. No período 1 (pre-construção) a média foi de cerca de 650 internações, enquanto no período 2 (pós-construção) essa média elevou-se para mais de 3.100 casos.

Estudos de Paixão *et al.* (2015) consideraram que as taxas de mortalidade aumentaram durante o período analisado no país. Entre os fatores associados à mortalidade, estão: a desigualdade, alta renda per capita e maior parte da população habitando áreas urbanas. Com

relação a isso, no Pará, as mortes por dengue apresentam taxa de letalidade inferior a 1%, aceitável para a Organização Mundial da Saúde (2009).

A pesquisa de Teich *et al.* (2017) realizada em 2016, aponta resultados dos custos relacionados ao combate ao vetor, diretos e indiretos. O combate ao vetor ocorreu pelo repasse de recursos federais para programas específicos da vigilância em saúde, recursos humanos e aquisição de inseticidas. Os custos diretos foram contabilizados para tratamento das doenças por meio de condutas de manejo ambulatorial e hospitalar e custos indiretos associados à dengue, chikungunya e zika no país. No estado do Pará, foram estimados um custo total com a dengue de aproximadamente R\$ 87,3 milhões. No entanto, os custos indiretos foram estimados em R\$ 1,7 milhões, incluindo a perda de produtividade por afastamentos relacionados à dengue. Os custos diretos (manejo ambulatorial e hospitalar) chegaram a R\$ 2,7 milhões para o tratamento da doença. Entretanto, a maior parte dos custos foi direcionada para o combate ao vetor, estimado em R\$ 82,8 milhões, contando com a aquisição de inseticidas e larvicidas.

Alguns estudos descrevem as condicionantes socioambientais que agem como limitante à expansão do mosquito-vetor, que também atuam na dinâmica da sua distribuição espacial e temporal nas cidades. As variáveis climáticas favoráveis ao desenvolvimento da larva do mosquito transmissor do vírus da dengue, são: temperatura, precipitação e umidade. Essas três variáveis devem estar dentro da faixa adequada para replicação e maturação do vírus no vetor (CONSOLI; OLIVEIRA, 1994; MORIN *et al.*, 2013; NAISH *et al.*, 2014; EBI; NEALON, 2016). Diante dessas condições favoráveis para o desenvolvimento do mosquito-vetor, as pesquisas de Travassos da Rosa *et al.* (2000), Corrêa *et al.* (2016) e Moraes *et al.* (2019) identificaram que no estado do Pará as variáveis climáticas são favoráveis para a disseminação da doença.

Estudos de Travassos da Rosa *et al.* (2000) observaram que em 1997 a distribuição da epidemia da dengue, monitorada nas cidades do Pará, acompanhou um aumento sazonal na precipitação da Amazônia brasileira. Nesse mesmo contexto, os autores Corrêa *et al.* (2016) avaliaram a ocorrência de casos de dengue em sete municípios do estado do Pará, localizados em diferentes áreas, correlacionando a distribuição de precipitação no período de 2007 a 2011. A análise de correlação de *Spearman* demonstrou haver associação positiva da precipitação com a incidência de dengue, os municípios com resultados mais significativos foram Belém, Itaituba e Santarém. Embora as regiões tenham diferentes distribuições de precipitação e incidência de dengue, o estudo evidencia que os casos da doença começam a surgir quando se inicia o período chuvoso de cada município.

Estudos de Moraes *et al.* (2019), sobre a correlação da condição climática associada ao ENOS e às epidemias de dengue nas capitais da Amazônia, demonstraram a existência de sazonalidade no período de 2001 a 2012. Destaca-se que o trimestre de JFM (janeiro a março) foi o período em que ocorreu a maior incidência de dengue em Manaus (73%), Rio Branco (64%), Belém (55%) e Palmas (46%). Adversamente, a incidência da dengue foi menor no trimestre JAS (julho a setembro). Observou-se valores de incidência de dengue de até 10% nesse período. Os maiores percentuais, de forma decrescente, foram relacionados para as cidades de Belém (10%), Palmas (8%), Manaus (4%) e Rio Branco (3%).

Tendo em vista os estudos analisados, é preciso considerar outros fatores socioeconômicos e ambientais na Amazônia. Estes fatores devem ser associados na análise epidemiológica da dengue. Dentre esses estão, particularmente: o uso e ocupação do solo acelerado e precário, a migração de pessoas em alguns municípios, geralmente influenciados por empreendimentos econômicos na Amazônia. Além disso, outros fatores que devem ser associados são: desmatamento, queimadas, baixa demografia em algumas localidades, condições socioeconômicas e infraestrutura precárias, principalmente habitação de interesse social e serviços de saneamento básico (TAUIL, 2015).

2.1.4 O impacto econômico da dengue no Brasil

A dengue é uma doença de rápida expansão. A OMS estima que 50 milhões a 100 milhões de casos de dengue por ano e cerca de 20.000 mortes por ano (SHEPARD *et al.*, 2011; SHEPARD *et al.*, 2016). Somado a isso, os surtos de dengue exercem uma enorme carga sobre a população mundial e sistemas de saúde. Por consequência, a economia na maioria dos países tropicais é afetada.

Diante disso, a OMS indica para os países a necessidade de estudos sobre a Carga Global de Doenças (*Global Burden of Disease – GBD*) como gestão estratégica de política de saúde. Além do mais, a análise de Lesões e Fatores de Risco que envolve a GBD é considerada uma análise epidemiológica mundial que utiliza a métrica de saúde da população com objetivo de avaliar o custo-efetividade das intervenções. Dessa forma, o construto do estudo GBD é a perda da saúde, ou seja, o tempo perdido devido à doença. Nesse contexto, são analisadas três estimativas de carga da doença: anos de vida perdidos por morte prematura (*Years of Life Lost – YLL*); anos de vida vividos com incapacidade (*Years Lived with Disability – YLD*); e anos de vida perdidos por morte ou incapacidade (*Disability-Adjusted Life Year – DALY*), ou seja,

um DALY representa um ano de vida “saudável” perdida (SHEPARD *et al.*, 2011; LASERNA *et al.*, 2018; GODÓI *et al.*, 2018).

Estudos de Suaya *et al.* (2009), entre o período de 2001 e 2005 no país, registraram que o custo da dengue estimado foi de US \$135,2 milhões. Desse valor, cerca de 3% dos gastos foram referentes a mortes, sendo a perda estimada em 1.391,68 anos de vida potencial, em média. Shepard *et al.* (2011) estimaram o número anual de DALY relacionados à dengue em 2004. Os pesquisadores obtiveram, para as Américas, um valor médio de 73.000 anos. Do mesmo modo, para o Brasil obtiveram 26.492 de anos de vida saudável perdidos. Comparativamente a essa pesquisa, Hotez *et al.* (2008) estimaram que em 2006, para a América Latina e o Caribe, o valor foi de 69.000 DALYs.

Araújo *et al.* (2017) identificaram que a dengue contribuiu para a perda de 10.544 a 44.948 anos saudáveis de vida no Brasil, entre 2000 e 2015, respectivamente. O aumento das taxas de YLL, YLD e DALY para valores de 420,0%, 187,2% e 266,1%, respectivamente, reforçam o problema de saúde pública no país. Os pesquisadores reconheceram que o percentual de aumento do DALY no Brasil, quando comparado a outros países da América Latina, apresentaram valores semelhantes aos da Argentina (326,7%) e superiores aos estimados no Peru (123,1%), Colômbia (91,6%), Equador (91,6%) e Venezuela (80,4%). Ainda, observaram valores inferiores aos da Bolívia (366,6%) e Paraguai (803,5%).

Rodríguez *et al.* (2018), no ano de 2015, estimaram em alguns países das Américas a carga da doença, medida como o número de DALY. Na pesquisa, foi estimado para o Brasil os maiores valores em termos absolutos (49.500 DALYS), seguido pela Colômbia (16.200 DALYS), México (12.100 DALYS) e República Dominicana (9.600 DALYS). Em escala mundial, Stanaway *et al.* (2016) apresentaram estimativas de cargas globais de dengue, realizadas em 2013. Os pesquisadores estimaram cerca de 576.900 (330.000-701.200) anos de vida perdidos por morte prematura atribuível à dengue, 566.000 (186.000–1.415.000) anos vividos com deficiência. Por fim, foram estimados quase 1,14 milhões (0,73 milhões - 1,98 milhões) de anos de vida ajustados por incapacidade, em 2013.

Suaya *et al.* (2009) consideraram para as estimativas de custos nas Américas, os pacientes que frequentavam a escola na época da doença. Dentre esses alunos, estima-se que foram perdidos 5,6 dias de aula. Os pacientes em atividades produtivas perderam aproximadamente 9,9 dias de trabalho por episódio médio de dengue. Com relação ao Brasil, os estudos indicaram perda de 6,8 dias de aula e 10,7 dias de trabalho, respectivamente. Quanto aos pacientes com casos ambulatoriais e hospitalizados, Shepard *et al.* (2011) e Machado *et al.* (2014) estimaram os custos médios para países das Américas, considerando os dias perdidos.

Para os casos de pacientes-ambulatoriais, observou-se uma média de 4,5 dias de trabalho perdido. Nos casos de pacientes hospitalizados foram perdidos cerca de 14 dias.

A dengue tornou-se uma doença notificável no país pela Portaria GM/MS nº 204, de 17 de fevereiro de 2016 (BRASIL, 2016). Tendo em vista isso, a prevenção e o controle da doença dengue dependem de investimentos e gestão adequados para que sejam implementadas medidas efetivas de controle dos mosquitos vetores. Stanaway *et al.* (2016) indicam que a distinção entre o número de casos notificados e as estimativas do número de casos reais decorre do sub-reconhecimento e da subnotificação da doença da dengue nos países.

Dessa forma, o nível de subnotificação é variável de país para país. Vários estudos tentaram quantificar o grau de subnotificação, contudo não é fácil, pois a doença dengue varia em ordens de magnitude no tempo e no espaço, impedindo o uso de um multiplicador simples. Segundo Sarti *et al.* (2016), o nível de subnotificação estimado em nível local em alguns países das Américas, considerando apenas os casos confirmados de dengue por laboratório, resultou em um aumento de 19,4 vezes mais subnotificações no Brasil. Na Colômbia, o aumento foi de 3,5 vezes mais e no México 8,4 vezes, sendo que, em alguns países, os dados de vigilância ativa não atenderam aos critérios de inclusão do estudo.

Outros autores que avaliaram o grau de subnotificação em vários países da América Latina foram Shepard *et al.* (2011). Através de estimativas empíricas, observaram que houve um aumento médio de subnotificações de 2,3 (1,4-3,3) vezes para casos hospitalizados e fatais. Já para casos ambulatoriais, o aumento das subnotificações foi de 15 (9-28) vezes. Em linha de pesquisa semelhante, Machado *et al.* (2014) estimaram, para a cidade de Dourados (MT), o tempo médio que um paciente permanece no hospital em decorrência da dengue. Estes concluíram que um paciente permanece, em média, 4,3 dias no hospital, levando em consideração todas as idades.

No Brasil, durante o período de 2000 a 2007, as subnotificações aumentaram 1,6 (1,4-3,0) vezes para casos de dengue fatais ou hospitalizados. Considerando os casos ambulatoriais, as subnotificações se elevaram 9 (4,5-18) vezes (SHEPARD *et al.*, 2011). Relacionado a isso, Silva *et al.* (2016) observaram que apenas 1 caso de dengue foi notificado, ao SINAN/DATASUS, a cada 12 que ocorriam na cidade de Salvador (BA), no período analisado. Assim sendo, com base nas pesquisas, observa-se a importância do registro de subnotificação e alerta da dengue no Brasil, pois as baixas notificações com relação à incidência de dengue na população têm gerado preocupação com relação ao controle da doença no país.

Segundo Shepard *et al.* (2011) e Silva *et al.* (2016), os casos leves da doença dengue são os mais subnotificados, especialmente nos períodos considerados de baixa transmissão.

Bhatt *et al.* (2013) afirmam que os casos sintomáticos de dengue apresentam ampla variação no espectro da doença, e cerca de 70% dos pacientes não procuram tratamento. Assim, a ausência de dados confiáveis sobre a incidência da dengue torna-se uma preocupação para as cidades, uma vez que as estimativas da carga da doença são importantes para o conhecimento dos impactos na saúde, no âmbito social e nos custos econômicos. Dessa forma, as estimativas de carga de dengue são relevantes, também, para a tomada de novas medidas de prevenção e controle de epidemias (STANAWAY *et al.*, 2016).

No Brasil, o sistema de saúde consiste na combinação público-privada de prestação de serviços. Inserido nesse contexto, o custo da doença (*cost of illness studies*) é substancial, sendo variável de ano para ano (OLIVEIRA *et al.*, 2014). Diante dessa realidade, diferentes metodologias têm sido utilizadas nas pesquisas de custos em diversos países, tornando difícil estabelecer comparações. Apesar de diferentes metodologias, os estudos são importantes para o planejamento em saúde, pois estimam o custo global da doença no país, agregando os custos diretos (representam os custos dos bens, serviços e outros recursos para com a saúde), custos indiretos (representam o absenteísmo escolar e a perda de produtividade) e custos intangíveis, que representam as mudanças na qualidade de vida e as consequências da doença em si ou do seu tratamento (MARTELLI *et al.*, 2015; TEICH *et al.*, 2017; ABE; MIRAGLIA, 2018)

Beatty *et al.* (2011) realizaram uma revisão sobre a questão econômica da saúde relacionada à dengue, no período de 1966 a 2009. Os pesquisadores classificaram a literatura econômica da saúde disponível sobre a dengue e recomendaram pesquisas que abordam a aceitação da vacinação, com relação à eficácia e preço. Apesar disso, enquanto uma vacina não é comercializada, ainda é importante investir na vigilância e nos esforços de notificação, necessários para reduzir o grau de subnotificação e os custos. Esses investimentos são necessários, pois vários estudos corroboram que a dengue é uma doença de transmissão vetorial com o maior crescimento no mundo, e representa um custo substancial econômico para o sistema de saúde e a sociedade, variando de acordo com o ambiente (ambulatorial e hospitalizado). Assim, investir na vigilância são esforços de notificação (SILVA *et al.*, 2016; SARTI *et al.*, 2016).

Vários estudos abordam a avaliação econômica dos custos da dengue, observando as componentes de custos diretos (custos controle de vetores, custos médicos e custos não médicos) e custos indiretos. Os custos médicos são considerados os valores que representam o manejo ambulatorial e hospitalar; e os custos não médicos compreendem despesas com alimentação, hospedagem e transporte, ou seja, são valores estimados para a doença em si ou para o tratamento (SHEPARD *et al.*, 2011; MARTELLI *et al.*, 2015). No Quadro 4 constam

estudos importantes dos componentes de custos associados à doença dengue nas Américas, com abordagens no Brasil.

Quadro 4 – Estudos de componentes de custos diretos ou indiretos da dengue.

Autor – Ano	Componentes de custo	Período/ Local	Principais achados
Taliberti <i>et al.</i> (2010)	Custos diretos (controle de vetores)	2005 Brasil	O custo de prevenção e controle de vetores foi de R\$ 21 milhões (US\$ 12,5 milhões, valores ajustados em dólares americanos de 2009). Considerando a estimativa populacional de 2005, segundo o IBGE, o custo per capita foi de R\$ 1,99 (cerca de US\$ 1,14).
Shepard <i>et al.</i> (2011)	Custos diretos e indiretos (Hospitalização e Ambulatório)	2000-2007/ Américas	Estimativas do custo anual da doença da dengue em per capita foi de US\$ 2,42 (1,01-4,47; IC 95%) e os custos por caso foram cerca de US\$ 382 (236-508; IC 95%), no entanto os custos ambulatoriais representaram 73% dos custos totais. Os valores ajustados em dólares americanos de 2010.
Shepard <i>et al.</i> (2011)	Custos diretos e indiretos (Hospitalização e Ambulatório)	2000-2007/ Brasil	Estimou-se que o custo médio total por caso de dengue (médico direto) no país para casos ambulatoriais foi de US\$ 49 e casos hospitalizados foi de US\$ 381. Do mesmo modo, os custos anuais associados à dengue per capita foi de US\$ 4,64 (0,94–10,55; IC 95%) e custo por caso foi de US\$ 410 (164-577; IC 95%), valores ajustados em dólares americanos de 2010.
Suaya <i>et al.</i> (2009)	Custos diretos e indiretos (Hospitalização e Ambulatório)	2001-2005/ Américas	Os custos médios anuais por caso de dengue nos cinco países estudados das Américas foram de US\$ 248 e US\$ 571 para caso ambulatorial e hospitalizado, respectivamente. Valores ajustados para dólares americanos de 2015.
Suaya <i>et al.</i> (2009)	Custos diretos e indiretos (Hospitalização e Ambulatório)	2001-2005/ Brasil	Foram estimados para o país os custos médios anuais por caso ambulatorial de US\$ 291 e US\$ 676 para casos hospitalizados, respectivamente. Valores ajustados para dólares americanos de 2015.
Martelli <i>et al.</i> (2015)	Custos diretos e indiretos (Hospitalização e Ambulatório)	2009-2013 Brasil	Estimaram os custos de dengue por caso ambulatorial e hospitalizado em quatro regiões endêmicas do Brasil, resultando em US\$64 (48-80) e US\$237 (177-297), respectivamente. Da mesma forma, os custos anuais totais estimados para dengue correspondem a custos per capita de US\$6,7 ou US\$19,0, com base na população ativa (IBGE 2011). No entanto, em Belém o custo total médio para internações foi estimado em US\$ 238 (SD 70) no setor público e cerca de US\$318 (SD 164) no setor privado, respectivamente. Valores ajustados para dólares americanos de 2013.
Vieira Machado <i>et al.</i> (2014)	Custos diretos e indiretos (Hospitalização)	2010/ Brasil	O custo médio de internações hospitalares por dengue estimado para a cidade de Dourados (MT) foi de US\$428,9, considerando apenas o serviço público de saúde. Porém, o custo médio de internação do setor privado foi de US\$1.003,5, considerando-se valores superiores aos custos do setor público. Valores ajustados em dólares americanos de 2010.
Pereira <i>et al.</i> (2014)	Custos diretos e indiretos (Hospitalização e Ambulatório)	2011/ Brasil	O custo total da doença na cidade de Nova Friburgo (RJ), no estudo, variou entre R\$66 mil e R\$499 mil, no cenário de menor valor de salário, sendo que cerca de 70% desse custo ocorreu entre os casos confirmados de dengue, tanto ambulatoriais quanto hospitalares. O custo médio hospitalar para os casos de dengue foi de R\$443,88.

Abe <i>et al.</i> (2018)	Custos diretos e indiretos (Hospitalização e Ambulatório)	(2000 a 2013)/ Brasil	Os custos diretos (internação e ambulatorial) por dengue em Rondônia (PO) foram analisados em dois períodos temporais (2000-2008 e 2009-2013) e estimou-se o custo médio de internações hospitalares por dengue de US\$273,88, considerando apenas o serviço público de saúde. Ainda, o custo médio direto por caso notificado de dengue foi de US\$86,10. Valores ajustados em dólares americanos de 2017.
Santos <i>et al.</i> (2015)	Custos diretos (controle de vetores)	2009-2010/ Brasil	Estimativas do custo anual de prevenção e controle de vetores em Goiânia (GO) foi de R\$15 mil (cerca de US\$ 9 mil), o que representou um custo mensal médio de R\$ 1.256.594 (cerca de US\$754.530. Valores ajustados em dólares americanos de 2010). A estimativa de custo per capita foi de R\$11,05 (cerca de US\$6.63), considerando-se o custo total anual.
Alfonso-Sierra <i>et al.</i> (2016)	Custos diretos (controle de vetores)	2016/ Brasil	Estimativa de custo anual por casa para prevenção e controle de vetores foi de US\$18,89 em Fortaleza (CE), cobrindo uma área de intervenção de cerca de 1.000 casas. Valores ajustados em dólares americanos de 2013. O grupo de trabalho no combate ao vetor foi o principal gerador de custos na pesquisa, respondendo por 86% do custo total.
Teich <i>et al.</i> (2017)	Custos diretos e indiretos (Controle de vetores, Hospitalização e Ambulatório)	2016/ Brasil	No Brasil, estimativas de custos totais com a doença dengue atingiram impacto econômico de R\$ 1,9 bilhões, em 2016. O custo com prevenção e controle de vetores foi estimado na pesquisa em R\$ 1,47 bilhões. Os custos médicos diretos (manejo ambulatorial e hospitalar) foram previstos em R\$ 175,8 milhões e os custos indiretos (afastamento do trabalho) foram de R\$ 293,3 milhões.
Rodríguez <i>et al.</i> (2018)	Custos diretos e indiretos (Hospitalização e Ambulatório)	2010-2017/ Américas	Estudo do custo econômico total (ambulatorial e hospitalizado) por dengue em 2015, em alguns países das Américas, demonstrou que o México tem o tratamento de dengue mais alto por paciente, estimado em US\$ 501 para ambulatorial e US\$ 1.475 para hospitalizado, independentemente do tipo de atendimento. Entretanto, no Brasil apresentou o tratamento mais baixo para doença, sendo estimado para casos ambulatoriais o valor de US\$ 189 e para casos hospitalizados US\$ 488. Valores ajustados em dólares americanos de 2017.
Pepin <i>et al.</i> (2013)	Custos diretos e indiretos (Controle do vetores)	2007-2011/ Brasil	Estimou-se custo-benefício de controle de vetores em 21 cidades de Minas Gerais, no Brasil. Obteve o custo-benefício médio de US\$ 227 por caso evitado nas cidades analisadas. Os casos evitados da doença favoreceram uma economia anual de aproximadamente US\$ 364, 517 em custos diretos (cuidados de saúde e controle de vetores) e US\$ 7.138.940 em custos indiretos (salários perdidos e efeito na sociedade). Valores ajustados em dólares americanos de 2011.

N/D (Não disponível)

*equivalente R\$ 1 = US\$ de 2015

* 1 \$ = dólares internacionais; US\$ = U.S. dólares americanos

Fonte: Adaptado de Martelli *et al.* (2015); Laserna *et al.* (2018); Oliveira *et al.* (2014); Oliveira *et al.* (2019).

No Quadro 4, verifica-se que vários métodos têm sido empregados para avaliar os custos médios gerados pela dengue. Como observado, Martelli *et al.* (2015), em seus estudos, estimaram para algumas regiões endêmicas do Brasil, que as mortes associadas à dengue representaram 2,6% dos custos totais da doença. Cerca de 60% desses custos são decorrentes de perdas de produtividade (custos indiretos) que afetam famílias, empregadores e governos.

No estudo de Suaya *et al.* (2009), constatou-se que o custo médio anual agregado por dengue no Brasil foi de US\$ 135,2 milhões, no período de 2001-2005. Em outros países das Américas, os gastos foram de US\$ 1,7 milhão no El Salvador, US\$ 1,2 milhão na Guatemala, US\$ 0,9 milhão no Panamá e US\$ 0,2 milhão na Venezuela. Com relação à investigação, os autores concluíram que o Brasil representou 94% dos custos em comparação aos sistemas de saúde analisados, sendo que os casos confirmados no país custam 40% a mais do que os casos não confirmados (I \$ 756 e I \$ 540, em dólar americano de 2005).

Shepard *et al.* (2011) estimaram o custo total anual da doença dengue nas Américas em US\$ 2,1 bilhões, no período de 2000 a 2007. Desses custos, 73% referem-se a casos ambulatoriais e 25% a casos hospitalares, com variação substancial de ano a ano. Em estudo atualizado de Shepard *et al.* (2016), referente ao ano de 2013, os autores observaram que o custo total global anual da dengue foi de US\$ 8,9 bilhões. Do total, 18% esteve relacionado às internações hospitalares, 48% aos serviços ambulatoriais e 34% aos custos não médicos. Somente para a América Latina e o Caribe foi estimado um gasto de US\$ 1,7 bilhão anualmente. Em pesquisa similar, Laserna *et al.* (2018) estimaram que o custo da dengue na América Latina é elevado e ultrapassa US\$ 3 bilhões anuais em alguns países. No Brasil, pode chegar a US\$ 1,4 bilhão por ano. Nesse contexto, os custos relacionados aos casos de dengue hospitalizados na América Latina podem variar de US\$ 130 a US\$ 5000.

Selck *et al.* (2014) calcularam que o custo global anual para 2011 foi de US\$ 39 bilhões. 47,1% dos custos totais resultaram na perda de produtividade, 24,9% foram de custos diretos e 28,2% de custos por morte prematura. Os custos globais foram distribuídos em 40% (\$ 15,8 bilhões) para região do Sudeste Asiático, 24,7% (\$ 9,7 bilhões) para as Américas, e 21,6% (\$ 8,5 bilhões) para a região do Pacífico Ocidental. Os menores gastos foram na África e na Região do Mediterrâneo Oriental, sendo responsáveis por 5,9% (\$ 2,3 bilhões) e 6,1% (US\$ 2,3 bilhões), respectivamente.

O Ministério da Saúde tem investido bastantes recursos no Programa Nacional de Controle da Dengue. Em 2002, cerca de R\$ 1.033.817.551,00 foram empregados no controle da dengue, sendo 85% para o controle do vetor (BRAGA; VALLE, 2007). Em 2003, estimava-se cerca de R\$ 790 milhões, basicamente em custeio, voltados para compra de equipamentos e inseticidas, manutenção e capacitação de pessoal e ações de comunicação social. Suaya *et al.* (2009) estimaram que o país teve gasto de US\$ 0,6 bilhão em 1997, correspondentes aos programas de vigilância da dengue e controle de vetores.

No estudo de Teich *et al.* (2017) foram calculados os custos associados a doenças vetoriais, como a dengue, chikungunya e zika. Estimaram para 2016, no Brasil, que os custos

das doenças representaram 2% do orçamento previsto para a saúde, sendo um custo total estimado em R\$ 2,3 bilhões, que corresponde a cerca de 65% ao combate ao vetor (*Aedes aegypti*), 19% aos custos indiretos, e 16% aos custos médicos diretos. É importante ressaltar que somente as infecções causadas pelo DENV representaram 68% do custo total estimado na pesquisa. Os custos estimados ao combate ao vetor incluíram ações e serviços de vigilância em saúde, manutenção das equipes de Agentes de Combate a Endemias (ACE's) e aquisição de inseticidas e larvicidas.

Abe e Miraglia *et al.* (2018) analisaram os custos diretos por dengue em Rondônia (PO). A análise foi feita em dois períodos distintos, de 2000 a 2008 e de 2009 a 2013. O primeiro período (2000 a 2008) foi anterior à construção das Usinas Hidrelétricas (UHE) Jirau e Santo Antônio e o segundo (2009 a 2013) foi posterior. Os resultados indicaram que os custos diretos totais (internação e ambulatorial) por dengue foram de US\$ 3,47 milhões no período pré-construção e US\$ 7,1 milhões no período pós-construção. O custo total da média anual no período pré-construção foi de US\$ 386 mil, dividido em custos de internações, de US\$ 178 mil, e custos ambulatoriais, de US\$ 208mil. De forma discrepante, o período pós-construção mostrou média anual superior de US\$ 1,4 milhões, sendo os custos de internações de US\$ 860 mil e custos ambulatoriais de US\$ 558 mil.

Martelli *et al.* (2015) realizaram estudo sobre os custos nacionais da dengue em quatro regiões endêmicas do país, para os anos de 2012 e 2013. As regiões analisadas foram: Centro-Oeste (Goiânia-Goiás), Sudeste (Rio de Janeiro-Rio de Janeiro e Belo Horizonte-Minas Gerais), Nordeste (Teresina-Piauí e Recife-Pernambuco) e Norte (Belém-Pará). Os resultados indicaram que o custo direto total anual para o setor público de saúde foi em média US\$ 164 milhões (123-205). Por fim, o estudo mostrou que esse valor é elevado para US\$ 447 milhões (335-559), quando ajustado pelo fator de subnotificação dos casos da doença.

Mediante o exposto, observa-se que a dengue impõe custos substanciais ao setor de saúde e à economia do país. Portanto, ressalta-se a importância dos estudos das componentes de custos relacionados ao tratamento da doença, prevenção e inovações no controle dos mosquitos vetores. Nesse cenário, outros estudos estimam os custos de produção da vacinação contra dengue e consideram a vacina uma potencial intervenção estratégica de prevenção para reduzir a carga epidemiológica (SHEPARD *et al.*, 2011; MARTELLI *et al.*, 2015; TEICH *et al.*, 2017; SHIM, 2017; DURAND *et al.*, 2017; LASERNA *et al.*, 2018; OLIVEIRA *et al.*, 2019). Assim, no Quadro 5 estão os esforços de pesquisadores que têm sido aplicados no desenvolvimento de uma vacina contra a dengue, bem como análises de custo-efetividade da

vacinação no Brasil, sendo que o desafio é criar uma vacina tetravalente segura e eficaz, que gere imunidade a todos os quatro sorotipos (DENV 1, DENV 2, DENV 3 e DENV 4).

Quadro 5 – Estudos de custo-efetividade da vacinação contra a dengue no Brasil.

Autor – Ano	Período de estudos	Principais achados
Shim (2017)	2017	Estimou o custo-eficácia da vacina por indivíduo valor inferior a US\$ 262 para um nível de cobertura vacinal de 90% ou menos, valores em dólares americanos de 2017.
Durand <i>et al.</i> (2017)	2016	Os programas de vacinação contra a dengue seriam custo-efetivos no Brasil até um preço de vacina de R\$ 184-222 (US\$ 51-62) por dose, dependendo do número de cortes incluídos no programa de vacinação. Isso resultaria em uma economia de até BRL7,4 bilhões (US\$2,1 bilhões) sob a perspectiva da sociedade com o maior programa de vacinação. Os valores dos custos foram expressos em R\$ de 2016.
Mahoney <i>et al.</i> (2012)	2012	Apresentou o custo de produção de uma vacina desenvolvida no Instituto Nacional de Saúde dos EUA (Instituto Nacional de Alergia e Doenças Infecciosas), para ser produzida no Instituto Butantan em São Paulo, Brasil. Estimou que a vacina tetravalente contra a dengue a um custo de produção na faixa de US\$ 1,29-1,75 em frascos de dose única, produzindo em 15 milhões de doses por ano.
Durham <i>et al.</i> (2013)	2013	Apresentou para o país que a imunidade de rebanho pode ser alcançada pela vacinação de 82% (IC 95% 58-100%) da população com uma eficácia da vacina de 70%. O custo-benefício para a vacinação seria entre US\$ 237 e US\$ 534 por dose, bem como a economia de custos de US\$ 93-204 por dose.

* I \$ = dólares internacionais; US\$ = U.S. dólares americanos.

Fonte: Elaboração própria (2021).

Pesquisadores ressaltam que o preço da vacina é um dos fatores que afetam sua aplicação final nos países em desenvolvimento. Outro fator limitante é o desenvolvimento de uma vacina eficaz na proteção contra todos os quatro sorotipos (DENV 1-4). Baseado nesses fatores, Mahoney *et al.* (2012) afirmam que a vacina da doença meningite tipo A tem custo abaixo de um dólar por dose para os países em desenvolvimento. Corroborado a isso, se os custos das vacinas contra dengue apresentarem valores elevados, dificilmente serão adquiridas pelos sistemas de saúde, mesmo que sejam eficazes na redução de infecções e internações por dengue (SHIM 2017; DURAND *et al.*, 2017).

A expectativa para prevenção contra a dengue no Brasil ocorreu em 2015. Neste ano, a Agência Nacional de Vigilância Sanitária (ANVISA) licenciou, no país, a utilização da vacina denominada Dengvaxia (vacina pentavalente derivada dos quatro sorotipos de DENV), contudo em 2017 o órgão não recomendou o uso, pois estudos relataram problemas na eficácia desta. Somado à questão da eficácia, o custo da vacina era elevado (OMS, 2016; SALLES *et al.*, 2018). Assim, diante de uma doença que não se tem vacina, medicamentos eficazes ou testes de diagnóstico sensíveis, torna-se prudente estudar ferramentas preventivas que ajudarão na

identificação e eliminação de áreas de risco. Torna-se necessário, também, melhorar os serviços de saúde para permitir o diagnóstico precoce e o tratamento das formas graves de dengue.

2.1.5 A ocorrência da dengue associadas às variáveis climáticas

As doenças transmitidas por vetores são preocupantes em todo o mundo, pois são a causa da morbidade e da mortalidade no Brasil e demais países. Os vetores possuem um ciclo de vida. Este ciclo está diretamente relacionado aos reservatórios e hospedeiros, que integram a cadeia de transmissão de doenças. Assim, todas essas determinantes estão relacionadas à dinâmica ambiental dos ecossistemas onde os vetores vivem (BARCELLOS *et al.* 2009; FAN *et al.*, 2014; LIU-HELMERSSON *et al.*, 2014).

A dinâmica ambiental é um dos fatores determinantes para o desenvolvimento da doença dengue. De acordo com estudo Leta *et al.* (2018), de 250 países analisados, 215 países (86%) se mostraram potencialmente adequados para a sobrevivência e disseminação do mosquito-vetor (*Aedes aegypti* e/ou *Aedes albopictus*). Os pesquisadores Stanaway *et al.* (2016) indicaram um aumento na incidência de dengue, de 1990 a 2013, de seis vezes, sendo que os resultados mostraram relação direta do mosquito-vetor ao ambiente, destacando-se, também, a maior disseminação do vírus Zika nas Américas. Dessa forma, fica evidente que o tempo e o clima são fatores importantes na determinação do comportamento do mosquito e na eficácia da transmissão do vírus da dengue.

A análise epidemiológica da doença dengue inclui a observação de vários aspectos, como: hospedeiro, patógeno e mosquito. As pesquisas indicam que o vírus da dengue (DENV) precisa completar parte de seu ciclo de desenvolvimento no mosquito-vetor, contudo a taxa de desenvolvimento e sobrevivência dos organismos dependem dos fatores bióticos e abióticos do meio ambiente, principalmente o clima (EARNEST *et al.*, 2012; LIU-HELMERSSON *et al.*, 2014; HUBER *et al.*, 2018). As variáveis climáticas são condicionantes para o desenvolvimento da larva do mosquito, sobretudo a temperatura, a umidade e a precipitação podem levar ao aumento da proliferação de vetores e surtos da doença. Diante disso, esses aspectos ambientais tornaram-se uma das principais preocupações de saúde pública, pelo aumento de surtos, hospitalização e morte, particularmente em países endêmicos (MURRAY *et al.*, 2013; GUO *et al.*, 2017, SALLES *et al.*, 2018; XU *et al.*, 2020).

Diversos estudos mostraram a relação existente entre temperatura e transmissão de dengue. No Brasil, de acordo com Buriol *et al.* (2010) e Oliveira (2015a), as temperaturas ótimas para o desenvolvimento, longevidade e fecundidade do mosquito *Aedes aegypti*, estão

em torno de 24°C a 32°C. A transmissão ocorre, preferencialmente, com temperatura acima de 20°C. As temperaturas letais para a larva do mosquito são inferiores a 5°C e superiores a 40°C. Já as temperaturas abaixo de 8°C e acima de 32°C inibem a atividade do mosquito-vetor. A temperatura ideal também reduz o período de maturação da larva para o adulto e diminui o período de incubação extrínseca, isto é, o tempo para que o vírus alcance a glândula salivar do mosquito, possibilitando, assim, maiores proporções de mosquitos infecciosos. Conseqüentemente, ocorre o aumento da proporção de mosquitos infectados.

No Quadro 6, alguns estudos no Brasil e no mundo foram destacados visando compreender o efeito da temperatura na dinâmica da população do mosquito *Aedes aegypti*. As temperaturas investigadas estavam na faixa de variações entre 20 a 35°C, justamente porque a variação sazonal na temperatura afeta a velocidade, magnitude e a duração da epidemia (BESERRA *et al.*, 2009; HUBER *et al.*, 2018).

Quadro 6 – Estudos sobre o efeito da temperatura sobre o ciclo de vida do mosquito *Aedes aegypti* no Brasil e no mundo.

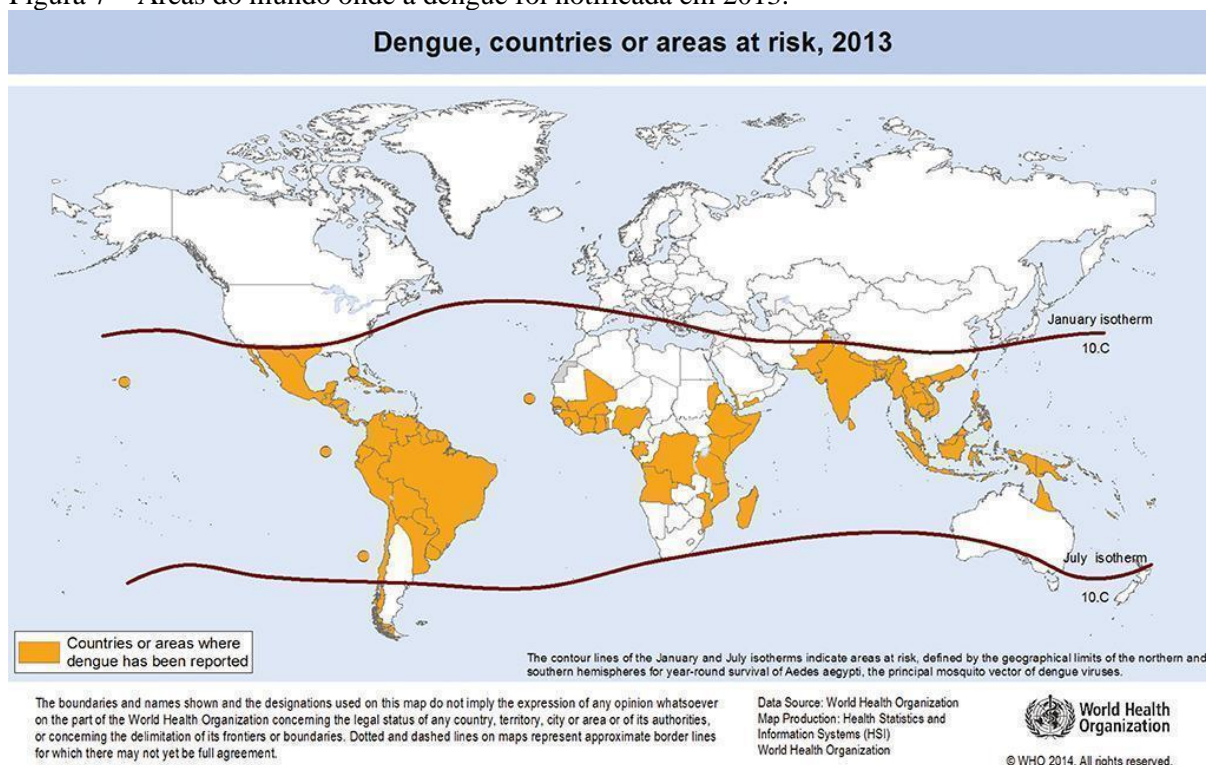
Autor – Ano	Local	Principais achados
Watts <i>et al.</i> (1987)	Bangkok, Tailândia	Demonstraram que a temperatura de incubação mais alta, variando na faixa de 20°C a 35°C, aceleraria a taxa de transmissão do vírus pelo <i>Aedes aegypti</i> .
Beserra <i>et al.</i> (2009)	Boqueirão, Brejo dos Santos, Campina Grande, Itaporanga e Remígio (Paraíba-Brasil)	Apresentaram as temperaturas ótimas para desenvolvimento, longevidade e fecundidade na faixa entre 22°C e 32°C.
Costa <i>et al.</i> (2010)	Recife-Brasil	Estudo das variações de temperatura e umidade na atividade reprodutiva e sobrevivência de <i>Aedes aegypti</i> (Diptera, Culicidae). Nos experimentos, a produção de ovos foi dependente da umidade, com taxas de oviposição mais altas relacionadas à temperatura mais baixa (25°C) e umidade mais alta (80%). No entanto, o inverso foi obtido a 35°C e 60% de umidade, em que a produção de ovos foi severamente reduzida.
Chen <i>et al.</i> (2012)	região subtropical de Taiwan	Resultados mostraram que o maior risco de transmissão da dengue ocorre em temperaturas iguais a 28° C.
Fan J, <i>et al.</i> (2014)	global	Avaliaram quantitativamente a influência da temperatura na incidência de dengue ou casos globais por meio de revisão sistemática em 2014. Nos resultados obtidos, a temperaturas tem a associação mais próxima com a dengue na faixa de 22°C a 29°C, alertando os governos da necessidade de prevenção e controle da dengue em áreas com temperaturas dentro desta faixa.
Liu-Helmersson <i>et al.</i> (2014)	global	Estimativas do potencial global para epidemia de dengue para o período de 1901-2099, usando a temperatura global histórica e cenários climáticos futuros. Demonstraram que o aumento da temperatura média de até 29°C aumenta o potencial de epidemia de dengue, mas temperaturas acima de 29°C reduzem o potencial.

Marinho <i>et al.</i> (2016)	Campina Grande, João Pessoa e Patos (Paraíba-Brasil)	Resultados apresentaram a temperatura ideal (22 a 36°C) para o desenvolvimento do <i>Aedes aegypti</i> , as faixas de temperatura pesquisadas para Campina Grande (33,7 °C a 16,6 °C), João Pessoa (32,8 °C e 18,8°C) e Patos (39,1°C e min. A 16,8°C) estavam dentro da temperatura ideal.
Mordecai EA <i>et al.</i> 2017	país nas Américas de 2014-2016	Experimentos de laboratório em um modelo matemático de transmissão dependente da temperatura, realizados entre 2014 e 2016, com objetivo de conhecer a temperatura adequada na transmissão de vírus DENV, CHIKV e ZIKV, nos mosquitos <i>Aedes aegypti</i> e <i>Aedes albopictus</i> . mostrou que a transmissão ocorre em todos os três vírus, na faixa entre 18-34°C, com transmissão máxima ocorrendo em uma faixa de 26-29 °C.
Huber, JH <i>et al.</i> 2018	Cidades tropicais e subtropicais	Identificação das áreas de aptidão epidêmica em todo o mundo. Foram extraídas as temperaturas médias mensais de 2016 em 20 cidades mais populosas da América do Sul e do mundo. No Brasil, estudou-se as temperaturas de seis cidades: São Paulo, Rio de Janeiro, Salvador, Fortaleza, Belo Horizonte e Recife. Por conseguinte, as cidades com temperaturas constantes, tanto as baixas quanto as altas (20°C a 35°C) produzem pequenas epidemias, enquanto temperaturas intermediárias, como 25°C a 30°C, produzem epidemias muito maiores. As temperaturas médias sazonais de 25-35°C são mais adequadas para grandes epidemias quando a sazonalidade é baixa.

Fonte: Adaptado de Beserra *et al.* (2009); Marinho *et al.* (2016).

A incidência da dengue é comumente observada nas regiões tropicais e subtropicais, onde os vírus da dengue têm potencial para serem transmitidos, justamente por causa das temperaturas. Consequentemente, a temperatura impõe limites à distribuição de dengue no mundo. Dessa forma, a preocupação com a expansão desse vetor para regiões extratropicais tem sido crescente, por causa dos efeitos das mudanças climáticas globais. A incidência da doença ocorre preferencialmente entre os paralelos (latitudes) 35° Norte e 35° Sul. Diante disso, a Figura 7 ilustra a distribuição geográfica mundial da dengue em 2013. Observa-se que, dentre as regiões que estão dentro da faixa de risco de transmissão, as Américas são destacadas com maior ocorrência de casos de dengue. Neste contexto, o Brasil tem sido o principal local de incidência de dengue no continente americano (MARTÍN *et al.*, 2010; MURRAY *et al.*, 2013; EBI; NEALON, 2016).

Figura 7 – Áreas do mundo onde a dengue foi notificada em 2013.



Fonte: WHO (2014).

Murray *et al.* (2013) e Ebi e Nealon (2016) indicaram que, nos últimos 50 anos, a incidência da dengue aumentou 30 vezes. Esse aumento deverá se intensificar devido a fatores macro e micro, como as mudanças climáticas, globalização, condições socioeconômicas e a evolução viral. Estudos indicam 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. Pela observação dos estudos, essas doenças devem se expandir principalmente em áreas urbanas e semiurbanas (MARTINS-MELO *et al.*, 2018).

A variabilidade climática pode estar relacionada com fenômenos de escala global, sofrendo influências de eventos, tais como *El Niño-Oscilação Sul* (ENOS), nas suas fases quente (*El Niño*) ou fria (*La Niña*), sendo que esses eventos estão ligados a mudanças oceânicas e atmosféricas na região equatorial do oceano Pacífico Tropical (EARNEST; TAN; WILDER-SMITH, 2012; MORAES *et al.*, 2019).

Segundo o relatório do Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas, de 2007, as mudanças climáticas compreendem qualquer variabilidade no clima ao longo dos anos, devido à mudança natural ou sendo resultado da atividade humana. Diante disso, o painel indicou que em 2005 houve aumento de temperatura acima de 2°C nas altas latitudes do hemisfério norte e de 1°C próximo do equador, provavelmente aumentarão a extensão da latitude e altitude da distribuição de doenças no planeta, contribuindo, assim, com surtos

epidemiológicos de doenças por arbovírus, como YFV, DENV, CHIKV e ZIKV. Dessa forma, concluiu-se que aumentos de temperatura média de mais de 1°C proporcionam potenciais condições do ciclo de vida da população do mosquito *Aedes aegypti* se completar, principalmente em áreas com precipitação suficiente e disponibilidade de hospedeiros humanos (IPCC, 2007; NAISH *et al.*, 2014; EBI; NEALON, 2016; ASSAD, 2016; IWAMURA *et al.*, 2020).

Estudos de Liu-Helmersson *et al.* (2014) e Huber *et al.* (2018) alertam sobre as possíveis mudanças quanto ao cenário epidemiológico das doenças vetoriais. Os autores indicam a relação do aumento da temperatura média anual e o aumento da variação sazonal de temperatura, devido às mudanças climáticas, afetando diretamente o tamanho e a duração da epidemia da doença, à medida que há interação com macro e microfatores. Inserido nesse panorama, Barcellos *et al.* (2009) e Anyamba *et al.* (2019) descrevem que os eventos ENOS estão associados a uma série de impactos relevantes para a saúde pública e para a ecologia do ciclo de vida dos vetores/hospedeiros. Conseqüentemente, estão associados também a epidemias de outras doenças, tais como respiratórias, por conseqüências das secas/estiagens, e doenças transmitidas pela água decorrentes das inundações/alagamentos.

Os eventos *El Niño-Oscilação Sul*, em algumas regiões do mundo, possivelmente estejam associados à ampliação das doenças endêmicas, como a dengue. Vários estudos demonstram como o ENOS tornou-se uma força motriz para ocorrência das epidemias de dengue, como o estudo de Moraes *et al.* (2019), que retrata os impactos do *El Niño/La Niña* associados à dengue nas capitais da Amazônia. Relacionando a isso, Vincenti-Gonzalez *et al.* (2018) observaram que os eventos ENOS promovem grandes surtos periódicos de dengue na Venezuela; Van Panhuis *et al.* (2015) também verificaram ondas progressivas de dengue em oito países do Sudeste Asiático relacionadas ao ENOS; finalmente, Johansson *et al.* (2009) observaram que a oscilação sul do El Niño, esteve diretamente ligada à incidência de dengue em Porto Rico, México e Tailândia.

No Quadro 7 estão as pesquisas de vários autores com abordagem nas cidades da Amazônia brasileira, referentes à variabilidade sazonal e interanual dos elementos climáticos no Brasil, bem como suas relações com a incidência da dengue.

Quadro 7 – Estudos publicados sobre a incidência da doença dengue e variáveis meteorológicas nas cidades do Brasil.

Autor – Ano	Local-Período	Principais achados
Gonçalves Neto e Rebêlo (2004)	São Luiz-MA (1997 a 2002)	Foi observada maior frequência de casos na estação chuvosa (83,8%), observou-se, também, correlação positiva ao longo dos anos com a precipitação (0,84) e umidade relativa do ar (0,76), e negativa com a temperatura (-0,78).
Rosa-Freitas <i>et al.</i> (2006)	Boa Vista-RR (1998 a 2001)	A força das correlações médias individuais variou de fraca a moderada. As correlações sazonais no estudo mostraram correlações muito mais fortes do que com as medidas diárias de ano inteiro. Logo, durante o período do início do ano (janeiro a abril), a temperatura mínima, a pressão atmosférica, a velocidade do vento e a umidade relativa do ar apresentaram as relações individuais mais fortes com a dengue.
Câmara <i>et al.</i> (2007)	Cinco regiões geográficas brasileiras	A pesquisa indicou que a significativa incidência sazonal da dengue ocorre nos meses quentes, associada à sensibilidade do ciclo reprodutivo do <i>Aedes aegypti</i> e às variações de temperaturas. Nos meses em que a temperatura diminui no país (segunda metade do ano), verifica-se que a incidência da dengue diminui significativamente. Contudo, não é suficiente para interromper a transmissão da doença nas cidades.
Câmara <i>et al.</i> (2009)	Rio de Janeiro, RJ (1986 a 2003)	Observou-se que nos anos em que as epidemias tiveram início, as temperaturas foram significativamente mais altas que nos demais anos, especialmente as mínimas. Os resultados mostraram que não houve relação significativa com o total das precipitações pluviométricas. Contudo, as epidemias foram mais frequentes nos anos de verões quentes e secos (temperatura média mínima acima de 22°C e chuvas abaixo de 200 mm/mês).
Codeço <i>et al.</i> (2009)	Boa Vista-RR (2005 e 2007)	As maiores taxas de infestação ocorreram durante o pico das estações chuvosas, mas uma grande presença também foi observada no início da estação seca (embora com maior variação entre os anos). Dessa forma, a distribuição espacial de casas positivas também sofreu mudanças durante a transição da estação seca para chuvosa, de um padrão esparsa e local para um padrão muito denso. Esses resultados sugerem que o risco de transmissão da dengue e o potencial de invasão de novos sorotipos são elevados na maior parte do ano.
Souza <i>et al.</i> (2010)	Municípios do estado de Goiás (2001 a 2005)	O estudo apresentou uma correlação positiva entre o Índice de infestação predial larvário (IIP), o número de casos de dengue e a pluviosidade. A incidência dos casos de dengue foi crescente nos quatro primeiros meses de cada ano analisado (período de elevada pluviosidade), sendo 22% desse total só no mês de fevereiro. Logo, diminuindo a incidência da doença nos meses de junho a setembro (período de poucas chuvas).
Pereda <i>et al.</i> (2011)	Municípios brasileiros (2000 a 2009)	Este estudo indicou que o aumento da temperatura impacta positivamente no risco de dengue no Brasil, pois sabe-se que o mosquito da dengue não suporta altas temperaturas. A umidade relativa média apresentou efeito positivo nas notificações de dengue para todas as regiões, exceto para a Região Sul, onde a incidência de dengue é a menor de todas as regiões. Do mesmo modo, o efeito estimado foi positivo para relação entre dengue e quantidade de chuvas, porém tendência decrescente, chegando a ser negativo no caso de elevadas quantidades de chuvas para algumas regiões analisadas.
Ely (2013)	Londrina, Maringá (PR) e Florianópolis (SC) (1983 a 2010)	Demonstrou correlação fraca dos casos mensais de dengue com as temperaturas médias mensais para Londrina e Maringá, porém correlação moderada para Florianópolis. Do mesmo modo, a correlação fraca para os totais mensais de precipitação e dengue, sendo negativa para Londrina e Maringá e positiva para Florianópolis.

Valadares <i>et al.</i> (2013)	Palmas e Araguaína-TO (2000 a 2010)	Nos estudos não houve correlação significativa entre a precipitação pluviométrica média e o coeficiente de incidência da dengue no período chuvoso ($r = -0,25$; $p > 0,05$) e no período da seco ($r = -0,04$; $p > 0,05$). Do mesmo modo, também não houve correlação significativa entre a temperatura e o coeficiente de incidência da dengue no período chuvoso ($r = 0,21$; $p > 0,05$) e no período da seca ($r = 0,10$; $p > 0,05$). Todavia, a incidência da doença foi maior no período chuvoso, possibilitando as condições ideais para reprodução do vetor.
Barcellos; Lowe (2014)	cidades brasileiras (2001-2012)	No estudo as cidades foram categorizadas em zonas climáticas obtidas do IBGE (2012): mesotérmicas (temp. média mínima entre 10 e 15 °C; subaquecido (temp. mínimas médias entre 15 e 18 °C; e quente (temp. média mínima acima de 18 °C). Por sua vez, os surtos da dengue foram observados em 2.028/5.506 cidades brasileiras, principalmente em cidades de médio e grande porte (mais de 50.000 habitantes) em “zonas quentes” com maior probabilidade de aumentar o risco de permanência da transmissão da dengue. Por outro lado, as cidades localizadas na “zona mesotérmica”, mesmo com grande população, raramente registraram surtos durante o período de estudo (apenas 57/1133 cidades).
Silva <i>et al.</i> (2015)	João Pessoa-PB (2007 a 2011)	Verificou-se que a maior quantidade de casos de dengue ocorreu no período chuvoso (entre os meses de março a agosto), com maiores valores de precipitação e umidade relativa do ar, logo, com as temperaturas mais baixas registradas na região. O período chuvoso representa mais de 80% do total histórico de chuva no município e, dessa forma, registrou-se um total de 8.949 casos de dengue, ou seja, cerca de 85% do total de casos notificados.
Corrêa, <i>et al.</i> (2016)	Sete cidades no Pará (2007 a 2011)	Demonstrou associação positiva da precipitação com a incidência de dengue, mas em anos diferentes. Embora as regiões do estado com diferentes distribuições de precipitação não tenham a mesma incidência de dengue, observa-se que os casos da doença começam a surgir quando inicia o período chuvoso de cada cidade.
Lima <i>et al.</i> (2016)	Recife-PE (2007 a 2012)	Os resultados obtidos indicam que os casos de dengue confirmados estão relacionados com o acúmulo pluviométrico do Município do Recife, seguindo um padrão sazonal de ocorrência. Assim, o mosquito transmissor da dengue encontra condições favoráveis para a procriação mediante as temperaturas serem elevadas durante a estação chuvosa, destacando-se: maio, junho e julho.
Silva <i>et al.</i> (2016)	São Luís-MA (2003 a 2010)	A relação entre chuva e casos de dengue foi significativa com uma defasagem de três meses. Assim, constatou-se que o aumento de 10 mm nas chuvas aumentou em 1% o número de casos de dengue até os três meses subsequentes.
Siqueira <i>et al.</i> (2017)	área urbana de Belém-PA (2007-2011)	Os resultados mostraram que o aumento na taxa da incidência de dengue é acompanhada por um aumento na precipitação, confirmando uma relação direta entre essas variáveis no período de estudo.
Gomes <i>et al.</i> (2017)	municípios do Estado de Minas Gerais (2000 e 2010)	Identificou-se que as variáveis climáticas (temperatura mínima e máxima, umidade e precipitação) influenciam nos casos de dengue. Analisando os mapas de temperatura, observa-se o aumento, em 2010, dos clusters do “tipo alto-alto” no Norte do estado, região conhecida pelas altas temperaturas. Verificou-se o aumento das taxas de notificações de dengue no Norte do estado, enquanto no Sul predominaram os clusters do “tipo baixo-baixo” entre 2000 e 2010.
Gabriel <i>et al.</i> (2018)	Ribeirão Preto-SP (2000 a 2016)	A correlação foi significativa, com $p < 0,01$, quando se considerou que a chuva de determinado mês influenciou o número de casos de dengue de um mês até cinco meses após a sua ocorrência. As estações do verão e do outono apresentaram a maior incidência de dengue, com 53,8% e 43,7%, respectivamente.

Lima <i>et al.</i> (2018)	Cidade de São Paulo-SP (2010 a 2016)	O acumulado pluviométrico e a mediana da temperatura estiveram correlacionados com o número de casos de dengue em cada distrito, considerando o período entre 22 e 36 dias que antecederam a notificação da doença. Assim, observa-se que as variáveis, na possível presença do mosquito <i>Aedes aegypti</i> , contribuíram para o aumento de casos notificados.
Souza <i>et al.</i> (2018)	NEB (nove estados do Nordeste do Brasil) (2001 a 2015)	Considerou-se as regiões NEB (composta de nove estados do Nordeste do Brasil) de precipitação homogênea. Os resultados identificaram duas regiões com as menores médias pluviométricas do NEB, sendo Semiárido Norte e Semiárido Sul, contudo essas regiões concentram o maior percentual de municípios com taxas de incidência da dengue mais elevadas (TI > 300). A região Noroeste representa a segunda região mais úmida do NEB, sendo a que exibiu as taxas de incidência mais homogêneas entre seus municípios e obteve a menor taxa de incidência de dengue nos três períodos, registrando em dois triênios taxas de incidência abaixo de 100 casos por 100.000 habitantes (79,9 em 2014 e 88,5 em 2010).
Moraes <i>et al.</i> (2019)	sete capitais da Amazônia brasileira (2001 a 2012)	Os valores das médias dos 12 anos (2001/2012) indicaram a presença de sazonalidade na incidência de dengue na maioria das capitais, com picos acentuados de janeiro a março, em Rio Branco-AC, Manaus-AM, Belém-PA e Palmas-TO, e de abril a junho, em São Luís-MA, considerou-se em torno de 50% a 70% do total anual.
Stolerman <i>et al.</i> (2019)	sete capitais brasileiras (2002 a 2017)	Os picos de dengue ocorreram com frequência durante o outono (março a maio), cada capital de estado tem suas próprias estações, por exemplo, Manaus destacou-se no inverno.
Duarte <i>et al.</i> (2019)	Rio Branco-AC (2001 e 2012)	A maior incidência média mensal de dengue por 100.000 habitantes, durante o período do estudo, ocorreu entre outubro e abril, correspondendo à estação das chuvas na região. A associação do nível do rio Acre com o aumento da incidência de dengue pode ser explicada pelo transbordamento sazonal do rio e inundações na região.
Araújo <i>et al.</i> (2019)	Fortaleza-CE (2013 a 2017)	Na Estação climática verão os resultados evidenciam que há uma forte relação das doenças (Dengue, Chikungunya e Zika) com a precipitação (52,2%) e com a umidade relativa do ar (56,5%), significativas a 10% e 5%, respectivamente. Portanto, verões mais chuvosos, que tendem a ser períodos mais úmidos, propiciam maior incidência de casos dessas doenças. Afirmou-se que na Estação climática inverno, os maiores totais pluviométricos estão distribuídos entre os meses de fevereiro a maio, logo, há forte relação das doenças com a temperatura mínima (51,3%).
Castro <i>et al.</i> (2018)	municípios do estado do Amazonas (2010 e 2011)	Detectou-se associação significativa entre a ocorrência de Extensa Epidemia de Dengue (EDE) e a variabilidade climática local e regional (número médio de dias com precipitação e o número de anos com infestação da doença).
Santos Júnior, Silva <i>et al.</i> (2019)	Maceió-AL (2010 e 2016)	Observou-se aumento do número de casos de dengue ao final do primeiro semestre de cada ano, coincidindo com o período chuvoso na região, com a maior incidência ocorrendo entre os meses de maio e julho. Houve correlação de forte a moderada entre a incidência de dengue e as variáveis umidade e precipitação pluviométrica, em 60% e 70% do período analisado, respectivamente.

Fonte: Elaboração própria (2021).

Estudos de Silva *et al.* (2018), Silva *et al.* (2017), Chaves *et al.* (2018) e Araújo *et al.* (2014), no Brasil, corroboram que o país está geograficamente situado em uma área tropical que abrange a zona prevalente para incidência da dengue. Existem, ainda, outros fatores

determinantes e condicionantes para a infecção da doença nas cidades, como mudanças demográficas, mobilidade humana e fatores socioeconômicos (renda per capita), que devem ser considerados na análise de vulnerabilidade. Em suma, é importante ressaltar os estudos que apresentam associação positiva entre as variáveis climáticas e outros fatores ambientais (nível de água do rio) com a incidência da dengue, demonstrando a necessidade da atuação da vigilância entomológica nos municípios (LOWE *et al.*, 2013; CASTRO *et al.*, 2018).

2.2 Climatologia, variabilidade e tendências de precipitação e temperatura na Amazônia

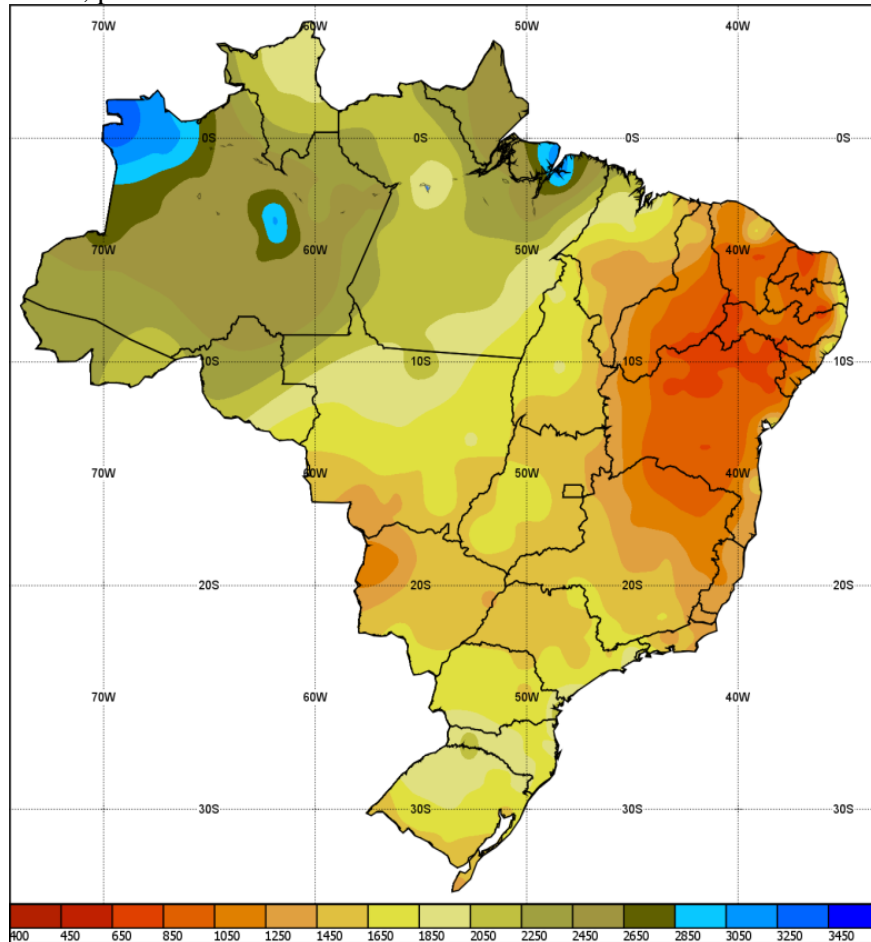
A Amazônia Legal (ou Amazônia brasileira) localiza-se na faixa equatorial, entre 5°N-18°S e 42°W-74°W, e possui uma superfície de aproximadamente 5 milhões de km². A área corresponde a cerca de 59% do território brasileiro, onde estão inseridos 772 municípios, subdivididos em nove estados. Os estados estão divididos em duas partes, a saber: a Amazônia Ocidental e a Amazônia Oriental. Quatro estados fazem parte da ocidental: Amazonas, Acre, Rondônia e Roraima. Outros cinco compõem a Amazônia Oriental: Pará, Maranhão (parte do estado, a oeste do meridiano de 44°), Amapá, Tocantins e Mato Grosso (IBGE, 2010).

A região Amazônica destaca-se por suas características naturais, em especial a diversidade de suas florestas e disponibilidade hídrica, que desperta interesse por todo o mundo. Essas características são de fundamental importância para o equilíbrio dinâmico da atmosfera regional e global, entretanto a região pode ser considerada de grande risco do ponto de vista das influências das mudanças climáticas (NOBRE *et al.*, 2009; MARENGO, 2011b). Os sistemas atuantes (principalmente a Linha de Instabilidade Tropical e a Zona de Convergência Intertropical) e fenômenos atmosféricos de escala global (*El Niño* - Oscilação Sul/ENOS e o Dipolo do Atlântico), apresentam grande influência na climatologia da Amazônia, justificando a variabilidade temporal e espacial da precipitação na região. Nesse contexto, destacam-se os estudos do regime pluvial na região pelos autores: Fisch *et al.* (1998), Nobre *et al.* (2009), Sousa *et al.* (2015), Ishihara *et al.* (2014), Moraes *et al.* (2015), Delahaye *et al.* (2015), entre outros.

No Brasil, destaca-se o monitoramento contínuo dos dados climatológicos de precipitação e temperatura nas regiões, realizado pelo Instituto Nacional de Meteorologia (INMET, 2010). Com relação a isso, a Organização Meteorológica Mundial (OMM) define como Normal Climatológica os “valores médios calculados para um período relativamente longo e uniforme, no mínimo três décadas consecutivas”. Também define padrões climatológicos normais como “médias de dados climatológicos calculadas para períodos consecutivos de 30 anos”. Portanto, na Figura 8 consta o mapeamento da precipitação anual do

Brasil, no período de 1981 a 2010, onde a precipitação média acumulada apresenta ampla variação, na faixa de 400 mm a 3.450 mm, sendo que a região norte demonstra precipitação anual superior a 2.850 mm.

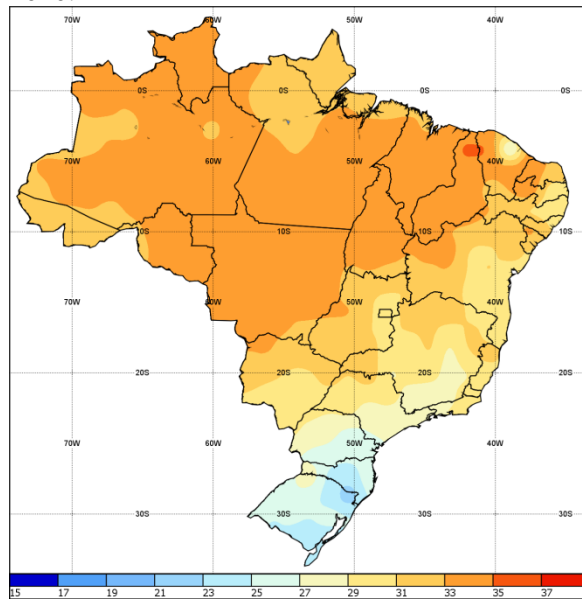
Figura 8 – Normal Climatológica de precipitação média acumulada no ano (mm) no Brasil, período de 1981 a 2010.



Fonte: INMET (2017).

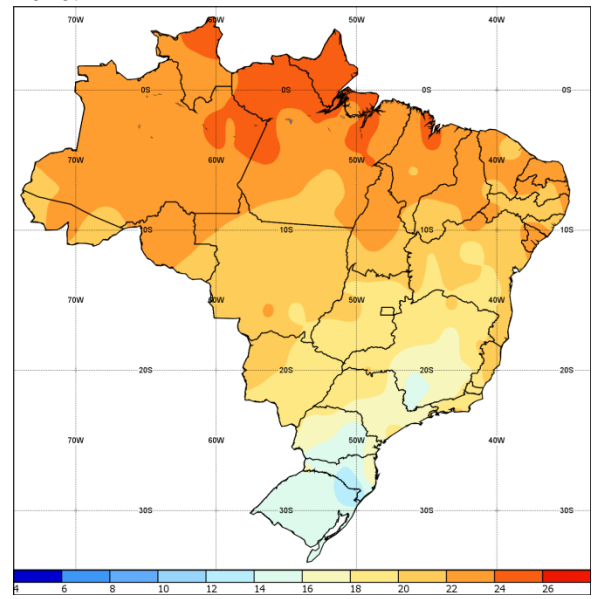
Na Figura 9 e Figura 10, verifica-se, respectivamente, a Normal Climatológica de temperatura máxima e mínima do Brasil. As Normais climatológicas foram obtidas pelo Instituto Nacional de Meteorologia, para o período de 1981 a 2010 (INMET, 2010). No mapeamento da temperatura máxima anual, tem-se variação de cerca de 15°C a 37°C. Diferentemente, a temperatura mínima anual verificada esteve entre 04°C e 26°C no país.

Figura 9 – Normal Climatológica de temperatura máxima no ano (°C) no Brasil, período de 1981 a 2010.



Fonte: INMET (2017).

Figura 10 – Normal Climatológica de temperatura mínima no ano (°C) No Brasil, período de 1981 a 2010.

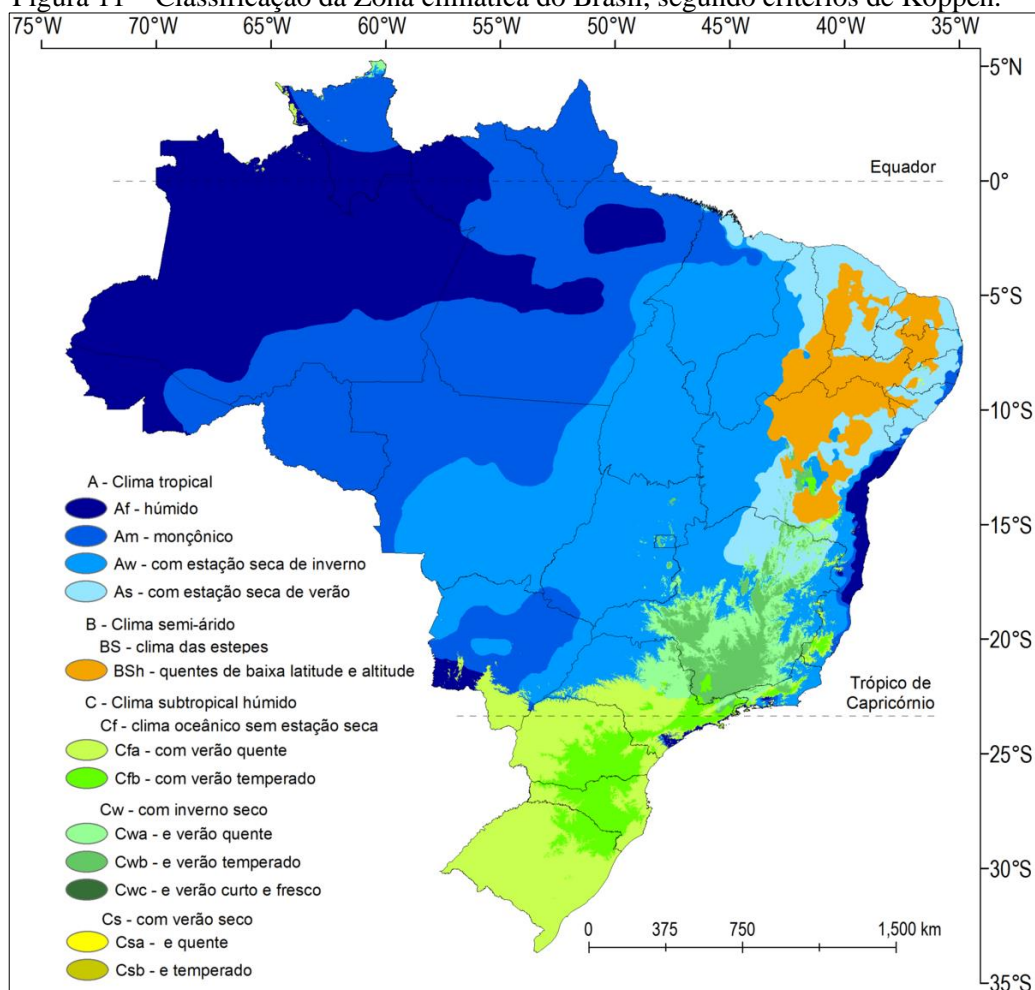


Fonte: INMET (2017).

Segundo a classificação de Köppen do Brasil, especificamente a região da Amazônia Legal apresenta um clima tropical do tipo “A” e quatro subclasses de clima (Af, Am, Aw e As). O clima é evidenciado por elevados índices pluviométricos e temperaturas médias superiores a 18°C, conforme Figura 11. O Clima equatorial tropical de floresta e úmido (Af) representa cerca de 52% da região, com período chuvoso que abrange a maior parte da região e estação seca definida. Estudos de Ishihara *et al.* (2014) e Ferreira Filho *et al.* (2020) corroboram que as maiores taxas de precipitação ocorrem no extremo norte da região, principalmente no estado do Amapá, litoral do Pará e Noroeste do Amazonas.

Segundo Delahaye *et al.* (2015) no nordeste da Amazônia Legal, mais de 70% das chuvas ocorrem durante o primeiro semestre do ano. Por conseguinte, a Clima tropical de monção (Am) representa cerca de 28% da região com estações úmida e seca, com elevados índices pluviométricos anuais e pequeno período seco de até 90 dias. O Clima tropical seco e úmido (Aw) representa cerca de 20% da região, com inverno seco e verão úmido e estações alternadas. Por fim, o Clima tropical semiárido e árido (As) apresenta grandes amplitudes térmicas e baixas precipitações, presente em pequena porção, próximo ao estado do Maranhão.

Figura 11 – Classificação da Zona climática do Brasil, segundo critérios de Köppen.



Fonte: Adaptado de Alvares *et al.* (2013).

Estimar a quantidade das chuvas na Amazônia é um desafio para os pesquisadores devido à alta variabilidade espacial e temporal influenciada pela dinâmica atmosférica, conforme previamente observado. Entre os desafios encontrados pelos pesquisadores, está a imensa área da região. Assim, considera-se que na região as variáveis climáticas são insuficientemente quantificadas, em virtude da baixa densidade de equipamentos de medição de chuvas e medições confiáveis. Assim, busca-se alternativas de estimativas de precipitação como técnicas de sensoriamento remoto, modelos espaciais e inferência de pontos para superfícies, como já estudadas por Ishihara *et al.* (2014) e por Salviano *et al.* (2016).

Muitos estudos buscam analisar as mudanças significativas ao longo do tempo na região Amazônica, por meio da utilização de testes estatísticos para detectar tendências em séries temporais climáticas de precipitação e temperatura. Destacam-se os estudos de tendências, na região, realizados por: Satyamurty *et al.* (2010), Ishihara *et al.* (2014), Debortoli *et al.* (2015), Salviano *et al.* (2016), Almeida *et al.* (2017), Silva *et al.* (2019) e Penereiro (2020). Com base nas pesquisas, conclui-se que as mudanças climáticas podem estar associadas às

atividades humanas, pois observa-se o aumento: da emissão de gases de efeito estufa, de queimadas, de desmatamento, de uso e ocupação do solo, entre outros (NOBRE *et al.*, 2007; XAVIER *et al.*, 2019).

A Amazônia brasileira caracteriza-se por ocupação recente e por um acelerado fluxo migratório, que levou, nas últimas três décadas, ao aumento do desmatamento de sua área, principalmente ao longo de um “arco” que abrange áreas desde o sudeste do Maranhão, norte de Tocantins, sul do Pará, norte de Mato Grosso, Rondônia, sul do Amazonas, até o sudeste do Acre. Dados do INPE (2017), apontam que, somente no período de 2000 a 2007, os estados de Mato Grosso, Rondônia e Pará foram responsáveis por 68% do desmatamento, cerca de 166.476 mil km. Como consequência do desflorestamento, há uma diminuição da capacidade de retenção de água de chuva e um aumento proporcional do escoamento superficial dessas águas pelos rios (BARCELLOS *et al.*, 2009; SOUZA *et al.*, 2015). Nesse contexto, estudos do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), vinculado ao Projeto de Monitoramento do Desmatamento na Amazônia Legal por Satélite (PRODES), mostram que o desmatamento contribui para importantes impactos globais e para o aumento da incidência de doenças resultantes de diversas atividades humanas (INPE/PRODES, 2018),

Nos últimos anos, os impactos das alterações do clima têm influenciado no panorama econômico do Brasil. Ao analisar o histórico de ocorrência de eventos climáticos extremos, observou-se que, nos últimos 30 anos, tem aumentado a frequência de chuvas fortes no verão e no inverno do Sul e do Sudeste. Desastres também afetaram a região Amazônica, no período de 1995, 1998, 2005 e 2010; no alto Solimões ocorreram as grandes secas históricas e, na mesma região, as enchentes de 2009 e 2012. Como exemplo, a seca de 2005 na Amazônia foi particularmente mais severa nas partes oeste e sul da bacia amazônica, com cursos d’água indicando baixos níveis de vazão, afetando principalmente o transporte hidroviário e a geração de energia na região (MARENGO *et al.*, 2012; COUTINHO *et al.* 2018).

Outros episódios climáticos ocorreram nas demais regiões do Brasil. No Nordeste ocorreu uma seca em 2012 que perdurou até 2015. No Sudeste aconteceu a grande seca de 2014 e 2015, a pior dos últimos 80 anos. Isso afetou a segurança hídrica e energética de São Paulo e Rio de Janeiro, gerando restrições de água para a população da região metropolitana de São Paulo, que permanecem até hoje (NOBRE *et al.*, 2007; BARCELLOS *et al.*, 2009; MARENGO, 2014). Assim, com base nas pesquisas, os índices pluviométricos, destacando-se a região Amazônica, são causados por fenômenos climáticos de maior magnitude, como *El Niño* e *La Niña*. Dependendo da intensidade, podem resultar em secas ou enchentes severas,

interferindo de forma significativa nas atividades econômicas nas regiões, principalmente nos setores de agropecuária, agricultura, mineração e geração de energia.

Diante do exposto, observa-se em diversas regiões do Brasil a dinâmica do clima e fortes variações de ano para ano. Essas variações estão associadas a fenômenos atmosféricos-oceânicos que ocorrem no oceano Pacífico Equatorial (e na atmosfera adjacente), tais como o ciclo do *El Niño-Oscilação Sul* (ENOS). O ENOS caracteriza-se por processos nos quais as águas superficiais do Oceano Pacífico Equatorial ficam mais aquecidas (*El Niño-EN*) ou mais frias (*La Niña-LN*) em relação à média normal histórica. Conseqüentemente, a mudança na temperatura do oceano Pacífico Equatorial acarreta efeitos globais na temperatura e precipitação (FOLEY *et al.*, 2002; COLLINS *et al.*, 2010). Para Dias (2014), os fenômenos *El Niño* e *La Niña* são os mais conhecidos causadores de extremos climáticos, geralmente persistentes por vários meses. Dessa forma, além de afetarem diretamente a circulação atmosférica, determinam as anomalias de temperatura média da superfície do mar (TSM) em diversas regiões do globo.

2.2.1 Aspectos climáticos da precipitação e temperatura no estado do Pará

A classificação climática de *Köppen-Geiger* indica para o território do Pará a tipologia “A” (Tropical chuvoso) e três subclimas (Am, Af e Aw), que foram identificados na região baseados na variabilidade sazonal pluviométrica e temperatura média superior a 18 °C. O estado apresenta maiores ocorrências, aproximadamente 66,6%, para a subclasse tipo “Am” (Tropical de monção-chuvas no verão), que é caracterizada pelo período pouco chuvoso a moderadamente seco, com elevada pluviosidade. Em sequência, a subclasse tipo “Af” (Equatorial úmido), cerca de 28,4% do território, é representada pela estação muito a moderadamente chuvosa e ausência de estação seca. Por fim, uma pequena porção do Pará (5%) é composta pela subclasse tipo “Aw” (Tropical de savana- seco e úmido), onde os períodos de inverno são secos, com chuva mais definidas (ALVARES *et al.*, 2013; XAVIER *et al.*, 2016; PENNEREIRO, 2020).

No estado, quanto à variação espacial da precipitação, os estudos indicam que precipitações médias anuais estão acima de 2.000 mm. Essas maiores médias estão distribuídas no Norte, Nordeste (mesorregiões do Marajó e Metropolitana de Belém) e Noroeste do Pará. Na porção Sul, Sudeste e Sudoeste do estado, são observadas precipitações abaixo de 1500 mm anuais. Essa diferenciação ocorre devido à interação de fenômenos atmosféricos atuantes

(MORAES *et al.*, 2005; SANTOS *et al.*, 2014; MENEZES *et al.*, 2015; FERREIRA FILHO *et al.*, 2020).

A título de contextualização, as Normais Climatológicas (NC) do INMET (2017) disponíveis para 15 localidades do estado do Pará, referentes ao período de 1981-2010, permitem comparações de características climáticas entre as localidades. Observa-se que a Normal Climatológica de precipitação média anual é de 2.257 mm, com uma variação de 1.754 mm em Monte Alegre, região noroeste do Estado, a 3.136 mm em Soure, ao nordeste do Estado. As chuvas concentram-se no trimestre de fevereiro, março e abril, somando 1054 mm em média, o equivalente a 47% das chuvas anuais. A precipitação no trimestre menos chuvoso (agosto, setembro e outubro) em relação ao total de precipitação anual é de 186mm, correspondente a 8% das chuvas anuais. Na maioria dessas localidades, março é o mês com maior média pluviométrica do estado (386 mm), enquanto setembro é o mês menos chuvoso, com média de 56 mm.

O estado do Pará apresentou temperatura do ar média mensal anual, no período de 1981-2010, de 26,8°C, com desvio de 0,6 °C acima da Normal Climatológica (NC). Verificou-se que os meses mais quentes são setembro, outubro e novembro, com valores médios anuais entre 27,4 °C e 27,6°C. Já os meses com temperaturas menores são janeiro, fevereiro e março, com médias entre 26°C e 26,3°C. A temperatura máxima anual foi de 32,1°C, com desvio de 0,6 °C acima da NC. Já a temperatura mínima anual apresentou média de 22,7°C, que é 1,2°C acima da NC. Também foi observado que a umidade relativa no estado é elevada, com valores acima de 78% em todos os meses do ano (INMET, 2017; XAVIER *et al.*, 2016; ALMEIDA *et al.*, 2016; DINIZ *et al.*, 2018).

No contexto geográfico, a variabilidade climática constitui desvios em torno da média climática regional. O clima tem interferido na dinâmica da superfície terrestre devido a sua irregularidade e a sua baixa previsibilidade atual (SILVA *et al.*, 2012). Neste sentido, diversos estudos sobre as características climatológicas para todo território do estado foram realizados, destacando-se os achados de Moraes *et al.* (2005, 2015), Souza *et al.* (2009, 2010, 2016, 2017), Amanajás e Braga (2012), Lopes *et al.* (2013), Santos *et al.* (2014), Souza *et al.* (2012), Souza *et al.*, (2015), Gonçalves *et al.* (2016, 2018), Menezes *et al.* (2015, 2016) e Ferreira Filho *et al.* (2020). Os estudos que abordam as particularidades de alguns municípios são Albuquerque *et al.* (2010), Ribeiro *et al.* (2014), Santos *et al.* (2017), Lira *et al.* (2020) e Lopes *et al.* (2020). No contexto da análise de temperatura, têm-se estudos de Santos e Oliveira (2017), Oliveira *et al.* (2016), Gomes *et al.* (2015) e Ribeiro *et al.* (2014).

Moraes *et al.* (2005) realizaram estudos sobre a climatologia das precipitações no Estado do Pará, nos anos de 1976 a 1998, abrangendo 31 localidades do Estado. As maiores precipitações anuais ocorrem na porção norte do Estado, enquanto no Sudeste ocorrem os menores totais de precipitação anual. A precipitação média anual variou de 1.349 mm em Rio Maria no Sudeste do Estado, a 3.330 mm na Fazenda Bela Vista (município de Almeirim) no Norte do Estado, enquanto a mediana das precipitações anuais para as respectivas localidades variou de 1.308 mm a 3.461 mm. A variação sazonal da precipitação no Estado do Pará foi caracterizada no estudo por uma estação chuvosa, que na maioria das localidades compreende os meses de dezembro a maio, e por uma estação menos chuvosa que corresponde geralmente ao período de junho a novembro.

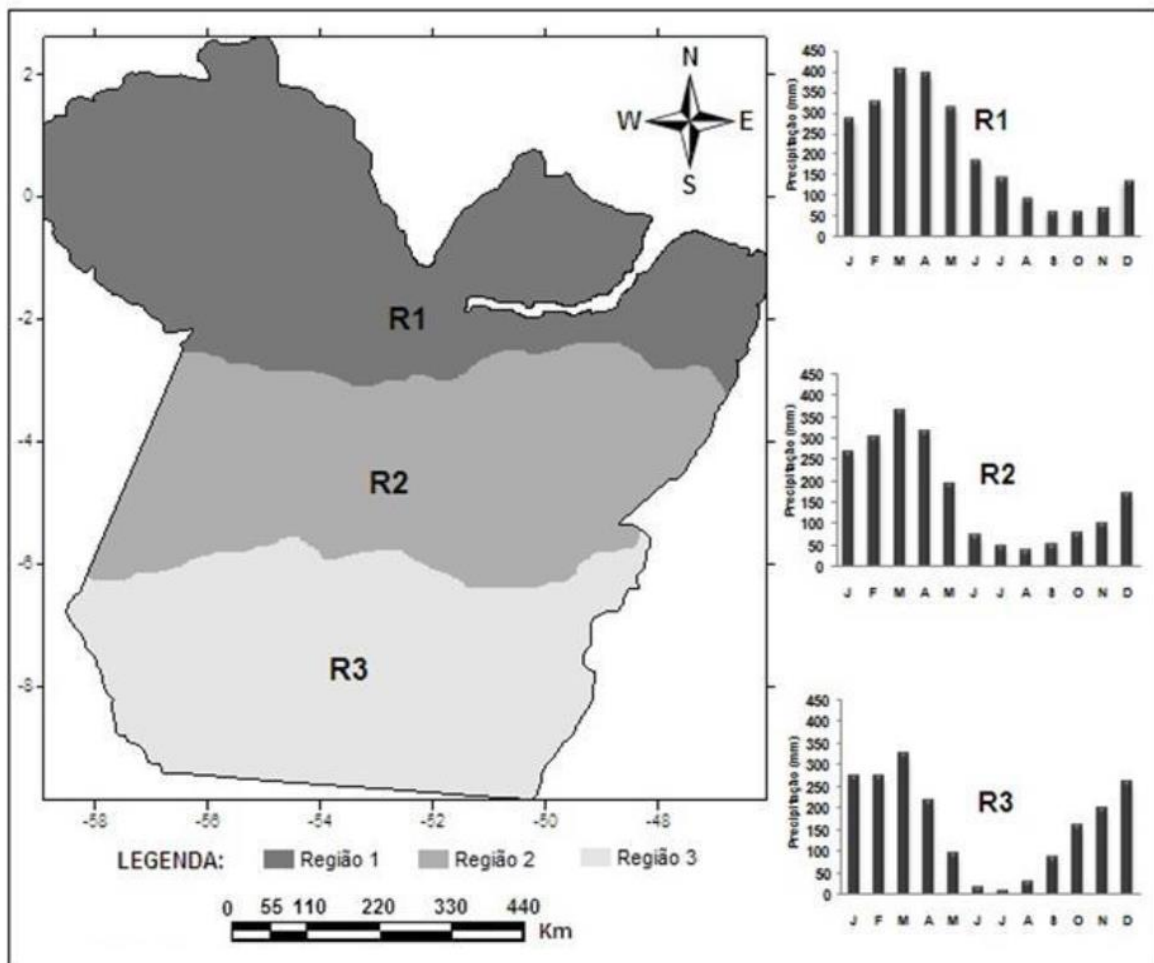
Lopes *et al.* (2013) apresentaram a climatologia regional no Estado do Pará por meio de estudos de precipitação de série histórica de trinta anos (1978-2007) em 150 estações meteorológicas. Este estudo permitiu identificar melhor a variabilidade climática regional e mostrou que o Nordeste paraense é o setor mais chuvoso do estado ao longo do ano. Mas, diferentemente do que se conhecia, um núcleo de precipitação significativa foi observado no Noroeste paraense. A ilha do Marajó apresentou certa variabilidade espacial na estação chuvosa, com índices mais expressivos na porção leste, marcadamente influenciada por circulações de brisa e pela Zona de Convergência Intertropical, com volume de chuva reduzindo-se em direção ao Oeste. A chuva climatológica RPCH (Rede Estadual de Previsão Climática e Hidrometeorológica do Pará) no Sudoeste paraense durante o verão austral mostrou-se superior às bases GPCP (*Global Precipitation Climatology Project*), CMAP (*Climate Prediction Center Merged Analysis of Precipitation*) e CPC (*Climate Prediction Center*).

Souza *et al.* (2015) utilizaram dados mensais de precipitação nos estados do Pará, Amazonas, Amapá e Maranhão. Os dados de 238 estações pluviométricas foram analisados no período de 1920 a 2011. A análise dos campos de anormalidade das precipitações permitiu a identificação dos eventos de *El Niño* e *La Niña*. Dessa forma, concluíram que o fenômeno ENOS modula a precipitação anual através de múltiplas escalas de tempo.

Menezes *et al.* (2015) estudaram a distribuição da precipitação sobre o estado do Pará, no período de 1982 a 2011, utilizando médias mensais de precipitação de 66 estações meteorológicas. A análise mostrou que o Estado do Pará pode ser dividido, quanto à precipitação, em três regiões pluviométricamente homogêneas, distribuídas em faixas zonais de sul para o norte (regiões R1, R2 e R3), conforme a Figura 12. A sazonalidade da precipitação na região R1 apresenta elevada precipitação mensal nos meses de fevereiro, março e abril (com

mínimos nos meses de setembro, outubro e novembro), sendo que esta é uma região de máximos de precipitação no Estado, associada à Zona de Convergência Intertropical (ZCIT). As regiões R2 e R3 apresentam seus máximos de precipitação também associados à ZCIT e o período de estiagem (mínimos de precipitação) é mais acentuado e deslocado para os meses de julho, agosto e setembro e junho, julho e agosto, respectivamente, associado à Zona Convergência do Atlântico Sul que atua nestas regiões a partir do mês de setembro.

Figura 12 – Localização das regiões pluviométricamente homogêneas e precipitação média mensal.



Fonte: Menezes *et al.* (2015).

Diante do exposto, observa-se que a variabilidade climática deriva das mudanças climáticas. Mudanças que podem ser naturais ou de origem antropogênica. Isso leva a significativas interferências do espaço e do tempo. O monitoramento e a previsão climática, portanto, são de fundamental importância para a mitigação dos impactos socioeconômicos e ambientais causados na região amazônica.

2.2.2 Variáveis climáticas estimadas por sensoriamento remoto

A precipitação é essencial para a compreensão do ciclo global da água e o balanço energético em diversas regiões do mundo. Dados precisos de precipitação, portanto, são fundamentais para a realização de pesquisas científicas e aplicações tecnológicas. Esses dados são as informações obtidas pela técnica de medição de chuva, tradicionalmente realizada com pluviômetros no solo. Também podem ser obtidos por radares meteorológicos e sensores de satélites (XAVIER *et al.*, 2016; LI *et al.*, 2019; ZHOU *et al.*, 2020).

A Amazônia, apesar da sua grande importância nacional pelos recursos hídricos, segundo pesquisadores, não dispõe de uma rede de monitoramento pluviométrico satisfatória como recomenda a Organização Mundial de Meteorologia (OMM). Em decorrência da baixa densidade da rede pluviométrica e de falhas na funcionalidade dos equipamentos na região, dificulta os estudos climatológicos, hidrológicos, uso e ocupação do solo, alertas de desastres naturais, gestão e planejamento dos recursos hídricos (ISHIHARA *et al.*, 2013; FALCK *et al.*, 2015; SERRÃO *et al.*, 2016).

Alguns trabalhos corroboram com esta temática mostrando boa acurácia das estimativas de precipitação e temperatura oriundas do satélite, como os de Pereira *et al.* (2013) e Almeida *et al.* (2015) na região. Da mesma forma, ratificam o uso de ferramentas de geoprocessamento e técnicas geoestatísticas, por meio do método de interpolação de dados, e a inferência de pontos para superfícies, por meio de diversas técnicas para áreas onde há poucas informações hidrológicas e climatológicas ou em regiões onde equipamentos de medição de chuvas estão irregularmente distribuídos.

2.2.2.1 Precipitação pluviométrica estimada por sensores de satélites

Comparados às observações dos pluviômetros, os sensores de satélites podem contribuir com estimativas de precipitação. Estes apresentam resolução temporal e resolução espacial adequada. Atualmente, portanto, vários produtos de precipitação baseados em satélites estão disponíveis ao público, principalmente para pesquisadores que buscam alternativas para as limitações de informações. Assim, nesta pesquisa serão apresentadas as aplicações dos produtos de precipitação multissatélites TRMM (*Tropical Rainfall Measurement Mission*) (LIU *et al.*, 2012; LI *et al.*, 2019).

O satélite TRMM foi desenvolvido em conjunto pela NASA (*National Aeronautics and Space Administration*) e pela Agência Japonesa de Exploração Aeroespacial (JAXA) em

1997, com a missão de monitorar e avaliar a variabilidade das precipitações nos trópicos. Após mais de 17 anos de observações, a missão TRMM encerrou em abril de 2015, e outra geração de satélites de precipitação foi lançada em fevereiro de 2014. A Missão Global de Precipitação (GPM) é a missão sucessora. Assim, a transição dos dados dos produtos TRMM foram reprocessados usando o algoritmo GPM, sendo que a programação deste foi concluída em agosto de 2019 (NASA, 2016; LELIS *et al.*, 2018; ZHOU *et al.*, 2020).

Os dados de satélites compreendem um núcleo de informações que permitem estimar a precipitação em escala global, sendo que a utilização de mais sensores eleva a acurácia, cobertura e resolução dos dados (XAVIER *et al.*, 2016). A proposta do algoritmo do TRMM é produzir taxas de precipitação, diminuir desvios e erros das estimativas do satélite com outras fontes de dados e estimativas de chuva (XAVIER *et al.*, 2016; NASA, 2016). O satélite TRMM apresenta diferentes produtos (estimação) de acordo com a combinação de conjuntos de dados e instrumentos para medição de chuva. Os principais instrumentos são: Radar de Precipitação (PR), Radiômetro Infravermelho Visível (VIRS), *TRMM Microwave Imager* (TMI), Radar de Precipitação (PR), Sensor de energia radiante nas nuvens e na Terra (CERES) e o Sensor de imagem de raio (LIS).

Na Análise de Precipitação Multissatélites (TRMM), para chegar ao resultado, são consideradas estimativas independentes dos instrumentos. Para que estas fiquem adequadas, portanto, as estimativas são combinadas com dados do Centro Global de Climatologia e Precipitação (GPCC). A exemplo, os produtos do algoritmo 3B43 são estimativas médias mensais de precipitação do produto 3B42, com estimativas médias diárias e sub-diárias em resoluções espacial e temporal de $0,25^{\circ} \times 0,25^{\circ}$ e 3 horas, desde 1998 até 2019. Abrange as latitudes 50° Norte e 50° Sul (NASA, 2016). Com base nisso, estudos realizados por Kummerow *et al.* (2000), Huffman *et al.* (2007), Nicholson *et al.* (2003) e Adler *et al.* (2009) demonstraram a qualidade dos resultados obtidos pelo TRMM.

A partir dos dados gerados, foram realizados diversos estudos de avaliação de conformidade no mundo inteiro. Destacam-se boa acurácia nas estimativas de precipitação por relacionarem a avaliação e aplicação do produto TRMM_3B43, usando redes pluviométricas em diferentes escalas ao redor do mundo: Nastos *et al.* (2016) na Grécia, referente ao período de 1998-2008; Zhou *et al.* (2020) em toda China continental, no período de 1998 a 2016; Fleming *et al.* (2011) que observaram dados de chuvas mensais para a Austrália, no período de 1998 a 2010; Awange *et al.* (2015) que avaliaram em todo o continente da África, durante o período de 2003 a 2010. Nas Américas, têm-se as pesquisas de Hashemi *et al.* (2017), que utilizaram dados de 1998 a 2015 para os Estados Unidos; Vallejo-Bernal *et al.* (2020) que

verificaram dados mensais e sazonais, durante o período de 1998 a 2015, em cinco regiões da Colômbia (Caribe, Pacífico, Andes, Orinoco e Amazônia); e, finalmente, Zambrano *et al.* (2017) que monitoraram secas no Chile no período de 1998 a 2015. A maioria dos resultados obtidos mostraram boa concordância e correlação entre os dois conjuntos de dados nas escalas anual e mensal.

No Brasil, quanto à análise da precisão do produto TRMM_3B43, destaca-se o estudo de Pereira *et al.* (2013), cuja avaliação foi feita para todo o território brasileiro, durante os anos de 1998 a 2011. Os pesquisadores analisaram 183 estações meteorológicas, resultando em correlação superior a 0,90 para as cinco macrorregiões brasileiras. Na região Sudeste, tem-se a pesquisa de Sobral *et al.* (2018), que avaliou oito regiões no estado do Rio de Janeiro, no período de 1998 a 2009. No Sul, o estudo de Viana *et al.* (2011), nos anos de 1998 e 2007. Nas áreas das regiões centrais do Brasil, tem-se Danelichen *et al.* (2013) que fizeram análise da região Centro-Oeste (período de 2000 a 2010); e Pessi *et al.* (2019) no estado de Mato Grosso (entre os anos de 2003 a 2013). Na região Nordeste, a pesquisa de Santos e Silva *et al.* (2012) para o estado do Rio Grande do Norte (nos anos de 1998 a 2008), e Soares *et al.* (2016), que verificaram as variações espaciais e sazonais das chuvas estimadas no estado da Paraíba. Dentre outras pesquisas relevantes nas regiões brasileiras.

Na região Norte do país e áreas da Amazônia, tem-se a pesquisa de Panisset *et al.* (2017), com estudos de episódios de seca extrema na Bacia Amazônica, nos anos de 2000 a 2015. Observa-se, também, a pesquisa de Almeida *et al.* (2015), no período de 2004 a 2008. Os autores avaliaram a precisão do produto TRMM_3B43 no estado do Amazonas, o que resultou em correlação linear de 80% e boa similaridade com os dados obtidos nas sete estações meteorológicas verificadas. Além disso, identificou-se adequadamente a precipitação pluviométrica sazonal.

2.2.2.2 Temperatura superficial estimada por sensores de satélites

A Temperatura da Superfície Terrestre (TST) é um dos parâmetros no estudo dos processos físicos da energia da superfície e do balanço hídrico local e global. Com o desenvolvimento da tecnologia de sensoriamento remoto, tornou-se possível usar imagens térmicas de satélites para obter temperaturas da superfície terrestre em grandes áreas. As medições globais precisas de TST são importantes para a compreensão e estudos do clima passado, atual e futuro. Também são importantes para a hidrologia, a agricultura, o

monitoramento de vegetação, o entendimento das doenças relacionadas ao clima, entre outros (VANCUTSEM *et al.*, 2010, LI *et al.*, 2013, XIONG *et al.*, 2019).

No campo dos sensores orbitais, têm-se vários sensores termais que atuam nas mais diferentes resoluções espaciais e temporais. Para este fim, destacam-se as missões Landsat ETM, sensores MODIS/Aqua e MODIS/Terra, ASTER/Terra, que são geradores de imagens multiespectral, a bordo dos satélites Terra (lançado em dezembro de 1999) e Aqua (lançado em maio de 2002), ambos lançados pela NASA. Também têm-se as recentes missões Sentinel (série de satélites SENTINEL que começaram a ser lançados em 2014), que fornecem medições em todo o oceano. Dentre estes, os dados do sensor MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*) têm sido amplamente utilizados devido sua alta resolução espacial e temporal (XIONG *et al.*, 2019; KILPATRICK *et al.*, 2015, NASA, 2016).

O sensor MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*) pertence ao programa de coleta de dados *Earth Observing System* (EOS), financiado pelo programa *Earth Science Enterprises* (ESE) da NASA. O objetivo principal da ESE é o monitoramento das mudanças ocorridas na atmosfera, nos oceanos e nos continentes (NASA, 2016). O sensor apresenta alta resolução temporal, com resolução radiométrica de 12 bits em 36 bandas na faixa espectral, distribuída no intervalo de 0,407 μm à 14,385 μm , captando a radiação incidente na faixa do visível (VIS), Infravermelho Próximo (IVP), Infravermelho Médio (IVM) e Infravermelho Termal (IVT). A resolução espacial ao nadir do satélite é de 250 m em duas bandas (0,620-0,876 μm), 500 m em cinco bandas (0,459-2,155 μm) e 1000 m em 29 bandas (0,405-14,385 μm). Possui campo de visada de 100°, a faixa de cobertura espacial abrange 2.330 km de largura e está localizado na órbita a 705 km de altitude. O período médio de revolução é em torno de 98.9 minutos, o imageamento global ocorre a cada 2 dias e o ciclo de repetição em 16 dias (JUSTICE *et al.*, 2002; WAN, 2006; NASA, 2016).

Dentre os vários produtos do sensor, há um produto específico de temperatura superficial, o produto MOD11 (LST – *Land Surface Temperature*). Está a bordo do Satélite Terra (sigla MOD11) e do Satélite Aqua (sigla MYD11), com dados georreferenciados e corrigidos para efeitos da atmosfera. No sensor MODIS, destacam-se os seus subsistemas de calibração, os quais incluem um difusor solar, um monitor de estabilidade do difusor solar, um instrumento de calibração espectrorradiométrica, um corpo negro para calibração termal e uma abertura para visada do espaço (WAN, 2006; XIONG *et al.*, 2019; MINNETT *et al.*, 2019). O algoritmo do produto MOD11/ MOD11 recompõe os “pixels” com emissividades conhecidas da banda 31 (10,780 - 11,280 μm) e da banda 32 (11,770 - 12,270 μm). Produz imagens termais diurnas e noturnas para toda a superfície da Terra com periodicidade (diário, composição de

oito dias e mensal) e resolução espacial (6km e 1km), a partir dos tipos de cobertura do solo, vapor de água, coluna atmosférica e a menor temperatura da superfície separadas em subfaixas (ZENG *et al.*, 2015; PHAN *et al.*, 2019, NASA, 2016).

No Estudo de Phan *et al.* (2018) foi verificada a aplicação dos dados de temperatura da superfície (TST) pelo sensor MODIS. A aplicação foi feita a nível global em diversos campos de estudos, desde climáticos, hidrológicos, de saúde, agrícola até biológicos. Destacou-se, na análise sistemática, as pesquisas com tendência crescente: a ilha de calor urbano (UHI), a umidade do solo e a estimativa e o mapeamento da temperatura do ar (estimativa T_a). Destacou-se, ainda, a estimativa de evapotranspiração e o monitoramento e a estimativa de seca.

Pesquisadores de todo o mundo afirmam que, em muitas regiões, existe uma forte correlação linear entre as temperaturas superficiais terrestres (LST) de imagens de satélite e os registros de temperatura superficial do ar observados nas estações meteorológicas. É importante ressaltar que isto vem auxiliando em pesquisas para criação de banco de dados, mapeamento de temperatura e modelos para estimativa de temperatura do ar, principalmente onde são escassas a distribuição das estações meteorológicas. Vários estudos relacionam-se a essa questão: na África, o estudo de Vancutsem *et al.* (2010) em ecossistemas (entre 2000 e 2008); em Portugal, a pesquisa de Benali *et al.* (2012) (entre 2002 e 2009); no nordeste da China, a análise de Yang *et al.* (2017), durante os anos de 2002 a 2016. Nas Américas, destacam-se nos EUA o estudo de Zeng *et al.* (2015), (no período de 2008 a 2012, em área de cinturão do milho), e no sudoeste da Bolívia, o estudo de Pouteau *et al.* (2011), nos anos de 2001 a 2007.

No Brasil, a distribuição espacial das estações meteorológicas, para obtenção de dados de temperatura superficial do ar, é muitas vezes limitada em diversas regiões. Por consequência, a disseminação dos dados de temperatura é variável. A compensação por essa escassez de informações pode ser obtida pelos métodos baseados em satélite, como destacado no estudo de Araújo *et al.* (2018), que englobam os quatro biomas do nordeste brasileiro (NEB) no período de 2002 a 2011. Têm-se, também, as pesquisas de: Arai *et al.* (2017) no estado do Mato Grosso, entre os anos de 2002 de 2016; Simões *et al.* (2015), com pesquisa em geadas sobre o Sudeste do Estado do Rio Grande do Sul, compreendendo os anos de 2006 a 2012; Camparotto *et al.* (2013), em investigação de diferentes localidades do estado de São Paulo, no período de 2003 a 2010; e Corrêa *et al.* (2016), na cidade de Manaus nos anos de 2002 a 2012

Estudos demonstraram boa concordância entre as medições das estações meteorológicas e entre a medição pelo MODIS LST. Na investigação de Coll *et al.* (2005), no período de 2002 a 2004, em torno de Valência, na Espanha, os resultados mostraram que a temperatura esteve em uma faixa de 25 a 32 °C, com erros menores que as incertezas entre \pm

0,5 e $\pm 0,9$ ° C. Ataíde *et al.* (2009) também corroboram com resultados de 2007 no estado de Goiás e no Distrito Federal. Os autores mostraram uma correlação de 81% entre os dados do sensor MODIS e as informações de 11 estações meteorológicas do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET). Diante disso, pode ser observado que a validação do algoritmo MODIS LST em várias pesquisas mostrou erros inferiores a 1 °C (desvio padrão de $\pm 0,7$ °C), sendo avaliado em superfícies homogêneas, como superfícies de água, florestas, culturas, ruas ou desertos (WAN, 2008; WAN *et al.*, 2004; PHAN *et al.*, 2018).

2.2.3 Variabilidade climática e a vulnerabilidade da saúde humana

As variações climáticas, de ordem global ou regional, incluem significativas mudanças nas médias de temperatura, precipitação, umidade, pressão atmosférica, padrões de vento, bem como uma diminuição de geleiras polares. Assim, as mudanças climáticas e suas consequências no âmbito social, ambiental e econômico, tornaram-se uma das preocupações do meio científico-acadêmico nos últimos décadas (FRANCHINI; MANNUCCI *et al.*, 2015; MCMICHAEL, 2013). Relacionado a isso, Marengo (2014) relata que o aquecimento global começou a ser foco da atenção mundial a partir de 1988, data de fundação do Painel Intergovernamental de Mudanças Climáticas (*Intergovernmental Panel on Climate Change – IPCC*). Desde então, o IPCC produz relatórios científicos para monitorar o conhecimento sobre as mudanças climáticas a nível global, com o intuito de propor mecanismos de adaptação e mitigação aos efeitos das mudanças climáticas globais.

O IPCC expõe ser muito provável que a ação humana seja responsável por mudanças observadas no clima global (IPCC, 2007). Grimm (2010) reforça a afirmação, baseada em simulações e projeções de modelos climáticos, que usam a variação natural da concentração de gases de efeito estufa na atmosfera, o que supõe ser a variação natural acrescida da contribuição antrópica. Com base nisso, o quinto relatório do IPCC (2014) aborda a urbanização e as repercussões locais das mudanças climáticas, confirmando que as alterações ambientais provavelmente ampliaram os riscos urbanos em várias partes do globo. O relatório destaca, ainda, os possíveis prejuízos urbanos com o surgimento (ou o aumento da frequência) de uma série de fenômenos ambientais, como a elevação do nível dos mares, tempestades severas, ondas de calor, concentração da precipitação, enchentes, deslizamentos, seca, aridez, escassez de água e poluição do ar.

Segundo McCarney (2011), as cidades mais pobres são mais vulneráveis e propensas a suportar o maior fardo das tempestades, inundações, ondas de calor e outros impactos

previstos para emergir da mudança climática global. Muitas vezes, os governos não têm recursos para investir em infraestrutura e implantar a agenda da mudança climática. Dessa forma, os possíveis impactos na saúde das populações humanas, decorrentes de processos consequentes à mudança climática global, têm sido objeto de vários estudos no mundo.

No Brasil, destacam-se estudos iniciais de Confalonieri (2003) e Barcellos *et al.* (2009), que estimaram cenários climáticos com relação aos aspectos ambientais, sociais, econômicos e demográficos, para avaliar possíveis agravos à saúde populacional, em diversas regiões do país. Os pesquisadores observam que o Brasil apresenta variações climáticas favoráveis à vulnerabilidade aos impactos de mudanças climáticas. Isso decorre dos seus atributos geográficos, dimensão de território e perfil climático, que podem contribuir para a incidência dos agravos de doenças endêmicas em muitas cidades (CONFALONIERI, 2003; BARCELLOS *et al.*, 2009, 2014; MARTIN *et al.*, 2010).

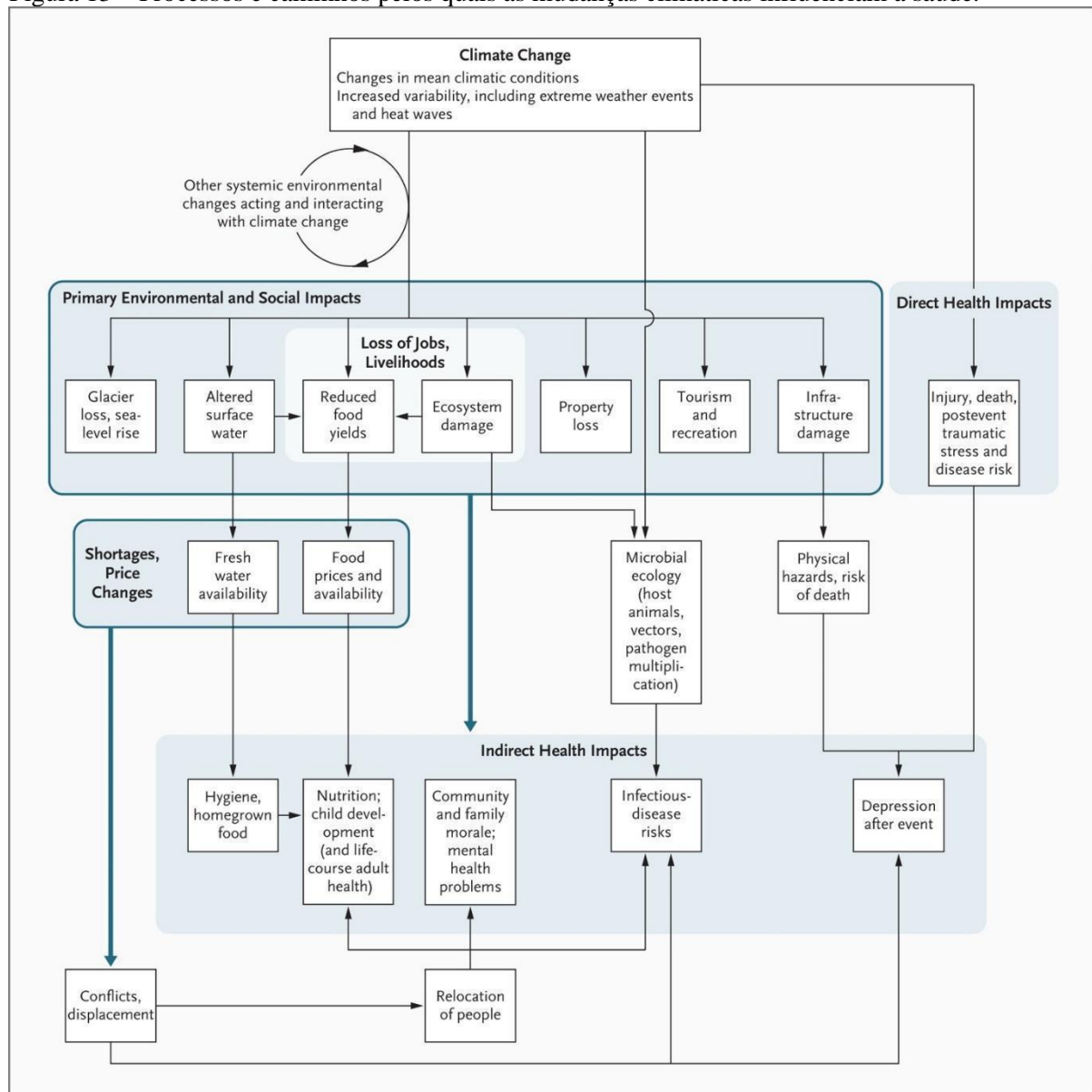
Para Barcellos *et al.* (2009), os efeitos dos eventos climáticos extremos podem produzir impactos sobre a saúde humana por diferentes vias. Por um lado, podem impactar de forma direta, como no caso das ondas de calor, ou mortes causadas por eventos extremos, como furacões, secas e inundações. Muitas vezes, entretanto, os impactos são indiretos, sendo mediados por mudanças no ambiente, como as alterações de ecossistemas e de ciclos biogeoquímicos. Por consequência, essas alterações podem aumentar a incidência de doenças infecciosas associadas aos vetores e doenças não-transmissíveis, que incluem a desnutrição e doenças mentais.

Segundo Dias (2014), um evento climático extremo não ocorre isoladamente em um lugar. Geralmente, tem conexões com outros lugares e normalmente faz parte de um padrão global. Pode-se considerar como “Evento extremo” aquele que é raro em um determinado lugar ou época do ano. As definições de “raro” variam, mas um evento climático extremo normalmente seria tão raro quanto ou mais raro do que 10º ou 90º percentil de uma função de densidade de probabilidade observada (IPCC, 2014).

Os impactos diretos e indiretos das mudanças climáticas sobre a saúde são apresentados na Figura 13. Os impactos diretos podem ser observados na parte superior da figura, a maioria resulta das influências climáticas sobre os sistemas ambientais e condições sociais. Estes afetam a produção de alimentos, de suprimento de água, provocam danos aos ecossistemas, prejuízos em sistemas urbanos etc. Os impactos indiretos sobre a saúde, mostrados na parte inferior da figura, são mediados pelos impactos ambientais e sociais primários das mudanças climáticas. Afetam o controle de doenças infecciosas, o estado nutricional das

peças, bem como promovem consequências adversas à saúde, causadas pela ruptura social, deslocamento de comunidades e situações de conflito (MCMICHAEL, 2013).

Figura 13 – Processos e caminhos pelos quais as mudanças climáticas influenciam a saúde.



Fonte: Adaptado de McMichael (2013).

Diversos estudos indicam que a variabilidade climática atual, com tendência para o aquecimento global, está associada a um aumento de extremos climáticos. Nesta situação, os fenômenos naturais atingem áreas ou regiões habitadas pelo homem. Conseqüentemente, causam danos ao ser humano e passam a se chamar desastres naturais. Como resultado, afetam a saúde humana de maneira direta e indireta, com efeitos que variam de curto a longos prazos, a depender das características do evento e da vulnerabilidade socioambiental (FREITAS *et al.*, 2014).

No Atlas Brasileiro dos Desastres Naturais, os registros dos desastres naturais no país foram organizados em quatro categorias de eventos: meteorológicos, hidrológicos, climatológicos e geofísicos/geológicos (FREITAS *et al.*, 2014). Avalia-se que os desastres naturais mais comuns com danos humanos, para o período considerado entre 1991 e 2010, são os eventos climatológicos e hidrológicos. Os climatológicos, que estão relacionados à predominância de estiagem e seca, correspondem a 57,8% dos desastres. Os hidrológicos geralmente ocorrem por inundações bruscas e correspondem a 32,7% do total de desastres naturais.

Esses eventos são responsáveis por um número elevado de perdas humanas e materiais todos os anos. Contabiliza-se que o maior número de óbitos (43,19%) ocorre por inundações bruscas, enquanto que os óbitos por seca e estiagem representam apenas 10,38%. A região Nordeste, entretanto, apresentou no período analisado, cerca de 59% dos danos humanos do total brasileiro, que foram ocasionados pela seca. Já a região Norte, quando comparada às outras regiões, concentrou pouco mais de 1% dos eventos de seca e estiagem; no entanto, em relação à morbidade, a região concentrou 56% do total do país (CEPED-UFSC, 2012).

Na região Norte, os sinais de que os desastres naturais podem se tornar cada vez mais frequentes e/ou mais graves vêm ocorrendo através de diversos eventos. Em 2005 e 2010, secas atingiram o estado do Amazonas, em uma das regiões de maior disponibilidade hídrica do país e do planeta. Na primeira seca, foram afetadas mais de 167 mil pessoas, e na segunda cerca de 122 mil pessoas. Em 2009 e 2012, este mesmo estado sofreu inundações graduais que superaram os níveis históricos desde 1953. Ambos os eventos atingiram cerca de 20 mil famílias expostas às condições precárias e doenças de veiculação hídrica (FREITAS *et al.*, 2014; CEPED-UFSC, 2012).

Diante do que foi exposto, a vivência de repetidos desastres, com suas consequências ambientais, socioeconômicas e sanitárias, contribui para uma sobreposição de riscos à saúde para as populações. Os impactos ocasionados por eventos climáticos sobre a saúde são extremamente diferenciados, dependendo da vulnerabilidade dos grupos populacionais. Dependem, também, da capacidade de adaptação da população e da resiliência (capacidade acumulada para tal regeneração) (MARANDOLA, 2009; BARCELLOS, 2016). O termo “resiliência” está fortemente relacionado à vulnerabilidade, sendo definido como a capacidade de as populações, sistemas ou lugares se anteciparem, absorverem, acomodarem ou se recuperarem dos efeitos de um evento específico, mantendo sua capacidade essencial de aprender, monitorar, antecipar e responder (OMS, 2012; TURNER *et al.*, 2013; IPCC, 2014).

2.3 A ciência da vulnerabilidade

Para Marandola e Hogan (2004), o risco (*risk*) é uma situação que está no futuro e que traz a incerteza e a insegurança. O que é estar em risco? É estar suscetível à ocorrência de um perigo (*hazard*). Neste sentido, o significado de vulnerabilidade ganhou uma amplitude que permite englobar noções de risco, impactos e adaptação. Cutter (2011) conceitua vulnerabilidade como a probabilidade de um sistema ecológico humano ser exposto e afetado por um perigo.

Cutter *et al.* (2003) considera a “vulnerabilidade social” um indicador da sensibilidade de uma comunidade a perturbações de riscos ambientais e desastres naturais e uma métrica de sua capacidade de responder, se adaptar e se recuperar. Assim, a adaptação humana, influenciada pelo perfil social, pode reduzir os impactos relacionados a esses riscos. Entre as características mais comuns que definem as populações vulneráveis estão: etnia, condição socioeconômica, gênero, idade, migração e habitação (CUTTER; FINCH, 2008).

O Painel Intergovernamental sobre Mudança do Clima no seu “Terceiro Relatório de Avaliação” conceitua vulnerabilidade como “o grau em que um sistema é suscetível ou incapaz de lidar com os efeitos adversos da mudança climática, incluindo a variabilidade climática e os extremos” (IPCC, 2001, p. 995). A vulnerabilidade é uma função de caráter, magnitude e taxa de variação climática à qual um sistema (população/localidade) é exposto, com relação a sua sensibilidade e capacidade adaptativa. O IPCC (2007) publica no seu “Quarto Relatório de Avaliação” a intrínseca relação entre os três elementos fundamentais do estudo da vulnerabilidade (sensibilidade, capacidade adaptativa e exposição), que pode ser expressa de forma genérica pela Equação 1:

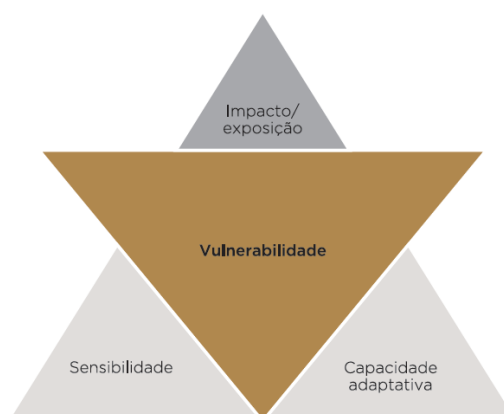
$$V = f(E, S, CA) \quad (1)$$

Consequentemente, a exposição (E) é o grau, duração e/ou extensão ao qual sistemas naturais ou humanos (indivíduo, habitações, infraestruturas, ativos econômicos e ecossistemas) são submetidos, e as suas relações em contato direto com as perturbações (ou estresses) podem ser adversamente afetados pela mudança do clima. Logo, a Sensibilidade (S) compreende a intensidade como um sistema que pode ser afetado durante o dano ou estresse, determinados pelas susceptibilidades intrínsecas ao sistema. Por fim, a Capacidade Adaptativa (CA) é a habilidade dos sistemas em responder às perturbações ou estresses (resiliência), pode ser descrita, também, como a capacidade do sistema de se adaptar a danos potenciais ou distúrbios,

da melhor forma possível, moderando danos ou explorando as oportunidades (TURNER, *et al.*, 2003a; ADGER, 2006; IPCC, 2007; IPCC, 2014; YOHE; TOL, 2002; OBERMAIER; ROSA, 2013).

A Figura 14 representa o conceito de vulnerabilidade utilizado que tem como base o Quarto Relatório de Avaliação do IPCC, a partir das funções compostas (IPCC, 2007). O risco de impactos é o resultado da interação de perigos ou ameaças, com a exposição de sistemas naturais e humanos a estes e sua vulnerabilidade. É comumente representado como a probabilidade de ocorrência de um evento (perigo) multiplicada pelos impactos por ele causados (IPCC, 2014). Considerando o risco de impacto relacionados à “variabilidade climática”, as ameaças climáticas se configuram como ameaças ao ambiente analisado, como os eventos climáticos extremos, por exemplo: a estiagem, chuvas intensas e ondas de calor (GALLOPÍN, 2006).

Figura 14 – Dimensões do estudo da vulnerabilidade.



Fonte: IPCC (2007).

A OMS (2012), visando avaliar a vulnerabilidade e a adaptação às mudanças climáticas, adotou a definição de “vulnerabilidade” como a suscetibilidade a danos relacionados a um evento específico, podendo ser definida em termos de população, sistemas ou localidade. Também definiu “risco” como produto da probabilidade de exposição (por exemplo, a um evento climático extremo e desastres naturais na saúde humana) e as consequências dessa exposição. Assim, as ações/medidas adotadas para diminuir a vulnerabilidade amenizam o risco.

O estudo da vulnerabilidade dos sistemas humanos e naturais às mudanças climáticas e à variabilidade é um campo relativamente recente nas pesquisas. São recentes, também, as investigações sobre a capacidade de adaptação desses sistemas às mudanças e aos riscos climáticos. Observa-se, portanto, investigações que reúnem especialistas de uma ampla gama

de campos, incluindo ciência do clima, estudos de desenvolvimento, gestão de desastres, saúde, ciências sociais, desenvolvimento de políticas e economia, entre outras áreas (BROOKS, 2003). Para Adger (2006), a vulnerabilidade é o estado de suscetibilidade a danos causados pela exposição a estresses que estão associados à mudança ambiental e social, bem como à ausência de capacidade adaptativa.

Marengo (2008) descreve que o termo vulnerabilidade denota um limite onde uma pessoa ou sistema pode ser afetado. Por outro lado, sustentabilidade significa a capacidade de um sistema manter-se em uma determinada condição. A vulnerabilidade, então, denota o ponto onde a sustentabilidade pode ser comprometida. Concluindo, no presente contexto, vulnerabilidade e sustentabilidade são conceitos correlatos, onde uma frágil sustentabilidade de um sistema é entendida como mais vulnerável. Como constatado, a vulnerabilidade é um fenômeno complexo e dinâmico, sendo que as características do sistema socioecológico contribuem para tornar as pessoas e territórios mais ou menos vulneráveis. Essas características podem ser agrupadas e relacionadas à exposição, à sensibilidade ou à capacidade adaptativa do sistema que está sendo exposto (QUINTÃO *et al.*, 2017; ADGER, 2006).

O Terceiro Relatório de Avaliação do IPCC (2001) definiu o termo exposição como a natureza e o grau ao qual um sistema é exposto, com relação às variações climáticas significativas. A sensibilidade é “o grau em que um sistema é afetado, por estímulos relacionados ao clima”, seja negativamente ou benéficamente. O efeito pode ser direto (uma mudança no rendimento da resposta a uma mudança na média, alcance ou variabilidade de temperatura) ou indireto (danos causados por um aumento na frequência de inundações costeiras devido à subida do nível do mar). A capacidade adaptativa é “a capacidade de um sistema para se ajustar às mudanças climáticas (incluindo a variabilidade climática e os extremos), para moderar o potencial dano, para aproveitar as oportunidades, ou para lidar com as consequências” (IPCC, 2001).

O Brasil, como país signatário da Convenção-Quadro das Nações Unidas sobre Mudanças Climáticas (UNFCCC, na sigla em inglês), em 2007, instituiu a Política Nacional sobre Mudança do Clima (PNMC) pela Lei nº 12.187 (BRASIL, 2007a). No mesmo ano, também aprovou o Plano Nacional sobre Mudança do Clima pelo Decreto Presidencial nº 6.263 (BRASIL, 2007b). Estas medidas visavam o compromisso de reduzir as emissões de gases de efeito estufa, assim como adotar parâmetros de adaptação às mudanças do clima. Em 2010, o Decreto nº 7.390 (BRASIL, 2010) regulamentou a elaboração dos Planos Setoriais de Mitigação e Adaptação à Mudança do Clima como iniciativas e medidas para reduzir a vulnerabilidade

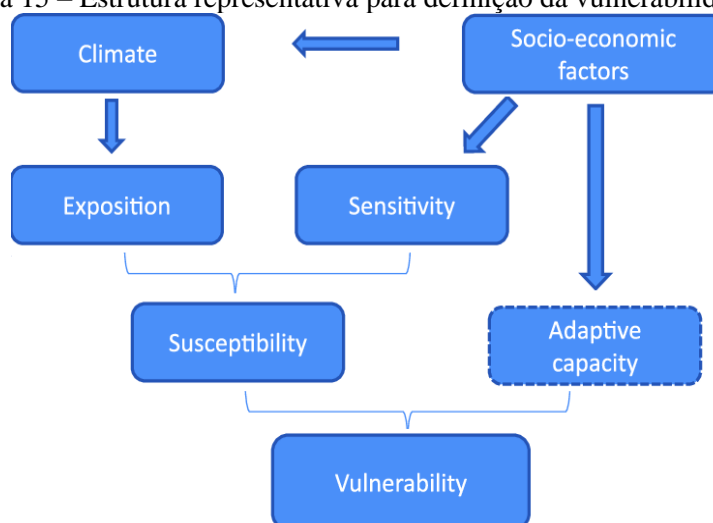
dos sistemas naturais e humanos, frente aos efeitos atuais e esperados da mudança do clima no país.

No ano de 2009 foi instituído o Painel Brasileiro de Mudanças Climáticas (PBMC). Este teve por intuito a compreensão das mudanças climáticas globais com abordagem local, seguindo orientações do IPCC no estudo sobre as mudanças climáticas, incluindo os impactos, vulnerabilidades e ações de adaptação e mitigação. Assim, o PBMC é um organismo científico nacional criado pelos Ministérios da Ciência, Tecnologia e Inovação (MCTI) e do Ministério do Meio Ambiente (MMA), que tem por objetivo reunir, sintetizar e avaliar informações científicas sobre os aspectos relevantes das mudanças climáticas no Brasil, a partir da publicação de Relatórios de Avaliação Nacional (PBMC, 2013; MARENGO 2014).

2.3.1 Modelo conceitual da vulnerabilidade socioambiental

Para Schumann, Moura (2015) e Jahn (2015), o conceito de vulnerabilidade é delimitado por processos sociais dinâmicos e multigeracionais. Estes processos envolvem pelo menos três componentes da vulnerabilidade: exposição a trajetórias de riscos, capacidades internas e externas de reação e possibilidades de adaptação. Dessa forma, as dimensões são baseadas tanto na intensidade do risco quanto na resiliência das pessoas. Na Figura 15, observa-se o conceito e as dimensões de vulnerabilidade no contexto de mudanças climáticas (IPCC, 2013).

Figura 15 – Estrutura representativa para definição da vulnerabilidade.



Fonte: Jahn (2015).

O estudo de vulnerabilidade desta pesquisa se fundamenta no modelo de Sistema Socioecológicos (SES's). Este é constituído por subsistemas biofísicos e humanos em interação mútua, podendo ser especificado para qualquer escala, desde a comunidade local e seu ambiente circundante até a global (GALLOPÍN, 2006; ADGER, 2006; VINCENT, 2004; MARANDOLA; HOGAN, 2004). Para Turner *et al.* (2003) e Lindoso (2017), os sistemas socioecológicos, sistemas acoplados homem-ambiente, ou sistemas acoplados homem-natureza, são termos da literatura reconhecidos de uma natureza empiricamente indissociável entre homem e o ecossistema. Tal qual o ambiente onde o indivíduo está inserido em comunidade e as interações com outros membros e o meio natural.

Para Adger (2006), o conceito de vulnerabilidade representa uma ferramenta importante para descrever estados de susceptibilidade ao dano, a impotência e a marginalidade dos sistemas físicos e sociais, a fim de trazer orientação às ações, visando o bem-estar pela redução do risco. O autor descreve que o estudo da vulnerabilidade no campo das mudanças climáticas engloba as susceptibilidades de sistemas biofísicos e sociais a mudanças, decorrentes de estresses ambientais e sociais. Menezes *et al.* (2018) afirmam que as componentes de exposição, a sensibilidade e a capacidade adaptativa são capazes de influenciar no grau da vulnerabilidade, de acordo com as características inerentes ao sistema humano ou natural de interesse. Nesse sentido, nos últimos anos, a análise de vulnerabilidades seguiu uma abordagem multifatorial que incorpora distintas diferenças sociais, políticas, econômicas e ambientais, conforme a Figura 16, na qual está o modelo conceitual adotado para análise de vulnerabilidade socioambiental na pesquisa.

Portanto, a capacidade de comparar o grau de vulnerabilidade entre sistemas ou localidades requer o desenvolvimento de métodos e métricas para analisar a vulnerabilidade aos riscos. A unidade de medida pode ser individual (uma pessoa, uma componente familiar, um sistema), de grupo (grupos sociais, localidades e infraestruturas) ou um elemento espacial (um município, unidade administrativa e outros). De modo que ocorra a integração entre sistemas sociais e sistemas e estruturas artificiais.

Figura 16 – Modelo conceitual adotado para análise de vulnerabilidade socioambiental na pesquisa.



Fonte: Adaptado de Allen Consulting Group (2005); Jahn (2015); Menezes *et al.* (2018).

O presente estudo adotou o modelo conceitual das pesquisas de Allen Consulting Group (2005), Jahn (2015) e Menezes *et al.* (2018). Os referidos estudos foram adaptados para a análise da vulnerabilidade da população dos municípios paraenses. A análise teve por objetivo o delineamento do sistema socioecológico, influenciado pelas condições socioeconômicas, naturais e políticas. A abordagem foi qualitativa e quantitativa e reflete os componentes de exposição, sensibilidade e capacidade adaptativa (Figura 14). A utilização de ferramentas, na pesquisa, para a compreensão das relações que afetam a vulnerabilidade à dengue, visa o desenvolvimento de uma estrutura de eco-saúde para descrever três aspectos importantes, a saber: as ligações entre os humanos, o ambiente natural e o mosquito, e o vírus da dengue.

2.4 Indicadores e índice de vulnerabilidade

Para conceituar o termo indicador, a Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OCDE) o define como parâmetro ou a quantificação de um conjunto deles; e que permite a obtenção de informações quantificáveis sobre uma dada realidade. Estes contribuem para a gestão e tomada de decisões em diversas áreas de conhecimento, podendo ser um dado individual ou um agregado de informações (OCDE, 2008).

Um conjunto de dados ou variáveis são considerados essenciais para a construção de indicadores. Assim, os indicadores simplificam as informações relevantes por meio dos dados

dispersos; tornando perceptíveis o estado de um fenômeno, de um ambiente ou de uma área de interesse; quantificando e informando os elementos relevantes (OCDE, 2008; CUTTER *et al.*, 2011). Notadamente, o índice é elaborado pela agregação final de diversos indicadores entre as variáveis que o compõe, com intuito de mensurar, por meio de um valor (medida-síntese), determinada realidade de um sistema. Um índice combina informações não comparáveis entre si (JACUZZI, 2004, 2012; BRASIL, 2011).

Os indicadores e índices têm um papel informativo e reconhecido na gestão do desenvolvimento de sistemas (populações, espaços e ambientes) e servem como balizadores de políticas públicas (MORAES *et al.*, 2016). Diante disso, na Figura 17 está apresentada a pirâmide de informações a partir da relação entre dados, indicadores e índices. Na pirâmide, indicado-se a quantidade de informação e o nível de agregação (ou síntese) entre diversas variáveis para elaboração das informações (BRASIL, 2011; SICHE *et al.*, 2007; OCDE, 2008).

Figura 17 – Pirâmide de informações.



Fonte: Adaptado de Brasil (2012).

A pesquisa de Jacuzzi (2012) destaca as propriedades desejáveis de um indicador. Entre as propriedades estão: relevância social, validade e confiabilidade. O indicador deve apresentar fundamentação teórica, adequada cobertura estatística (espacial e populacional), sensibilidade às mudanças do objeto que está sendo mensurado e inteligibilidade de sua construção. Além disso, deve ser periodicamente atualizado e ter uma série histórica. Segundo Brasil (2011), a classificação dos indicadores sob a ótica de complexidade permite compreender que indicadores simples podem ser combinados de forma a se obter uma visão ponderada e multidimensional da realidade. Dessa forma, os indicadores podem ser classificados em analíticos (retratam dimensões especiais) e sintéticos (sintetizam diferentes indicadores

analíticos e tendem a mensurar o comportamento médio das dimensões consideradas) (MORAES *et al.*, 2016).

A pluralidade do termo “vulnerabilidade”, abrangendo diversos campos disciplinares de pesquisa, conduz a diferentes quadros de avaliação e métodos. Logo, o grau de vulnerabilidade de um sistema requer a identificação de diferentes variáveis ou indicadores, para que sejam usados na modelagem para a compreensão do fenômeno observado. Por conseguinte, os indicadores têm sido comumente empregados como ferramentas para avaliar a vulnerabilidade de populações e territórios, bem como para fins de aplicação na gestão de riscos e desastres. Isto torna o termo vulnerabilidade viável para emprego em políticas públicas (ADGER, 2004; FUSSEL, 2007; CUTTER, 2011).

Nesse âmbito, Schumann e Moura (2015) analisaram, em 2014, na literatura internacional e nacional, cerca de 47 artigos publicados (BioMed, Bireme, PubMed, Redalyc, SciELO e *Web of Science*) sobre a temática de vulnerabilidade. Isto resultou na abordagem de 23 índices sintéticos, os quais foram classificados pelas pesquisadoras em quatro categorias temáticas sob diferentes perspectivas. As classificações foram com base nas perspectivas dos determinantes sociais de saúde; socioambiental e das condições climáticas; da família e do curso da vida; e de territórios e espaços geográficos específicos. A pesquisa ressalta a multidimensionalidade da utilização do termo vulnerabilidade, que adquire delimitações específicas a depender da área em que é empregado, podendo-se destacar áreas como as ciências da vida, as naturais e as sociais e, em especial, as áreas da geografia, demografia, economia, saúde e bioética.

Para Fatemi *et al.* (2017), os fatores sociais são uma das causas mais importantes no estudo de vulnerabilidade das comunidades expostas aos desastres, principalmente índices de vulnerabilidade em situações de desastres naturais, como em casos de terremoto, inundação e furacão. Os mesmos pesquisadores analisaram artigos publicados (Pubmed, Elsevier, Scopus e os sites de citação ProQuest, Springer e Iran Medex), livros e documentos sobre a temática vulnerabilidade social, no período de 1985-2015. A análise resultou no estudo de 43 artigos, 32 indicadores e 150 variáveis. Os indicadores foram categorizados em cinco grupos: gênero, características demográficas, status socioeconômico, prestação de recursos públicos (condições de saúde pública e infraestruturas públicas) e incapacidades e necessidades especiais. Destacou-se na pesquisa, a complexidade em se estabelecer métricas viáveis para medição da vulnerabilidade social, pois os indicadores são considerados substitutos numéricos indiretos de fenômenos reais.

A mensuração da vulnerabilidade por indicadores tem sido adotada por diversos métodos pelos pesquisadores. Muitas abordagens têm sido feitas em escala regional ou nacional em diversos países. Destaca-se a publicação sobre vulnerabilidade social de Cutter *et al.* (2003) em Georgetown – Carolina do Sul; e de Gavriş (2016) em Bucareste. Do mesmo modo, com abordagem em escala regional, para identificação das populações mais suscetíveis aos impactos climáticos, tem-se estudo de Zhou *et al.* (2014), que pesquisaram desastres naturais na China. Da mesma forma, a pesquisa de Gu *et al.* (2018) abordou gestão de risco em Xangai, China. Observa-se, ainda, estudos sobre mapeamento, como o de Dickin *et al.* (2013), que desenvolveram metodologia de mapeamento de vulnerabilidade para dengue na Malásia, considerando o risco climático, sensibilidade humana, ecológica e capacidade adaptativa para dirimir a doença, com ênfase para a vulnerabilidade à saúde. Por fim, tem-se a pesquisa de Vincent (2004), que mapeou a vulnerabilidade e a pobreza humana na África.

No Brasil, os indicadores também têm sido aplicados para avaliar a vulnerabilidade às mudanças climáticas em nível nacional e regional. Em diferentes estudos, têm-se os relacionados aos eventos hidrometeorológicos, como de Debortoli *et al.* (2017) e Andrade (2018); assim como os relacionados às condições socioeconômicas dos municípios brasileiros, como de Costa *et al.* (2018). Já Lindoso *et al.* (2014) e Souza *et al.* (2018) realizaram abordagem de pontos quentes climáticos nas regiões do país.

Desde da década de 2000 destacam-se os estudos da FIOCRUZ, que têm por foco a elaboração de metodologias para construção de indicadores de vulnerabilidades sociais, ambientais e de saúde em diversas regiões do país, com destaque para as pesquisas de: Confalonieri *et al.* (2009), Confalonieri *et al.* (2013), Quintão *et al.* (2017), Menezes *et al.* (2018) e Santos *et al.* (2019).

Outros pesquisadores adotaram diferentes métodos para análise estatística, visando a obtenção do índice de vulnerabilidade socioambiental. Malta *et al.* (2017), em abordagem para o Rio de Janeiro, utilizaram Análise Multicritério de Apoio à Decisão (MCDA), mais especificamente do processo de Hierarquia Analítica (AHP). Guimarães *et al.* (2014), em estudo no Rio de Janeiro, usaram a Análise Multivariada, envolvendo Análise Fatorial. De forma semelhante, Hummel *et al.* (2016), em estudo no Brasil, utilizaram Componentes Principais (PCA) em sua análise multivariada.

2.4.1 Métodos e aplicações dos indicadores de vulnerabilidade

No Brasil, os estudos de índices de vulnerabilidade humana frente às mudanças climáticas foram desenvolvidos inicialmente pela Fundação Osvaldo Cruz (FIOCRUZ) e o Ministério de Ciência e Tecnologia (MCT). Nesse contexto, destacam-se alguns projetos desenvolvidos, entre eles, o estudo “Análise da Vulnerabilidade da População Brasileira aos Impactos Sanitários das Mudanças Climáticas”, publicado em 2005. Este teve como objetivo medir a vulnerabilidade da população brasileira quando submetida a eventos climáticos extremos e às endemias, considerando três dimensões: epidemiológica, socioeconômica e climática. A análise resultou em um único indicador, denominado Índice de Vulnerabilidade Geral (IVG), para as Unidades Federativas, Distrito Federal e cinco municípios (Belém, Recife, Rio de Janeiro, Itajaí e Blumenau) (CONFALONIERI, 2009; FIOCRUZ, 2007; FIOCRUZ, 2005; FIOCRUZ, 2016).

Outro estudo que merece destaque é o “Mapa de vulnerabilidade da população dos municípios do Estado do Rio de Janeiro frente às mudanças climáticas”, publicado em 2014. Este propôs indicar a exposição dos municípios do Rio de Janeiro às mudanças climáticas previstas para os próximos 30 anos. Tem-se também o projeto “Estudo da vulnerabilidade socioambiental da população dos municípios baianos inseridos na bacia hidrográfica do Rio São Francisco, no bioma da caatinga, aos impactos das mudanças climáticas”, publicado em 2015. O objetivo deste foi medir a vulnerabilidade de 89 municípios (a cidade de Petrolina, no Estado de Pernambuco, também foi incluída), com a mesma lógica de trabalho realizada no Rio de Janeiro.

Atualmente, outro estudo de relevância que está em desenvolvimento em parceria com o Ministério do Meio Ambiente (MMA), é o projeto “Vulnerabilidade à Mudança do Clima”, que tem por objetivo desenvolver uma ferramenta para análise da vulnerabilidade à mudança do clima em escala municipal. O estudo está sendo aplicado em seis estados brasileiros: Espírito Santo, Pernambuco, Paraná, Amazonas, Maranhão e Mato Grosso do Sul. Espera-se que suas aplicações possam subsidiar a implementação do Plano Nacional de Adaptação à Mudança do Clima e orientar as políticas dos governos estaduais, visando a proteção da população em seus territórios, sob a responsabilidade do Governo Federal (CONFALONIERI, 2009; FIOCRUZ, 2013). Em vista disso, no Quadro 8 estão as principais características na construção de índices e indicadores, utilizados em diversas pesquisas sobre vulnerabilidade à mudança climática no Brasil, evidenciando-se a região Amazônica.

Quadro 8 – Evolução dos modelos de índices de vulnerabilidade sob a perspectiva socioambiental e das condições climáticas no Brasil.

Autor-Ano	Descrição do objetivo do Índices Proposto	Descrição da Composição do Índice Proposto
Confalonieri <i>et al.</i> (2009)	<p>Análise da Vulnerabilidade da População Brasileira aos Impactos Sanitários das Mudanças Climáticas</p> <ul style="list-style-type: none"> Objetivo: estudo retrospectivo sobre a vulnerabilidade socioambiental da população brasileira quando submetida a eventos climáticos extremos e às endemias sensíveis às oscilações climáticas, realizado a partir de 2005 com dados do censo e séries históricas de saúde e clima. O Índice de Vulnerabilidade Geral (IVG) é composto pela média aritmética simples dos três índices de vulnerabilidade calculados anteriormente: IVSE, IVE e IVC. Então, tem-se a padronização dos indicadores (valores entre 0 e 1) e classificação dos indicadores segundo o conceito de vulnerabilidade. Seguir equação geral: $IVG = \frac{IVSE + IVE + IVC}{3}$	<ul style="list-style-type: none"> Segue abaixo as principais variáveis, indicadores, subíndices e procedimentos matemáticos empregados para a construção do índice de vulnerabilidade: Índice de Vulnerabilidade Socioeconômica (IVSE): para construção deste índice utilizou 10 indicadores agregados de 5 temáticas (demografia, renda, educação, saneamento e saúde) formados por dados secundários do IBGE e Ministério da Saúde no período de 2000 a 2002, aplicando a metodologia de construção do Índice de Desenvolvimento Humano (IDH-PNUD), com adaptações. Índice de Vulnerabilidade Epidemiológica (IVE): para construção deste índice utilizou dados de sete endemias (cólera, dengue, malária, hantavirose pulmonar, leptospirose pulmonar, leishmaniose tegumentar americana e leishmaniose visceral) do Ministério da Saúde e Secretarias Estaduais e Municipais no período de 1996-2001, para cada estado brasileiro, aplicando metodologia análoga do IVSE. Índice de Vulnerabilidade Climática (IVC): para construção deste índice utilizou dados INPE/CPTEC e o INMET, no período de 1961 a 2002 (42 anos), considerou-se a porcentagem de meses com precipitação (total mensal) extrema alta, obtida pelo diagrama de caixas ou “boxplot”.
BARATA; CONFALONI; NIERI (2014)	<p>Mapa da Vulnerabilidade da População dos Municípios do Estado do Rio de Janeiro Frente às Mudanças Climáticas (MVPM/RJ)</p> <ul style="list-style-type: none"> Objetivo: o estudo de vulnerabilidade abrangendo os aspectos socioambientais e de saúde humana sensíveis à variação climática em 92 municípios no Rio de Janeiro, bem como as anomalias climáticas associadas a cenários futuros de mudança global do clima. Desse modo, considerou-se dados climáticos de 1960-1990 e estimativas para o período 2010-2040. 	<ul style="list-style-type: none"> Segue abaixo as principais variáveis, indicadores, subíndices e procedimentos matemáticos empregados para a construção do índice de vulnerabilidade: Calculou-se os índices IVG e IVM pelas equações gerais: $IVG = \frac{\underbrace{(IVS_p + IVSo_p + IVAm_p)}_{3}}{3}$ <div style="display: flex; align-items: center; justify-content: center;"> <div style="margin-right: 20px;"> <p style="text-align: center;">Saúde Social Ambiente</p> </div> <div style="margin-right: 20px;"> $IVM = IVG_p + ICC_{p_cenário}$ </div> <div style="text-align: right;"> <p style="text-align: center;">Clima</p> <p style="text-align: center;">Impacto das mudanças climáticas</p> </div> </div>

	<ul style="list-style-type: none"> • O Índice de Vulnerabilidade Municipal (IVM-RJ): resulta da agregação do Índice de Cenários Climáticos (ICC) e do Índice de Vulnerabilidade Geral (IVG), que reflete a condição dos sistemas municipais sob risco de serem afetados pelo clima futuro. • A padronização dos índices usados na composição do IVG e ICC tem o objetivo de tornar mais clara a distância relativa entre os valores, que passam a se situar entre os extremos 0,00 e 1,00. • Os índices são representados por uma escala que varia de 0,00 (zero) a 1,00 (um), na qual 0,00 é o valor atribuído a município com menor vulnerabilidade e 1,00 atribuído ao município com maior vulnerabilidade. 	<ul style="list-style-type: none"> • O Índice de Vulnerabilidade Geral (IVG) foi obtido pela média simples do IVSp, IVSop e IVAm (Índices padronizados, resultando em um índice final variando entre 0 e 1). • Índice de Vulnerabilidade da Saúde (IVS): foram utilizados parâmetros de morbidade analisados para três endemias (Dengue, Leptospirose e Leishmaniose Tegumentar Americana), compreende série histórica até 2012. Para os parâmetros de mortalidade adotou-se dados por diarreia em menores de 5 anos para cada município. • Índice de Vulnerabilidade Social (IVSo): a construção foi a partir dados do Censo Demográfico 2010 (IBGE), com base na metodologia aplicada para calcular o IVSF (Índice de Vulnerabilidade Social da Família). A unidade analítica, porém, foi modificada de família para domicílio. A estrutura de cálculo dos dados e montagem do IVSo foi formado por seis dimensões, 21 componentes e 50 indicadores. <ul style="list-style-type: none"> ○ Estrutura Familiar: 4 componentes e 13 indicadores; ○ Acesso ao Conhecimento: 2 componentes e 7 indicadores; ○ Acesso ao Trabalho: 3 componentes e 7 indicadores; ○ Disponibilidade de Recursos (renda): 1 componente e 1 indicador; ○ Desenvolvimento Infanto-Juvenil: 4 componentes e 9 indicadores; e ○ Condições Habitacionais: 7 componentes e 13 indicadores. • Índice de Vulnerabilidade Ambiental (IVAm): calculado pela média aritmética simples de quatro indicadores referentes às temáticas a saber: Cobertura Vegetal (ICV), Conservação da Biodiversidade (ICB), Linha de Costa (ILC) e Eventos Hidrometeorológicos Extremos (IEE). Esta média foi, igualmente, padronizada, resultando em um índice final variando entre 0 e 1. • Índice de Cenários Climáticos (ICC): sintetiza a diferença (Anomalia Climáticas Projetadas) de temperatura e precipitação, corresponde ao intervalo 1960-1990, ao passo que o período projetado corresponde a 2010-2040.
Tibúrcio; Corrêa (2012)	<p><i>Análise da Vulnerabilidade da Microrregião de Itajubá por Meio do IVG com Vistas à Mitigação dos Impactos Causados pelas Mudanças Climáticas</i></p> <ul style="list-style-type: none"> • Objetivos: estudo da vulnerabilidade socioambiental da população na microrregião de Itajubá, que compreende 	<ul style="list-style-type: none"> • Segue abaixo as principais variáveis, indicadores, subíndices e procedimentos matemáticos empregados para a construção do índice de vulnerabilidade: • Calculou-se o Índice de Vulnerabilidade Geral (IVG): foi construído pela média aritmética simples dos três índices: Índice de vulnerabilidade socioeconômica formado por 11 indicadores (IVSE) divididos em cinco dimensões, Índice de vulnerabilidade epidemiológica formado por 3 doenças de veiculação hídrica

	<p>treze municípios, localizados no sul do estado de Minas Gerais, compreendendo dados do censo, séries históricas de saúde entre os anos de 1995 a 2002 e clima entre os anos de 1975 e 2000.</p>	<p>(IVE) relacionada com o clima (diarreia e gastroenterite; hepatites virais; esquistossomose) e Índice de vulnerabilidade climática (IVC), adotou-se a metodologia Confalonieri et al. (2009).</p> <ul style="list-style-type: none"> • Os índices foram, então, padronizados para variar de zero (menos vulnerável) a um (mais vulnerável). Utilizou-se a equação geral: $IVG = \frac{IVSE + IVE + IVC}{3}$
<p>Gonçalves et al. (2014)</p>	<p><i>Indicador de vulnerabilidade socioambiental na Amazônia Ocidental. O caso do município de Porto Velho, Rondônia, Brasil</i></p> <ul style="list-style-type: none"> • Objetivos: analisar a vulnerabilidade socioambiental em relação às queimadas e aos efeitos à saúde da população na área urbana do município de Porto Velho-RO, região amazônica brasileira. • Para tanto, utiliza como método a construção de um indicador síntese de vulnerabilidade as médias aritméticas, que agregou as variáveis da dimensão social, de infraestrutura habitacional, exposição ambiental (focos de calor) e de saúde (doenças respiratórias em crianças e adolescentes menores de 15 anos). 	<ul style="list-style-type: none"> • Segue abaixo as principais variáveis, indicadores, subíndices e procedimentos matemáticos empregados para a construção do índice de vulnerabilidade: • O cálculo final do indicador social/infraestrutura habitacional consistiu na média aritmética de todas as variáveis obtidas no censo 2010. Para o indicador de exposição ambiental e saúde utilizou-se dados entre os anos de 2008 e 2011. • Em seguida, foi realizada análise de cluster (K-means), classificando e distribuindo espacialmente os bairros em três grupos representativos, a saber: baixo, médio e alto
<p>Lindoso et al. (2014)</p>	<p><i>Avaliação integrada da vulnerabilidade da pequena agricultura à seca no Semiárido Brasileiro: um estudo de caso no Ceará</i></p> <ul style="list-style-type: none"> • Objetivos: realizar uma avaliação comparativa da vulnerabilidade da agricultura familiar às secas em sete municípios localizados no Semi-Árido Brasileiro (no Estado do Ceará), utilizando dados do censo agrícola do Brasil de 2006. 	<ul style="list-style-type: none"> • Segue abaixo as principais variáveis, indicadores, subíndices e procedimentos matemáticos empregados para a construção do índice de vulnerabilidade: • Índice de Vulnerabilidade à seca da agricultura familiar foi dividido em três subíndices, a saber: os subíndices de Sensibilidade (S) e Capacidade Adaptativa (CA) foram gerados por média dos cinco indicadores que compõem cada um deles. O subíndice de Exposição (E) foi apenas o indicador de Áridez. • Por fim, os três subíndices foram processados seguindo a fórmula abaixo. Nota-se que o resultado do subíndice de capacidade adaptativa (CA) foi subtraído de 1, uma vez que a capacidade adaptativa (CA) é proporcionalmente inversa à

		<p>vulnerabilidade. Então, a proporção do numerador a 3 foi adotado a fim de manter o intervalo do resultado entre 0 e 1. Utilizou-se a equação geral:</p> $V = \frac{E + S + (1-AC)}{3},$ <ul style="list-style-type: none"> • No entanto, o resultado permite medir o grau de vulnerabilidade da pequena agricultura às secas, variando de 0 (zero) a 1 (um). Quanto mais próximo o resultado estiver de 1 (um), maior será a vulnerabilidade do sistema estudado.
Santos <i>et al.</i> (2017)	<p><i>Vulnerabilidade e mudanças climáticas: análise socioambiental em uma mesorregião da Amazônia</i></p> <ul style="list-style-type: none"> • Objetivo: estudo da vulnerabilidade na mesorregião metropolitana de Belém, formada por onze municípios, localizado no nordeste do estado do Pará, destaca-se pela análise da temática na Amazônia brasileira. Para tanto, se aplicou o Índice de Vulnerabilidade Geral (IVG), com base em indicadores socioeconômicos, epidemiológicos e climáticos, utilizando dados de censo 2010 e séries históricas de clima e saúde no período de 2000 a 2010. 	<ul style="list-style-type: none"> • Segue abaixo as principais variáveis, indicadores, subíndices e procedimentos matemáticos empregados para a construção do índice de vulnerabilidade: • O Índice de Vulnerabilidade Geral (IVG) é composto por 3 subíndices, a saber: Índice de Vulnerabilidade Socioeconômica (IVSE); Índice de Vulnerabilidade Epidemiológica (IVE) e o Índice de Vulnerabilidade Climática (IVC), adotou-se os procedimentos de Confalonieri <i>et al.</i> (2009) e Tibúrcio e Corrêa (2012). • Calculou-se o IVG pela média aritmética pelo Índice de Vulnerabilidade Socioeconômica (IVSE) formado por 11 indicadores em 5 dimensões; Índice de Vulnerabilidade Epidemiológica (IVE) formado por 3 endemias (Dengue, Leptospirose e Hepatite) com alta incidência na área estudada e o Índice de Vulnerabilidade Climática (IVC). • Os índices foram, então, padronizados para variar de zero (menos vulnerável) a um (mais vulnerável). Utilizou-se a equação geral: $IVG = \frac{IVSE + IVE + IVC}{3}$
Quintão <i>et al.</i> (2017)	<p><i>Social, Environmental, and Health Vulnerability to Climate Change: The Case of the Municipalities of Minas Gerais, Brazil. Journal of Environmental and Public Health</i></p>	<ul style="list-style-type: none"> • Segue abaixo as principais variáveis, indicadores, subíndices e procedimentos matemáticos empregados para a construção do índice de vulnerabilidade: • Índice de Vulnerabilidade Geral (IVG): foi dividido em três subíndices, abordando a dimensão Exposição (IEx), Sensibilidade (ISe) e Capacidade Adaptativa (ICA), a partir de dados do censo 2010 e séries históricas de dados de saúde e clima.

	<ul style="list-style-type: none"> • Objetivo: mensurar a vulnerabilidade socioambiental e de saúde da população de 853 municípios que compõem o estado de Minas Gerais, situados no sudeste do Brasil. • O Índice de Vulnerabilidade Humana (IVH) é composto pelo Índice de Vulnerabilidade Geral (IVG) e o Índice Climático (IC), foi utilizado para o cálculo um software denominado SisVuClima® desenvolvido pela FIOCRUZ. • Os índices foram, então, padronizados para variar de zero (menos vulnerável) a um (mais vulnerável). Utilizou-se as equações gerais: $IHV = \frac{IGV + CI}{2} \quad IGV = \frac{IEx + ISe + IAC}{3}$ $CI_{\text{Scenario}} = \frac{\text{AnomTemp} + \text{AnomPrec}}{2}$	<ul style="list-style-type: none"> • Os indicadores para cada variável (ou variáveis agrupadas) foram classificados em classes de acordo com seus valores usados no estudo, utilizando o método de K- médias. • Índice de Exposição (IEx): composto pelos Índice de Cobertura Vegetal (ICV) e Índice de Desastres Naturais (IDN), englobando o total de 4 indicadores. • Índice de Sensibilidade (ISe): composto pelos Índice de Doenças Endêmicas (IDE) de cinco doenças endêmicas no estado e relacionada ao clima (dengue, esquistossomose, leishmaniose tegumentar americana, leishmaniose visceral e leptospirose), Índice de Pobreza (IPo) e Índice Sociodemográfico (ISD), abrangendo o total de 12 indicadores. • Índice de Capacidade Adaptativa (ICA): composto pelos índices: Índice Firjan de Desenvolvimento Municipal (IFDM) e Indicador de Cobertura da Atenção Básica (ICAB), agregando o total de 16 indicadores. • Índice Climático (IC): fornece informações acerca das anomalias climáticas de Precipitação e Temperatura (Cenário Climático RCP 4.5 e 8.5) às quais estará exposta essa população, representando a vulnerabilidade futura (2011-2040) e a linha de base de 1961-1990.
Valverde (2017)	<p>A Interdependência entre Vulnerabilidade Climática e Socioeconômica na Região do ABC Paulista</p> <ul style="list-style-type: none"> • Objetivo: estudo da vulnerabilidade socioeconômica, demográfica, sanitária e de extremo de chuva na região do ABC Paulista que engloba sete municípios, localizados no sudeste da Região Metropolitana de São Paulo, para o período de 1972 até 2014. • O Índice agregado de vulnerabilidade (IAV) foi composto pela somatória ponderada de quatro subíndices, a saber: socioeconômicas (IVse), demográfico-urbanas (IVdu), sanitárias (IVs) e de extremos climáticos (IVec). 	<ul style="list-style-type: none"> • Segue abaixo as principais variáveis, indicadores, subíndices e procedimentos matemáticos empregados para a construção do índice de vulnerabilidade: • Índices socioeconômico (IVse): composto por 8 indicadores obtidos pela base de dados do IBGE para três censos (1991, 2000 e 2010). • Índices demográfico-urbano (IVdu): composto por 4 indicadores obtidos pela base de dados do IBGE para três censos (1991, 2000 e 2010). • Índices sanitários (IVs): composto por 3 indicadores obtidos pela base de dados do IBGE para três censos (1991, 2000 e 2010), com o intuito de observar a evolução das vulnerabilidades nos serviços de saneamento. • Índice de vulnerabilidade aos extremos climáticos (IVec): para calcular os índices climáticos extremos de precipitação para a região do ABC Paulista, utilizou-se estatísticas de tendências pelo Teste de Mann-Kendall (Z), compreendendo o período de 1972 até 2014. Os índices obtidos foram: Índices R50mm e R80mm, Índice R95p, Índices RX1day e RX5day e Índice PRCPTOT, que representa a chuva acumulada anual.

	<ul style="list-style-type: none"> • Para construção dos IVs, cada indicador foi padronizado para valores que variem entre 0 e 1. Utilizou-se a equação geral: $IAV = \sum_{i=1}^4 w_i V_i$ <p>Onde, IV_i são os índices de vulnerabilidade: IV₁= IV_{se}, IV₂= IV_{du}, IV₃= IV_s, IV₄=IV_{ec}, e os w_i são os pesos de cada IV_i, estabelecidos por especialistas.</p>	
Menezes <i>et al.</i> (2018)	<p><i>Mapping human vulnerability to climate change in the Brazilian Amazon: The construction of a municipal vulnerability index.</i></p> <ul style="list-style-type: none"> • Objetivo: o estudo da vulnerabilidade das populações humanas às mudanças ambientais regionais em 62 municípios do estado do Amazonas, abrangendo o contexto da maior floresta tropical do mundo. • O Índice de Vulnerabilidade Municipal (IVM) representa a relação entre o Índice de Vulnerabilidade (IV) e a mudança climática futura, representada pelo Índice de Cenários Climáticos (ICC), abrangendo um gradiente de padronização entre 0 e 1. Assim, zero (0) representa a menor vulnerabilidade e um (1) a maior vulnerabilidade observada entre os municípios avaliados. • O Índice de Vulnerabilidade (IV) foi construído a partir das sucessivas agregações de índices relacionados à exposição (IEx), sensibilidade (ISe), capacidade adaptativa (ICA) e condições climáticas dos territórios. • Utilizou-se as seguintes equações gerais: 	<ul style="list-style-type: none"> • Segue abaixo as principais variáveis, indicadores, subíndices e procedimentos matemáticos empregados para a construção do índice de vulnerabilidade: • Índice de Exposição (IEx): composto pelos índices Índice de Cobertura Vegetal nativa e desmatada (ICVD) e Índice de Desastres Naturais (IDN), formado no total com 6 indicadores. • Índice de Sensibilidade (ISe): composto pelos índices Índice de Doenças Associadas ao Clima (DAIC), Índice de Pobreza (IPo) e Índice de Sensibilidade Sociodemográfico (ISS), formado no total com 17 indicadores. • Índice de Capacidade Adaptativa (ICA): composto pelos índices Índice de Estruturas Socioeconômicas (IES), Índice de Instituições, Serviços e Infraestrutura para Adaptação (IAdap) e Índice de Organização Sociopolítica (IOS), composto no total por 19 indicadores. • No cálculo dos subíndices as variáveis municipais foram divididas em grupos para atribuição de pontuações. Cada variável foi analisada individualmente e dividida em percentis - p5, p25, p75, p95 foram usados na maioria dos casos, mas as especificidades quanto aos percentis usados podem ser vistas. • Índice de Cenários Climáticos (ICC): foram construídos considerando a diferença entre os parâmetros climáticos gerados pelo modelo regional ETA-HADGEM-ES (mudanças de longo prazo) para a faixa do clima futuro (2041–2070) e a faixa atual (1961–1990). Esses indicadores foram gerados com o auxílio do programa FClimDex com dados de precipitação e temperatura.

	$VInd = \frac{(EI + SI + ACI)}{3} \quad CSI = \frac{(Prec + Temp)}{2}$ $MVI = \frac{(VInd + CSI)}{2}$	<ul style="list-style-type: none"> • Para todos os índices, os intervalos entre 0 e 1 corresponderam a: 0 a 0,2 (baixo); 0,201 a 0,400 (médio-baixo); 0,401 a 0,6 (médio); 0,601 a 0,8 (médio-alto) e 0,801 a 1 (alto).
<p>Andrade, Szlafsztein et al. (2018)</p>	<p>Avaliação de vulnerabilidade incluindo componentes tangíveis e intangíveis na composição do índice: Um estudo de caso da Amazônia de inundação e inundação repentina</p> <ul style="list-style-type: none"> • Objetivo: avaliação da vulnerabilidade em uma área urbana da Amazônia, cidade de Santarém, situada no oeste do estado do Pará. • O Índice de Vulnerabilidade (IV) é composto pela média aritmética simples dos três subíndices de vulnerabilidade calculados anteriormente: exposição (espaços afetados por inundações entre os anos de 2008 e 2011), sensibilidade (abrange as características socioeconômicas do censo 2010) e capacidade adaptativa (componente tangíveis e intangíveis coletados durante a pesquisa). 	<ul style="list-style-type: none"> • Segue abaixo as principais variáveis, indicadores, subíndices e procedimentos matemáticos empregados para a construção do índice de vulnerabilidade: • Utilizou-se as seguintes equações gerais: $VI = \left[\text{Exp} + \left(\text{Sens} \frac{\sum_{i=1}^n Xi}{n} \right) + \left(\text{Adp_cap} \sum_{i=1}^n Xi \right) \right] / 3$ <p>Onde, VI: índice de vulnerabilidade; Exp: Exposição; Sens: Sensibilidade; Adp_cap: Capacidade Adaptativa.</p> <ul style="list-style-type: none"> • Contudo, para adquirir os indicadores e o índice proposto na pesquisa foi adotado método misto. Logo, a Exposição é baseada no método de sensoriamento remoto, a Sensibilidade em análise estatística e a Capacidade Adaptativa em análise espacial.
<p>Santos, et al. (2019)</p>	<p>Construção e aplicação de um índice de vulnerabilidade humana à mudança do clima para o contexto brasileiro: a experiência do estado do Espírito Santo</p> <ul style="list-style-type: none"> • Objetivo: estudo da vulnerabilidade à mudança do clima para as microrregiões do Espírito Santo, formada por 78 municípios e agrupados em 10 microrregiões de planejamento. • O Índice de vulnerabilidade microrregional à mudança do clima (IVM) é formado a partir do Índice de vulnerabilidade (IV) e de Cenários Climáticos (ICC 4.5/8.5) presente e futura na região, que variam entre 0 	<ul style="list-style-type: none"> • Segue abaixo as principais variáveis, indicadores, subíndices e procedimentos matemáticos empregados para a construção do índice de vulnerabilidade: • O Índice IV foi construído a partir das agregações de índices relacionados à Exposição (IE), Sensibilidade (IS), Capacidade Adaptativa (ICA). • Índices de Cenários Climáticos (ICC) foram gerados a partir do modelo regional ETA-HADGEM-ES (produtos RCP 4.5 e 8.5), pois permitem produzir simulações do clima presente (1961-1990) e do clima futuro (2041-2070) para a América do Sul. • A construção dos indicadores se baseou na atribuição de notas indicativas de vulnerabilidade para cada grupo de municípios (<i>clustering</i>), com posterior média aritmética e padronização dos valores para gerar índices variando entre 0 e 1

e 1. Adotou-se os procedimentos semelhantes de construção de índice e indicadores de Menezes *et al.* (2018) e Quintão *et al.* (2017)

• Os valores dos índices foram categorizados da seguinte forma: 0 a 0,33 - baixa vulnerabilidade; 0,34 a 0,66 - vulnerabilidade moderada; e 0,67 a 1 - vulnerabilidade alta.

Fonte: Elaboração própria (2021).

Mediante o exposto, observa-se no Quadro 8 a complexidade e variedade de informações acerca de metodologias e modelos de índices de vulnerabilidade. Portanto, estes têm sido empregados para mensuração da vulnerabilidade em diferentes localidades do país. Os indicadores, subíndices e índices têm sido métodos amplamente usados, devido à capacidade de agregar dados e interpretar informações das localidades em estudo. Assim, visam facilitar a visualização e compreensão de fenômenos complexos (CONFALONIERI *et al.*, 2009; QUINTÃO *et al.*, 2017; MENEZES *et al.*, 2018; SANTOS *et al.*, 2019).

O Quadro 8 reforça a importância dos estudos com esta temática vulnerabilidade no Brasil. Destacam-se as pesquisas de: Confalonieri *et al.* (2009), Tibúrcio e Corrêa (2012), Santos *et al.* (2017), Valverde (2017), Quintão *et al.* (2017), Menezes *et al.* (2018) e Santos *et al.* (2019). Todos estes autores contribuíram e contribuem para a análise da população e do território sujeito aos impactos das mudanças climáticas. Verifica-se nos estudos, a agregação de diversos aspectos, a partir das especificidades observadas pelo pesquisador, tais como: sociais, ambientais, epidemiológicos, políticos, culturais, econômicos, sanitários e os relacionados à saúde e à infraestrutura. Dessa forma, o intuito das pesquisas é fornecer direcionamento para as políticas públicas e melhoraria da capacidade de adaptação dos municípios.

É compartilhado por estudiosos que a vulnerabilidade às mudanças climáticas é um conceito ainda em construção, porém com grande visibilidade aos estudos científicos atuais. Propicia também significativas implicações sociais, econômicas, culturais, políticas e ambientais. Vários modelos e métodos para a construção de indicadores de vulnerabilidade foram encontrados na literatura científica, assim como adaptações dos modelos citados nesta pesquisa. Em vista dos aspectos observados, neste estudo de vulnerabilidade socioambiental associado à doença de interesse de saúde pública para a região amazônica, será proposto um modelo adaptado, agregando as especificidades da área em estudo.

3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS DA PESQUISA

Neste item apresenta-se a trajetória metodológica desta tese, detalhando a área de estudo, o delineamento metodológico, os procedimentos específicos de coleta de dados, análise de dados e técnicas estatísticas utilizadas para a construção de um modelo de índice de vulnerabilidade socioambiental.

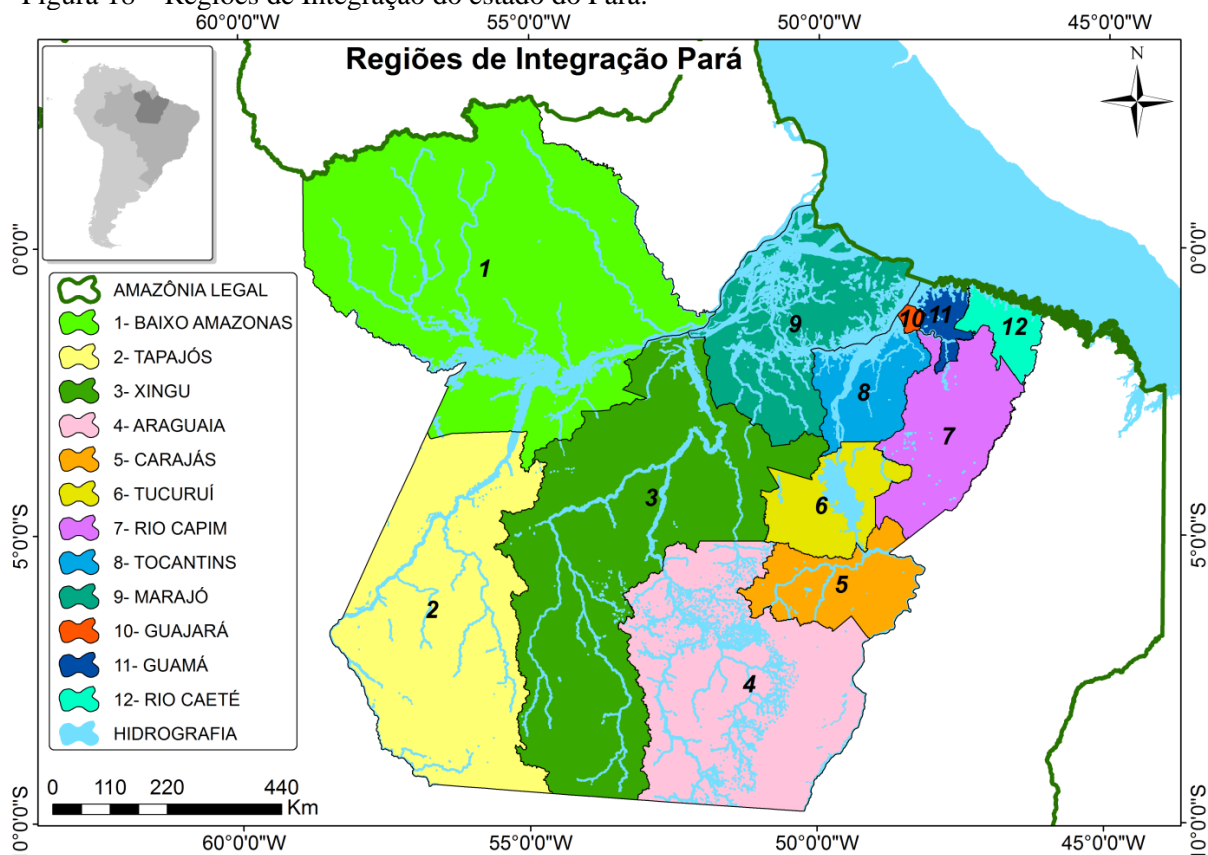
3.1 Contextualização da área de estudo

A área de estudo tem como foco o estado do Pará, Brasil, que apresenta área territorial de aproximadamente 1.247.954 km² e extensão latitudinal de 3° N a 10° S. O Pará representa o segundo maior estado do país em extensão e está situado no centro-oeste da região Norte do Brasil. A área do estado equivale a 14,7 % do território nacional e 33% da Amazônia Legal. O estado limita-se ao norte com os países da Guiana Francesa e Suriname e o Estado do Amapá, a nordeste com o oceano Atlântico, a noroeste com a Guiana Francesa e o Estado de Roraima, ao oeste com o Amazonas, a leste com os estados do Maranhão e Tocantins, e ao sul com o estado de Mato Grosso (IBGE, 2010; FADESP, 2020).

Para fins de planejamento, o estado do Pará está dividido em 12 (doze) Regiões de Integração (RI) reconhecidas oficialmente pelo Decreto nº 1.066, de 19 de junho de 2008 (PARÁ, 2008). As RI têm como objetivo “estabelecer a integração física e econômica, com a finalidade de integrar os espaços tendo em vista a diminuição das desigualdades sociais”, conforme artigo 1º (PARÁ, 2008). As 12 RI's são compostas pelos municípios do estado e representam os principais rios dos seus territórios, aspectos físicos e dinâmicas socioeconômicas. São as seguintes denominações das RI's: Baixo Amazonas, Tapajós, Xingu, Araguaia, Carajás, Tucuruí, Rio Capim, Tocantins, Marajó, Guajará, Guamá, Rio Caeté.

A Figura 18 mostra a delimitação as RI's, de acordo com a base de dados cartográficos digital do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), por meio de arquivo vetorial em escala de 1:250.000 (IBGE, 2016; PARÁ, 2010).

Figura 18 – Regiões de Integração do estado do Pará.



Fonte: Elaboração própria (2021).

3.1.1 Características socioeconômicas e demográficas dos municípios

O Pará é dividido em 144 municípios, distribuídos nas 12 RI's com diferentes peculiaridades regionais e locais. Em 2010, conforme Censo Demográfico do IBGE, a população era de 7,58 milhões de habitantes, correspondendo a quase metade da população da Região Norte (47,8%). A população total do estado em 2010, cerca de 5,19 milhões habitantes, vivia na área urbana e 2,39 milhões de habitantes na área rural, com crescimento médio em torno de 20% nas duas últimas décadas anteriores. Em 2017, a população total estimada foi de 8,36 milhões de habitantes (IBGE, 2010; FADESP, 2020).

Dos 144 municípios do estado, apenas 40 possuem mais de 50 mil habitantes. Demonstrando, assim, a ocupação concentrada em poucas áreas do estado. A concentração populacional ocorre, em especial, nos municípios situados ao longo dos principais eixos de transportes, de mobilidade humana e de grandes projetos na Amazônia. Diante disso, a presente pesquisa abrange somente os 143 municípios, com exceção do mais novo município Mojuí dos Campos, localizado no oeste do Pará e ex distrito do município de Santarém, pois este município apresenta informações insuficientes de gestão territorial visto que foi instalada em

01 de janeiro de 2013, criada pela Lei Estadual n.º 6.268, de 07 de dezembro de 1999 (PARÁ, 1999).

De acordo com o censo populacional de 2010, a região Guajará é a mais populosa, com mais de 2 milhões de habitantes. Por outro lado, a região do Tapajós é a menos populosa com cerca de 210 mil habitantes. Os dados do censo 2010 indicam que a região de Guajará apresentava a maior população urbana de 97,6%, e Marajó o menor valor de 43,4%, sendo que a média da população urbana do estado é de 68,5%. Estimativas em 2017 indicaram que a região de Guajará manteve concentração de 26% da população paraense, seguida da região Tocantins com 10,8%, sendo que na região do Tapajós foi estimada a menor concentração populacional, cerca de 3,0%. Assim, pode-se observar e comprovar que as RI possuem diferentes peculiaridades regionais e locais, conforme apresentado na Tabela 2; nota-se as características socioeconômicas e demográficas dos municípios como unidades de análises da diversidade e da complexidade (FADESP, 2020; DIAS, 2015).

A densidade demográfica média no estado é de apenas 6,07 habitantes/km², demonstrando que o Pará é pouco povoado. A taxa de crescimento médio anual da população residente nos municípios, entre 2000/2010, foi de 2,04%, superior à média nacional com percentual de 1,17%, conforme Tabela 2 (IBGE, 2010; FADESP, 2020). Observa-se que o grau de urbanização aumentou timidamente no estado, sendo que a proporção de residentes em áreas urbanas passou de 65,5%, em 2000, para 68,51%, em 2010 em contraposição a 84,4% no país e 73,6% na região Norte. Neste período também foi observado um processo de urbanização crescente, saindo de uma relação de 40% e 60% entre população urbana e rural, respectivamente, para uma relação inversa nas últimas décadas, em proporção de 70% e 30% (IBGE, 2011).

Tabela 2 – Características socioeconômicas e demográficas das Regiões de Integração do Pará.

Regiões de Integração	População total estimada (2017)	IDHM (2010)	Taxa de Pobreza 2017	% PIB em 2017	PIB per capita (R\$) em 2017	Remuneração Média (R\$) Total 2017	Renda per capita 2010	Taxa média geométrica anual (%) 2000/2010	Área Territorial km ² (2010)	Densidade Demográfica (2017)	Taxa de analfabetismo (25 a 29 anos) 2010
Pará	8,366,628	0,646	43,36	100,00	18.549	2.508,13	446,76	2,04	1.247.955	6,70	6,00
Araguaia	550,946	0,608	29,98	5,83	16.423	1.916,51	423,15	3,42	174.175	3,16	5,92
Baixo Amazonas	720,563	0,594	55,67	7,40	15.948	2.056,26	331,42	1,21	315.853	2,28	4,67
Carajás	666,702	0,614	31,77	21,70	50.513	2.079,64	495,65	3,58	44.729	14,91	5,36
Guajará	2,177,672	0,691	27,48	26,14	18.628	2.066,87	745,34	1,94	1.819	14,91	1,53
Guamá	674,398	0,603	47,53	5,30	12.190	1.662,75	338,18	2,79	12.211	55,23	5,10
Lago de Tucuruí	413,446	0,584	40,16	6,08	22.834	2.035,92	354,66	2,53	39.903	10,36	8,54
Marajó	548,634	0,524	69,30	2,97	8.394	1.866,34	205,42	1,30	104.140	5,27	15,79
Rio Caeté	509,091	0,577	56,01	3,10	9.443	1.775,89	258,90	1,65	16.750	30,39	10,86
Rio Capim	676,201	0,574	47,09	6,01	13.805	1.805,41	331,02	2,41	62.148	10,88	10,16
Tapajós	248,590	0,587	41,26	2,28	16.453	2.132,39	388,11	0,57	189.595	1,31	6,71
Tocantins	843,050	0,573	58,11	7,69	14.154	2.031,73	274,05	2,82	35.839	23,52	7,43
Xingu	370,763	0,571	50,92	5,50	23.012	1.955,60	345,33	2,34	250.793	1,48	7,85

* RI - Regiões de Integração

Fonte: Adaptado PEHIS-PA (2014); PNUD/IPEA/FJP (2013); FAPESPA (2020).

Em 2017, o estado do Pará apresentou o Produto Interno Bruto (PIB) de R\$ 155,20 bilhões. O PIB representou 2,4% do *ranking* do PIB nacional (R\$ 6.583,32 bilhões) e 42,2% do *ranking* PIB regional (R\$ 367,86 bilhões) e, em termos de volume, cresceu 3,2%. O PIB *per capita* paraense foi de R\$ 18.549,00 no mesmo ano, valores crescentes que acompanham a média nacional (R\$ 31.702,00) e regional (R\$ 20.509,00), sendo que alcançou a 18ª posição do *ranking* nacional do PIB *per capita*, conforme Tabela 2. Quanto ao cenário do PIB por setores econômicos do estado, tem-se destaque para a agropecuária (7,4%), indústria (4,4%) e o setor de serviços (1,8%) (FADESP, 2020).

Observando as regiões do estado com maiores PIB *per capita* em 2017, em ordem decrescente e valores superiores à média estadual, têm-se em evidência as regiões de: Carajás (R\$ 50.513,00), Xingu (R\$ 23.012,00), Lago de Tucuruí (R\$ 22.834,00) e Guajará (R\$ 18.628,00). Em se tratando do menor PIB *per capita*, têm-se: Marajó (R\$ 8.394,00) e Rio Caeté (R\$ 9.443,00). Assim, o contraste entre o PIB das regiões reflete grandes desigualdades regionais, conforme apresentado na Tabela 2. Quanto à participação das regiões no PIB estadual (R\$ 1.000), considera-se a maior contribuição percentual as regiões de Guajará (26,1%) e Carajás (21,7%), predominando os setores de serviços e indústria, respectivamente (DIAS, 2015; FADESP, 2020).

Dados do censo 2010 mostram que no Pará a média da renda domiciliar foi de R\$1.738,97 e a renda domiciliar *per capita* foi de R\$ 429,57, bastante inferior à referência *per capita* nacional, de R\$ 793,87. Na análise entre as regiões, somente Guajará apresentou média da renda domiciliar superior à estadual de R\$ 1.799,74. Quanto à variação percentual de 2000/2010, todas as regiões exibiram melhora no período, exceto a região Xingu, onde observou-se uma queda de 13,3%. Em 2017, o rendimento médio dos paraenses registrou incremento apresentando valores de R\$ 2.508,13, porém abaixo da média nacional de R\$ 2.850,41. Dentre as regiões, a Tapajós apresentou a melhor renda média de R\$ 2.132,39, por outro lado, o Marajó apresentou o menor valor de R\$ 1.662,75, como descrito na Tabela 2 (FADESP, 2020).

No Pará, a taxa de alfabetização foi de 88,2% de pessoas com 15 anos ou mais, em 2010, e manteve-se inferior em comparação à média nacional, de 90,3% e à regional, de 88,8%. Em 2010, a região Guajará apresentou a maior proporção de pessoas alfabetizadas, que foi de 96,4%. Por outro lado, o Marajó apresentou uma taxa de alfabetização de 77,1%, inferior em relação às demais regiões. Em 2017, a taxa de alfabetização estadual foi de 90,6%. Assim, observa-se um pequeno aumento do número de pessoas com a capacidade de ler e escrever, entretanto a taxa de alfabetização ainda é inferior em nível nacional (92,6%) e regional (91,3%).

Conseqüentemente, isso restringe a capacidade da população de compreender informações e o acesso a políticas públicas, gerando menos oportunidades econômicas, pois a educação está relacionada às melhorias socioeconômicas de uma população e ganhos ao longo da vida.

Na década entre 2000 e 2010 no estado, com relação à taxa de analfabetismo na população adulta de 25 anos ou mais, verificou-se uma queda percentual de 6,31% em todas as RI. Em 2010, a média da taxa de analfabetismo registrada, para essa mesma faixa etária no estado foi de 6%. Ainda assim, acima da média nacional de 3,96% na população adulta com 25 anos ou mais. A região que apresentou o menor percentual de analfabetos foi a Guajará (1,5%) e a que apresentou o maior percentual foi a Marajó (15,79%), conforme apresentado na Tabela 2 (FADESP, 2020).

Segundo o Atlas de Desenvolvimento Humano elaborado pelo Programa das Nações Unidas para Desenvolvimento, construído pela média geométrica entre as dimensões de longevidade, renda e educação, todos os estados da região norte estavam na faixa de “baixo” Desenvolvimento Humano, no ano 2000. Entretanto, o Pará também teve significativo aumento no Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (IDHM), ocupando o 24º lugar em comparação aos 27 estados brasileiros. Com relação à dimensão renda, o estado alcançou a 17ª posição. Contudo, na dimensão educação e longevidade atingiu a 24ª posição e ainda possui o maior número de municípios com os piores indicadores, conforme Tabela 2 (PNUD/IPEA/FJP/ATLAS, 2013).

No estado, em relação ao IDHM de longevidade, observa-se que este evoluiu de 0,789, em 2000, para 0,789, em 2010. Os resultados indicam que 5,7% da população total tem mais de 65 anos de idade, alertando-se para a necessidade de políticas públicas voltadas para o idoso, principalmente no que diz respeito à área da previdência e saúde (PNUD/IPEA/FJP/ATLAS, 2013). De acordo com a OMS, o idoso é todo indivíduo com 60 anos ou mais. Nessa perspectiva, o estado do Pará, em 2017, registrou cerca de 705 mil pessoas nessa faixa etária, número que representa 8,4% da população paraense e 13% da população brasileira (IBGE, 2017; FAPESPA, 2020).

Em 2010, o maior IDHM foi observado na região Guajará (0,69), e o menor foi averiguado na região do Marajó (0,52), com destaque para o município de Melgaço (0,41) que contabilizou o pior índice. Na dimensão renda observa-se os extremos de desigualdade com Cachoeira do Piriá, com índice de 0,44 (Rio Caeté) e o maior em Belém, com 0,75 (Guajará). A dimensão longevidade tem Santa Luzia do Pará com menor índice de 0,72 (Rio Caeté), e o maior em Novo Progresso (Tapajós) com 0,82. Por fim, na dimensão educação, o município de

Melgaço (Marajó) também apresentou o pior índice, de 0,20, e Belém (Guajará) o melhor, de 0,67 (PNUD/IPEA/FJP/ATLAS, 2013).

Considerando o período de 2000 a 2010, observou-se que, mesmo com o aumento da população em termos absolutos, houve uma redução nos níveis médios da taxa de pobreza no estado e nas regiões, porém bastante superior às médias nacionais de 29,3% (2000) e 20,2% (2010). Em 2017, o estado apresentou uma taxa de pobreza de 43%, valor superior às médias nacionais, de 24%, e regional, de 39%, conforme a Tabela 2. Tal situação refere-se às pessoas que vivem em domicílios cuja renda domiciliar *per capita* é inferior a ½ salário mínimo mensais vigentes. Diante desse cenário, torna-se um desafio para os gestores que visam atender as perspectivas do pacto global dos ODS 1 instituídos pelas diretrizes da ONU, que tem como um dos objetivos “acabar com todas as formas de pobreza, em todos os lugares do mundo” (PNUD/IPEA/FJP/ATLAS, 2013; DJONÚ *et al.*, 2018). Quanto à variação percentual de 2000/2010, as RI apresentaram diminuição na taxa de pobreza, com exceção de Xingu, que apresentou aumento da população pobre, de 44,30% (2000) para 45,60% (2010). Em 2010, de forma inversa, a região Guajará foi a que apresentou as menores taxas, com 19,30%. Contudo, a pobreza representou mais de 50% da população pobre nas regiões de Marajó (64,10%), Rio Caeté (53,20%) e Tocantins (52,90%) (IBGE, 2017; FADESP, 2020).

Em 2017, observa-se na Tabela 2, que em relação às pessoas que estão abaixo da linha de pobreza, cinco regiões apresentaram valores acima de 50%: Marajó (69,3%), Tocantins (58,1%), Rio Caeté (56%), Baixo Amazonas (55,7%) e Xingu (50,9%). Em menor proporção, tem-se a região Araguaia (29,9 %) e Guajará (27,5%). Em 2016, em levantamento realizado no estado, as regiões verificadas com maior percentual de sua população cadastradas em programas do governo federal como “Bolsa Família”, foram: Marajó (14,6%), Rio Caeté (14 %) e Tocantins (13,85%) (FADESP, 2020). Conclui-se, assim, que a população classificada como abaixo da linha da pobreza torna-se um público-alvo de políticas de Assistência Social.

3.1.2 Características ambientais dos municípios

Os municípios paraenses caracterizam-se pelas grandes dimensões geográficas, abundância de recursos hídricos, florestais e minerais. O estado apresenta uma extensa rede hidrográfica com 43.928 Km², conforme apresentado na Tabela 3. A hidrografia é representada pelo Rio Amazonas e seus principais afluentes, a saber: os rios Tapajós, Tocantins e Xingu pela margem direita; o rio Trombetas, Paru e Jari, pela margem esquerda. Estima-se que cerca de 73% do território do estado está localizado na Região Hidrográfica Amazônica, 23% na Região

Hidrográfica Tocantins-Araguaia e 4% na Região Hidrográfica Atlântico Nordeste Ocidental, sendo agrupadas de acordo com aspectos geofisiográficas, como: geomorfologia, geologia, hidrografia, solos e fatores hidroclimáticos. Quanto à disponibilidade de águas subterrâneas, o sistema aquífero Alter do Chão, situado na região centro-norte do estado, sobressai (ANA, 2013; FEÉLIS *et al.*, 2016; ALMEIDA *et al.*, 2016b).

O clima do estado do Pará é predominantemente equatorial e marcado por duas estações bem definidas: verão (julho a outubro) e inverno (novembro a junho). As médias térmicas anuais, registradas para o ano de 2017, foram de 28,9°C, sendo que foram observados valores inferiores à média na região Baixo Amazonas (27,8 °C) e Tapajós (27,82 °C), e superiores nas regiões de Araguaia (31,2 °C) e Carajás (31,2 °C). Em relação ao índice pluviométrico anual, o valor médio, observado em 2017, foi de 2354,2mm. Assim, as regiões como Araguaia (1661,4mm) e Carajás (1693,5mm) possuem o menor índice dentre as regiões. Diferentemente, a região Guajará (2922,9mm) e Tocantins (2859,5mm) têm os maiores índices observados, conforme Tabela 3 (com dados obtidos desta pesquisa e descritos no item 2.2.2). Com relação à umidade relativa, são verificados valores de aproximadamente 80% (LOPES, 2013; MENEZES *et al.*, 2015; ALMEIDA *et al.*, 2016).

Tabela 3 – Características ambientais das Regiões de Integração do Pará.

Regiões de Integração	Nº Unid. Territoriais	Área de Floresta em 2017 (km ²)	Hidrografia em 2017 (km ²)	Desflorestamento Acum. em 2017 (km ²)	% Áreas Protegidas em 2014	Temp. média em 2017 °C	Precip. anual em 2017 (mm)	Municípios paraenses
Pará	143	814.892	43.928	264.691	55,02	28,9	2354,2	-
Araguaia	15	90.472	1.252	66.375	45,50	31,2	1661,4	Água Azul do Norte, Bannach, Conceição do Araguaia, Cumarú do Norte, Floresta do Araguaia, Ourilândia do Norte, Pau d'Arco, Redenção, Rio Maria, Santa Maria das Barreiras, Santana do Araguaia, São Félix do Xingu, Sapucaia, Tucumã, Xinguara.
Baixo Amazonas	13	224.240	14.071	20.736	71,36	27,8	2076,6	Alenquer, Almeirim, Belterra, Curuá, Faro, Juruti, Monte Alegre, Óbidos, Oriximiná, Prainha, Santarém, Terra Santa.
Carajás	12	15.923	389	27.884	25,93	30,8	1693,5	Bom Jesus do Tocantins, Brejo Grande do Araguaia, Canaã dos Carajás, Curionópolis, Eldorado dos Carajás, Marabá, Palestina do Pará, Parauapebas, Piçarra, São Domingos do Araguaia, São Geraldo do Araguaia, São João do Araguaia.
Guajará	5	496	635	688	7,59	28,2	2922,9	Belém, Ananindeua, Benevides, Marituba, Santa Bárbara do Pará
Guamá	18	2.892	1.339	7.857	4,63	28,6	2593,2	Castanhal, Colares, Curuçá, Igarapé-Açu, Inhangapi, Magalhães Barata, Maracanã, Marapanim, Santa Isabel do Pará, Santa Maria do Pará, Santo Antônio do Tauá, São Caetano de Odivelas, São Domingos do Capim, São Francisco do Pará, São João da Ponta, São Miguel do Guamá, Terra Alta e Vigia.
Lago de Tucuruí	7	13.953	2.860	22.993	23,30	29,0	2598,0	Breu Branco, Goianésia do Pará, Itupiranga, Jacundá, Nova Ipixuna, Novo Repartimento e Tucuruí.
Marajó	15	61.214	13.548	4.121	51,91	28,4	2679,0	Afuá, Anajás, Bagre, Breves, Cachoeira do Arari, Chaves, Curralinho, Gurupá, Melgaço, Muaná, Ponta de Pedras, Portel, Salvaterra, Santa Cruz do Arari, São Sebastião da Boa Vista e Soure
Rio Caeté	15	3.513	437	11.585	8,54	29,1	2259,1	Augusto Corrêa, Bonito, Bragança, Cachoeira do Piriá, Capanema, Nova Timboteua, Peixe-Boi, Primavera, Quatipuru, Salinópolis, Santa Luzia do Pará, Santarém Novo, São João de Pirabas, Tracuateua e Viseu.
Rio Capim	16	23.861	146	38.285	4,30	29,8	2514,2	Abel Figueiredo, Aurora do Pará, Bujaru, Capitão Poço, Concórdia do Pará, Dom Eliseu, Garrafão do Norte, Ipixuna do Pará, Irituia, Mãe do Rio, Nova Esperança do Piriá, Ourém, Paragominas, Rondon do Pará, Tomé-Açu, Ulianópolis.
Tapajós	6	156.912	2.463	17.914	64,42	27,8	2383,1	Aveiro, Itaituba, Jacareacanga, Novo Progresso, Rurópolis e Trairão
Tocantins	11	15.386	2.950	14.629	4,86	28,2	2859,5	Abaetetuba, Acará, Baião, Barcarena, Cametá, Igarapé-Miri, Limoeiro do Ajuru, Mocajuba, Moju, Oeiras do Pará e Tailândia.
Xingu	10	206.032	3.838	31.624	69,82	28,1	2009,5	Altamira, Anapu, Brasil Novo, Medicilândia, Pacajá, Placas, Porto do Moz, Senador José Porfírio, Uruará e Vitória do Xingu.

* RI - Regiões de Integração

Fonte: Adaptado de INPE/TERRACLASS-PRODES (2018); FAPESPA (2020).

A maior parte da área do estado encontra-se na floresta amazônica (floresta tropical pluvial), exceto a região do baixo rio Trombetas e arquipélago do Marajó, onde existem vegetação típica de cerrado e formações de campos limpos, respectivamente (INPE, 2018; FADESP, 2020). Diante disso, para a análise do uso e cobertura da terra na área que o estado abrange, foram utilizados os dados do projeto TerraClass, do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE). Os dados foram obtidos a partir do satélite Landsat (sensor TM), com 30 metros de resolução espacial, considerando um intervalo de 10 anos e compreendendo os anos de 2004 e 2014.

No âmbito do projeto, foram consideradas 12 classes temáticas: área não observada, área urbana, agricultura anual, desflorestamento, floresta, hidrografia, mineração, mosaico de ocupações, não floresta, outros, pastagem (pasto com solo exposto, pasto limpo, pasto sujo, regeneração com pasto e vegetação secundária). A Tabela 4 resume os dados da classificação do uso e cobertura da terra no estado do Pará (INPE, 2018; FÉLIS *et al.*, 2016; ALMEIDA *et al.*, 2016b; EMBRAPA, 2013).

Tabela 4 – Uso e cobertura do solo por classe para o estado do Pará, referente aos anos de 2004 e 2014.

Classes de Uso e Cobertura da Terra	Área (km ²)		Participação Relativa (%)	
	2004	2014	2004	2014
Agricultura Anual	511,45	3191,11	0,04	0,26
Área Não Observada	19686,26	17395,50	1,58	1,39
Área Urbana	871,78	2009,89	0,07	0,16
Desflorestamento	10597,77	1452,89	0,85	0,12
Floresta	916.038,00	871.653,59	73,42	69,86
Hidrografia	44282,74	44282,72	3,55	3,55
Mineração	378,92	645,14	0,03	0,05
Mosaico de Ocupações	7159,99	6226,37	0,57	0,50
Não Floresta	73652,51	73652,19	5,90	5,90
Outros	1636,41	1362,33	0,13	0,11
Pastagem (incluso solo exposto, limpo, sujo e regeneração)	130589,71	160623,28	10,47	12,87
Vegetação Secundária	42233,18	63601,17	3,39	5,10
PARÁ	1.247.638,73	1.247.638,73	100,00	100,00

Fonte: Adaptado de INPE/TERRACLASS-PRODES (2018).

Os dados do Projeto TerraClass para o estado, durante o período analisado, mostraram um aumento de frequência na pastagem no estado de 12,9%, seguida da não floresta, pertencente a diferentes fitofisionomias de vegetação e vegetação secundária, com valores de

5,9% e 5,1% resultante de processos de supressão total da florestal original, conforme Tabela 4. Da mesma maneira observou-se algumas áreas em crescimento no estado, como: as atividades de agricultura, área urbana e mineração (INPE, 2018). Com base nisso, a classe floresta representou em 2014, cerca de 871.653,59 Km² área no estado. Na região norte, considera-se que esta classe é a mais representativa, proporcionando aproximadamente 70% de espacialização, contudo observa-se uma redução de 3,56% da classe de floresta durante os dez anos analisados. Dessa forma, verificou-se a supressão da vegetação nativa e/ou primária que foi modificada em outros tipos de usos, conforme Tabela 4 (FÉLIS *et al.*, 2016, INPE, 2018).

Segundo dados do Programa Prodes, estima-se que foram mais de 145 mil km² de área desmatada no estado, durante os anos de 1988 a 2017. O desmatamento equivale a 34% de toda área da Amazônia Legal e 12% da área pertencente ao estado. Somando a isso, o Pará também apresenta as maiores taxas de desmatamento desde 2006. Destaca-se, ainda, a produção de soja que tem se expandido dos estados do Mato Grosso e Tocantins para o Pará, em um processo de sucessão da terra, que passa da pecuária para a atividade de grãos (INPE, 2018).

De acordo com Adami *et al.* (2015), nos anos posteriores a 2008, a classe de desflorestamento sofreu mudanças no diagrama de transição de usos para o estado do Pará. As áreas foram convertidas para outras classes, como: pastagem, 66%, e vegetação secundária, 34%. Em sentido oposto, tem-se redução da frequência das classes de Mosaico de Ocupações e floresta, cujo total de área foi reduzido para 933,62 km² e 44.384,40 km², respectivamente. Por conseguinte, observa-se que as atividades de agricultura e pecuária extensiva são variáveis em crescimento na matriz econômica do estado, sendo que os dados de Adami *et al.* (2015) corroboram com o estudo de Félis *et al.* (2016) e Almeida *et al.* (2016b) nos estados da Amazônia Legal.

Diante do exposto, a economia no estado é baseada no extrativismo mineral, pois este tem grande potencial energético, é o maior produtor de bauxita, caulim, manganês e o 2º maior produtor de minério de ferro do Brasil. A economia também tem por base o extrativismo vegetal, que se dá principalmente pela extração de madeira e castanha-do-pará. O estado também se destaca, na agricultura, como o 5º maior produtor de frutas e o 2º maior de cacau; e na pecuária, com o maior rebanho bubalino e o 5º maior rebanho bovino do país. Na aquicultura, tem-se a maior produção de pesca extrativa do Brasil. Por fim, a economia estadual tem por base a indústria (predominantemente alimentícias, extrativas-minerais, madeiras e metalúrgicas) e o turismo, com destaque para o município de Santarém e o leste paraense com suas praias (FAPESPA, 2020).

3.1.3 Características saúde, habitação e saneamento dos municípios

A expectativa de vida em anos, ao nascer, também denominada “esperança de vida”, indica o número médio de anos que um recém-nascido poderá viver. De 2010 a 2017, a expectativa de vida da população brasileira aumentou significativamente para 3,32 anos a mais. Com base nisso, em 2017, a população paraense alcançou 72,5 anos, demonstrando um decréscimo de 0,29 anos na longevidade dos seus habitantes em relação a 2010 (72,8 anos). Em termos absolutos, no ano de 2017, convém destacar que entre as regiões, observou-se que o Lago Tucuruí apresentou o maior crescimento na longevidade, de 2,86 anos, com expectativa de vida para a população de 73,8 anos. No entanto, a região que apresentou a melhor expectativa de vida foi o Marajó, com 76,3 anos, superando a média nacional. De modo inverso, outras regiões com valores abaixo da média estadual, como Guajará (71,6 anos), Xingu (71,4 anos), Carajás (70,6 anos) e Tapajós (70,4 anos), conforme Tabela 7 (PNUD/IPEA/FJP, 2013, FAPESPA 2020).

Dentre os indicadores de saúde no país, a literatura ressalta a mortalidade infantil como o mais sensível e que seu monitoramento é importante para a formulação de políticas públicas que possibilitem tomadas de decisões para controle e redução. A taxa de mortalidade infantil consiste no óbito de crianças durante o seu primeiro ano de vida em relação ao número de nascidos vivos do mesmo período, considerando as condições de desenvolvimento socioeconômico e de infraestrutura, qualidade da saúde materna e infantil, dentre outros (PNUD/IPEA/FJP, 2013). Com relação ao estado do Pará, observou-se redução nas taxas de mortalidade infantil do ano de 2010 (20,3) em comparação ao ano de 2000 (24,9). Na grande parte de todas as regiões, houve redução na taxa de mortalidade, com exceção do Baixo Amazonas e do Tapajós. Apesar disso, as taxas obtidas em 2010 no estado são superiores à média nacional (16,7) e à regional (17,26), conforme Tabela 7 (PNUD/IPEA/FJP, 2013, FAPESPA 2020).

A redução da mortalidade infantil no Brasil e no estado, na última década, deve-se à melhoria e à implantação de diversas ações integradas como, no atendimento materno e ao recém-nascido, nas políticas de assistência social, como o programa de transferência de renda Bolsa Família e a ampliação da atenção à saúde com o Programa de Saúde da Família. Assim, em 2017, o estado registrou redução nas taxas (15,4), mantendo-se superior à média nacional (12,39). No ranking entre as taxas de mortalidade infantil, em 2017, lideraram as regiões: Tapajós (22,23), Baixo Amazonas (19,23), Araguaia (16,77), Tocantins (16,58) e Rio Caeté

(16,35). Em posição de menores taxas, estão as regiões: Guamá (12,03), Rio Capim (13,14) e Guajará (13,63), conforme observado na Tabela 7 (PNUD/IPEA/FJP, 2013; FAPESPA 2020).

A mortalidade em menores de cinco anos (ou mortalidade na infância) também constitui um indicador relevante na avaliação da saúde da população, principalmente nas melhorias de políticas públicas para a faixa de população mais vulnerável, as crianças. A UNICEF (1988) define a Taxa de Mortalidade de Menores de 5 anos (TMM5) como a relação entre o número de óbitos de crianças menores de 5 anos de idade e o número de nascidos vivos naquele ano, na população residente em determinado local e período considerado. Nesse sentido, as taxas de mortalidade na infância foram incluídas no acompanhamento dos Objetivos de Desenvolvimento do Milênio (ODM) para o período 1990-2015. As taxas também foram incluídas entre os Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS) para período até 2030, atestando a importância na análise da mortalidade de menores de 5 anos (DJONÚ, *et al.*, 2018).

No estudo de Franca *et al.* (2017), foram analisados todos os óbitos do país ocorridos em crianças menores de 5 anos, nos anos de 1990 e 2015. Os resultados apresentaram uma importante redução de 191.505 óbitos, em 1990, para 51.226 óbitos, em 2015. A taxa de mortalidade na infância encontrada, no Pará, foi de 63,1/1.000 nascidos vivos, em 1990, e 18,4/1.000 nascidos vivos, em 2015, o que representou uma diminuição de 70,9% no estado e 67,6% no país. As doenças diarreicas foram uma das principais causas de mortalidade, destacando-se a redução de 94,7% dos óbitos durante o período analisado, sendo que em 1990, as doenças diarreicas representavam a 2ª maior causa de mortalidade em menores de cinco anos, passando para a 7ª posição em 2015. Neste mesmo ano, no Pará, as doenças diarreicas foram observadas como a quarta causa de morte no estado, com cerca de 0,7/1.000 nascidos vivos.

De acordo com o IBGE (2017), em 2017, as estimativas da população para unidades da federação brasileira tiveram uma proporção de 10,4% para menores de 5 anos de idade na população paraense e 8,5% para a população brasileira. Em termos absolutos, em 2017, a taxa de mortalidade na infância foi de 18,21% no estado do Pará, valor superior à média nacional de 14,41%. Em relação às regiões do estado, observa-se que Tapajós (24,5%), Baixo Amazonas (21,9%) e Tocantins (20,9%) apresentaram as maiores taxas neste ano. No entanto, as regiões Guamá (14,4%), Rio Capim (15%) e Guajará (15,5%) tiveram as menores taxas de mortalidade na infância, conforme apresentado na Tabela 7. Dessa forma, as taxas mais baixas nos municípios do estado indicam melhora das condições sanitárias e nutricionais das crianças, além do acesso à atenção de saúde (PNUD/IPEA/FJP, 2013, FAPESPA 2020).

Nos últimos anos houve no país uma ampliação das políticas de atenção básica à saúde, por meio de ações do programa da Estratégia Saúde da Família (ESF). Desde então, essa

estratégia tem elevado a cobertura populacional no atendimento integral da população, favorecendo o primeiro contato com equipes de saúde com suporte para os serviços de apoio diagnóstico, assistência especializada e hospitalar. As equipes de saúde da família são geralmente compostas por médico, um enfermeiro, um auxiliar de enfermagem, agentes comunitários de saúde e endemias, que atuam em áreas geográficas definidas e com populações adstritas. Recomenda-se em média até 3000 pessoas para cada equipe, podendo aumentar a oferta dos serviços de saúde de acordo com o risco e a vulnerabilidade social da população coberta (TEIXEIRA; MEDRONHO, 2008; CAZOLA *et al.*, 2014; MALTA *et al.*, 2013; NEVES *et al.*, 2018).

A Taxa de Cobertura Populacional estimada por Estratégia Saúde da Família (ESF) mede a cobertura das equipes da atenção básica à saúde para a população residente de um determinado território. Para Neves *et al.* (2018) o estado do Pará apresentou aumento na cobertura de equipe de saúde de 28,8%, em 2006, para 54,5%, em 2016. O aumento foi acompanhado com tendência crescente e variação anual de 15,3% na cobertura no período analisado, resultando em valores de variação anual superiores em relação ao país (8,4%) e à região Norte (10,3%). Em 2017, o estado apresentou aumento de 59%. A maioria das regiões também apresentaram crescimento em relação a essa cobertura. Porém, as regiões que apresentaram as melhores taxas são Rio Caeté (96,6%) e Guamá (91,2%), enquanto as piores coberturas ficaram com Tocantins (51,5%) e Marajó (57,6%), conforme a Tabela 7 (FAPESPA, 2020).

As disponibilidades de recursos físicos dos serviços de saúde à população são representadas pelo número de postos, de centros de saúde e de hospitais relativizados pelo total de habitantes em relação a cada grupo de 10.000 habitantes. São representadas, também, pelo número de leitos de internação hospitalares (pertencente ao SUS e não SUS) disponibilizados para cada mil habitantes. Neste sentido, em 2017, verificou-se no Pará uma taxa de 2,47 postos e centros de saúde para cada 10.000 habitantes, valor superior à média nacional (2,21) e região Norte (2,24). Em relação a hospitais, o estado registrou uma taxa de 0,3 para cada 10.000 habitantes, valor semelhante à média nacional (0,33) e região Norte (0,3). Em contraste a isso, com relação à disponibilidade de médicos, o estado apresentou 8,4 médicos para cada 10.000 habitantes, valores inferiores e preocupantes quando comparados à média nacional (18,5) e região Norte (10,10) (DATASUS, 2018; FAPESPA 2020).

No ano de 2017, com relação ao número de leitos hospitalares por mil habitantes no estado do Pará, notou-se que a taxa estadual foi de 2,02 (pertencente ao SUS e não SUS), próximo à média nacional (2,38) e região Norte (1,98). Ainda em 2017, no âmbito regional de

apenas as regiões Guajará (3,12), Araguaia (2,27) e Tapajós (2,27) apresentam valores acima da média estadual (1,95), conforme Tabela 7. Distintamente, a região do Marajó apresenta a menor taxa de 0,97 leito para cada mil habitantes, o que representa uma situação preocupante. A situação se agrava quando ocorre a necessidade de leitos de internação com UTIs (Unidade de Tratamento Intensivo), destinadas a pacientes em estado grave (DATASUS, 2018; FAPESPA 2020). A OMS preconiza que o recomendável seria três leitos para cada mil habitantes em todo país. Dessa forma, o país e o estado possuem número de leitos por habitante bastante inferiores ao parâmetro recomendável, apresentando demanda reprimida nos serviços hospitalares e correndo riscos de um apagão sanitário hospitalar, principalmente com uma população crescente de idosos (ANAHP, 2019).

Os dados em relação à habitação da população paraense são apresentados no censo de 2010. Dessa forma, com base nesses dados, o estudo também abordou o número de domicílios e as necessidades habitacionais (déficit habitacional e inadequação habitacional) no estado. O déficit indica quando há uma quantidade de cidadãos sem moradia adequada em determinada região, considera-se incremento ou reposição de unidades habitacionais. Por outro lado, a inadequação de moradias reflete problemas na qualidade de vida dos moradores voltadas para a melhoria dos domicílios existentes, principalmente suas especificidades internas (PEHIS-PA, 2014; FAPESPA, 2015; IPEA, 2015).

No estado do Pará foram registrados cerca de 1,8 milhões de domicílios particulares permanentes, sendo 1,3 milhões urbanos, que equivale a 71% do total, valor inferior à média do país, que era de 85,9% para 2010. Na região Carajás foi verificada a maior percentagem de domicílios particulares permanentes entre 2000/2010, cerca de 68,7%, enquanto nas regiões Tapajós e Guajará foi observado o menor valor, aproximadamente de 29,8% para ambos. Quanto à situação dos domicílios em 2010, as regiões Marajó e Tocantins apresentaram as maiores concentrações de domicílios rurais 53,8% e 51,4%, respectivamente (IDESP, 2013; PEHIS-PA, 2014).

A pesquisa sobre setores censitários que foram denominados de “aglomerados subnormais” pelo IBGE (2010a) mostrou que o estado do Pará abrigava cerca de 324.596 domicílios, o equivalente a 17,4 % da população paraense, valores superiores à média nacional (de 6%) e regional (de 11,6%). O estado acumula a maior concentração da região, totalizando 248 aglomerados subnormais. Esses aglomerados estão distribuídos em 13 municípios que possuem domicílios dispostos, em geral, de forma desordenada, densa e carentes, em sua maioria, de serviços públicos essenciais. A região Guajará apresentou a maior proporção de

domicílios em aglomerados, sendo que os municípios de Belém, Marituba e Ananindeua acumularam 74,6% do total existente no estado (PEHIS-PA, 2014; IPEA, 2015).

Com base nisso, em 2010, o déficit habitacional total por situação do domicílio e déficit habitacional relativo aos domicílios particulares permanentes e improvisados no Pará, era de aproximadamente 423.4 mil domicílios, representando 51% do total da Região Norte e 6% do total do país. Destaca-se no estado, para o ano de 2010, segundo os seus quatro componentes, cerca de 198.089 mil habitações precárias (domicílios improvisados e/ou domicílios rústicos), 168.684 habitações com coabitação familiar, 35.841 mil domicílios com ônus excessivo de aluguel, ou seja, domicílios com comprometimento de no mínimo 30% da renda com a locação do imóvel, e 27.477 mil domicílios com adensamento de moradores em imóveis alugados (densidade de moradores/dormitório fossem superior a 3) (PEHIS-PA, 2014; IPEA, 2015).

No Estado, dentre as regiões de integração que apresentaram o maior déficit habitacional total está o Guajará (102.037 domicílios) e a de menor déficit a do Tapajós (13.240 domicílios). As regiões Rio Caeté, Guamá, Tapajós, Capim e Xingu apresentaram mais de 60% de suas habitações precárias. Além disso, as regiões com maiores percentuais de adensamento de moradores em imóveis alugados foram Carajás (12,8%) e Guajará (10%). Na componente de habitações com coabitação familiar as regiões de Guajará (62,3%) e Tocantins (49,7%) se destacam com maiores percentuais. Diante disso, essa característica de densidade excessiva de moradores por domicílio pode estar relacionada a processo migratório para cidades que destacam-se com grandes projetos na Amazônia. Além disso, a densidade populacional pode estar relacionada: à precarização da classe trabalhadora, à especulação imobiliária, à ocupação desordenada, a habitações irregulares e outros (PEHIS-PA, 2014; FAPESPA, 2015).

No estudo de inadequação habitacional o PEHIS-PA (2014) classifica segundo os seguintes componentes: adensamento excessivo, carência de infraestrutura, inadequação fundiária e inexistência de unidade sanitária domiciliar. Segundo o Censo 2010, o Pará apresentou grande incidência de domicílios com ausência de pelo menos um dos serviços de energia, abastecimento de água (proveniente de rede geral com canalização interna), esgotamento sanitário (proveniente de rede geral e fossa séptica) e coleta de lixo. Neste ano, o Pará registrou cerca de 82% de inadequação habitacional, superior à média nacional de 39%. Observa-se, assim, que muitos domicílios do estado não possuem serviço de infraestrutura adequada de saneamento básico, como destacado na pesquisa.

A segunda maior inadequação habitacional observada no estado foi a inexistência de unidade sanitária ou banheiro de uso exclusivo do domicílio. Dessa forma, moradores defecam

a céu aberto. Com relação a isso, dados do censo mostram uma diminuição de 2000 a 2010, cerca de 12% para 4,2% de domicílios cujos moradores defecam a céu aberto. As regiões de integração Caeté, Marajó e Tocantins apresentaram mais de 40% de seus domicílios sem banheiros de uso exclusivo. Infelizmente, verifica-se pelos dados a falta de acesso a instalações sanitárias adequadas. Por consequência, ocorre a defecação a céu aberto, o que leva a impactos econômicos e sociais importantes e está relacionada a uma série de doenças (PEHIS-PA, 2014; SILVEIRA, 2016).

Nesse contexto, a OMS enfatizou o direito humano ao acesso à água e ao esgotamento sanitário. A OMS registrou esse direito pela Resolução A/RES/64/292, sendo que a meta apresentada no Objetivo 6 desta, é “Garantir disponibilidade e manejo sustentável da água e esgotamento sanitário para todos” até 2030 (SILVA; HELLER, 2016; BROWN *et al.*, 2016). Assim, a fim de reduzir globalmente as desigualdades, recorreu-se aos países pelo fim da defecação ao ar livre. Dessa forma, buscando assegurar o acesso universal aos serviços básicos até 2030, pois percebe-se correlação significativa entre a falta de instalações sanitárias e a condição de pobreza extrema (WHO/UNICEF, 2017).

A princípio, a análise das condições dos serviços de saneamento no estado do Pará, compreende os domicílios com abastecimento d'água (rede geral, poço ou nascente), esgotamento sanitário (rede-geral ou fossa séptica) e de coleta de resíduos sólidos domiciliares. Nesta perspectiva, a Lei do Saneamento 11.445 atualizada pela Lei nº 14.026, de 15 de julho de 2020, que regulamenta o acesso e efetiva prestação dos serviços, que consiste nos princípios fundamentais da universalização do acesso ao saneamento para todos os domicílios (BRASIL, 2020). Com base nisso, a oferta adequada desses serviços essenciais que, se regularmente bem executados, torna a população do estado menos vulnerável a doenças de veiculação hídrica. Além disso, aumenta o nível de saúde da população beneficiada, gerando maior expectativa de vida.

No estado, em 2010, em relação ao abastecimento de água através de rede geral, poços e nascentes, observou-se que 84,8% dos domicílios são atendidos, conforme a Tabela 7. A região com melhor percentual de oferta é a Guajará, com 94,7%, e a de menor percentual é a região do Marajó, com cerca de 49,8%. A minoria das regiões apresentou porcentagens superiores a 50% referentes à oferta dos serviços de abastecimento de água por rede geral de distribuição, favorecendo, assim, a utilização de outras formas de abastecimento de água, como poços e nascentes. A região do Marajó destaca-se, ainda, pela utilização de outras formas de abastecimento de água, tais como: rio, açude, lago ou igarapé (FAPESPA, 2020; PNUD/IPEA/FJP, 2013).

Pesquisas das características gerais dos domicílios realizada pela PNAD Contínua, realizada entre os anos de 2016 e 2019, corroboram que o Pará apresenta média em torno de 50% de domicílios atendidos com rede geral de distribuição de água (IBGE, 2020; FAPESPA, 2020). Ainda, dados do Sistema Nacional de Informações sobre Saneamento registram no estado um índice de atendimento total de água de 45,7% e 9.081,21Km de extensão de rede de água (SNIS, 2018). As regiões com melhores serviços de atendimento de água são Guajará (36%) e Baixo Amazonas (10,3%), sendo que a região Marajó (2,4%) apresenta o pior atendimento. Observa-se, assim, grandes desigualdades regionais. Em relação ao volume de água tratada em Estações de Tratamento de Água (1.000 m³/ano), o estado apresenta 146.043,28 m³/ano, distribuídos em todas as regiões, sendo que Guajará (60,8%) e Lago de Tucuruí (10%) apresentam os maiores índices percentuais.

No censo IBGE (2010) a “rede geral de esgoto e fossa séptica” são os tipos de esgotamentos sanitários adequados mais frequentes nos domicílios paraenses, com 31,1%. Como tipo inadequado, com maior frequência, tem-se a “fossa rudimentar”, com 48,1%, que está presente na maioria das regiões de integração do estado, conforme Tabela 7. Em 2016, dados da PNAD Contínua mostram que o estado do Pará apresentou 48,9% de domicílios particulares permanentes com esgotamento sanitário (tipo rede coletora ou fossa séptica) (IBGE, 2020). Em 2018, os dados obtidos pelo SNIS registram que o índice de atendimento total de esgoto nos municípios atendidos com água, é de 6,3%, com apenas 1.224,19 Km de rede coletora de esgoto, e o índice de tratamento de esgoto é de cerca de 41,8% (SNIS, 2018). Nota-se que a maioria dos serviços de esgotamento estão concentrados na região Guajará e a ausência nas demais regiões.

O acesso aos serviços de coleta de resíduos domiciliares adequados, em 2010, foi cerca de 70,5% nos domicílios paraenses. O percentual no estado, porém, ainda é inferior à média nacional, que é de 87,4%, e a regional de 74,2%, conforme Tabela 7. A maioria das regiões apresentou valores superiores a 50%, de coleta de resíduos, exceto a região do Marajó, com 41,5%. Esta região, favorece a utilização de outras formas de coleta e destinação inadequados de resíduos, como queima, enterrado, disposição em terrenos baldios, logradouros públicos, rio, lago ou mar e outros (FAPESPA, 2020; PNUD/IPEA/FJP/ATLAS, 2013).

A Pesquisa de Informações Básicas Municipais (MUNIC) sobre aspectos gerais da gestão da política de saneamento básico, realizada em 2017 pelo IBGE, indicou que no estado poucos municípios possuem unidades de disposição final adequadas para os resíduos sólidos domiciliares. Assim, apenas nove municípios declararam dispor de unidades do tipo “aterro sanitário e aterro controlado”. Destacam-se os municípios de Ananindeua, Belém, Benevides,

Marabá, Marituba, Parauapebas, Paragominas, Salinópolis e Santarém. A pesquisa apontou, ainda, que apenas 57% dos municípios paraenses possuem Plano de Gestão Integrada de Resíduos Sólidos, nos termos da Lei nº 12.305, de 2 de agosto de 2010, que estabelece as diretrizes para a Política Nacional de Resíduos Sólidos e é regulamentada pelo Decreto nº 7.404, de 23 de dezembro de 2010 (BRASIL, 2010a; BRASIL, 2010b).

Estudos realizados sobre saúde ambiental na Amazônia Legal, como o de Freitas e Giatti (2009) e Chaves *et al.* (2013), corroboram que o estado do Pará possui indicadores precários das condições de acesso aos serviços de saneamento. Por consequência, isso reflete no surgimento de doenças na população, portanto os serviços de saneamento devem ser prioridade para o planejamento e gestão pública. No levantamento do IBGE (2018), junto às prefeituras paraenses, cerca de 85% dos municípios já possuem Plano Municipal de Saneamento Básico conforme declarado na pesquisa MUNIC (2017). Apesar disso, a nível nacional foi declarado pelos gestores a ocorrência de várias endemias ou epidemias associadas à ausência ou carência dos serviços de saneamento básico. As doenças relatadas com maior frequência foram: dengue (26,9%), diarreia (23,1%) e verminoses (17,1%), fortemente vinculadas às condições de saneamento básico no município. Dado o exposto, o acesso aos serviços de saneamento reflete em diversos setores do país, como saúde, turismo, desvalorização imobiliária, taxas de mortalidade na infância, incidência de doenças, expectativa de vida, entre outros.

De acordo com levantamento de dados do SNIS (2018), a média de investimentos dos serviços de saneamento no país passou de R\$ 13 bilhões, em 2010, para R\$ 10,96 bilhões, em 2017. Segundo o SNIS (2018), para o alcance da meta de universalização dos serviços de saneamento básico, prevista no Plano Nacional de Saneamento Básico (PNSB) para o período de 20 anos (2014-2033), estima-se o custo médio necessário de R\$ 35,5 bilhões anuais até 2033, no país. Esse valor, somado a recursos federais e de outros agentes financiadores, seria necessário para universalizar o acesso aos serviços de saneamento.

De acordo com a Tabela 7, os gastos públicos anuais com a oferta dos serviços de saneamento no estado do Pará, disponibilizados pela Secretaria do Tesouro Nacional (FINBRA, 2018) em 2017, contabilizaram média de aproximadamente 419 milhões. Esse total foi investido em todos os municípios paraenses. Nesse contexto, as regiões que apresentaram maiores gastos totais em saneamento são Guajará (66,98%) e Carajás (11,12%). Já as regiões Xingú (0,42%) e Tapajós (0,47%), representaram os menores gastos totais com o saneamento.

Constatou-se que no estado, os gastos *per capita* com o saneamento básico, resultaram em média R\$ 50,19. As regiões que se destacaram por maiores investimentos, para o ano de

2017, foram Guajará (R\$ 128,92 *per capita*), Carajás (R\$ 69,94 *per capita*) e Lago de Tucuruí (R\$ 46,47 *per capita*). Distintamente, as regiões que apresentaram as piores situações foram Xingu (R\$ 4,72 *per capita*), Guamá (R\$ 7,42 *per capita*) e Marajó (R\$ 8,97 *per capita*), como demonstrado na Tabela 7. De forma geral, o levantamento dos gastos com a oferta dos serviços de saneamento *per capita* foram muito semelhantes aos gastos totais, se concentraram nas regiões com as melhores participações no PIB (R\$ 1.000) estadual, em 2017.

Observa-se, assim, que a universalização dos serviços de saneamento, prevista na legislação brasileira, envolve um esforço e obrigação do estado. Além disso, requer a participação dos diferentes segmentos da sociedade, no sentido de garantir o acesso ao saneamento como um direito humano integrante de políticas públicas, principalmente para as populações vulneráveis das regiões de integração (SILVA; HELLER, 2016).

Diante das diversas transformações, influenciadas pelos aspectos ambientais, de saneamento, de habitação, de serviços de saúde, socioeconômicos e demográficos no estado do Pará, torna-se indispensável o estudo dos indicadores em diversas dimensões e temáticas nos municípios. Além disso, as significativas mudanças nas condições de qualidade de vida humana geram consequências na saúde da população paraense. Dessa forma, os indicadores visam conhecer as disparidades nos municípios e contribuir com informações nas políticas públicas no estado. Auxiliando, assim, com informações úteis sobre uma dada realidade para as tomadas de decisão.

Tabela 5 – Características socioeconômicas e demográficas das Regiões de Integração do Pará.

Regiões de Integração	População total estimada (2017)	IDHM (2010)	Taxa de Pobreza 2017	% PIB em (R\$ 1.000) no Pará (2017)	PIB Per capita 2017	Remuneração Média (R\$) Total 2017	Renda per capita 2010	Taxa média geométrica anual (%) 2000/2010	Área Territorial km ² (2010)	Densidade Demográfica (2017)	Taxa de analfabetismo (25 a 29 anos) 2010
Pará	8,366,628	0,646	43,36	100,00	18.549	2.508,13	446,76	2,04	1.247.955	6,70	6,00
Araguaia	550,946	0,608	29,98	5,83	16.423	1.916,51	423,15	3,42	174.175	3,16	5,92
Baixo Amazonas	720,563	0,594	55,67	7,40	15.948	2.056,26	331,42	1,21	315.853	2,28	4,67
Carajás	666,702	0,614	31,77	21,70	50.513	2.079,64	495,65	3,58	44.729	14,91	5,36
Guajará	2,177,672	0,691	27,48	26,14	18.628	2.066,87	745,34	1,94	1.819	14,91	1,53
Guamá	674,398	0,603	47,53	5,30	12.190	1.662,75	338,18	2,79	12.211	55,23	5,10
Lago de Tucuruí	413,446	0,584	40,16	6,08	22.834	2.035,92	354,66	2,53	39.903	10,36	8,54
Marajó	548,634	0,524	69,30	2,97	8.394	1.866,34	205,42	1,30	104.140	5,27	15,79
Rio Caeté	509,091	0,577	56,01	3,10	9.443	1.775,89	258,90	1,65	16.750	30,39	10,86
Rio Capim	676,201	0,574	47,09	6,01	13.805	1.805,41	331,02	2,41	62.148	10,88	10,16
Tapajós	248,590	0,587	41,26	2,28	16.453	2.132,39	388,11	0,57	189.595	1,31	6,71
Tocantins	843,050	0,573	58,11	7,69	14.154	2.031,73	274,05	2,82	35.839	23,52	7,43
Xingu	370,763	0,571	50,92	5,50	23.012	1.955,60	345,33	2,34	250.793	1,48	7,85

* RI - Regiões de Integração

Fonte: Adaptado de PEHIS-PA (2014); PNUD/IPEA/FJP (2013); FAPESPA (2020).

Tabela 6 – Características ambientais das Regiões de Integração do Pará.

Regiões de Integração	Nº Unid. Territoriais	Área de Floresta 2017 (km ²)	Hidrografia 2017 (km ²)	Desflorestamento Acum. 2017 (km ²)	% Áreas Protegidas 2014	Temp. média 2017 °C	Precip. anual 2017 (mm)	Municípios paraenses
Pará	143	814.892	43.928	264.691	55,02	28,9	2354,2	-
Araguaia	15	90.472	1.252	66.375	45,50	31,2	1661,4	Água Azul do Norte, Bannach, Conceição do Araguaia, Cumaru do Norte, Floresta do Araguaia, Ourilândia do Norte, Pau d'Arco, Redenção, Rio Maria, Santa Maria das Barreiras, Santana do Araguaia, São Félix do Xingu, Sapucaia, Tucumã, Xinguara.
Baixo Amazonas	13	224.240	14.071	20.736	71,36	27,8	2076,6	Alenquer, Almeirim, Belterra, Curuá, Faro, Juruti, Monte Alegre, Óbidos, Oriximiná, Prainha, Santarém, Terra Santa.
Carajás	12	15.923	389	27.884	25,93	30,8	1693,5	Bom Jesus do Tocantins, Brejo Grande do Araguaia, Canaã dos Carajás, Curionópolis, Eldorado dos Carajás, Marabá, Palestina do Pará, Parauapebas, Piçarra, São Domingos do Araguaia, São Geraldo do Araguaia, São João do Araguaia.
Guajará	5	496	635	688	7,59	28,2	2922,9	Belém, Ananindeua, Benevides, Marituba, Santa Bárbara do Pará
Guamá	18	2.892	1.339	7.857	4,63	28,6	2593,2	Castanhal, Colares, Curuçá, Igarapé-Açu, Inhangapi, Magalhães Barata, Maracanã, Marapanim, Santa Isabel do Pará, Santa Maria do Pará, Santo Antônio do Tauá, São Caetano de Odivelas, São Domingos do Capim, São Francisco do Pará, São João da Ponta, São Miguel do Guamá, Terra Alta e Vigia.
Lago de Tucuruí	7	13.953	2.860	22.993	23,30	29,0	2598,0	Breu Branco, Goianésia do Pará, Itupiranga, Jacundá, Nova Ipixuna, Novo Repartimento e Tucuruí.
Marajó	15	61.214	13.548	4.121	51,91	28,4	2679,0	Afuá, Anajás, Bagre, Breves, Cachoeira do Arari, Chaves, Curalinho, Gurupá, Melgaço, Muaná, Ponta de Pedras, Portel, Salvaterra, Santa Cruz do Arari, São Sebastião da Boa Vista e Soure
Rio Caeté	15	3.513	437	11.585	8,54	29,1	2259,1	Augusto Corrêa, Bonito, Bragança, Cachoeira do Piriá, Capanema, Nova Timboteua, Peixe-Boi, Primavera, Quatipuru, Salinópolis, Santa Luzia do Pará, Santarém Novo, São João de Pirabas, Tracuateua e Viseu.
Rio Capim	16	23.861	146	38.285	4,30	29,8	2514,2	Abel Figueiredo, Aurora do Pará, Bujaru, Capitão Poço, Concórdia do Pará, Dom Eliseu, Garrafão do Norte, Ipixuna do Pará, Irituia, Mãe do Rio, Nova Esperança do Piriá, Ourém, Paragominas, Rondon do Pará, Tomé-Açu, Ulianópolis.
Tapajós	6	156.912	2.463	17.914	64,42	27,8	2383,1	Aveiro, Itaituba, Jacareacanga, Novo Progresso, Rurópolis e Trairão
Tocantins	11	15.386	2.950	14.629	4,86	28,2	2859,5	Abetetuba, Acará, Baião, Barcarena, Cametá, Igarapé-Miri, Limoeiro do Ajuru, Mocajuba, Moju, Oeiras do Pará e Tailândia.
Xingu	10	206.032	3.838	31.624	69,82	28,1	2009,5	Altamira, Anapu, Brasil Novo, Medicilândia, Pacajá, Placas, Porto do Moz, Senador José Porfírio, Uruará e Vitória do Xingu.

* RI - Regiões de Integração

Fonte: Adaptado de INPE/TERRACLASS-PRODES (2018); FAPESPA (2020).

Tabela 7 – Característica habitação, saneamento e saúde das Regiões de Integração do Pará.

Regiões de Integração	% Domicílios com água encanada (rede e poço) 2010	% Domicílios com esgotamento sanitário (rede e fossa) 2010	% Domicílios com coleta de resíduos 2010	% Domicílios sem banheiros ou sanitários exclusivos 2010	Gastos com saneamento <i>per capita</i> (em R\$) 2017	Expectativa de vida (em anos) em 2017	Taxa de Mortalidade em Menores que 05 Anos 2017	Taxa de Mortalidade de Infantil 2017	% Cobertura da população pelas ESF (2017)	Nº de Leitos por mil hab. (2017)
Pará	84,78	31,10	70,54	4,19	50,19	72,58	18,21	15,40	58,95	2,02
Araguaia	89,12	15,84	60,41	7,40	7,78	72,89	19,84	16,77	84,11	2,27
Baixo Amazonas	74,67	27,70	59,70	2,48	24,06	73,30	21,88	19,23	68,82	1,63
Carajás	90,86	31,07	74,53	5,50	69,94	70,67	18,39	15,67	85,67	1,66
Guajará	94,76	61,12	95,94	1,29	128,92	71,61	15,56	13,63	72,09	3,12
Guamá	88,25	19,79	67,08	3,09	7,42	72,70	14,40	12,03	91,27	1,35
Lago de Tucuruí	87,78	12,25	67,90	9,71	46,47	73,83	17,42	15,38	61,16	1,69
Marajó	49,86	11,70	41,51	6,71	8,97	76,29	19,26	14,96	57,64	0,97
Rio Caeté	82,70	27,75	52,79	3,55	14,73	73,53	19,62	16,35	96,65	1,80
Rio Capim	85,41	10,72	61,40	5,23	29,43	73,24	15,01	13,14	72,07	1,91
Tapajós	82,63	12,12	60,56	3,99	9,23	70,46	24,50	22,23	63,24	2,27
Tocantins	71,43	14,30	55,73	4,73	12,19	73,51	20,94	16,58	51,54	1,12
Xingu	80,38	12,19	50,20	10,47	4,72	71,48	17,64	13,97	74,55	1,81

* RI - Regiões de Integração

Fonte: Adaptado de PNUD/IPEA/FJP (2013); DATASUS (2018); FINBRA/ SICONFI/STN (2018); FAPESPA (2020).

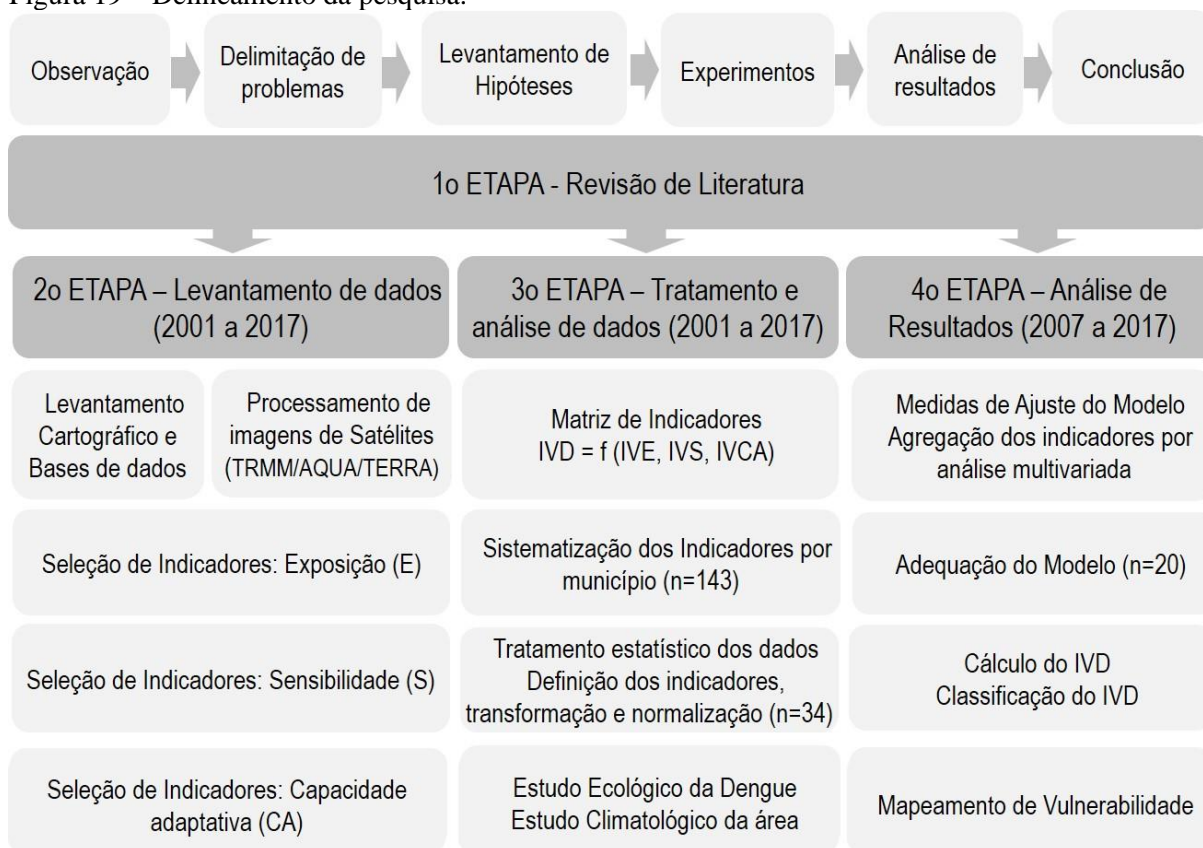
3.2 Delineamento metodológico da pesquisa

A pesquisa foi embasada no método científico-estatístico. O estudo foi fundamentado na aplicação de teorias estatísticas, o que constituiu um importante auxílio na investigação realizada. O desenvolvimento do Índice de Vulnerabilidade Socioambiental da Dengue (IVD) teve o intuito de esclarecer alguns questionamentos e problemáticas da pesquisa. Isso foi possível a partir de conhecimentos científicos que representam uma dada realidade ou uma aproximação das características *in loco*. Esta pesquisa científica foi classificada quanto aos fundamentos teórico-metodológicos da natureza, dos objetivos, da abordagem do problema e dos procedimentos, segundo Santos (2000), Gil (2002) e Marconi e Lakatos (2005).

Trata-se de um estudo que apresenta as premissas delineadas para a pesquisa aplicada, pois teve por objetivo o desenvolvimento de um modelo estatístico para construção de um índice sintético, a partir de indicadores integrados a três componentes de vulnerabilidade: exposição, sensibilidade e capacidade adaptativa. Assim, a pesquisa foi importante para investigação do grau de vulnerabilidade socioambiental entre os municípios paraenses, bem como suas limitações no estudo para o enfrentamento da doença da dengue. Tendo em vista a temática proposta, efetuou-se um estudo de caráter explicativo e abordagem quali-quantitativa, fundamentado por meio da revisão sistemática da literatura. Quanto ao procedimento, o método caracterizou-se pela investigação experimental-estatística. Assim, o método foi fundamentado na aplicação de técnicas estatísticas e buscou-se mensurar os possíveis relacionamentos entre as variáveis dependentes e independentes. Essa mensuração possibilitou a compreensão da problemática da pesquisa e o auxílio para a utilização na tomada de decisões (GIL, 2002; MARCONI; LAKATOS, 2005).

Neste sentido, o processo para investigação da pesquisa envolveu quatro etapas básicas, conforme a Figura 19. A evolução do método utilizado está representada da seguinte forma: observação, delimitação de problemas, levantamento de hipóteses, experimentação, análise de resultados e conclusão. Na primeira etapa foi realizada uma revisão sistemática da literatura, referente à fundamentação teórica, com o intuito de orientar o desenvolvimento da pesquisa.

Figura 19 – Delineamento da pesquisa.



Fonte: Elaboração própria (2021).

Segundo Gil (2002), a revisão sistemática da literatura sobre o tema de pesquisa consistiu na investigação sistemática e explícita, para identificação, seleção e apreciação crítica de pesquisas relevantes. Dessa forma, foi feita uma síntese dos resultados dos estudos selecionados. Para a identificação dos estudos relevantes, foram consultados os seguintes bancos de dados de periódicos: Scopus, *Science Direct*, *Scientific Electronic Library Online - SciELO*, *Medical Literature Analysis and Retrieved System - MEDLINE*, Literatura Latino-americana e do Caribe em Ciências da Saúde - Lilacs, U.S. *National Library of Medicine - PubMed* e Periódico CAPES. Foram acessadas, ainda, várias plataformas de banco de dados eletrônicos de domínio público nacionais e internacionais. Além disso, foram consultados vários livros, boletins epidemiológicos e relatórios de informações de saúde dos municípios de acesso público, visando a melhor estruturação conceitual para sustentação do desenvolvimento da pesquisa.

Na segunda etapa, procurou-se fazer o levantamento de dados a partir de indicadores que integram as componentes de vulnerabilidade socioambiental evidenciadas em literatura publicada. Considerou-se: periodicidade da coleta de dados, correção, apuração e apresentação dos dados (mapas, gráficos e tabelas).

Na terceira etapa foram realizados o tratamento e a análise de dados. Além disso, foi feita a interpretação dos dados, aplicação de técnicas estatísticas e formas de preparação de dados, para um melhor desempenho do modelo estatístico. Por fim, na quarta etapa foi efetuada a análise dos resultados a partir da agregação de indicadores relevantes para construção do modelo estatístico do Índice de Vulnerabilidade Socioambiental da Dengue (IVD). Utilizou-se técnicas multivariadas, o que abrangeu também a apresentação dos resultados da pesquisa (mapas, gráficos e tabelas).

Diante do que foi observado, ressalta-se que o IVD, nesta pesquisa, tem um papel informativo importante na mensuração da situação a partir de um conjunto de dados primários da população estudada. Dessa forma, o IVD apresentou sistematicamente a análise de vulnerabilidade socioambiental para o enfrentamento de doenças nos municípios em estudo (SICHE *et al.*, 2007; SCHUMANN; MOURA, 2015; MORAES *et al.*, 2016).

3.3 Levantamento de dados

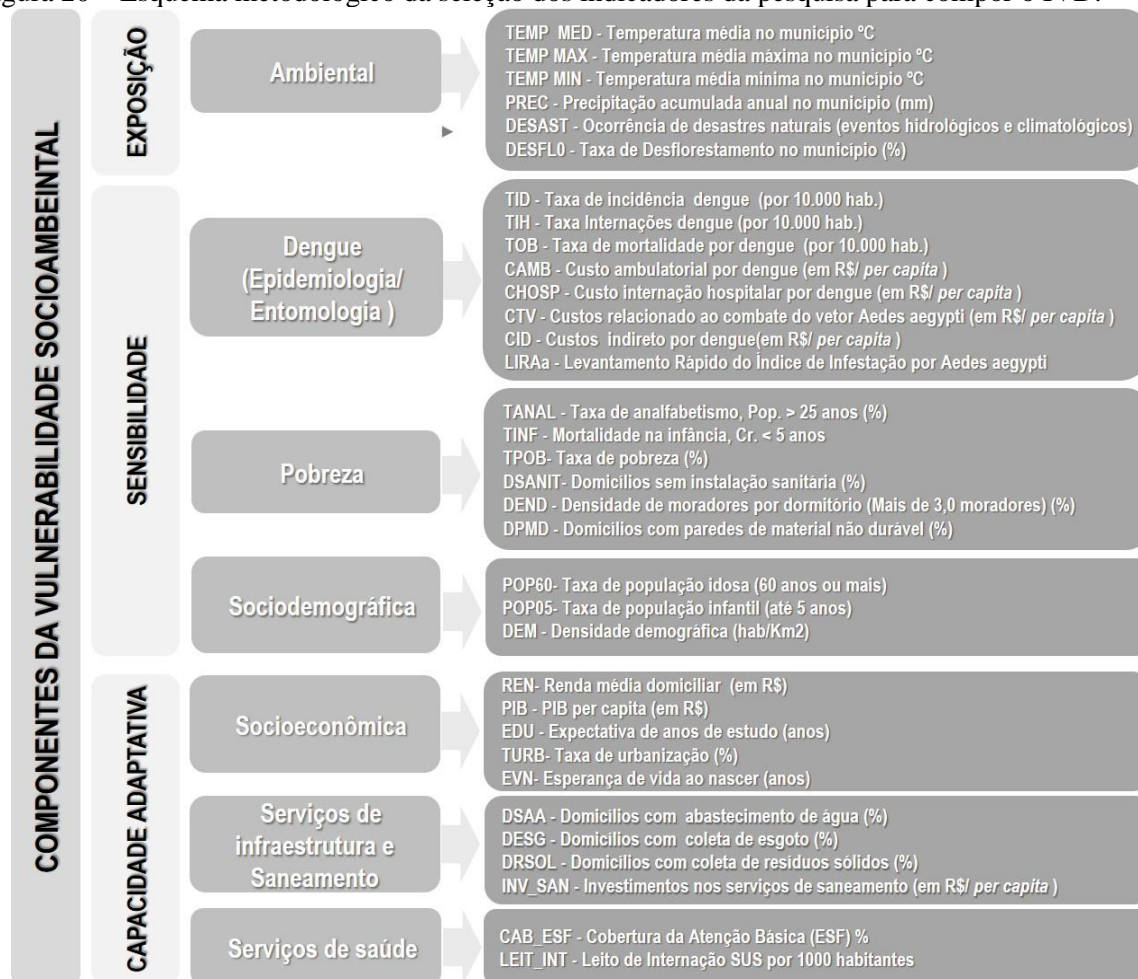
Durante o levantamento da literatura científica nacional e internacional, buscou-se conhecer as especificidades da temática estudada. Além disso, mapearam-se as variáveis e indicadores que melhor representassem o estudo da vulnerabilidade socioambiental nos municípios, como proposto em estudos de: Confalonieri *et al.* (2009), Dickin *et al.* (2013), Santos *et al.* (2017), Quintão *et al.* (2017), Menezes *et al.* (2018) e Santos *et al.* (2019).

A seleção inicial dos indicadores da pesquisa se deu de forma indutiva, com base na expertise de pesquisadores na construção de indicadores, foram pré-selecionados um conjunto com 34 indicadores. A partir do que foi investigado neste estudo, buscou-se coletar dados de um universo amostral de 17 anos (período de 2001 a 2017). Os indicadores selecionados foram adotados para as análises de 143 municípios do Estado do Pará, com exceção do mais novo município Mojuí dos Campos instalado em 2013, localizado no oeste do Pará e ex distrito do município de Santarém.

Na Figura 20 está descrito o esquema metodológico realizado para seleção de variáveis e definição de 34 indicadores distribuídos em 7 dimensões, consideradas relevantes na construção do IVD. A componente de exposição agrega 6 indicadores na dimensão ambiental. Com esta componente esperou-se uma relação negativa entre as variáveis explicativas (valores baixos) e uma vulnerabilidade menor. A componente de sensibilidade engloba 17 indicadores em três dimensões: pobreza, aspecto sociodemográfico e dengue (aspectos epidemiológicos e entomológicos), nesta espera encontrar-se uma relação negativa entre as variáveis explicativas

(valores baixos) e uma menor vulnerabilidade. Por fim, a componente de capacidade adaptativa foi composta por 11 indicadores em três dimensões: socioeconômica, serviços de infraestrutura, saneamento e saúde, esperou-se nesta, uma relação positiva entre as variáveis explicativas (valores altos) e uma vulnerabilidade menor.

Figura 20 – Esquema metodológico da seleção dos indicadores da pesquisa para compor o IVD.



Fonte: Elaboração própria (2021).

Os estudos de Dickin *et al.* (2013), Quintão *et al.* (2017) e Menezes *et al.* (2018) mostram que a exposição e a sensibilidade podem elevar a vulnerabilidade no sistema analisado. Por outro lado, a capacidade adaptativa pode reduzir a vulnerabilidade. Dessa forma, as componentes da vulnerabilidade possibilitam identificar quais áreas apresentam um maior risco quanto à ocorrência de epidemias. Assim como identificar as áreas mais suscetíveis à dengue e as áreas que apresentam maior adaptação na ocorrência de surtos da doença. Portanto, nos Quadros a seguir de 9 a 12 são apresentados o conjunto de indicadores da pesquisa, visando a modelagem do Índice de Vulnerabilidade Socioambiental da Dengue (IVD).

Quadro 9 – Descrição do conjunto de indicadores da componente exposição.

Dimensão	Variáveis de Exposição	Descrição	Fonte	Validação pela Literatura
Ambiental	Temperatura média (C)	A média da temperatura (média, máxima e mínima) anual no município, no período de estudo. Em geral, maior anomalia de aumento de temperatura média indica maior exposição do território aos efeitos negativos das mudanças climáticas.	NASA, 2017 (Terra/Aqua_MODIS_MOD11/MYD1)	Ely (2013); Gomes <i>et al.</i> (2015); Gomes <i>et al.</i> (2017); Quintão <i>et al.</i> (2017); Menezes <i>et al.</i> (2018) e Santos <i>et al.</i> (2019).
	Precipitação acumulada (mm/ano)	A média da precipitação acumulada anual no município, no período de estudo. Em geral, maior anomalia na precipitação indica maior exposição do território aos efeitos negativos das mudanças climáticas.	NASA, 2017 (TRMM_versão 3B43)	Ely (2013); Tibúrcio; Corrêa (2012), Santos <i>et al.</i> (2017); Valverde (2017); Gomes <i>et al.</i> (2017); Souza <i>et al.</i> (2018)
	Ocorrência de desastres naturais (eventos hidrológicos e climatológicos)	Consideram-se eventos hidrológicos situações de alagamentos, enchentes e inundações, bem como os climatológicos: as secas e estiagens ocorridas no município. Razão entre o número de ocorrência de desastres naturais (eventos hidrológicos e climatológicos) declarados por município e os eventos totais dos municípios, no período de estudo. Quanto maior a ocorrência de eventos de desastres naturais no município, mais exposto/vulnerável é o município.	CEPED-UFSC, 2012; S2ID/SEDEC, 2018	Freitas <i>et al.</i> (2014); Gomes <i>et al.</i> (2017); Quintão <i>et al.</i> (2017); Menezes <i>et al.</i> (2018) e Santos <i>et al.</i> (2019).
	Taxa de Desflorestamento (%)	Razão entre a área com desflorestamento e a área total do município, no período de estudo. Considera-se supressão total da vegetação florestal, ou corte raso, influenciado pelas atividades de Agricultura, Mineração, Área Urbana, Mosaico de Ocupações, Pasto com solo Exposto, Pasto Limpo, Pasto Sujo, Regeneração com Pasto e outros. A floresta nativa protegida, garante uma resiliência natural aos impactos negativos das mudanças climáticas, reduzindo a sensibilidade da população.	INPE/ PRODES, 2018; INPE/TERRACLAS S, 2018	Saccaro Junior <i>et al.</i> (2015); Gomes <i>et al.</i> (2017); Quintão <i>et al.</i> (2017); Menezes <i>et al.</i> (2018) e Santos <i>et al.</i> (2019).

Fonte: Elaboração própria (2021).

Quadro 10 – Descrição do conjunto de indicadores da componente sensibilidade, somente pobreza e sociodemográfica.

Dimensão	Variáveis de Sensibilidade	Descrição	Fonte	Validação pela Literatura
Pobreza	Taxa de analfabetismo - 25 anos ou mais (%)	Razão entre o número de pessoas de 25 anos ou mais de idade analfabetas e a população total nessa faixa etária.	PNUD (2013)	Gomes <i>et al.</i> (2017); Santos <i>et al.</i> (2017); Quintão <i>et al.</i> (2017); Menezes <i>et al.</i> (2018) e Santos <i>et al.</i> (2019).
	Mortalidade na infância, criança < 5 anos (%)	Número de óbitos de menores de cinco anos de idade, por mil nascidos vivos, na população residente em determinado espaço geográfico, no ano considerado. A mortalidade na infância reflete as condições de vida de uma população em função da eficiência da saúde pública e do saneamento básico.	PNUD (2013); FAPESPA 2020, DATASUS, 2018	Santos <i>et al.</i> (2017); Quintão <i>et al.</i> (2017); Menezes <i>et al.</i> (2018)
	Taxa de Pobreza (%)	Pessoas que convivem em domicílios com renda mensal inferior a ½ salário mínimo <i>per capita</i> .	PNUD (2013); FAPESPA 2020	Gomes <i>et al.</i> (2017); Santos <i>et al.</i> (2017); Quintão <i>et al.</i> (2017); Menezes <i>et al.</i> (2018); Souza <i>et al.</i> (2018) e Santos <i>et al.</i> (2019).
	Densidade de moradores por dormitório (mais de 3,0 moradores) (%)	Proporção de pessoas convivendo em cômodo ou dormitório que possuem mais de três pessoas.	IBGE (2010)	Souza <i>et al.</i> (2018); Valverde (2017);
	Domicílios com paredes de material não durável (%)	Proporção de domicílios com paredes em material não durável - quando as paredes externas do prédio são predominantemente de taipa, madeira, palha ou outros materiais.	IBGE (2010)	Souza <i>et al.</i> (2018); Valverde (2017);
	Domicílios sem banheiros ou sanitários exclusivos (%)	Proporção de domicílios que possuem banheiro ou sanitário de uso exclusivo dos moradores dos mesmos.	IBGE (2010)	Gomes <i>et al.</i> (2017); Santos <i>et al.</i> (2017); Quintão <i>et al.</i> (2017); Menezes <i>et al.</i> (2018) e Santos <i>et al.</i> (2019)
Sociodemográfica	Densidade demográfica (hab/Km ²)	É a razão entre o número de habitantes e a extensão de determinado espaço geográfico. Elevados níveis de densidade demográfica e urbanização desordenada normalmente indicam maior sensibilidade às mudanças climáticas.	IBGE (2010); FAPESPA 2020	Gomes <i>et al.</i> (2017); Santos <i>et al.</i> (2017); Quintão <i>et al.</i> (2017); Menezes <i>et al.</i> (2018); Souza <i>et al.</i> (2018) e Santos <i>et al.</i> (2019).

	Esperança de vida ao nascer (anos)	Número médio de anos que um indivíduo pode esperar viver se submetido, desde o nascimento, às taxas de mortalidade, conforme ano de observação.	PNUD (2013); FAPESPA 2020	Santos <i>et al.</i> (2017); Quintão <i>et al.</i> (2017); Menezes <i>et al.</i> (2018) e Santos <i>et al.</i> (2019).
	Taxa de população idosa (60 anos ou mais)	Proporção da população com 60 e mais anos de idade, em determinado espaço geográfico, no ano considerado. Quanto maior o percentual de população idosa em risco, mais exposto e vulnerável.	IBGE (2010); FAPESPA 2020	Quintão <i>et al.</i> (2017); Menezes <i>et al.</i> (2018); Souza <i>et al.</i> (2018) e Santos <i>et al.</i> (2019).
	Taxa de População de até 5 anos	Proporção da população com menos de cinco anos de idade, na população total residente em determinado espaço geográfico, no ano considerado. Quanto maior a proporção de população infantil, mais sensível.	IBGE (2010); FAPESPA 2020	Quintão <i>et al.</i> (2017); Menezes <i>et al.</i> (2018); Souza <i>et al.</i> (2018) e Santos <i>et al.</i> (2019).

Fonte: Elaboração própria (2021).

Quadro 11 – Descrição do conjunto de indicadores da componente sensibilidade da dengue (epidemiologia e entomológico)

Dimensão	Variáveis de Sensibilidade	Descrição	Fonte	Validação pela Literatura
Epidemiologia	Custo direto ambulatorial por dengue (em R\$/ <i>per capita</i>)	Custo direto de atendimento médico ambulatorial SUS pelo agravo de dengue por habitante (em R\$), no ano considerado.	SINAN/ DATASUS (2018)	Martelli <i>et al.</i> (2015); Teich, <i>et al.</i> (2017); Camasmie Abe K, <i>et al.</i> (2018)
	Custo direto internação por dengue (em R\$/ <i>per capita</i>)	Custo direto de internação SUS pelo agravo de dengue por habitante (em R\$), no ano considerado.	SINAN/ DATASUS (2018); SIH/ DATASUS (2018)	Martelli <i>et al.</i> (2015); Teich, <i>et al.</i> (2017); Camasmie Abe K, <i>et al.</i> (2018)
	Custos indireto por dengue (em R\$/ <i>per capita</i>)	Custo indireto (representa o absenteísmo escolar e a perda de produtividade) pelo agravo de dengue por habitante (em R\$), relacionado aos períodos de afastamento das atividades para recuperação, com base no PIB per capita nacional (em R\$), no ano considerado.	SINAN/ DATASUS (2018); IBGE, 2018	Martelli <i>et al.</i> (2015); Teich, <i>et al.</i> (2017); Camasmie Abe K, <i>et al.</i> (2018)
	Taxa de incidência de dengue (por 10.000 hab.)	Número de casos novos confirmados de dengue (inclui todas as classificações – códigos A90-A91 da CID-10), por 10 mil habitantes, na população residente em determinado espaço geográfico, no ano considerado. Quanto maior a incidência média da doença, mais sensível/ vulnerável a população.	SINAN/DATASUS (2018)	Confalonieri <i>et al.</i> (2009), Tibúrcio; Corrêa (2012), Santos <i>et al.</i> (2017); Quintão <i>et al.</i> (2017); Menezes <i>et al.</i> (2018); Chaves <i>et al.</i> (2018)
	Taxa de internação hospitalar por dengue (por 10.000 hab.)	Número de casos de internação por agravo de dengue (inclui todas as classificações), por 10 mil habitantes, na população residente em determinado espaço geográfico, no ano considerado.	SIH/ DATASUS (2018)	Camasmie Abe; Miraglia (2018); Camasmie Abe K, <i>et al.</i> (2018); Vieira Machado <i>et al.</i> (2014)
	Taxa de mortalidade por dengue (por 10.000 habitantes)	Número absoluto de óbitos por dengue registrados no período (inclui todas as classificações), por 10 mil habitantes, na população residente em um determinado espaço geográfico, no ano considerado. Quanto maior a mortalidade pela dengue, mais sensível/ vulnerável a população.	SIM/DATASUS (2018)	Paixão <i>et al.</i> (2015); Nunes <i>et al.</i> (2019)

Entomológica	Custos ao combate do vetor <i>Aedes aegypti</i> (em R\$/ per capita)	Custos públicos anuais do governo federal referente ao combate ao vetor <i>Aedes</i> (inclui recursos humanos e aquisição de inseticidas e larvicidas), constitui-se de despesas do Piso Fixo de Vigilância em Saúde (PFVS), Piso Variável de Vigilância em Saúde (PVVS) e da Assistência Financeira Complementar (AFC).	FNS/MS, 2018 e e-SIC (2017)	Zara <i>et al.</i> (2016); Teich, <i>et al.</i> (2017)
	Levantamento Rápido do Índice de Infestação por <i>Aedes aegypti</i> - LIRAA/LIA	É um método de amostragem do tipo conglomerado em dois estágios (quarteirões/imóveis), que monitora a densidade larvária por meio dos indicadores entomológicos: Índice de Infestação Predial (IIP), Índice de Breteau (IB) e o Índice por Tipo de Recipiente (ITRP). O IIP é obtido pela relação entre os imóveis com registros da presença do <i>Aedes aegypti</i> (imóveis positivos) e os imóveis inspecionados, utilizado para mensurar o nível populacional do vetor, segundo situação de risco de surto. No entanto o ITRP foi calculado pelo número de depósitos infestados pelo mosquito <i>Aedes aegypti</i> durante a inspeção dos imóveis. Podendo ser classificados em cinco grandes grupos: A (A1 e A2), B, C, D (D1 e D2) e E.	PNCD/Vigilância em Saúde/ MS (2018) e e-SIC (2017)	Souza <i>et al.</i> (2018); Oliveira, <i>et al.</i> (2018); Merêncio <i>et al.</i> (2018) e Rivas <i>et al.</i> (2018)

Fonte: Elaboração própria (2021).

Quadro 12 – Descrição do conjunto de indicadores da componente capacidade adaptativa.

Dimensão	Variáveis da Capacidade Adaptativa	Descrição	Fonte	Validação pela Literatura
Socioeconômico	Taxa de urbanização ou Grau de urbanização (%)	Percentual entre a população da área urbana em relação à população total, no ano considerado.	IBGE (2010); FAPESPA 2020	Valverde (2017); Souza <i>et al.</i> (2018);
	Esperança de vida ao nascer (anos)	Número médio de anos que um indivíduo pode esperar viver se submetido, desde o nascimento, às taxas de mortalidade, ano de observação.	PNUD (2013); FAPESPA 2020	Santos <i>et al.</i> (2017); Quintão <i>et al.</i> (2017); Menezes <i>et al.</i> (2018) e Santos <i>et al.</i> (2019).
	Renda per capita média (em R\$)	Média dos rendimentos mensais de todos os trabalhos e de todas as fontes. Um município com maior renda per capita tem maior capacidade de adaptação aos efeitos negativos das mudanças climáticas.	PNUD (2013); FAPESPA 2020	Gomes <i>et al.</i> (2017); Santos <i>et al.</i> (2017); Quintão <i>et al.</i> (2017); Menezes <i>et al.</i> (2018) e Santos <i>et al.</i> (2019).
	Expectativa de estudo aos 18 anos de idade (anos)	Média de anos de estudo quando considerado apenas a população de 18 anos de idade, em determinado espaço geográfico, no ano estudado. Uma educação deficiente ou inexistente forma cidadãos que não estão preparados para lidar com os efeitos negativos das mudanças climáticas.	PNUD (2013); FAPESPA 2020	Valverde (2017); Santos <i>et al.</i> (2019)
	PIB per capita (em R\$)	Valor médio agregado por indivíduo, em moeda corrente e a preços de mercado, dos bens e serviços finais produzidos em determinado espaço geográfico, no ano estudado. Considera-se o Produto Interno Bruto (PIB) total do município no ano, em reais, dividido pela sua população total.	IBGE (2010); FAPESPA 2020	Chaves <i>et al.</i> (2013); Gomes <i>et al.</i> (2017);
Serviços e infraestrutura de saneamento	Domicílios com abastecimento de água (%)	Percentual dos domicílios particulares permanentes com abastecimento de água, proveniente de rede geral, poço ou nascente, em determinado espaço geográfico, no ano considerado. A água potável, associada à pobreza e outros riscos, como subnutrição e problemas de higiene, torna a população mais sensível às mudanças climáticas.	IBGE (2010); FAPESPA 2020; SNIS, 2018	Confalonieri <i>et al.</i> (2009); Flauzino <i>et al.</i> (2011); Tibúrcio; Corrêa (2012); Chaves <i>et al.</i> (2013); Gonçalves <i>et al.</i> (2014); Valverde (2017); Santos <i>et al.</i> (2019)
	Domicílios com coleta de esgoto (%)	Percentual dos domicílios particulares permanentes com esgoto sanitário coletado adequado por meio da rede geral de esgoto ou fossa séptica, em determinado espaço geográfico,	IBGE (2010); FAPESPA 2020; SNIS, 2018	Confalonieri <i>et al.</i> (2009); Flauzino <i>et al.</i> (2011); Tibúrcio; Corrêa (2012);

		no ano considerado. As condições sanitárias do município impactam sua sensibilidade na medida em que um esgotamento sanitário ineficiente ou inexistente pode afetar a população e o meio ambiente.		Chaves <i>et al.</i> (2013); Gonçalves <i>et al.</i> (2014); Valverde (2017); Santos <i>et al.</i> (2019)
	Domicílios com coleta de resíduos sólidos (%)	Percentual de domicílios particulares permanentes com coleta de resíduos sólidos urbanos atendidos, direta ou indiretamente, por serviço regular de coleta de lixo domiciliar, em determinado espaço geográfico, no ano considerado.	IBGE (2010); FAPESPA 2020; SNIS, 2018	Confalonieri <i>et al.</i> (2009); Flauzino <i>et al.</i> (2011); Tibúrcio; Corrêa (2012); Chaves <i>et al.</i> (2013); Gonçalves <i>et al.</i> (2014); Valverde (2017)
	Investimentos nos serviços de saneamento (em R\$/ per capita)	Gastos orçamentários anuais das subjunções Saneamento, dividido pela população total do município, em reais. Um município que investe mais em saneamento tem maior capacidade de lidar com os efeitos negativos das mudanças climáticas, ou seja, maior adaptação da população.	FINBRA/ SICONFI/STN, 2018; SNIS, 2018	Flauzino <i>et al.</i> (2011); Gomes <i>et al.</i> (2017);
Serviços de saúde	Leito de Internação SUS (por 1000 habitantes)	Número de leitos hospitalares conveniados ou contratados pelo Sistema Único de Saúde (SUS), por mil habitantes, em determinado espaço geográfico, no ano considerado. Quanto maior o número de leitos (ambulatoriais, urgência, unidade de tratamento intensivo e internação), menos vulnerável/mais adaptável a população está.	DATASUS, 2018; FAPESPA 2020	Menezes <i>et al.</i> (2018); Santos <i>et al.</i> (2019)
	Cobertura da Atenção Básica (ESF) %	Percentual de cobertura da população estimada atendida pela Equipe de Saúde da Família (ESF), recomenda-se uma equipe para cada grupo de 3.000 pessoas, em relação à população total residente no município e ano avaliado. Um município que investe mais em saúde tem maior capacidade de lidar com os efeitos negativos das mudanças climáticas, ou seja, maior adaptação da população.	SIAB/SCANES/DATASUS, 2018; FAPESPA 2020	Teixeira; Medronho (2008); Cazola <i>et al.</i> (2014); Menezes <i>et al.</i> (2018); Neves, <i>et al.</i> 2018; Santos <i>et al.</i> (2019)

Fonte: Elaboração própria (2021).

No Quadro 9 estão os indicadores da componente de exposição. Os dados estimados de precipitação acumulada (mm/mensal) e de temperatura superficial da terra (em °C/mensal), compreenderam o período de janeiro de 2001 a dezembro de 2017. O conjunto de dados de estimativas de precipitação acumulada foi obtido no site da NASA pelo satélite TRMM, pelo produto 3B43_versão 7, com resolução espacial de 0,25°, na faixa entre 50°N e 50°S, metodologia semelhantes aos empregados de Franchito *et al.* (2009), Pereira *et al.* (2013) e Serrão *et al.* (2016). Contudo, o conjunto de dados de estimativas de temperatura superficial da terra foi obtido no site da NASA, entretanto pelos satélites Terra (lançado em 2000) e Aqua (lançado em 2002), com sensor MODIS (produtos MOD11 e MYD11) e resolução espacial de aproximadamente 5,6 km, metodologia semelhante foi realizada por Latorre *et al.* (2003) e Camparotto *et al.* (2013).

Os registros dos desastres naturais no Brasil estão organizados em quatro categorias de eventos (meteorológicos, hidrológicos, climatológicos, geofísicos/geológicos), como indicado no Atlas Brasileiro dos Desastres Naturais (CEPED-UFSC, 2012; FREITAS *et al.*, 2014). Para obtenção dos dados de desastres naturais nos municípios do estado do Pará, ocorridos no período de 2001 a 2017, foram quantificados os eventos climatológicos (seca e estiagem) e os eventos hidrológicos (alagamento, inundações bruscas ou enxurradas e inundações graduais ou enchentes). Os eventos foram quantificados no site eletrônico da Secretaria Nacional de Proteção e Defesa Civil (SEDEC), através da análise das séries históricas de Reconhecimentos de Situação de Emergência (SE) e Estado de Calamidade Pública (ECP). As séries de dados estão disponibilizadas no Sistema Integrado de Informações sobre Desastres (S2ID), no endereço eletrônico <https://s2id.mi.gov.br/paginas/series/> (S2ID, 2018).

Os dados de estimativas de desflorestamento detectados nos municípios do estado, do período de 2001 a 2017, provenientes das atividades de agricultura anual, mineração, área urbana, mosaico de ocupações, pasto com solo exposto, pasto limpo, pasto sujo e regeneração com pasto. Os dados foram obtidos pelo Projeto de Monitoramento do Desmatamento na Amazônia Legal por Satélite (PRODES, 2018). O projeto está vinculado ao Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE, 2018), que disponibiliza os dados pelo site <http://www.dpi.inpe.br/prodesdigital/prodesmunicipal.php>. O programa tem como objetivo o monitoramento dos tipos de cobertura e uso da floresta amazônica brasileira, e utiliza imagens de satélites Landsat-TM e CBERS-CCD (resolução espacial de 30 e 20 metros, respectivamente) para detectar o desmatamento de corte raso em áreas superiores a 6,25 hectares nos municípios (INPE, 2015).

Os dados socioeconômicos e demográficos de censos e estimativas, inerentes à área de estudo, foram obtidos nas plataformas do IBGE. Utilizou-se, para isso, o Sistema de Recuperação Automática (SIDRA/IBGE), juntamente com as pesquisas de censo e as estimativas de pesquisas domiciliares PNAD/IBGE. Ocorreu, também, a consulta de dados na plataforma Atlas de Desenvolvimento Humano no Brasil, versão 2013 e 2020, geridos pelo Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA), Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (PNUD) e Fundação João Pinheiro (FJP). Por fim, foram consultados os bancos de dados estaduais, disponibilizados pela Fundação Amazônia de Amparo a Estudos e Pesquisas (FAPESPA), no endereço eletrônico <http://www.fapespa.pa.gov.br/>.

Com relação à componente de capacidade adaptativa, foram feitas investigações no sistema DATASUS, para obtenção de Informações de Saúde. As principais bases de dados consultadas no sistema DATASUS foram: Indicadores de Saúde e Pactuações (Indicadores e Dados Básicos – IDB e Cadernos de Informação de Saúde), Assistência à Saúde (Sistema de Internação Hospitalar – SIH, Sistema de Informação de Produção Ambulatorial – SIA e Sistema de Informações de Atenção Básica – Sistema de Saúde da Família – SIAB), Epidemiologia e Morbidade (Sistema de Informações Morbidade Hospitalar – SIH, Sistema de Informações de Doenças de Notificação e outros agravos – SINAN), Demográfica e Socioeconômica (população residente, educação, trabalho e renda, saneamento e PIB). Foram investigadas, também, a Rede Assistencial (CNES – Estabelecimentos, Recursos Físicos e Equipes de Saúde) e Estatísticas Vitais (Sistema de Informações de Mortalidade – SIM, pela CID-10). As informações que não estavam disponíveis no sistema foram solicitadas ao Ministério da Saúde pelo Sistema Eletrônico do Serviço de Informações ao Cidadão (e-SIC), desenvolvido pela Controladoria-Geral da União (CGU).

Os dados para estudo dos perfis epidemiológicos e entomológicos da dengue nos municípios paraenses, a partir de 2001 até 2017, foram obtidos no SINAN por meio dos casos notificados de dengue (suspeitos ou confirmados) autóctones, sorotipos circulantes, internações e óbitos. O código “A90” ou “A91”, de acordo com a 10ª Classificação Internacional de Doenças (CID-10) foi utilizado para extrair dados no DATASUS/MS pelo endereço <http://www2.datasus.gov.br/DATASUS/index.php>, contudo as correções de falhas e atualização do banco de dados ocorreu somente a partir de fevereiro de 2019. Diante disso, vários dados da doença dengue foram solicitados para o Departamento de Epidemiologia da Secretaria de Estado da Saúde do Pará (SESPA) pelo Ofício nº 004/2017 – PPGEC/ITEC/UFPA.

As informações entomológicas da dengue pela análise das informações do LIRa nos municípios paraenses, foram solicitadas pelo sistema e-SIC. Assim, o pedido de dados epidemiológicos e entomológicos foram atendidos pelo e-SIC por meio do Protocolo 25820.001863/2019-90, com informações a partir de 2003.

Em relação às informações financeiras relacionadas aos custos com a saúde no país, foram consultados os bancos de dados do Fundo Nacional de Saúde (FNS). O FNS é gerenciado pelo Ministério da Saúde, que registra a série histórica de recursos federais oriundos do SUS e transferidos para os municípios brasileiros. Foram os seguintes ambientes consultados no FNS: SIH/DATASUS, SIA/DATASUS e Sistema de Informações sobre Orçamentos Públicos em Saúde (SIOPS/DATASUS).

Na pesquisa buscou-se analisar os dados de custos da dengue (combate ao vetor, diretos e indiretos) por município, compreendendo de 2001 a 2017. Os dados de custos referentes ao combate ao mosquito-vetor (inclui também recursos humanos, programas específicos e aquisição de inseticidas e larvicidas), foram analisados por município. As informações foram obtidas no FNS/MS, disponível no site: <http://portalfns.saude.gov.br/fundo-a-fundo> e pelo protocolo no e-SIC, sendo disponibilizadas informações pelo Protocolo 25820.007274/2018-34 (custos relacionados à aquisição de inseticidas no combate ao vetor no estado) e protocolo 25820.001864/2019-34 (custos relacionados à manutenção das equipes de Agentes de Combate a Endemias – ACEs). Os dados dos custos diretos da dengue, como tratamento da doença por meio de manejo ambulatorial e hospitalar foram adquiridos no SINAN e SIH por município. Analisou-se, também, os dados dos custos indiretos, pertinentes à perda de produtividade associados à dengue nos municípios associados com o PIB municipal (MARTELLI *et al.*, 2015; TEICH *et al.*, 2017; ABE; MIRAGLIA, 2018).

Os dados dos serviços e infraestrutura de saneamento nos municípios paraenses, obtidos no período de 2001 a 2017, foram retirados dos Censos (IBGE, 2000, 2010) e das estimativas de pesquisas domiciliares do PNAD. Selecionou-se, também, dados da plataforma do Sistema Nacional de Informações sobre Saneamento (SNIS), disponibilizados pela Secretaria Nacional de Saneamento, no endereço <http://app3.cidades.gov.br/serieHistorica/municipio/index>. Porém, não foram considerados os dados da componente de águas pluviais, referentes à drenagem e manejo de águas pluviais urbanas, pois as bases analisadas apresentaram dados insuficientes para análises nos municípios (SNIS, 2017). Os dados referentes aos gastos orçamentários para os serviços de saneamento, apresentados nas Prestações de Contas Anuais (PCA), foram selecionados nas subjunções de Saneamento (17 – Saneamento, 17.511 - Saneamento Básico Rural, 17.512 - Saneamento

Básico Urbano), em consulta às Finanças do Brasil – Dados Contábeis dos Municípios (FINBRA). Esses dados foram obtidos no Sistema de Informações Contábeis e Fiscais do Setor Público Brasileiro (SICONFI), da Secretaria do Tesouro Nacional (STN) do Ministério da Fazenda, pelo endereço https://siconfi.tesouro.gov.br/siconfi/pages/public/consulta_finbra.

Os dados de cobertura populacional da Atenção Básica, nos municípios, foram obtidos pelo Programa Estratégia Saúde da Família, no período de 2007 a 2017. Isso foi feito pelo Histórico de Cobertura por competência e unidade geográfica. Todos os dados são disponibilizados pelo SCNES, vinculado ao Departamento de Atenção Básica, Secretaria de Atenção Primária à Saúde (SAPS/MS), disponível no site: <https://egestorab.saude.gov.br/paginas/ acessoPublico/relatorios/relHistoricoCobertura.xhtml> (SCNES, 2017).

Dado ao exposto, para realização do estudo, a obtenção de todos os dados e informações coletadas da população da área em estudo, atenderam a princípios éticos. Princípios estes, previstos na Resolução nº 466, de 12 de dezembro de 2012 (BRASIL, 2012) e Resolução nº 510, de 7 de abril de 2016 (BRASIL, 2016). Ambas indicadas pelo Conselho Nacional de Saúde (CNS). Dessa forma, é importante ressaltar que os procedimentos metodológicos não envolvem a utilização de dados diretamente obtidos com os participantes ou de informações identificáveis, sendo dispensada a avaliação por Comitê de Ética em Pesquisa (MINISTÉRIO DA SAÚDE, 2013).

3.4 Método e técnicas estatísticas

O método da pesquisa utiliza ferramentas estatísticas para investigar um fenômeno, fundamentado em técnicas e tratamento de dados a serem empregados na construção do modelo estatístico (HAIR *et al.*, 2009; FÁVERO *et al.*, 2009; FIELD *et al.*, 2009).

3.4.1 Tratamento de dados da pesquisa

O conjunto de dados da pesquisa foi organizado em planilhas do Programa no Microsoft® Office Excel® 2010, posteriormente analisadas no Programa estatístico R (R_2.12) e no Programa *Statistical Package for Social Sciences* (SPSS_ versão 25.0). Dessa forma, realizou-se análise descritiva dos dados para conhecimento da população e aplicação dos testes estatísticos, da mesma forma para a escolha da modelagem estatística (HAIR *et al.* 2009; FIELD, 2009).

Para a caracterização da distribuição amostral do conjunto de dados, foram utilizadas medidas de tendência central e de dispersão. As medidas de tendência central, ou medidas de posição, sinalizam o meio da distribuição dos dados (como a média, a mediana e a moda) ou outros pontos importantes da distribuição (como os quartis). As medidas de dispersão, por outro lado, apontam a variabilidade dos dados (como a variância, o desvio padrão, o desvio médio absoluto, a amplitude total e a distância interquartílica) (HAIR *et al.*, 2009; FIELD, 2009).

Na análise dos dados, algumas distribuições podem apresentar “caudas pesadas”, no sentido de que apresentam valores distantes das medidas de tendência central, podendo ser identificadas pela curtose. Caudas pesadas, geralmente, apontam grande variabilidade dos dados e são associadas à ocorrência de valores discrepantes ou extremos (*outliers*), pois são eles os responsáveis pelas distribuições assimétricas. Embora um valor discrepante possa resultar de um erro de medida, pode ser também um resultado real, indicando um comportamento atípico da variável. Nesse caso, o valor de um dado discrepante deve ser estudado, e não removido (FIELD, 2009; PINO, 2014).

Os conjuntos de dados representados por variáveis numéricas assumem diferentes distribuições de frequência. Entre as distribuições, tem-se a normal padrão, conhecida também como Distribuição de Gauss ou Gaussiana. A distribuição normal padrão é representada por um gráfico simétrico. Diz-se que uma variável aleatória y tem distribuição normal, com média μ e variância σ^2 . Assim, escreve-se $y \sim N(\mu, \sigma^2)$, se sua função de densidade de probabilidade é dada pela Equação 2, onde, para $-\infty < y < +\infty$, e $\sigma > 0$. Ela é chamada de distribuição normal padrão se apresentar a média igual a zero e variância igual a um: $y \sim N(0,1)$ (FIELD, 2009; PINO, 2014).

$$f(y) = (2\pi\sigma^2)^{-1/2} \exp\left[-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right] \quad (2)$$

Diante disso, muitos são os procedimentos matemáticos que indicam a transformação mais adequada, de tal forma que os dados transformados tenham distribuição normal ou aproximadamente normal. Assim, o que se procura é uma mudança de escala para estabilizar a variância, procedimento que costuma diminuir a assimetria e aproximar da normal a distribuição da variável. As transformações mais utilizadas são: exponenciais (a^y), logarítmicas ($\log(y)$ ou $\ln - y$), raiz quadrada (\sqrt{y}), hiperbólicas ($1 / \sqrt{y}$), angulares ($\arcsin - \sqrt{y}$), dentre outras. Logo, a transformação de dados pode ser uma boa alternativa estatística para

atender o pressuposto de modelos estatísticos ou lidar com *outliers* (HAIR *et al.*, 2009; RIBEIRO-OLIVEIRA *et al.*, 2018).

O conhecimento da forma da distribuição de probabilidade de uma variável aleatória é importante. Este conhecimento torna-se essencial para a escolha dos métodos estatísticos, pois há a necessidade de comprovação da normalidade multidimensional (esfericidade dos dados), como exemplo, para a aplicação das análises multivariadas. Neste estudo, o primeiro passo para a avaliação da normalidade do conjunto de dados da pesquisa foi a elaboração de histograma, a fim de identificar as assimetrias, descontinuidades de dados e picos multimodais, ou seja, testar se as observações provêm de uma população com distribuição normal.

Após a verificação de normalidade dos dados, há vários testes estatísticos que possibilitam o ajuste dos dados à distribuição normal. Este ajuste é feito a partir de diferentes pressupostos e algoritmos. Com o ajuste realizado, os testes de normalidade sofrem influência com relação ao tamanho amostral e à eficiência. Assim, todos os testes pressupõem a hipótese de normalidade dos dados (H_0), retornando a um *p-value* ou significância $> 0,05$, se resultarem na aderência aos parâmetros de normalidade (FIELD, 2009; HAIR *et al.*, 2009).

A aderência dos dados da pesquisa foi verificada por meio do *Teste de Kolmogorov – Smirnov* (conhecido como teste K–S ou teste KS). É um teste não paramétrico eficiente para diferentes distribuições e tamanhos de amostras. Além disso, este teste fornece o parâmetro valor de prova (*p-value* ou significância), podendo ser interpretado como a medida do grau de concordância entre os dados e a hipótese nula (H_0), sendo H_0 correspondente à distribuição Normal. Quanto menor for o *p-value*, menor é a consistência entre os dados e a hipótese nula (HAIR *et al.*, 2009).

Considera-se uma amostra aleatória simples X_1, X_2, \dots, X_n de uma população com função de distribuição acumulada contínua F_X desconhecida (FIELD, 2009; PINO, 2014). Como critério, compara-se a diferença do valor da variável com um valor crítico, para um dado nível de significância. A estatística utilizada para o Teste K-S é expressa na Equação 3.

$$D_{\text{máx}} = \text{MÁX.} | F'(x) - F(x) | \quad D_{\text{máx}} = \text{MÁX.} | F'(x) - F(x) |, \text{ para } -\infty < x < +\infty \quad (3)$$

Onde:

MÁX. é o valor máximo da série de dados;

$F'(x)$ função de distribuição de probabilidade teórica/assumida para os dados; e

$F(x)$ função de distribuição de probabilidade empírica dos dados.

Neste caso, procurou-se testar a hipótese $H_0: F_X = F$ contra a hipótese alternativa $H_1: F_X \neq F$. Para isto, ordenou-se, de forma crescente, as observações aleatórias da população ($X_{(1)}, X_{(2)}, \dots, X_{(n)}$), com função de distribuição contínua F_X . No caso da análise da normalidade dos dados, assumiu-se F a função de distribuição da normal.

O valor da estatística $D_{MÁX}$ do teste K-S informa a máxima distância absoluta entre as probabilidades empíricas e as teóricas, obtidas sob a função de distribuição de probabilidade em teste. Assim, menores valores da estatística fornecem maiores valores de *p-valor* e, conseqüentemente, maior evidência de não-rejeição da hipótese nula (H_0). Por conseguinte, há maior aderência dos dados à distribuição em teste. De tal modo que, se ao nível de significância estabelecido, o valor observado de $D_{MÁX}$ for maior ou igual ao valor crítico de $D_{MÁX}$ (tabelado), a hipótese de que os dados amostrais provêm de uma população com distribuição teórica $F'(x)$ é rejeitada.

Após, verificada a normalidade do conjunto de dados, na pesquisa, aplicou-se a correlação de *Spearman*, chamado de “valor de r_{ho} ”. A aplicação do teste teve por finalidade a análise da associação e da redundância entre as informações. A correlação de *Spearman* é uma estatística não paramétrica, utilizada para avaliar a força do relacionamento entre duas variáveis, que não depende das hipóteses de um teste paramétrico. Assim, permite que as variáveis se apresentem em escala de mensuração pelo menos ordinal (FIELD, 2009). O cálculo do coeficiente de *Spearman* (r_{ho}) baseia-se no ranking dos valores de x e y , utilizando a seguinte Equação 4.

$$r_{ho} = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n d^2}{n(n^2 - 1)} \quad (4)$$

Onde:

r_{ho} é o coeficiente de correlação de *Spearman*;

d é a diferença entre posições de valores correspondentes das variáveis x e y ;

n = número de pares de ordenações (x_i, y_i);

Σ indica a soma de todos os pares de valores dados.

O coeficiente de *Spearman* apresenta variação entre os valores de -1 e $+1$. Para classificação dos valores do coeficiente de correlação, adotou-se a escala recomendada por Pastrana *et al.* (2014), Gabriel *et al.* (2018) e Hair *et al.* (2009) foram: nula, ($r_{ho} = 0$), fraca ($r_{ho} < 0,50$), média ($0,50 \leq r_{ho} < 0,75$), forte ($0,75 \leq r_{ho} < 1,00$) e perfeita ($r_{ho} = \pm 1$). Além disso,

considerou-se uma probabilidade de erro menor ou igual a 5% ($p\text{-valor} \leq 0,05$) de intervalo de confiabilidade.

3.4.1.1 Análise da distribuição espacial de dados

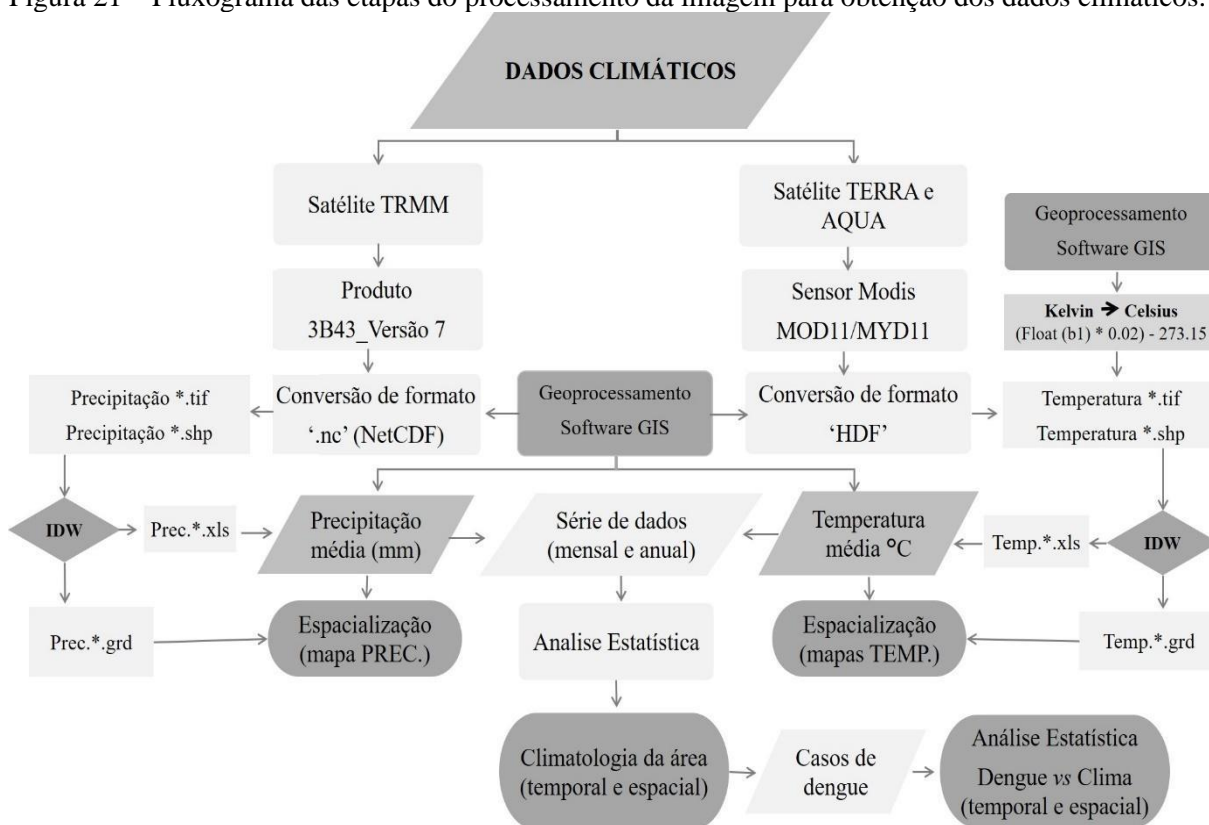
Para a análise da distribuição espacial dos dados obtidos no estudo, foram utilizados métodos geoestatísticos para elaboração de mapas temáticos. Para isso, foram gerados os centroides dos polígonos das divisões municipais da área estudada. Deste modo, para exploração dos dados, foram empregadas as bases cartográficas contínuas digitais dos municípios e unidades federativas, em escala 1:250.000 (DATUM-SIRGAS 2000). Todas as bases cartográficas estão disponíveis no site do IBGE (2016).

A partir da ferramenta geoestatística do software *ArcMap* (ArcGIS_versão 10.6) foi utilizado o método de interpolação pela Ponderação do Inverso da Distância (*Inverse Distance Weighting* – IDW), baseado na dependência espacial. Este método estima que quanto mais próximos os pontos estiverem um do outro, maior será a correlação entre as variáveis analisadas. Dessa forma, atribui-se maiores pesos para as variáveis mais próximas, do que para as variáveis mais distantes do ponto a ser interpolado. Essa técnica é muito relevante para a análise do comportamento de dados ambientais em um determinado período, principalmente em áreas onde há poucas informações, como dados hidrológicos e climatológicos na Amazônia (ISHIHARA *et al.*, 2014; XAVIER, 2016).

3.4.1.2 Tratamento de dados de precipitação e temperatura

Há uma carência de dados de precipitação e temperatura para todos os municípios do estado do Pará, como ressaltado por diversos pesquisadores, como Ishihara *et al.* (2014) e Salviano *et al.* (2016). Decorrente, principalmente, da baixa densidade da rede pluviométrica e das falhas de medição na região Amazônica. Apesar disso, para análise e compreensão da dinâmica da precipitação acumulada (mm) e da temperatura superficial (em °C), foram coletados dados de séries históricas das médias diárias de chuva e temperatura na área em estudo de imagens de satélite no período de janeiro de 2001 a dezembro de 2017. Optou-se em adotar, na pesquisa, a coleta de dados de precipitação e temperatura pelo uso de métodos geoestatísticos e ferramentas de geoprocessamento, conforme a Figura 21.

Figura 21 – Fluxograma das etapas do processamento da imagem para obtenção dos dados climáticos.



Fonte: Elaboração própria (2021).

Os dados estimados de precipitação acumulada (mm) foram obtidos pelo método de comparação espacial (pixel a pixel), interpolados para grades equivalentes à estimativa de precipitação, do produto 3B43_versão 7 do satélite TRMM (PEREIRA *et al.*, 2013; NASTOS *et al.*, 2015; MELO *et al.*, 2015). As estimativas de precipitação, do produto 3B43_versão 7 do satélite TRMM, foram acessadas no site NASA (2016). Todos os arquivos utilizados estavam no formato '.nc' (NetCDF), com grade regular de pontos (grid-point).

No *software* ArcGIS, versão 10.6, foram utilizadas as seguintes ferramentas para o processamento das imagens, no ArcToolbox: *Multidimension Tools*, *Conversion Tools*, *Analysis Tools* e *Interpolation IDW*. Foi feita a conversão das imagens mensais de precipitação (*Make NetCDF Raster Layer* e *Raster to Point*), do formato TIFF (*Tagged Image File Format*) para o arquivo vetorial, em formato *shape*, no Sistema de Projeção Universal Transversa de Mercator (UTM), Datum WGS 1984 e fuso 21. Após a conversão, as imagens foram georreferenciadas no sistema UTM/SIRGAS2000, zona 21 S, e recortadas para a área de estudo. Assim, foram elaborados os mapas a partir dos métodos de interpolação de dados (SODRÉ *et al.*, 2013; PEREIRA *et al.*, 2013; NASA, 2016).

Os dados estimados de temperatura superficial da terra (em °C) também foram obtidos pelo método de comparação espacial (*pixel a pixel*), entretanto interpolados para grades equivalentes à estimativa de temperatura dos produtos MOD11/ MYD11, dos satélites Terra/Aqua (LATORRE *et al.*, 2003; CAMPAROTTO *et al.*, 2013; NASA, 2016). Dessa forma, as estimativas de temperatura do sensor MODIS (bandas 31 e 32) e produtos MOD11/ MYD11 foram buscados no site NASA (2016), em arquivos no formato HDF (*Hierarchical Data Format*), com grade regular de pontos (grid-point).

Todos os arquivos referentes à temperatura foram processados no *software* ArcGIS_versão 10.6, *software* ENVI 3.1 (*Environment for Visualizing Images*) e programa Excel. No ArcGIS, foram utilizadas as seguintes ferramentas no ArcToolbox: *Data Management, Conversion Tools, Spatial Analyst Tools e Interpolation IDW*. No ENVI, foram utilizadas as seguintes ferramentas: *Mosaicking, Band Math e Raster Management*. A partir disso, foi feita a conversão (*Project Raster e Raster to Point*) das imagens mensais de temperatura no formato TIFF (*Tagged Image File Format*) para o arquivo vetorial em formato *shape*, no Sistema de Projeção Transversal de Mercator (UTM) 21S, Datum WGS 1984. As imagens foram georreferenciadas no sistema UTM/SIRGAS2000, zona 21 S, e recortadas para a área de estudo. Assim, foram elaborados os mapas a partir dos métodos de interpolação de dados (NASA, 2016, WAN *et al.*, 2004; JUSTICE *et al.*, 2002).

No *software* ENVI, fez-se a conversão da temperatura do valor pixel em graus *Kelvin*, multiplicando-se cada pixel por um fator de ajuste de escala. Posteriormente, os dados foram transformados para o valor do *pixel* em graus Celsius, por meio da equação 5 (WAN 2006, CAMPAROTTO *et al.*, 2013; HUANG *et al.*, 2015; ARAI *et al.*, 2017; SANTOS *et al.*, 2011; PIRES 2015).

$$VC = (VK*0,02) - 273.15 \quad VC = (VK*0,02) - 273.15 \quad (5)$$

Onde:

VC - valor do pixel em graus Celsius e

VK - valor original do pixel em graus Kelvin (*MOD11 B1/MYD11 B1*).

0,02 - fator de conversão (f)

Após o processamento digital das imagens, contendo dados estimados de precipitação e temperatura, as informações foram exportadas para o programa Excel. Foram calculadas as

médias mensais de precipitação e temperatura para cada ano, utilizou-se para isso a Equação 6. Por fim, foram realizadas análises estatísticas com o conjunto de dados obtidos, no período de 2001 a 2017, perfazendo uma análise sazonal e de variabilidade dos dados estimados para todos os meses dos anos estudados. Os dados climáticos obtidos foram correlacionados com os dados de dengue coletados na área de estudo (DINIZ *et al.*, 2018).

$$X = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i \quad (6)$$

Onde, a média de um conjunto N de dados estimado de precipitação ou temperatura X_i , X_1 , X_2 , ..., X_N é representada por X .

Os extremos dos eventos ENOS do período de 2001-2017 foram identificados pelo índice Niño oceânico (ONI – *Oceanic Niño index*), disponível em www.cpc.ncep.noaa.gov. Para classificar a intensidade dos fenômenos *El Niño e La Niña*, utilizou-se os critérios estabelecidos pelo Instituto de Pesquisas Espaciais (CPTEC/INPE) e a classificação dos fenômenos em fortes, moderados e fracos obtida em <http://ggweather.com/enso/oni.htm>.

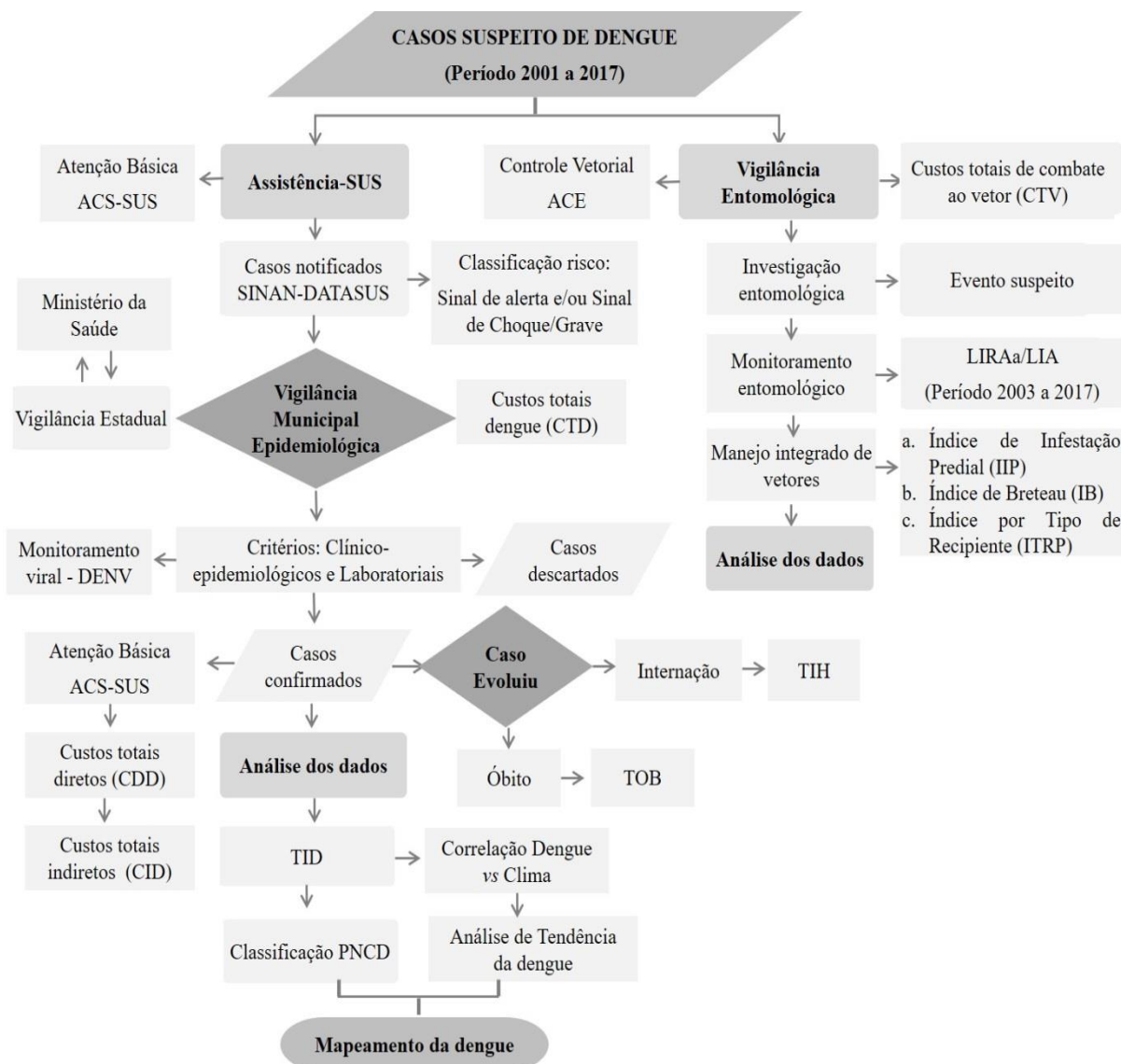
3.4.1.3 Tratamento de dados sobre a Dengue

No Brasil, o uso da Classificação Internacional de Doenças (CID) é compulsório para compor a base de códigos de todas as informações em Mortalidade e em Morbidade. A dengue compõe a lista nacional de notificação compulsória, com código CID-10, de acordo com a Portaria GM/MS nº 204, de 17 de fevereiro de 2016 (BRASIL, 2016). Esta Portaria constitui orientações para o planejamento de ações de prevenção e controle de epidemias. A partir de janeiro de 2014, o Ministério da Saúde passa a adotar a nova classificação de casos de dengue, sob orientação da OMS (2009) que considera a classificação de dengue, com sinais de alarme (DwWS) e dengue grave (SD) (WHO, 2009, BRASIL, 2016).

A pesquisa optou pelo estudo epidemiológico observacional, caracterizado pelo delineamento ecológico da doença dengue, de caráter exploratório, para examinar a existência de associação entre exposição e uma doença ou condição relacionada à saúde da coletividade (CARVALHO *et al.*, 2016). As informações sobre a doença foram do grupo populacional como um todo, ou seja, dos 143 municípios do estado do Pará, no período de janeiro de 2001 a dezembro de 2017, com as seguintes abordagens: perfil entomológico do mosquito *Aedes*

aegypti e perfil epidemiológico da dengue. Na Figura 22, está o fluxo de investigação da dengue adotado na pesquisa, conforme orientações normativas para procedimentos de notificação em caso suspeito de dengue. Ao final, analisa-se a tendência da doença na área de estudo, assim como a correlação de incidência da dengue com as variáveis de clima, utilizando os testes estatísticos não paramétricos para subsidiar o mapeamento da doença nos municípios.

Figura 22 – Fluxograma do estudo ecológico da dengue.



Fonte: Elaboração própria (2021).

A seguir será abordado o tratamento de dados da dengue adotado na pesquisa em relação ao perfil entomológico e epidemiológico da doença, estudo dos custos totais, estudo da dengue e do clima, estudo da tendência de incidência da dengue e a análise do risco de ocorrência da doença na área e estudo.

a) Análise do Perfil Entomológico e Epidemiológico da Dengue

No estudo epidemiológico foram construídas séries históricas a partir dos dados referentes à ocorrência de dengue nos municípios paraenses, entre 2001 a 2017. Para isso, foram considerados todos os casos de dengue confirmados por critérios laboratoriais ou clínico-epidemiológicos, conforme preconizados pelo Ministério da Saúde. Na série histórica, foram incluídos na análise, além dos sorotipos circulantes da dengue, as internações e mortes em decorrência da infecção. O perfil soro epidemiológico dos casos de dengue notificados nos municípios do Pará foi realizado com 923 amostras de sorotipos confirmados no período de 2006 a 2017. Os registros foram adquiridos no SINAN e no banco de dados do Departamento de Epidemiologia da Secretaria de Estado da Saúde do Pará (SESPA).

O cálculo da Taxa de Incidência Anual de Dengue (TID) foi estimado pela razão entre o número de casos notificados de dengue por residência no município, pela sua população total residente. O resultado dessa divisão foi multiplicado por 10.000 habitantes, como apresentado na Equação 7. Assim, a população total residente estimada por município foi obtida no DATASUS em períodos anuais (MINISTÉRIO DA SAÚDE, 2017). Para cada ano, do período de 2001 a 2017, foi calculada a média das TID entre os meses de janeiro a dezembro. O mesmo procedimento ocorreu para o cálculo da taxa de incidência anual de internação hospitalar por dengue (TIH), conforme a Equação 8.

$$TID = \sum_{i=1}^n \cdot \frac{\text{No. de casos notificados de dengue}}{\text{Pop. total estimada por município}} \times 10.000 \text{ hab.} \quad (7)$$

$$TIH = \sum_{i=1}^n \cdot \frac{\text{No. de casos de internação por agravo da dengue}}{\text{Pop. total estimada por município}} \times 10.000 \text{ hab.} \quad (8)$$

Após obtidos os resultados da TID, foi possível categorizar cada município de acordo com a classificação do Programa Nacional de Controle da Dengue (PNCD, 2002). As categorias de classificação foram: “Baixa” incidência (até 10 casos por 10 mil hab.), “Média” incidência (10,1 a 29,9 casos por 10 mil hab.) e “Alta” incidência (30 casos ou mais por 10 mil hab.). Assim, quanto maior o coeficiente de incidência da dengue, maior o risco de surto da doença no município (MINISTÉRIO DA SAÚDE, 2017).

No intuito de avaliar a implementação dos custos das ações integradas do PNCD (2002) nos municípios do estado do Pará, no período em estudo, utilizou-se a metodologia dos

pesquisadores Teixeira *et al.* (2014) e Teich *et al.* (2017). Neste trabalho, as despesas federais relativas aos programas e às ações da vigilância epidemiológica e vigilância entomológica da dengue, englobam os custos destinados à manutenção dos serviços do SUS. Serviços apurados pelas transferências do Fundo Nacional de Saúde aos Fundos estaduais e municipais de saúde.

No estudo entomológico foram construídas séries históricas a partir de 2003 com dados obtidos dos indicadores entomológicos utilizados na rotina dos programas de combate vetorial, a saber: Índices de Infestação Predial (IIP), Breteau (IB) e de Tipo de Recipiente (ITR). Os municípios foram categorizados segundo o critério do Programa Nacional de Controle de Dengue (baixa, média e alta incidência). Por fim, foram apresentadas as frequências do ITR referentes ao depósito infestado pelo mosquito *Aedes aegypti*, classificadas em cada categoria, no período de 2007 a 2017 (MINISTÉRIO DA SAÚDE, 2017).

Posteriormente, os dados obtidos foram agrupados em tabelas, analisados estatisticamente e transformados em gráficos e mapas para melhor visualização, apresentação e discussão.

b) Análise de custos totais da dengue

No presente estudo, observou-se vários métodos para avaliar os custos de saúde da doença, porém foi adotado o método de custeio bruto, englobando custos agregados e componentes de custos mais relevantes para o serviço de saúde analisado. Para a abordagem do custo da dengue, foram considerados os estudos de: estimativa de custos no combate ao mosquito-vetor, custos indiretos e diretos da dengue, provenientes das despesas federais em vigilância em saúde nos municípios. Diante disso, a presente pesquisa visa analisar o impacto orçamentário e os investimentos financeiros para a sustentabilidade das intervenções relacionadas à prevenção e ao controle da dengue, nos municípios analisados (MARTELLI *et al.*, 2015; TEICH *et al.*, 2017; ABE; MIRAGLIA, 2018). No Quadro 13 constam os indicadores de custos da doença utilizados na pesquisa, compreendendo o período de 2001 a 2017.

Quadro 13 – Indicadores de custos da dengue nos municípios.

Indicador	Descrição	Fonte
CDD – Custos diretos da dengue	Custos diretos da dengue por habitante (em R\$) pelo SUS. Considera-se os Custos com Atendimentos Ambulatoriais (CAMB) e Custos de Internação Hospitalar (CHOSP).	SINAN/SIH/SUS
CAMB – Custo ambulatorial por dengue	Custos diretos de atendimento médico ambulatorial do SUS pelo agravo de dengue por habitante (em R\$), no ano considerado.	SINAN/DATASUS (2018)
CHOSP – Custo internação por dengue	Custos diretos de internação do SUS pelo agravo de dengue por habitante (em R\$), no ano considerado.	SINAN/DATASUS (2018); SIH/DATASUS (2018)
CID – Custos indireto da dengue	Custos indiretos relacionados ao absentéismo (perda de produtividade) pelo agravo de dengue por habitante (em R\$), considera-se o período de afastamento das atividades para recuperação, com base no PIB per capita nacional (em R\$), no ano considerado.	SINAN/DATASUS (2018); IBGE, 2018
CTV – Custos relacionados ao combate do vetor, espécie <i>Aedes aegypti</i>	Custos públicos anuais do governo federal relacionados ao combate ao vetor <i>Aedes</i> (inclui recursos humanos e aquisição de inseticidas e larvicidas). Os custos constituem despesas do Piso Fixo de Vigilância em Saúde (PFVS), Piso Variável de Vigilância em Saúde (PVVS) e da Assistência Financeira Complementar (AFC).	Fundo Nacional de Saúde/ e-SIC
Quantidade de Equipe de saúde no município composta de ACS e ACE	Número de Agentes Comunitários de Saúde (ACS) e Agentes Combate a Endemias (ACE). O número de ACS e ACE por equipe deverá ser definido de acordo com base populacional (critérios demográficos, epidemiológicos e socioeconômicos), conforme legislação vigente do Ministério da Saúde.	SIAB/SUS/e-SIC
CTD – Custos totais relacionados a Dengue	Custos totais anuais relacionados ao manejo da Dengue, incluso os custos diretos do SUS, custos indiretos (absentéismo) e combate ao vetor (repasso de recursos federais e aquisição de inseticidas)	Fundo Nacional de Saúde/ e-SIC/ SINAN/SIH/SUS
PFVS	O Piso Fixo de Vigilância em Saúde é um recurso da vigilância em saúde estimado para ao combate ao mosquito-vetor no município.	Fundo Nacional de Saúde/MS
PVVS	O Piso Variável de Vigilância em Saúde é um recurso da vigilância em saúde estimado para programas específicos de combate ao mosquito-vetor.	Fundo Nacional de Saúde/MS
AFC	Assistência Financeira Complementar é um recurso destinado para complemento do piso salarial dos ACEs.	Fundo Nacional de Saúde/MS

Fonte: Elaboração própria (2021).

É importante ressaltar que os custos totais anuais de combate do vetor (CTV) em R\$, foram relacionados ao combate da espécie *Aedes aegypti*, conforme a Equação 9.

$$\text{CTV} = [\text{PFVS anual (65\% do total)}] + [\text{AFC + incentivo anual}] + [\text{PVVS anual}] + [\text{Aquisição de inseticidas}] \quad (9)$$

O PFVS foi identificado com base na situação epidemiológica de cada município. Para a contabilização dos recursos do PFVS destinados aos municípios, adotou-se a metodologia do estudo de Teich *et al.* (2017), que sugere que a porção de 65% do recurso total do PFVS é estimado no combate ao vetor. Enquanto o PVVS foi contabilizado mediante adesão dos estados e municípios a programas específicos de combate ao vetor, como a realização das ações de vigilância entomológica. Por fim, o recurso para a AFC foi identificado mensalmente para complemento do piso salarial dos ACEs, os quais são regulamentados pelo Ministério da Saúde (TEICH *et al.*, 2017). Os custos anuais com a aquisição de inseticidas e larvicidas foram obtidos por meio do protocolo e-SIC 25820.007274/2018-34, do Governo Federal.

Para a abordagem da estimativa do custo com a doença, considerou-se os Custos Totais Diretos da Dengue (CDD) para o SUS, conforme referência dos estudos de Abe e Miraglia (2018). Com base nisso, os valores CDD foram obtidos por meio do somatório dos Custos médios do Atendimento Médico Ambulatorial (CAMB) e dos custos de internação hospitalar (CHOSP), expresso nas Equações 10, 11 e 12. Os custos de atendimento ambulatorial e de internação obtidos no estudo foram convertidos de dólares americanos (US \$ 1,00) para a moeda local (R\$). Considerou-se, assim, a taxa de câmbio média para cada ano analisado (BANCO CENTRAL, 2017).

$$\text{CAMB} = [(\text{Número de casos dengue})] * [(\text{Valor médio do atendimento médico ambulatorial SUS})] \quad (10)$$

$$\text{CHOSP} = [(\text{Número de internação hospitalar})] * [(\text{Valor médio de internação SUS})] * [(\text{Número médio de dias de internação SUS})] \quad (11)$$

$$\text{CDD} = [(\text{CAMB})] + [(\text{CHOSP})] \quad (12)$$

Para o cálculo do CAMB, considerou-se o número de casos notificados de dengue e o valor médio do atendimento médico ambulatorial em R\$ no país. Neste estudo, considerou-se o valor médio ambulatorial para a região Norte do país, obtido por Martelli *et al.* (2015). Assim, o valor unitário foi de US\$ 38,00, incluso consulta médica, medicamentos e exames clínicos. Estabeleceu-se no estudo, pelo menos, o acesso de uma consulta médica ambulatorial pelo SUS. Por fim, considerou-se para o cálculo do CHOSP os números de casos de dengue que evoluíram para internação hospitalar, registrados no SIH/DATASUS. Dessa forma, estipulou-se o custo

médio de internação por dengue de R\$ 274,10. Para a internação, a média de dias adotado no estudo foi de 3,1 entre o período de 2001 a 2017, no Estado do Pará (SIH / DATASUS, 2018).

Para a abordagem da estimativa do Custo Indireto da Dengue (CID), tomou-se como referência os estudos de Martelli *et al.* (2015) e Teich *et al.* (2017) que está relacionado aos períodos de afastamento do trabalho para recuperação da doença e custos de curto prazo relacionados à perda de produtividade. Diante disso, o cálculo do custo indireto foi realizado a partir do número de casos de dengue em 2017, com base no PIB per capita municipal referente ao mesmo ano. A Equação 13 descreve o procedimento utilizado para a estimativa do CID, baseado no que foi publicado pelo IBGE (2017) e estimado pelo AVAIs em 2016.

$$\text{CID} = [\text{PIB per capita (municipal)}] * [(\text{Número de casos dengue})] * [(\text{AVAIs})] \quad (13)$$

O AVAIs é uma métrica que define o tempo de vida perdido por morte ou incapacidade gerada por uma doença (DALY – *Disability-Adjusted Life Year*), ou seja, representa os anos de vida “saudáveis” perdidos e/ou anos que a pessoa passou afastada de sua atividade produtiva (SHEPARD *et al.*, 2011; LASERNA *et al.*, 2018; GODÓI *et al.*, 2018). O estudo de Teich *et al.* (2017), estimou para o país os valores de AVAIs em 2016, com base na média das simulações de estudos publicados. Obteve-se para Dengue o valor de 0,006 AVAI. No entanto, houve diferenças significativas na carga de dengue para o Pará, resultando em 0,015 AVAI.

c) Correlação Dengue versus Clima

As informações climáticas (precipitação acumulada e temperatura média) e epidemiológicas da dengue foram levantadas por mês e ano. Os dados foram organizados nas escalas espaço-temporais e utilizado o coeficiente de correlação de *Spearman*. Este coeficiente foi empregado para estabelecer correlações bivariadas, a um nível de significância de 0,05%, entre as variáveis de temperatura superficial terrestre média, precipitação anual média, taxa de incidência de dengue e internação pelo agravo da doença. A análise das correlações visou identificar um padrão de variação conjunta entre essas variáveis climáticas e a incidência da doença (PASTRANA *et al.*, 2014; SIQUEIRA *et al.*, 2018, MORAES, *et al.*, 2019).

Foi realizada a estatística descritiva das séries de dados das variáveis dengue e clima, abordadas no estudo. Realizou-se, também, o Teste de *Kolmogorov-Smirnov* para verificar a normalidade das variáveis e, em seguida, foram necessárias as correções das variáveis. Utilizou-se, para tal, a transformação das variáveis para obter a normalidade, o que representou a medida

do grau de concordância entre os dados e a hipótese nula (H_0), sendo H_0 correspondente à distribuição Normal (CORRÊA *et al.*, 2016).

Para a classificação dos valores do coeficiente de correlação de *Spearman*, adotou-se a seguinte escala: 0,00 a 0,25 (muito baixa); 0,26 a 0,49 (baixa); 0,50 a 0,69 (moderada); 0,70 a 0,89 (alta); 0,90 a 1,00 (muito alta). A correlação foi considerada estatisticamente significativa para $p < 0,05$ (PASTRANA *et al.*, 2014; GRABIEL *et al.*, 2018).

d) Análise de Tendência da incidência de Dengue no Pará

A identificação de tendências da incidência de diversas doenças, nas cidades brasileiras, contribui para a compreensão dos riscos epidemiológicos. Essa identificação possibilita a geração de informações essenciais para o desenvolvimento de modelos preditivos e gestão dos serviços de vigilância em saúde (ELY, 2013; OLIVEIRA-JÚNIOR *et al.*, 2019; LIMA *et al.*, 2019; AZEVEDO *et al.*, 2019). A priori, os testes estatísticos paramétricos e não paramétricos têm sido muito utilizados, por pesquisadores, para a análise de tendência em séries climatológicas, hidrológicas, epidemiológicas e outras variáveis ambientais. De acordo com Salviano *et al.* (2016), a análise de tendências, em séries de dados, permite observar as mudanças significativas no comportamento de determinada variável ao longo do tempo.

Todavia, há poucas pesquisas que buscam demonstrar como a tendência da incidência de dengue se comporta no país, ao longo dos anos, dimensionar o problema e identificar os locais mais afetados. O objetivo deste estudo foi analisar a tendência das séries temporais das taxas de incidência da dengue, para os municípios do estado do Pará, no período entre 2001 a 2017, por meio de teste estatístico não paramétrico.

Proposto por *Mann* (1945) e *Kendall* (1975), o teste estatístico não paramétrico de *Mann-Kendall* (MK) é amplamente aplicado para detectar mudanças existentes nas séries temporais em dados ambientais. Sua aplicação é feita principalmente para dados climáticos e hidrológicos, com abrangência global e regional. Além disso, é um teste recomendado pela Organização Mundial de Meteorologia (OMM, 1984). Destacam-se várias pesquisas em diferentes partes do mundo com a aplicação desse teste: Salehi *et al.* (2019) no Irã; Bartels *et al.* (2019) nos Estados Unidos; Li *et al.* (2019) na China; Pandey e Khare (2018) na Índia; Onyutha *et al.* (2016) na África do Sul; e Kosanic *et al.* (2014) no sudoeste da Inglaterra. Do mesmo modo, no Brasil têm-se os estudos de Salviano *et al.* (2016) e Penereiro (2020), que abrangeram todo o território. Especificamente na região Amazônica, têm-se: Satyamurty *et al.*

(2010), Ishihara *et al.* (2014), Debortoli *et al.* (2015), Almeida *et al.* (2017), Silva *et al.* (2018) e Silva *et al.* (2019).

Então, no teste, para a hipótese nula (H_0) considerou-se que a tendência é estatisticamente igual a zero. Já para a hipótese alternativa (H_a), considerou-se que os dados apontam a existência de tendência na série temporal (OLIVEIRA-JÚNIOR *et al.*, 2019; LIMA *et al.*, 2019).

O Teste de Mann-Kendall baseia-se na hipótese nula (H_0), de não haver tendência na série contra a hipótese alternativa (H_a). Para isso, adota-se um nível de significância (α), como de 5%. O nível de significância pode ser interpretado como a probabilidade de cometer o erro de rejeitar a H_0 , quando esta for verdadeira. Ademais, o teste é utilizado para determinar séries de dados, que possuem uma tendência temporal de mudanças estatisticamente significativas (YUE *et al.*, 2002; ZHANG *et al.*, 2009).

Na pesquisa, utilizou-se x_i e x_j para os valores de taxas de incidência da dengue, no período de 2001 a 2017. O n é o tamanho da série temporal, neste caso, $n=17$. Assim, a estatística S do Teste de Mann-Kendall foi apropriada para analisar a significância de possíveis mudanças na série de dados, como apresentado na Equação 14. Desse modo, a análise realizada trata-se de uma correlação de postos entre as classificações de observações e sua sequência temporal, ou seja, compara cada valor da série com o outro valor remanescente, em ordem sequencial, para determinar a variável estatística (HAMED, 2009; SALVIANO *et al.*, 2016; BARTELS *et al.*, 2019).

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \operatorname{sgn}(x_j - x_i) \quad (14)$$

Onde n é a quantidade de pontos da série, x_i e x_j os valores dos dados nas séries temporais i e j ($j > i$), respectivamente, e $\operatorname{sgn}(x_j - x_i)$ é a função sinal, definida pela Equação 15.

$$\begin{aligned} \operatorname{sgn}(x_j - x_i) &= \{+1, \text{Se } x_j - x_i > 0\} \\ &= \{0, \text{Se } x_j - x_i = 0\} \\ &= \{-1, \text{Se } x_j - x_i < 0\} \end{aligned} \quad (15)$$

Em seguida, calcula-se a variância da estatística de S (Var – S) pela Equação 16.

$$Var(S) = \frac{n(n-1) * (2n + 5) - \sum_{i=1}^p t_i (t_i - 1)(2t_i + 5)}{18} \quad (16)$$

Onde n é o número de observações, caso a série tenha grupos com observações iguais; sendo p o número de grupos com valores iguais na série de dados em um certo grupo i ; e t_i é o número de dados com valores iguais em um certo grupo.

Estudos de Salehi *et al.* (2019), indicam que para valores de $n > 10$, a estatística S tende a normalizar, pois segue uma distribuição Gaussiana com média nula e variância (Var). Considerando a hipótese nula (H_0) e a ausência de p , a variância da estatística de S (Var – S), pode ser calculada através da Equação 17.

$$Var(S) = \frac{1}{18} [n(n-1) * (2n + 5)] \quad (17)$$

Onde n é a quantidade de pontos da série.

Logo, a estatística padronizada Z é, então, calculada usando o desvio padrão (S) e a variância Var (S), conforme a Equação 18. A significância pode ser encontrada usando o z.

$$\begin{aligned} \text{Se } S > 0 & \quad Z = \frac{s - 1}{\sqrt{Var(S)}} \\ \text{Se } S = 0 & \quad Z = 0 \\ \text{Se } S < 0 & \quad Z = \frac{s + 1}{\sqrt{Var(S)}} \end{aligned} \quad (18)$$

Onde s é o número de dados da série temporal.

Com base na estatística Z do Teste de *Mann-Kendall* (Z_{MK}), se aceita ou rejeita a hipótese nula (H_0). H_0 é aceita quando a série temporal não tem tendência ($p\text{-valor} > \alpha$). Em contrapartida, H_0 é rejeitada em favor da hipótese alternativa H_a quando existe uma tendência

de p -valor $< \alpha$ na série temporal (ELY, 2013; LIMA *et al.*, 2019; VASCONCELOS; PINHO, 2019).

Adotou-se um nível de significância de 5%. Neste estudo, portanto, empregou-se a seguinte classificação de tendência Z_{MK} , no intervalo de confiança de -1,96 a +1,96: Tendência significativa de aumento ($Z_{MK} > +1.96$); Tendência de aumento não significativa ($Z_{MK} < +1.96$); Sem tendência ($Z_{MK} = 0$); Tendência de diminuição não significativa ($Z_{MK} > -1.96$); e Tendência significativa de redução ($Z_{MK} < -1.96$) (OLIVEIRA-JÚNIOR *et al.*, 2019; LIMA *et al.*, 2019).

Por fim, os resultados de tendência da série temporal foram analisados de acordo com o sinal estatístico de Z . Valores positivos ($Z > 0$) para tendência crescente e valores negativos para tendência decrescente ($Z < 0$), na série temporal de casos notificados de dengue nos municípios analisados. Estatística $Z = 0$, porém, indica tendência estacionária (ELY, 2013; VASCONCELOS; PINHO, 2019).

e) Análise de Risco da ocorrência da dengue

Para avaliar o risco de ocorrência do vírus DENV (1-4) nos municípios paraenses, considerou-se os macro e micro fatores que influenciam os casos da doença no estado. Para identificação do nível de risco, de ocorrência de dengue, foram calculados os valores da TID média da série de casos de dengue (por 10.000 hab.) e Tendência da TID média (por 10.000 hab.), para os 143 municípios, no período compreendido de 2001 a 2017.

A TID média do período de estudo foi categorizada da seguinte forma, segundo o PNCD (2002): alta, média e baixa. Diferentemente da Tendência da TID média (por 10.000 hab.), representada em três categorias, a saber: estacionária, crescente e decrescente. Posteriormente, realizou-se a intersecção da TID média com a Tendência da TID média, que originou uma matriz qualitativa de riscos denominada “*Matriz de identificação dos riscos de ocorrência da dengue*”. A matriz foi composta de 9 células ou níveis de risco, conforme a Tabela 8. Os níveis de riscos resultantes da matriz são: alto (6 a 9) com possibilidade de ocorrer surto, moderado (3 a 4), é importante ficar alerta, e baixo (1 a 2), uma posição satisfatória (CUTTER, 2011; BISSACOT; OLIVEIRA, 2016; LIMA *et al.*, 2019).

Tabela 8 – Matriz de identificação dos riscos de ocorrência da dengue.

Diagrama de Risco		TID MÉDIA (2001-2017)		
		1 – BAIXA (até 10 casos por 10 mil hab.)	2 – MÉDIA (10,1 a 29,9 casos por 10 mil hab.)	3 – ALTA (30 casos ou mais por 10 mil hab.)
Tendência da TID média (2001-2017)	1 - DECRESCENTE	Risco Baixo	Risco Baixo	Risco Moderado
	2 - ESTACIONÁRIA	Risco Baixo	Risco Moderado	Risco Alto
	3 - CRESCENTE	Risco Moderado	Risco Alto	Risco Alto

Fonte: Adaptado de Cutter (2011) e Bissacot e Oliveira (2016).

Diante de tudo que foi mencionado, a análise do espaço e da escala de atuação de um determinado fenômeno é tão importante quanto o fenômeno em si. A fim de analisar a evolução espacial dos casos de dengue, foi considerado o período de 2001 a 2017, para a elaboração dos mapas de risco. Nesta etapa foram empregadas as ferramentas de classificação do software ArcMap (ArcGIS_versão10.6). A identificação dos municípios em risco, da ocorrência da doença, teve o propósito de subsidiar as tomadas de decisão dos gestores públicos. Assim, finalizada a elaboração dos mapas de risco, iniciou-se a análise do comportamento de expansão dos casos da DENV no estado do Pará, além da identificação das regiões com maior intensidade de disseminação da doença (BISSACOT; OLIVEIRA, 2016).

3.4.2 Ferramentas para Construção do IVD

O Índice de Vulnerabilidade Socioambiental da Dengue (IVD) foi criado com o objetivo de evidenciar os perfis epidemiológicos da dengue nos municípios paraenses; além de indicar diferenciais socioeconômicos, demográficos, de serviços de saúde e de condições ambientais, a fim de identificar áreas prioritárias para a intervenção e a alocação de recursos para o controle da doença. O índice é uma avaliação quantitativa das características que influenciam a vulnerabilidade aos riscos, facilitando a comparação entre as unidades geográficas, em termos dos seus níveis relativos de vulnerabilidade. Pode funcionar, também, como uma ferramenta importante para situação de alerta para a população e os gestores municipais, auxiliando na avaliação da população ao longo do tempo (DICKIN *et al.*, 2013; PASTRANA *et al.*, 2014; CHAVES *et al.*, 2018).

A metodologia para criação do IVD foi desenvolvida em estudos de referência, tais como: Confalonieri *et al.* (2009), Dickin *et al.* (2013), Santos *et al.* (2017), Quintão *et al.* (2017)

e Menezes *et al.* (2018). Com relação a isso, na pesquisa foi considerada a integração das componentes da vulnerabilidade, na intenção de explicar as complexas interações entre os sistemas socioecológicos. As variáveis das componentes de exposição, de sensibilidade e de capacidade adaptativa foram pré-selecionadas de acordo com alguns estudos sobre a temática, como Cutter (2011), Lindoso *et al.* (2011) e Andrade e Szlafsztein (2018):

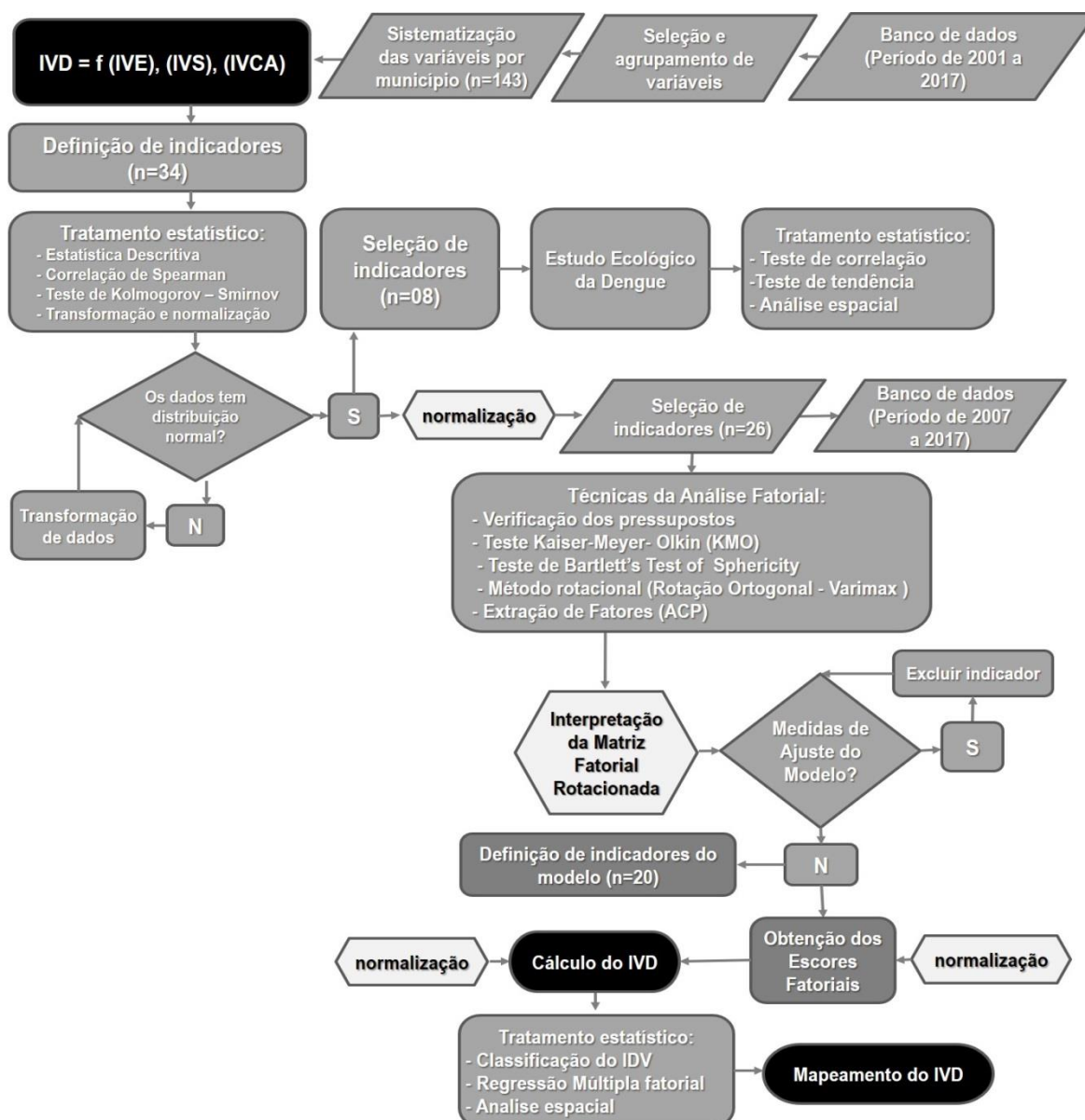
- a) Exposição (E) – inclui variáveis que representam condições naturais ou ambientais, que ajudam a compreender a exposição ao risco (pessoas e locais que poderiam ser adversamente afetados pelo perigo).
- b) Sensibilidade (S) – relaciona-se às variáveis que descrevem as deficiências do sistema em lidar com o perigo;
- c) Capacidade adaptativa (CA) – refere-se às variáveis existentes no sistema (humanas, físicas, institucionais etc.) para lidar com o perigo.

Com base nas componentes citadas, o cálculo do IVD foi construído com base na análise multivariada, com intuito de mensurar o grau de vulnerabilidade associado a cada município, por meio da composição de 26 indicadores distribuídos em 6 dimensões, a saber: ambiental, pobreza, sociodemográfica, socioeconômica, serviços de infraestrutura e saneamento e serviços de saúde. Deste total, 6 indicadores constituem os atributos da componente exposição, 9 indicadores da componente sensibilidade e 11 indicadores da componente capacidade adaptativa. A dimensão dengue (epidemiológica/entomológica) foi removida do modelo estatístico de cálculo do IVD, posteriormente realizou-se análises estatísticas de relação da doença com o índice calculado, compreendendo o período de 2007 a 2017.

A definição dos indicadores ocorreu em decorrência da disponibilidade de dados para cada indicador, a nível temporal e espacial. Foram utilizados dados secundários, referentes a cada um dos indicadores. Estes dados foram catalogados a partir de consulta nas bases de dados, que disponibilizam informações referentes aos municípios, as quais permitiram o cálculo do IVD.

A metodologia adotada para o IVD abrangeu seis etapas básicas: (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 quartis e o mapeamento pelo método IDW (*Inverse Distance Weighting*), conforme Figura 23.

Figura 23 – Fluxograma das etapas para construção do modelo estatístico da pesquisa.



Fonte: Elaboração própria (2021).

Foram realizadas, ainda, transformações dos dados para obtenção de maiores adequações na escala geográfica municipal. Como medida de aproximação da realidade local, fez-se ajuste na variável renda média domiciliar (*per capita*) e PIB (*per capita*), justamente por alguns municípios paraenses apresentarem valores extremos em relação a outros. Para tanto, utilizou-se a aplicação de *log* para minimizar o impacto dos altos valores atribuídos a essa variável.

Devido à variação de escala e unidade dos indicadores selecionados, estes foram adaptados para a mesma escala, pelo processo de normalização de valores. A normalização teve por finalidade a transformação dos valores para um intervalo entre 0 e 1. O valor 0 identifica

menor vulnerabilidade e o valor 1 maior vulnerabilidade (OECD, 2008; QUINTÃO *et al.*, 2017; MENEZES *et al.*, 2018).

O IVD é um índice composto, que agrega diferentes variáveis e associa a cada município uma medida comparativa (valor numérico) com relação a sua vulnerabilidade. Para tal, no cálculo do índice deve ser atribuída a classificação de vulnerabilidade de acordo com a literatura: Cutter *et al.* (2008), Confalonieri *et al.* (2009), Lindoso *et al.* (2011) e Dickin *et al.* (2013). Menores valores representam situações de menor vulnerabilidade. Assim, tem-se que ajustar o sentido dos indicadores adotados na pesquisa. A Equação 19 e a Equação 20 descrevem o procedimento utilizado.

$$\begin{array}{ll} \text{Relação Positiva:} & \text{Relação Negativa:} \\ \text{Tipo 1: } X_{\text{norm}} = \frac{\text{Max}(X) - X}{\text{Max}(X) - \text{Min}(X)} & \text{Tipo 2: } X_{\text{norm}} = \frac{X - \text{Min}(X)}{\text{Max}(X) - \text{Min}(X)} \end{array} \quad \begin{array}{l} (19) \\ (20) \end{array}$$

Onde X_{norm} representa a variável normalizada, X corresponde à variável original e Min e Max são os valores mínimo e máximo da variável.

A Equação 19, do **Tipo 1** (relação positiva), foi utilizada para indicadores com valores altos, que representam uma condição de menor vulnerabilidade. A Equação 20, do **Tipo 2** (relação negativa), foi utilizada para indicadores com valores baixos, que representam uma condição de menor vulnerabilidade (QUINTÃO *et al.*, 2017; MENEZES *et al.*, 2018; SANTOS *et al.*, 2019).

Os estudos de vulnerabilidade, de Cutter (2011), Armaş e Gavriş (2013), Lindoso *et al.* (2014), Quintão *et al.* (2017), Gu *et al.*, (2018) e Menezes *et al.* (2018), mostram que a exposição e a sensibilidade podem elevar a vulnerabilidade no sistema analisado. A capacidade adaptativa, por outro lado, pode reduzir a vulnerabilidade. Então, este estudo considerou a mesma relação das componentes da vulnerabilidade, contudo a capacidade adaptativa foi subtraída de 1, uma vez que é inversamente proporcional à vulnerabilidade. A Equação 21 expressa a intrínseca relação entre os três componentes da vulnerabilidade, onde IVE corresponde a indicadores de exposição; IVS a indicadores de sensibilidade; e IVCA a indicadores atribuídos à capacidade adaptativa.

$$\text{IVD} = f(\text{IVE}), (\text{IVS}), (1 - \text{IVCA}) \quad (21)$$

Para o cálculo do IVD adotou-se o método estatístico multivariado de análise fatorial (AF) que inclui a Análise de Componentes Principais, também conhecida como *Principal Components Analysis* (PCA) e Análise dos Fatores Comuns. O emprego desta técnica pretendeu identificar as dimensões isoladas da estrutura dos dados e determinar o grau com que cada variável é explicada para cada dimensão ou fator.

A matriz de dados da pesquisa foi analisada no software SPSS_versão 25.0, de modo a ajustar as cargas fatoriais e identificar as dimensões que explicam a vulnerabilidade socioambiental nos municípios. A atribuição de pesos a cada indicador foi realizada com base no método *Principal Components Analysis*. Posteriormente, as cargas fatoriais, que expressam a razão da variância global do indicador, contribuíram no cálculo do IVD para cada município. O índice estimado através da planilha Excel foi migrado ao software ArcGIS_versão 10.6, para definição dos mapas temáticos referentes à classificação dos municípios, em relação à vulnerabilidade socioambiental no estado do Pará.

Os valores do índice foram normalizados ($IVD_{i, norm}$) para o intervalo entre 0 e 1, de acordo com Dickin *et al.* (2013), Quintão *et al.* (2017) e Menezes *et al.* (2018). O resultado permitiu medir o grau de vulnerabilidade socioambiental para o enfrentamento da dengue, conforme a Equação 22.

$$IVD_{i, norm} = \frac{IVD_i - Min(IVD)}{IVD_i - Min(IVD)} \quad (22)$$

Na pesquisa não foram atribuídos pesos aos indicadores que agregaram o cálculo do IVD, pois optou-se que os dados refletissem os aspectos que pesam na definição do índice proposto. Além disso, não existe consenso científico, na literatura estudada, sobre os valores e métodos de atribuição dos pesos específicos para cada variável adotada na pesquisa, como já observado nos estudos realizados por Chaves *et al.* (2013), Félix *et al.* (2016) e Santos *et al.* (2017).

A partir dos resultados do IVD, foi possível classificar os municípios de forma que quanto mais próximo o resultado do valor 1 (um), maior a vulnerabilidade no contexto estudado. A escala hierárquica de classificação dos municípios correspondente aos percentis estatísticos são determinados pela frequência das observações: “Baixa Vulnerabilidade” para valores de $IVD \leq P(30)$; “Média Vulnerabilidade” para valores entre $P(30) \leq IVD \leq P(70)$ e “Alta Vulnerabilidade” para os valores de $IVD \geq P(70)$. A classificação “Alta” representa o estrato do pior agrupamento em relação à vulnerabilidade da população (PARENTE *et al.*, 2012; CHAVES *et al.*, 2017; MENEZES *et al.*, 2018).

Para a análise estatística espacial, calculou-se o índice de Moran: global e local bivariável, de acordo com a metodologia adotada nos estudos Chaves *et al.* (2017), Vasconcelos e Pinho (2017) e Azevedo *et al.* (2019). O cálculo foi aplicado para os valores do IVD e Taxas de Incidência de Dengue por municípios, objetivando identificar padrões espaciais associados à distribuição do IVD e da incidência da doença (ARMAŞ; GAVRIŞ, 2013; GU *et al.*, 2018; ANDRIOLI *et al.*, 2020). O índice de Moran global detecta a existência de autocorrelação espacial, isto é, avalia quanto o valor observado no município, dos indicadores, está correlacionado com os valores dos municípios vizinhos.

Esse índice fornece um valor único, variando no intervalo de -1 a 1. Assim, para a visualização das áreas de prioridade, foram construídos, para o período, mapas temáticos com as classificações e *Moran Map*. Os mapas situam onde os municípios são classificados: dentro dos quatro quadrantes ou como não significativos estatisticamente ($p < 0,05$). Para esta análise, utilizou-se o programa de livre acesso GeoDa_ versão 1.4.1 (Chicago, EUA, 2010) e o software ArcGIS_ versão 10.6 (PASTRANA *et al.*, 2014; FERREIRA *et al.*, 2017; CHAVES *et al.*, 2017).

As análises de regressão múltipla fatorial foram aplicadas após o cálculo do IVD. Essas análises são técnicas estatísticas que constroem modelos que descrevem as relações entre várias variáveis de um determinado processo. O método é adequado quando há uma única variável dependente métrica relacionada a duas ou mais variáveis independentes. O principal objetivo de sua aplicação é prever as mudanças na variável dependente, de acordo com as variações nas variáveis independentes (HAIR *et al.*, 2005). Por último, o teste do coeficiente de correlação de *Spearman* foi aplicado como outro método de avaliação da intensidade da relação entre IDV e as Taxas de Incidência de Dengue.

3.4.2.1 Medidas de Ajuste do Modelo

De acordo com Hair *et al.* (2009) e Fávero *et al.* (2009), os métodos de análises multivariadas têm comprovado eficácia no estudo de dados complexos. As técnicas analíticas multivariadas podem ser aplicadas com diversas finalidades, com objetivo de reduzir dados ou simplificar sua estrutura, de classificar e agrupar, de investigar as relações ou inter-relações (correlações) entre as variáveis, de prever e de elaborar hipóteses e testá-las. Dentre as técnicas, podem-se citar alguns dos métodos mais utilizados: análise fatorial, análise de componentes principais, análise de cluster, análise de regressão múltipla e análise de correspondência.

A Análise Fatorial (AF), ou análise dos fatores, é uma técnica estatística que permite analisar o comportamento das relações ou inter-relações (correlações) de grande número de variáveis. Explica a estrutura de dependência de um conjunto de variáveis (em geral, representada pelas correlações ou covariâncias entre essas variáveis) através da criação de fatores comuns ou variáveis latentes, obtidas a partir das originais (HAIR *et al.*, 2009; FIELD, 2009). Para Fávero *et al.* (2009), trata-se de uma técnica estatística de interdependência que avalia todas as variáveis simultaneamente. Além disso, reduz a massa de dados para um número menor de “fatores comuns ou índices”, de modo a compreender as relações existentes. Identifica, também, as dimensões isoladas da estrutura dos dados para, então, determinar o grau em que cada variável é explicada por cada dimensão (ou fator).

Genericamente, o modelo de análise fatorial pode ser apresentado na forma matricial, conforme a Equação 23 (DILLON; GOLDSTEIN, 1984; MINGOTI, 2005; HAIR *et al.*, 2009).

$$X = \alpha F + \varepsilon \quad (23)$$

Em que:

X = o vetor transposto p -dimensional das variáveis observadas (características), denotado por $Y' = (y_1, y_2, \dots, y_k)$;

α = uma matriz (p, k) de constantes desconhecidas, chamadas de cargas fatoriais, tal que cada elemento expresso α_{ij} a correlação entre o volume y_{ij} e o fator f_j , sendo Λ denominado matriz de cargas fatoriais com o número k de fatores menor que o número p de variáveis;

F = o vetor transposto q -dimensional de variáveis não observáveis ou variáveis latentes, chamadas de fatores comuns, denotado por $F' = (f_1, f_2, \dots, f_k)$, sendo $k < p$; e

ε = o vetor transposto p -dimensional de variáveis aleatórias ou fatores únicos, ou seja, vetor de componentes residuais, denotado por $\varepsilon' = (e_1, e_2, \dots, e_k)$

Contudo, há a necessidade de observar quais requisitos precisam ser satisfeitos para a utilização dessa técnica estatística. Em vista disso, as principais estatísticas-chave associadas ao planejamento de uma análise fatorial estão listadas no Quadro 14.

Quadro 14 – Principais estatísticas para adequabilidade da análise fatorial.

Procedimento Estatístico	Critérios de Medidas de Ajuste (Adequabilidade)
Adequabilidade da base de dados	Tamanho da amostra e o padrão de correlação entre as variáveis. Hair <i>et al.</i> (2009) sugerem que a amostra deve ser superior a 50 observações, sendo aconselhável no mínimo 100 casos para assegurar resultados mais robustos.
Normalidade e linearidade	A Análise fatorial é baseada no pressuposto de que os relacionamentos entre as variáveis são lineares, contudo a normalidade multivariada é importante para a realização da análise. Desvios podem reduzir as correlações observadas entre as variáveis e, portanto, prejudicar a solução.
Matriz de Correlação	Mede a associação linear entre as variáveis X e Y por meio do coeficiente de correlação de Pearson, em que, $-1 \leq r \leq 1$. Hair <i>et al.</i> (2005), no que concerne ao padrão de correlação entre as variáveis, a matriz de correlações deve apresentar na maior parte dos coeficientes valores acima de 0,30. A matriz de cargas fatoriais, que mede a correlação entre os fatores comuns e as variáveis observáveis, é determinada por meio da matriz de correlação, conforme Dillon e Goldstein (1984).
Métodos de rotação dos fatores	Os métodos de rotação dos fatores são baseados em concepções científicas pertinentes, que geram fatores correlacionados (<i>Rotação Oblíqua</i>) e não correlacionados (<i>Rotação Ortogonal</i>). Se for ortogonal (<i>Varimax, Quartimax, Equamax</i>), se for oblíqua (<i>direct oblimin, Promax</i>).
Métodos para a extração	As principais técnicas de extração dos fatores ou obtenção de fatores são: componentes principais, fatores principais, fatores comuns, fatoraçoão por imagem, fatoraçoão por verossimilhança, fatoraçoão alfa e fatoraçoão mínimos quadrados.
Teste de Esfericidade de Bartlett	O teste avalia a significância geral da matriz de correlação, ou seja, testa a hipótese de que as variáveis não sejam correlacionadas na população. Se a matriz de correlações for igual à matriz identidade, isso significa que as inter-relações entre as variáveis são iguais a 0 e, neste caso, deve-se reconsiderar a utilização da análise fatorial. A significância para o teste não deve ultrapassar 0,05.
Medida de Adequação de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO)	O teste é usado para comparar as correlações parciais entre os pares de variáveis sem o efeito das demais. O teste KMO varia entre 0 e 1, indicado para avaliar a adequação da análise fatorial. Sugere a seguinte escala para interpretar o valor da estatística KMO: excelente (entre 0,90 e 1); ótimo (entre 0,80 e 0,89); bom (entre 0,70 e 0,79); regular (entre 0,60 e 0,69); ruim (entre 0,50 e 0,59) e inadequado (entre 0 e 0,49). Hair <i>et al.</i> (2009) recomenda 0,50 como patamar aceitável.
Measure of Sampling Adequacy (MSA)	A matriz anti-imagem, que fornece a Medida de Adequação da Amostra: quanto mais próximo de 1 o valor da MSA, mais adequada é a utilização da técnica. Recomenda-se $MSA \geq 0,50$.
Comunalidade	O quadrado das cargas fatoriais representa a contribuição relativa de cada fator para a variância total da variável. A soma dessas cargas fatoriais ao quadrado, para cada variável, oferece a estimativa de comunalidade, que indica a proporção da variância total de cada variável, que é explicada pelo conjunto de fatores comuns. A validação das variáveis no ajuste do modelo fatorial foi constatada a partir da estimativa da variância explicada através dos fatores comuns. Hair <i>et al.</i> (2009) recomendam que o número de fatores escolhidos corresponda a, no mínimo, 60% da variância ($h^2 \geq 0,6$).

Variância acumulada	A soma dessas cargas fatoriais ao quadrado, para cada fator, denomina-se <i>eigenvalue</i> , que dividido pelo número de variáveis obtém-se a proporção explicada pelo fator ao problema. O teste indica que devem ser extraídos apenas os autovalores (<i>eigenvalue</i>) maiores que 1. A seleção das dimensões deu-se a partir da <i>Regra de Kaiser</i> ou <i>Raiz Latente</i> . Os autovalores mostram a variância explicada por cada fator. Adicionalmente, pode utilizar o critério da variância acumulada para determinar a quantidade de fatores que devem ser extraídos. Considerar % of Variance > 60%.
Matriz de Fatores	A carga dos fatores mede as correlações simples entre as variáveis e os fatores. A matriz representa as cargas dos fatores de todas as variáveis em todos os fatores extraídos. Os escores fatoriais são compostos estimados para cada entrevistado nos fatores derivados. Estipulou-se na interpretação do fator carga fatorial mínima de $\pm 0,30$.
<i>Scree test</i>	O teste é utilizado para identificar o número ótimo de fatores que podem ser extraídos antes que a quantidade de variância única comece a dominar a estrutura de variância comum ou sofrer uma queda abrupta de um “ponto de salto”.
Resíduos	Diferenças entre as correlações observadas na matriz de correlação de entrada e as correlações reproduzidas, conforme estimadas na matriz de fatores.

Fonte: Dillon e Goldstein (1984); Mingoti (2005); Hair *et al.* (2009); Fávero *et al.* (2009)

Uma das premissas de uma análise fatorial é que exista estrutura de dependência clara entre as variáveis da matriz de covariância ou de correlação. Embasado nisso, os dois principais testes aplicados na pesquisa, foram: o Teste de *Esfericidade de Bartlett* ou *Bartlett Test of Sphericity* (BTS) e o teste *de Kaiser-Meyer-Olkin* (KMO) (DILLON; GOLDSTEIN, 1984; MINGOTI, 2005; HAIR *et al.*, 2009). O Teste de *Esfericidade de Bartlett* foi usado para testar se a matriz de correlações é uma matriz identidade. Ademais, para avaliar a possível adequação da análise fatorial (DILLON; GOLDSTEIN, 1984; MINGOTI, 2005; HAIR *et al.*, 2009). A Equação 24 descreve o procedimento utilizado. Assim, as hipóteses testadas são:

H₀: a matriz de correlações é uma matriz identidade

H₁: a matriz de correlações não é uma matriz identidade.

$$\begin{aligned}
 &H_0: R=I \quad \text{ou} \quad H_0: \lambda_1 = \lambda_2 = \dots = \lambda_p \\
 &\chi^2 = -\left[n-1 - \frac{1}{6}(2p+5)\right] \ln |R| \\
 &\text{ou} \\
 &\chi^2 = -\left[n-1 - \frac{1}{6}(2p+5)\right] \sum_{i=1}^p \ln \lambda_i
 \end{aligned} \tag{24}$$

Em que $|R|$ é o determinante da matriz de correlação amostral, a variância explicada por cada fator; n é o número de observações e p é o número de variáveis envolvidas no processo.

O Teste de *Kaiser-Meyer-Olkin* (KMO) foi utilizado para comparar as correlações parciais entre os pares de variáveis sem o efeito das demais, testando variáveis duas a duas. Assim, as variáveis devem possuir algum tipo de relação entre si (DILLON; GOLDSTEIN, 1984; MINGOTI, 2005; HAIR *et al.*, 2009). A Equação 25 descreve o procedimento utilizado.

$$KMO = \frac{\sum_i \sum_j r_{ij}^2}{\sum_i \sum_j r_{ij}^2 + \sum_i \sum_j a_{ij}^2} \quad (25)$$

Em que: r_{ij} = para todo $i \neq j$ é o coeficiente de correlação original entre as variáveis; a_{ij}^2 é o quadrado dos elementos fora da diagonal da matriz anti-imagem da correlação; este corresponde ao coeficiente de correlação parcial.

De acordo com Hair *et al.* (2009), a análise fatorial possui a capacidade de produzir fatores. Isto é feito através da rotação, que transforma a matriz de fatores em uma matriz rotacionada. O objetivo é atingir um padrão fatorial significativo e mais simples de interpretar. Nesta pesquisa, utilizou-se o método de rotação dos fatores, que é o mais utilizado em análise fatorial: o método de *Rotação Ortogonal*, do tipo “*Varimax*”. A rotação *Varimax* procura minimizar o número de variáveis fortemente relacionadas com cada fator, gerando, dessa forma, fatores que podem ser mais facilmente interpretados. Ainda, o método redistribui a variância dos primeiros fatores para os demais até atingir um padrão fatorial.

Na literatura, há vários métodos para a extração ou obtenção de fatores. Nesta pesquisa, adotou-se a análise fatorial pelo método *Análise de Componentes Principais* (ACP). Uma ACP busca explicar a estrutura da variância e da covariância por meio de poucas combinações lineares das variáveis originais. O método é usado quando o objetivo é reduzir os dados (variância) a um número mínimo de fatores, para construção de novas variáveis sintéticas, obtidas pela combinação linear das variáveis iniciais. A ACP possibilita investigações com um grande número de dados disponíveis, e frequentemente revela relações que não eram previamente consideradas (MINGOTI, 2005; HAIR *et al.*, 2009).

Em seguida, para análise de confiabilidade das medidas e da consistência interna dos dados da pesquisa, adotou-se o coeficiente *Alfa de Cronbach*. A consistência interna – ou

homogeneidade – indica se todas as subpartes de um instrumento medem a mesma característica. Esse coeficiente é amplamente utilizado para medir a confiabilidade de um instrumento, pois trata da consistência interna de uma escala. Baseia-se na correlação média entre os itens que fazem parte de um instrumento (HAIR *et al.*, 2009; SOUZA *et al.*, 2017; SILVA *et al.*, 2018). Essa técnica pode ser obtida através da seguinte Equação 26.

$$\alpha = \frac{k \left(\frac{cov}{var} \right)}{1 + (k - 1) \left(\frac{cov}{var} \right)} \quad (26)$$

Onde k = número de variáveis consideradas; cov é a média das covariâncias e var é a média das variâncias.

Dessa forma, quanto menor a soma da variância dos itens, mais consistente é considerado o instrumento. O coeficiente *Alfa de Cronbach* pode assumir valores entre 0 e 1. A seguinte classificação da confiabilidade do constructo é indicada: muito baixa ($\alpha \leq 0,30$); baixa ($0,3 < \alpha \leq 0,6$); moderada ($0,6 < \alpha \leq 0,75$); alta ($0,75 < \alpha \leq 0,90$) e muito alta ($\alpha > 0,90$). Hair *et al.* (2009) sugerem valores mínimos ideais de α : 0,7 para pesquisas aplicadas e 0,6 para pesquisas exploratórias.

3.4.2.2 Modelo Estatístico do Índice de Vulnerabilidade Socioambiental

A partir da Análise de Componentes Principais foram obtidas as cargas fatoriais e os fatores, dessa forma tornou-se possível a estimação do escore fatorial, pelo método que se assemelha ao método de regressão (MINGOTI, 2005; HAIR *et al.*, 2009).

Desse modo, o IVD foi definido pela combinação linear dos escores fatoriais e a proporção da variância. Logo, o escore fatorial para cada observação é resultado da multiplicação do valor padronizado das variáveis pelo coeficiente do escore fatorial correspondente. Por definição, o escore fatorial irá situar cada observação no espaço dos fatores comuns, de modo que, para cada fator f_i , o i -ésimo escore fatorial extraído é obtido por F_{ij} , como expresso na Equação 27 (ARMAŞ; GAVRIŞ, 2013; CHAVES *et al.*, 2013; GU *et al.*, 2018).

$$F_{ij} = b_1x_{i1} + b_2x_{i2} + \dots + b_px_{ip} \quad (27)$$

Em que:

F_{ij} é a variável dependente não observável, estimada pela técnica de análise fatorial com uso da matriz de vetor X de variáveis observáveis,

b_i são os coeficientes de regressão estimados para os n escores fatoriais comum, x_{ij} são as n observações das p variáveis observadas (indicadores do estudo), e p é o número de variáveis observáveis.

A estimativa do IVD foi obtida, de acordo com a Equação 28. Destaca-se, que os escores fatoriais podem ser utilizados, posteriormente, para construção de gráficos, mapas temáticos e indicadores temáticos, justamente como variáveis-resposta ou explicativas para algum outro procedimento estatístico (CHAVES *et al.*, 2013; FÉLIS *et al.*, 2016; GU *et al.*, 2018).

$$IVD = \sum_{j=1}^q \left(\frac{\lambda_j}{\sum j\lambda_j} \cdot FP_{ij} \right), \text{ sendo } 0 \leq IVD \leq 1 \quad (28)$$

Em que:

λ_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 essenciais para hierarquizar os municípios.

O escore fatorial foi padronizado (FP_{ij}) para obter os valores positivos dos escores originais. O intuito foi hierarquizar os municípios e compará-los em relação à vulnerabilidade socioambiental, conforme Equação 29 (CHAVES *et al.*, 2013; FÉLIS *et al.*, 2016; GU *et al.*, 2018).

$$FP_{ij} = \frac{F_i - F_{min.}}{F_{max.} - F_{min.}} \quad (29)$$

Em que F_{min} e F_{max} são os valores mínimo e máximo observados para os escores fatoriais, associados aos municípios do estado do Pará. A escala hierárquica de classificação

dos municípios corresponde aos percentis estatísticos, determinados pela frequência das observações (CHAVES *et al.*, 2013; DICKIN *et al.*, 2013).

3.4.2.3 Análise da formação dos fatores das variáveis

Ao final dessa etapa adotou-se, também, a análise multivariada para avaliação do grau de relação entre a TID sobre os escores fatoriais, obtidos por meio da análise fatorial do agrupamento dos indicadores da pesquisa. Para tanto, foi utilizada a análise de regressão linear múltipla, que é um método que descreve a relação entre uma variável dependente e múltiplas variáveis independentes, conforme Equação 28. Os fatores estimados a partir da análise fatorial são percebidos como variáveis latentes independentes, explicadas pelas variáveis dependentes observadas (FÁVERO, *et al.*, 2009; HAIR *et al.*, 2009; ARMA; GAVRI, 2013).

O modelo de regressão linear múltipla é descrito na Equação 30. Ressalta-se, no entanto, que os dados analisados nem sempre apresentam uma distribuição normal e a curva nem sempre é linear. Quando não há distribuição normal, a transformação logarítmica é aplicada às variáveis observadas X e Y, para linearizar a curvatura (FÁVERO, *et al.*, 2009; HAIR *et al.*, 2009).

$$Y_i = \beta_0 X_{i1}^{\beta_1} X_{i2}^{\beta_2} X_{i3}^{\beta_3} \dots X_{ip}^{\beta_p} e_i ; \text{sendo } i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (30)$$

Em que,

β_j representa os parâmetros de regressão; $j = 1, 2, 3, \dots, p$,

e_i representa o termo de erro com uma média de 0, variância de σ^2 e distribuição normal,

Y_i representa a variável dependente do estudo, e

$X_{i1}, X_{i2}, X_{i3}, \dots, X_{ip}$ representam as variáveis independentes do estudo.

A estatística do teste t é usada para avaliar a significância dos coeficientes de regressão múltipla. O teste é estimado usando a análise de regressão múltipla, como descrito na Equação 31.

$$t_j = \frac{b_j - \beta_j}{\sqrt{\text{var}(b_j)}} \sim t_{\alpha (n-p-1)} ; \text{sendo } j = 1, 2, 3, \dots, p \quad (31)$$

Em que,

b_j representa os coeficientes de regressão estimados com o método dos mínimos quadrados,

$\text{var}(b_j)$ representa a variância dos coeficientes de regressão estimados,

$(n - p - 1)$ representa os graus de liberdade,

n representa o tamanho da amostra,

p representa o número de variáveis e

α representa o erro Tipo I.

Outro método importante na interpretação da análise de regressão múltipla é o Método dos Mínimos Quadrados, pois mede a relação significativa entre as variáveis independentes (ausência de multicolinearidade): $\text{Cov}(X_i, X_j) = 0; i \neq j$. Na presença de multicolinearidade, as variâncias e as covariâncias dos coeficientes de regressão aumentam. Independentemente, também, de um valor de R^2 alto, apenas uma pequena parte das variáveis independentes torna-se significativa, de acordo com o teste t. No entanto, a colinearidade é definida como a presença de uma correlação completa (ou de alto grau) entre duas ou mais variáveis explicativas (independentes), na análise de regressão múltipla (FÁVERO, *et al.*, 2009; HAIR *et al.*, 2009).

Para interpretar adequadamente a presença de multicolinearidade na análise de regressão múltipla, os fatores de inflação da variância (VIF) devem ser calculados, de acordo com a Equação 32. Os valores altos de valor R^2 e VIF, indicam problema de multicolinearidade nos dados da pesquisa (FÁVERO *et al.*, 2009; HAIR *et al.*, 2009).

$$VIF = \frac{1}{1 - R^2} \quad (32)$$

Para a organização das informações e análise de regressão múltipla, utilizou-se o software SPSS_versão 25.0. Adotou-se o método de busca sequencial, que no primeiro momento, mede a variável estatística com um conjunto de variáveis independentes. Posteriormente, o método acrescenta ou elimina variáveis, até que seja alcançada a melhor medida dentro do critério utilizado. Para este procedimento estatístico, foi utilizado o método *stepwise* (por etapas ou passo a passo), o mais comum entre todos os métodos de busca sequencial (FIELD, 2009).

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1 Estudo ecológico da dengue

O estudo ecológico permitiu examinar associações entre exposição e doença/condição relacionada à coletividade, principalmente em locais com pouca ou nenhuma informação da doença e da exposição do grupo populacional como um todo. A análise desta pesquisa incluiu a observação da distribuição da dengue e das condições relacionadas à saúde, segundo o tempo, o lugar e/ou as características determinantes, como os fatores físicos, biológicos, sociais, culturais e comportamentais que influenciam a saúde.

4.1.1 Aspectos epidemiológicos da dengue nos municípios

A análise da série temporal da dengue foi durante 17 anos, no período de 2001 a 2017, considerou como unidades de estudo os 143 municípios do estado do Pará. No período estudado, foram notificados mais de 184 mil casos da doença e observou-se o enfrentamento de várias epidemias de dengue no estado. Destes, cerca de 125 mil (68% dos casos) ocorreram no período de 2007 a 2017, conforme apresentado na Figura 24. Na pesquisa, os cinco anos epidêmicos com maiores casos de dengue por 10 mil habitantes, foram: ano de 2001, com a incidência de 26,2 casos por 10 mil habitantes; seguido de 2011, com 21,9 casos; 2008, com 21,3 casos; 2012, com 20,9 casos; e 2010, com 19,6 casos. A média móvel de 3 anos de casos da doença, no entanto, apresentou estabilidade ao longo dos 17 anos analisados na pesquisa. É importante notar, porém, que a alta carga da dengue nos municípios gera muitos desafios para os serviços de saúde das regiões de integração do estado, conforme detalhado no Apêndice C.

Concomitante ao aumento do número de casos, houve a ampliação de casos de óbitos, principalmente no período de 2001 a 2011. No período da pesquisa foram registrados 146 casos confirmados de óbitos, sendo que nos anos epidêmicos de 2007 a 2011 ocorreram os maiores registros, pois somente no ano de 2007 foram registrados 25 óbitos. Em dezembro de 2007, a Secretaria de Vigilância em Saúde registrou o Boletim epidemiológico Ano 08-Nº 05-26 de julho de 2008, com informações de um surto de Febre Hemorrágica da Dengue no município de Redenção-PA, que ocasionou, no período de 17 a 21 de dezembro, o registro de quatro óbitos (BRASIL, 2008).

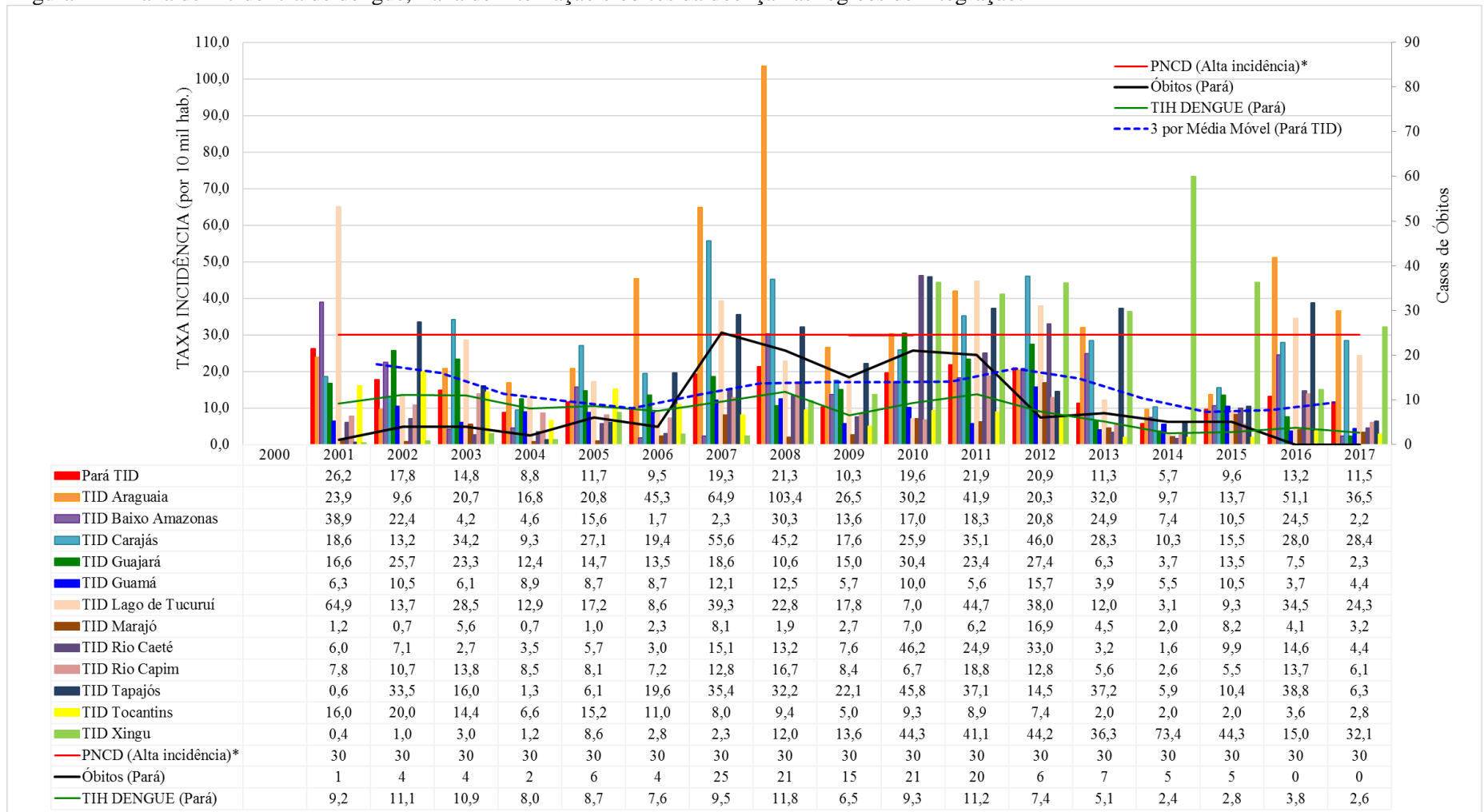
Na Figura 24 percebe-se que os períodos interepidêmicos nas regiões de integração ocorrem em intervalos de 3 a 4 anos, assemelhando-se aos padrões cíclicos do país, comentados

por Andriolli *et al.* (2020) e Barcellos e Lowe (2014). O comportamento cíclico, variando entre baixa e alta incidência, pode ser observado nas regiões de integração, conforme apresenta o Apêndice C. A região de integração com maior número de casos notificados de dengue foi Guajará, com 21,1%, seguida de Carajás (12,8%), Baixo Amazonas (12,7%), Araguaia (10,9%), Lago de Tucuruí (7,7%), Tocantins (6,9%), Xingu (6,8%), Tapajós (5,3%), Rio Capim (5,3%), Guamá (4,3%), Rio Caeté (4,2%) e Marajó (2,0%), conforme detalhado no Apêndice C e Apêndice D.

A região Guajará, a mais populosa do estado com cerca de 26,08% da população, tem grande influência na dinâmica da doença no território, seguida da região Tocantins com 10,1%. Nesse sentido, Barcellos e Lowe *et al.* (2014) explicam que pequenas cidades da Amazônia, situadas em áreas remotas ou isoladas, podem estar protegidas de epidemias de dengue, em virtude das dificuldades à mobilidade da população, as quais facilitam a circulação viral do vírus da dengue. Embora algumas regiões de integração, localizadas em grande parte na floresta amazônica com clima úmido, sejam favoráveis ao desenvolvimento do mosquito-vetor *Aedes aegypti*, os estudos apontam a baixa ocorrência de casos de dengue em algumas regiões, como o Marajó, o que pode ser atribuído à baixa densidade populacional urbana em alguns municípios.

O maior valor da taxa média de incidência de dengue no período da pesquisa foi observado na região de Carajás, com 27,1 casos/10 mil habitantes, seguido da Araguaia (26,5), Tapajós (19,6), Lago de Tucuruí (17,8), Baixo Amazonas (15,6), Guajará (14,7), Xingu (13,6), Guamá (8,7), Rio Capim (8,4), Tocantins (8,0), Rio Caeté (7,1) e Marajó (3,1), conforme Figura 24 e detalhado no Apêndice C. Chaves *et al.* (2018) ressaltam que vários municípios situados em áreas de baixa notificação de casos da dengue correspondem às regiões de integração do Baixo Amazonas, Marajó e Tapajós, o que compromete a avaliação de estudos da doença.

Figura 24 – Taxa de incidência de dengue, Taxa de internação e óbitos da doença nas regiões de integração.



*Taxa de incidência dengue (por 10.000 hab.)

PNCD: alta incidência (30 casos ou mais por 10 mil hab.)

Fonte: Elaboração própria (2021).

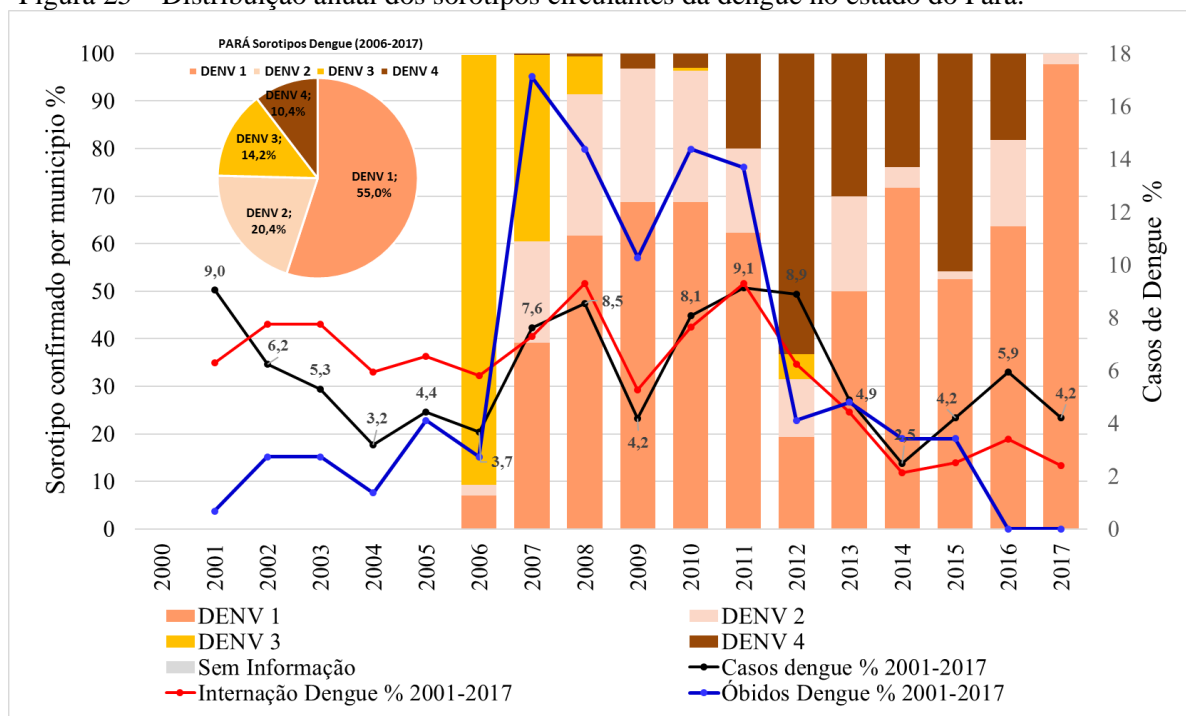
Andrioli *et al.* (2020) destacam nos resultados que a taxa de desmatamento pode estar associada à incidência de doenças transmitidas por vetores, no caso da Amazônia. O Pará acumula as maiores taxas de desmatamento da Amazônia desde 2006, além de vários municípios do sul do estado estarem situados na região conhecida como “arco do desmatamento” (INPE, 2018).

Chaves *et al.* (2018) analisaram a relação entre as condições de vida da população e a incidência de dengue nas regiões de integração do Pará. De forma antagônica, os resultados indicaram que a taxa de incidência de dengue é maior nas regiões com melhores indicadores socioeconômicos. Nesta pesquisa, municípios com indicadores socioeconômicos ruins apresentam baixa incidência de dengue, como a região de Marajó. Neste sentido, Andrioli *et al.* (2020) observaram que a fragilidade dos serviços públicos de saúde e subnotificação de casos de dengue interferem nos estudos epidemiológicos de muitos municípios com baixos indicadores socioeconômicos.

A dinâmica da circulação viral da DENV (1-2-3-4) nas regiões no estado caracterizou-se pela circulação simultânea e com alternância no predomínio dos sorotipos virais no período de 2006 a 2017, como observado na Figura 25. Segundo estudo da WHO (1999) em humanos, as infecções por um sorotipo da dengue produzem imunidade para toda vida, mas não impedem que ocorra uma reinfecção por outro sorotipo, que pode apresentar sintomas mais severos. O conhecimento dos sorotipos circulantes em uma localidade é fundamental, pois se sabe que alguns vírus causam manifestações clínicas graves (TEIXEIRA *et al.*, 2009).

A maior frequência de casos de dengue no estado foi do sorotipo DENV-1, com 55% de casos no período estudado; em seguida, do sorotipo DENV-2 com 20,4%; e do sorotipo DENV-3, com 14,2%; e a ocorrência para o sorotipo DENV-4, com apenas 10,4% (SINAN/DATASUS, 2018). A dinâmica de dispersão viral no estado acompanhou o nível nacional, conforme estudos de Fares *et al.* (2015) e Nunes *et al.* (2019). Em 2000, um sorotipo introduzido no país, que rapidamente se espalhou para os estados, foi o DENV-3.

Figura 25 – Distribuição anual dos sorotipos circulantes da dengue no estado do Pará.

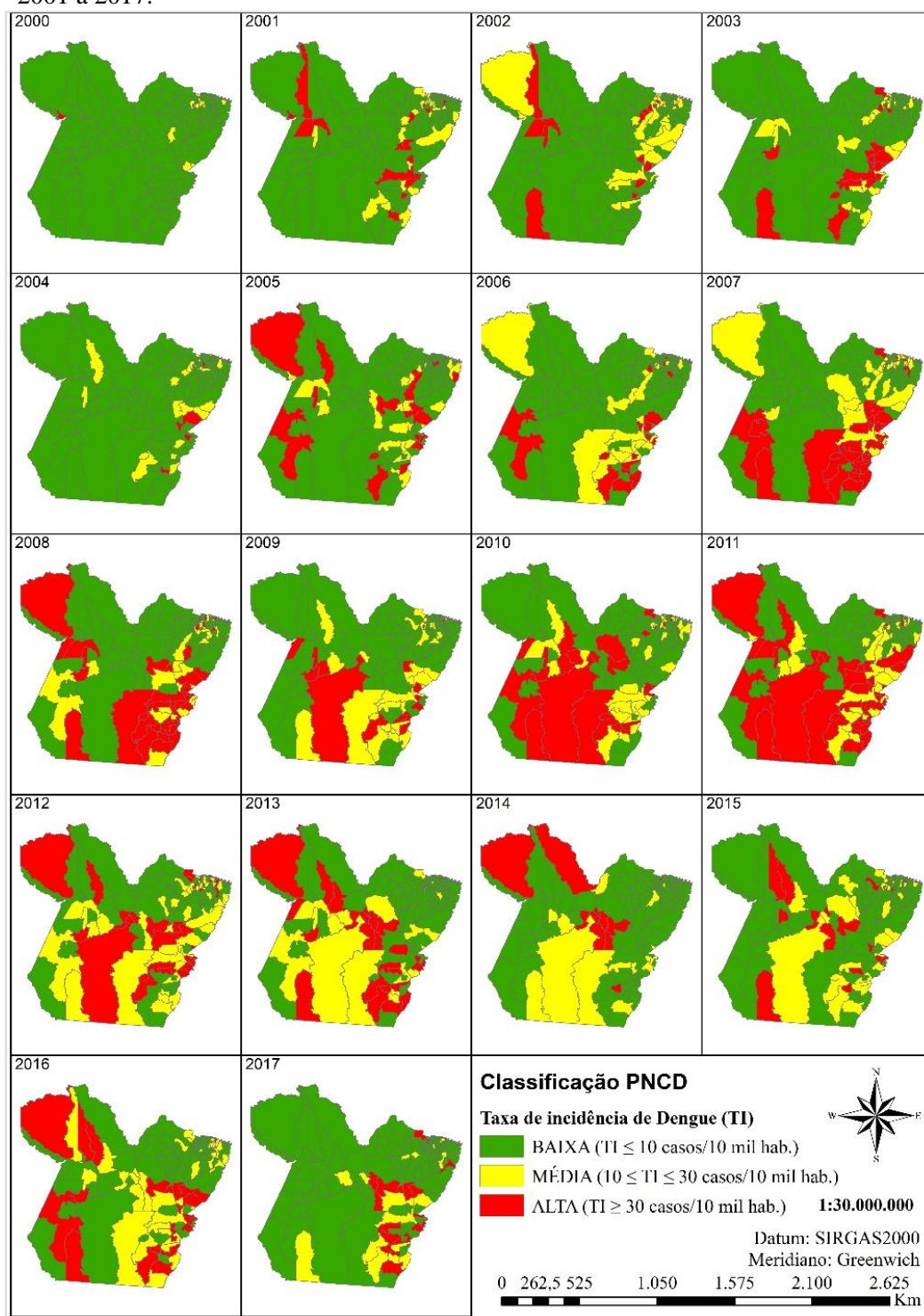


Fonte: Elaboração própria (2021); SINAN/DATASUS (2018).

Em 2006 foi notificada a maior prevalência de DENV-3, com 90,3% do total dos casos positivos analisados, neste ano foram registrados 6.757 casos (3,7%), 5.371 internações (5,8%) e 4 óbitos confirmados. As epidemias a partir de 2007, esteve também associada à recirculação do DENV-1 e DENV-2. Em 2008, a DENV-2 apresentou maior prevalência de 29,6%, sendo notificados 15.693 casos (8,5%) e 8.603 internações (9,3%). No ano de 2017, os dados indicam a alta (97,7%) prevalência de DENV-1, o que se refletiu no maior registro do período estudado 2001 a 2017, com aumento do número de casos de dengue de 16.826 (9,1%) e 8.600 internações (9,3%). Em 2012, no estado registrou a alta prevalência de DENV-4 (63,2%) das amostras positivas analisadas, sendo 16.361 casos notificados de dengue (8,9%) e 5.784 internações (6,2%).

Em outra análise, os municípios foram categorizados segundo o critério do PNCD (2002): baixa incidência (até 10 casos por 10 mil hab.), média incidência (10,1 a 29,9 casos por 10 mil hab.), e alta incidência (30 casos ou mais por 10 mil hab.), conforme apresentado na Figura 26.

Figura 26 – Distribuição espacial e temporal da TID nos municípios paraenses, no período de 2001 a 2017.



Fonte: Elaboração própria (2021).

A Figura 26 apresenta, espacialmente, a distribuição heterogênea da incidência da dengue entre os municípios do estado. Observa-se, ainda, uma disseminação e aumento de dengue nas regiões de integração, durante o período avaliado. No estado, quanto à variação espacial da dengue, os estudos indicam que os primeiros cinco anos de registros de “Alta incidência” da doença ocorreram nas seguintes RI: Lago de Tucuruí, Guajará, Baixo Amazonas, Araguaia, Tocantins, Carajás e Tapajós.

Em 2005, observa-se a expansão da doença em alguns municípios da RI Araguaia e Carajás (sudeste paraense), principalmente o município de Redenção que apresentou um surto de Febre Hemorrágica da Dengue em 2007. Nota-se o avanço da doença também na RI Lago de Tucuruí, provavelmente influenciado pela expansão da UHE Tucuruí que iniciou em 1998. Em 2007 começou a operação da segunda casa de força, e a partir de 2010 a retomada do sistema de transposição do rio Tocantins (eclusas da UHE Tucuruí). Observa-se que os grandes projetos visando o desenvolvimento do país incentivam a migração desordenada de trabalhadores de outras regiões para a Amazônia, contribuindo para a incidência da dengue na região (SILVEIRA *et al.*, 2017; LOPES *et al.*, 2020).

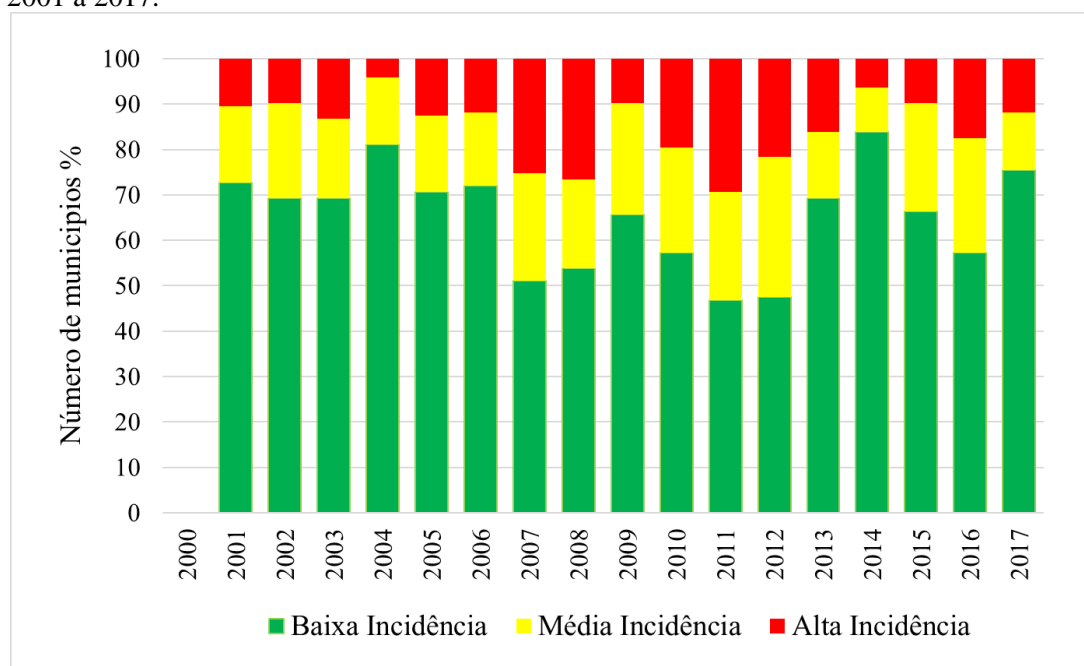
A partir de 2009, a RI do Xingu (sudoeste paraense) destaca-se com o crescimento da incidência da dengue, possivelmente com a contribuição do início das obras da UHE Belo Monte, que influencia principalmente a dinâmica dos municípios de Vitória do Xingu, Senador José Porfírio e Altamira. Em 2011, o IBAMA emite a Licença de Instalação nº 795/2011, que permite o início das obras da UHE Belo Monte. Em 2015, o órgão ambiental concede a Licença de Operação nº 1317/2015 da UHE Belo Monte (NORTE ENERGIA SA, 2020). Dentre as principais discussões sobre a propagação da doença nos municípios da Amazônia está o crescimento populacional desordenado, ausência de infraestrutura e a carência de serviços públicos dos municípios, gerando externalidades ao governo local. Apesar do crescimento econômico ter sido induzido nas últimas década no estado, pela construção de usinas hidrelétricas, este crescimento não se deu de forma equilibrada nas regiões. Destaca-se que, na Tabela 2, enquanto no período de 2000/2010 o Pará teve uma taxa de crescimento populacional anual média de 2,04%, a RI Xingu obteve um valor de 2,34% (FRANCO, *et al.*, 2018).

A dispersão do vírus da dengue pelas regiões de integração é favorecida por microfatores como o desenvolvimento e proliferação do mosquito *Aedes aegypti* decorrente de macrofatores, tais como: maior mobilidade de suas populações, reurbanização sem infraestrutura básica de saneamento, coleta inadequada dos resíduos sólidos e desmatamento desordenado nas cidades (TEIXEIRA *et al.*, 2009; BARCELLOS; LOWE, 2014; FARES *et al.*, 2015).

Na Figura 27 tem-se as frequências de classificação dos 143 municípios em cada categoria TID, no período de 2001 a 2017. No período de 2001 a 2006 nota-se a predominância dos municípios classificados com “Baixa incidência”. Destacando-se no estudo os cinco anos com menor TID nos municípios em 2014 (120/143 ou 83%), 2004 (116/143 ou 81%), 2017 (108/143 ou 75%), 2001 (104/143 ou 73%) e 2006 (103/143 ou 72%).

Nos resultados destacam-se os municípios com “Alta incidência” de dengue por região de integração em ordem decrescente, com evidências principalmente nos anos de 2011 (42/143 ou 29%), 2008 (38/143 ou 27%), 2007 (36/143 ou 25%), 2012 (31/143 ou 22%) e 2010 (28/143 ou 20%). No Apêndice F tem-se a frequência de classificação da taxa de incidência média da dengue com detalhamento por região de integração, no período 2001 a 2017.

Figura 27 – Frequência de classificação da TID média dos municípios paraenses, no período de 2001 a 2017.



Fonte: Elaboração própria (2021).

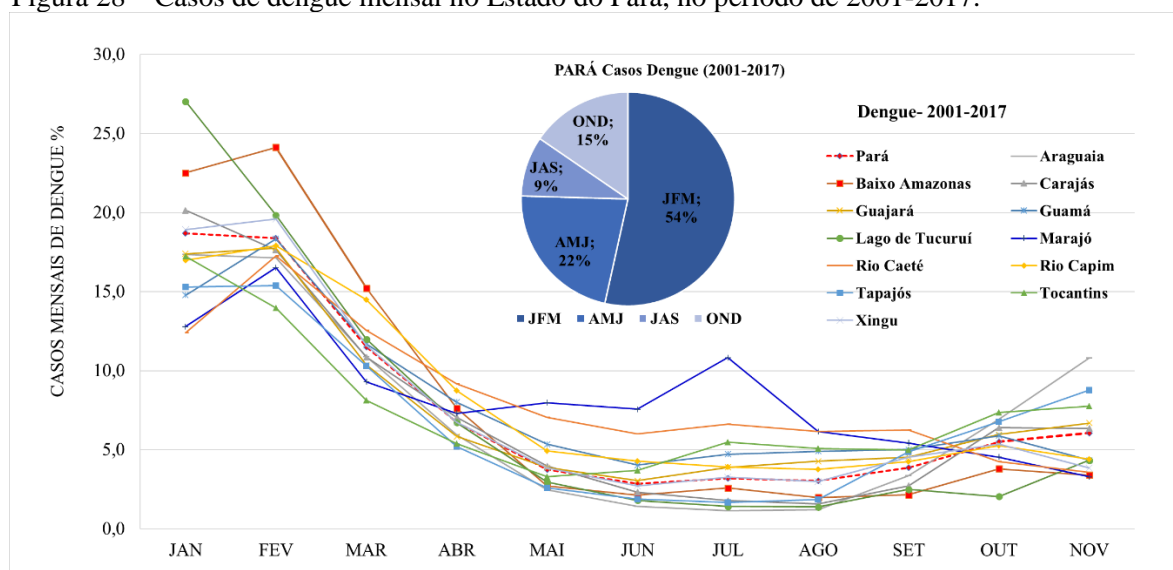
O presente estudo evidenciou que, apesar de a TID ter sido apresentada como “Baixa incidência” na maior parte do período analisado, notou-se nas regiões de integração muitas variações na incidência da doença. Os resultados da análise realizada demonstram a necessidade de desenvolver um índice com um conjunto mais robusto de variáveis que permitam identificar diferenças internas ao município. Essa variação pode estar associada a fatores de desenvolvimento humano, infraestrutura inadequada, ambiente favorável à proliferação do vetor ou a classificação de forma equivocada da doença nos serviços de saúde. Siqueira *et al.* (2018), em estudo na área urbana de Belém, constataram que os casos mais frequentes da

doença estão concentrados em áreas com infraestrutura precária e sem serviços de saneamento básico. Os autores destacaram, ainda, como potenciais criadouros de vetores as piscinas, os objetos ornamentais e o acúmulo de resíduos sólidos nas periferias.

Na análise entre as regiões de integração tem-se que no ano de 2011 foram registrados 42 municípios com “Alta incidência” de dengue, sendo que a maioria localiza-se no Lago de Tucuruí (6/7 municípios ou 86%), Araguaia (9/15 municípios ou 60%) e Carajás (7/12 municípios ou 58%). Em 2008, 38 municípios apresentaram “Alta” incidência” da doença, distribuídos em maior proporção nas regiões do Araguaia (12/15 municípios ou 80%) e Carajás (8/12 municípios ou 67%). No ano de 2007, foram identificados 36 municípios nesta categoria, principalmente na região Araguaia (13/15 municípios ou 87%), Lago de Tucuruí (5/6 municípios ou 71%) e Carajás (7/12 municípios ou 58%). Em 2012 tem-se 31 municípios com “Alta” incidência” distribuídos em maior proporção em Carajás (8/12 municípios ou 67%) e Lago de Tucuruí (3/7 municípios ou 43%). No ano de 2010 foram identificados 28 municípios nesta categoria, com destaque para a região Tapajós (3/6 municípios ou 50%) e Xingú (5/10 municípios ou 50%). Corroborando com Araújo *et al.* (2017), que alertam que a alta incidência atinge todas as faixas etárias, causa incapacidade durante a infecção sintomática e contribui para a perda de anos de vida saudáveis.

Resultados sobre a relação positiva entre a incidência de dengue com as variáveis densidade e clima são evidenciados no estudo de Barcellos e Lowe (2014). A Figura 28 apresenta as médias mensais dos casos de dengue no período do estudo, evidenciando a incidência sazonal dos casos da doença no Estado do Pará, no período de 2001 até 2017. Nota-se que os maiores valores das médias mensais de casos de dengue ocorreram no primeiro trimestre do ano: janeiro (1.779), fevereiro (2.023) e março (1.989). Por outro lado, o trimestre seguinte, como julho (309), agosto (347) e setembro (330), apresenta valores das médias mais baixas.

Figura 28 – Casos de dengue mensal no Estado do Pará, no período de 2001-2017.

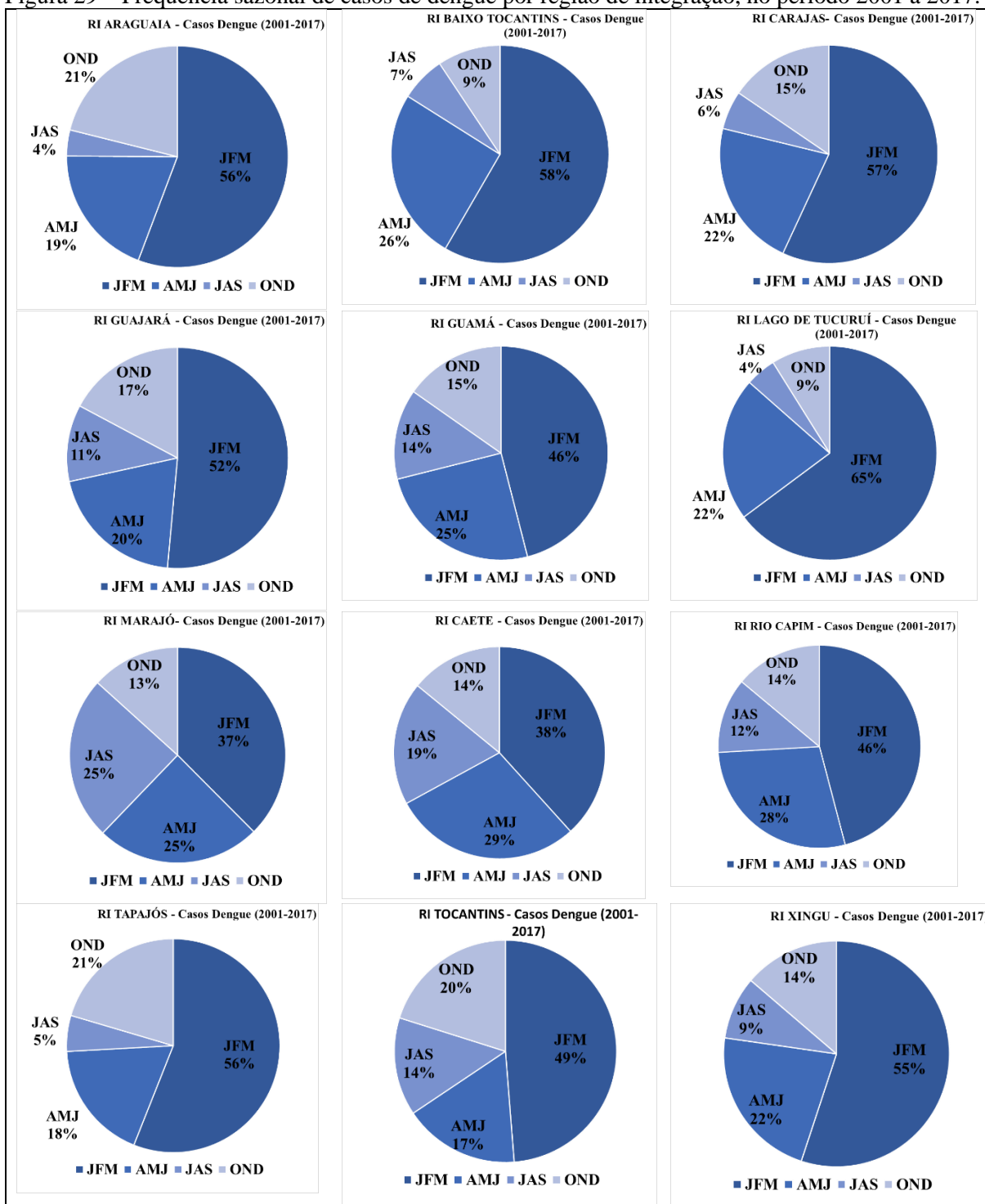


Fonte: Elaboração própria (2021).

Com o intuito de evidenciar a sazonalidade da doença dengue nas regiões de integração, na Figura 29 é apresentada a frequência das médias trimestrais dos casos de dengue no período analisado: janeiro a março (JFM), abril a junho (AMJ), julho a setembro (JAS) e outubro a dezembro (OND). Nos resultados, nota-se que o trimestre de JFM foi o período de maior ocorrência de casos de dengue na região do Lago de Tucuruí (64,85), Baixo Amazonas (58,4%), Carajás (56,9%), Tapajós (56%), Araguaia (55,8%), Xingu (55,1%) e Guajará (51,5%).

Na pesquisa, as regiões de integração apresentaram sazonalidade associada à incidência da dengue, com picos geralmente observados durante os meses mais chuvosos. Esses achados foram evidenciados em vários estudos na região Amazônica, como Barcellos e Lowe (2014), Corrêa *et al.* (2016), Siqueira *et al.* (2017) e Moraes *et al.* (2019). Os autores também observaram que a doença está fortemente influenciada por variações espaciais locais, como urbanização, temperatura, umidade e precipitação.

Figura 29 – Frequência sazonal de casos de dengue por região de integração, no período 2001 a 2017.



Fonte: Elaboração própria (2021).

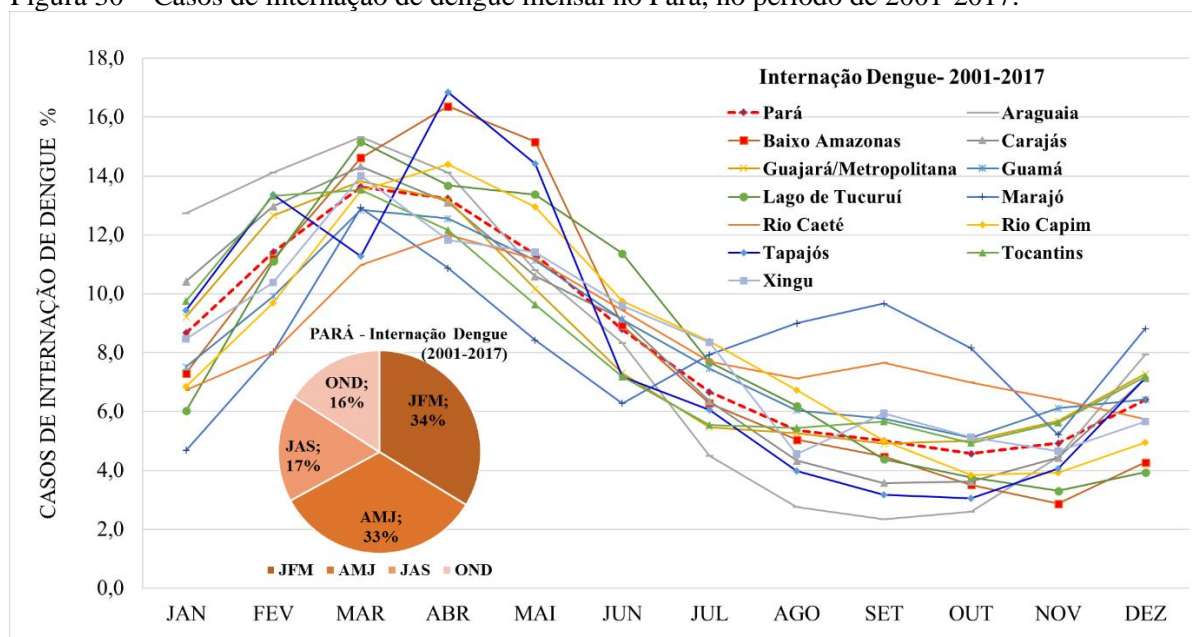
Na Figura 29, as regiões Marajó e Rio Caeté denotam variações bem distribuídas nos quatro trimestres do ano e, assim, não indicaram forte influência sazonal das chuvas nas ocorrências da doença. Destaca-se o trimestre JAS com a menor ocorrência de dengue na região: Araguaia (3,8%), Lago de Tucuruí (4,6%), Tapajós (5,4%), Carajás (5,7%), Baixo Amazonas (6,7) e Xingu (9%). Resultados semelhantes foram detectados por Moraes *et. al.*

(2019) nos estudos para a cidade de Belém, no período de 2001 a 2012, identificando os maiores valores de ocorrência da doença no trimestre JFM (55%) e os menores valores no trimestre JAS (10%).

O mesmo padrão sazonal da doença também é observado no estudo de Corrêa *et al.* (2016), que demonstram a incidência de dengue em sete municípios do estado do Pará, no período de 2007 a 2011, observando máximos de incidência no primeiro trimestre, sendo que a maioria ocorreu no mês de março. Siqueira *et al.* (2018) apresentam uma relação direta da TID com a precipitação nos bairros da área urbana da cidade de Belém, capital do estado, no período de 2007-2011, sendo evidenciados os casos da doença no período chuvoso (dezembro a maio).

Concomitante à sazonalidade dos casos de dengue na área de estudo, houve aumento do número de internações pelo agravo da doença. Na Figura 30, nota-se que as médias mensais com valores mais elevados dos casos de internação ocorreram nos dois primeiros trimestres de JFM (472, 622 e 742) e AMJ (721, 617 e 478) dos anos analisados. Nos dois últimos trimestres de JAS e OND, houve menor ocorrência de casos de internações pelo agravo da dengue.

Figura 30 – Casos de internação de dengue mensal no Pará, no período de 2001-2017.

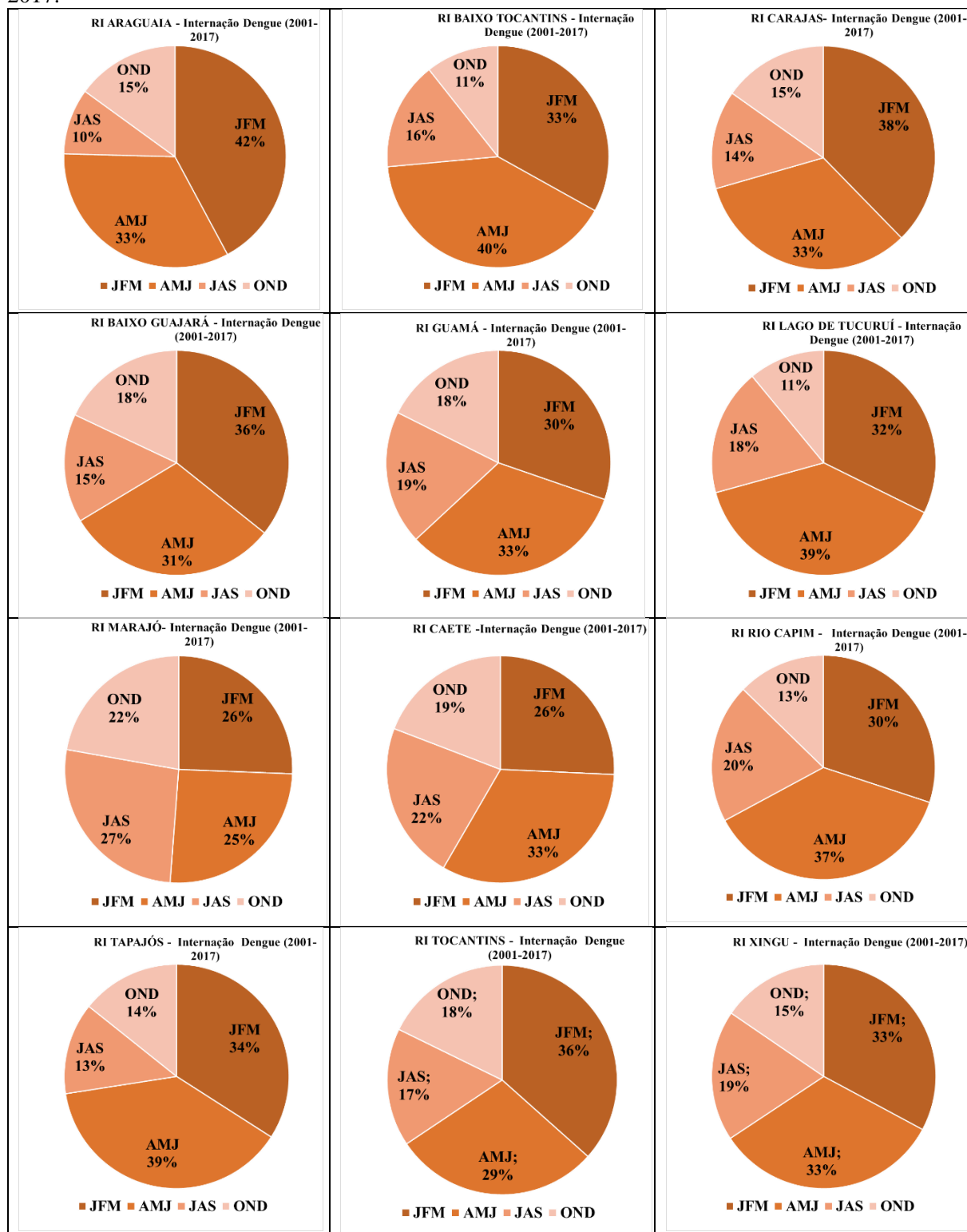


Fonte: Elaboração própria (2021).

Na Figura 31, observa-se que no trimestre de JFM as regiões que apresentaram maior registro de casos de internação de dengue foram Araguaia (42,2%) e Carajás (37,7%). No seguinte trimestre de AMJ, as regiões com destaque foram Baixo Amazonas (40,5%), Tapajós (38,4%) e Lago de Tucuruí (38,4%). As regiões Marajó e Rio Caeté apresentam, também, variações de casos de internações distribuídas nos quatro trimestres e, assim, não indicam influência da sazonalidade. No trimestre JAS, as regiões Araguaia (9,6%) e Tapajós (13,2%)

destacam-se pelo menor registro de internações. Da mesma forma, o trimestre de OND indicou que as regiões com menores ocorrências foram Baixo Amazonas (10,7%) e Lago de Tucuruí (11%).

Figura 31 – Frequência sazonais de internação de dengue por região de integração, no período 2001 a 2017.



Fonte: Elaboração própria (2021).

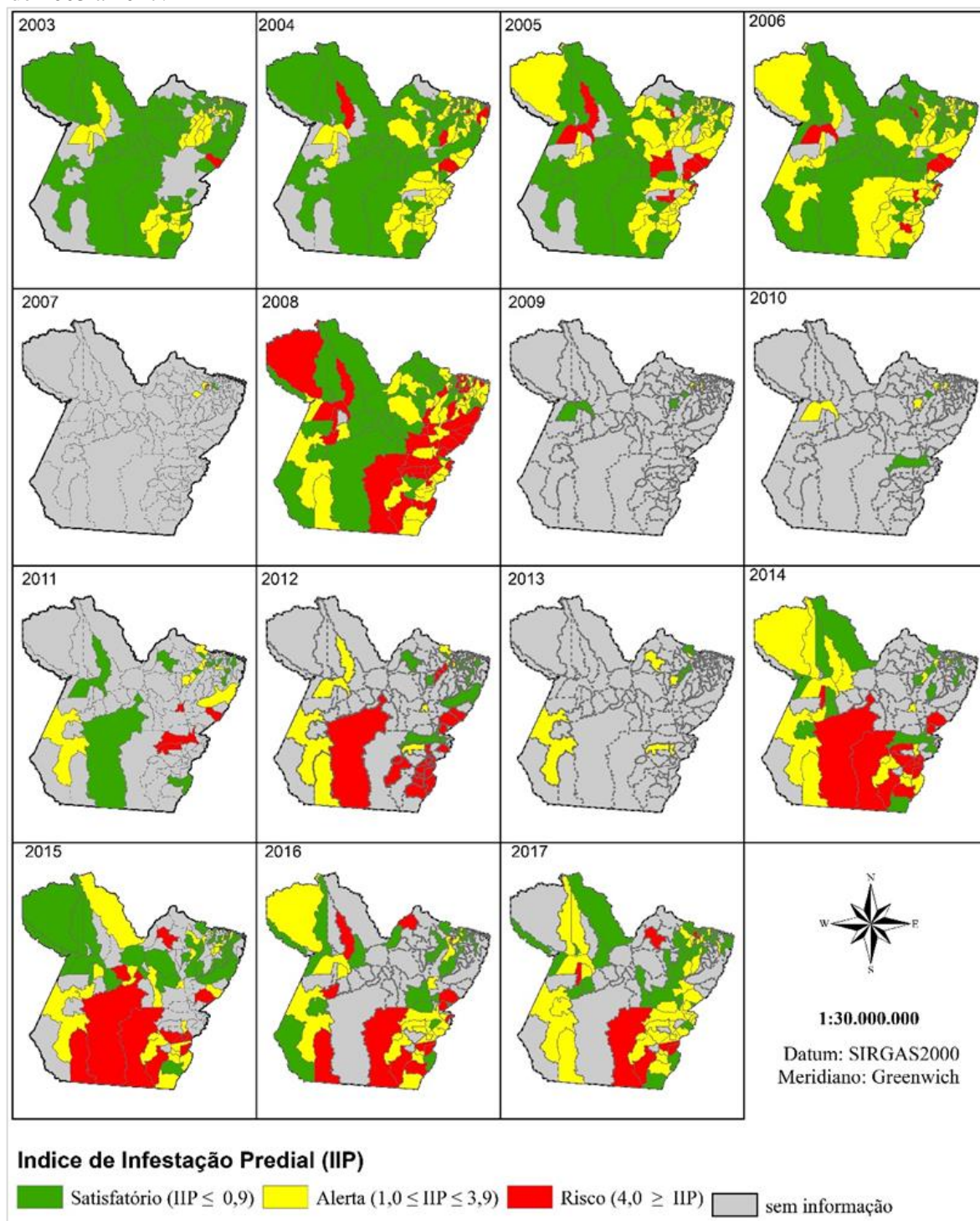
4.1.2 Aspectos entomológicos da dengue nos municípios

Na Figura 32 apresenta-se a distribuição espacial do Índice de Infestação Predial (IIP) nos 143 municípios do Pará, no período de 2003 a 2017. A análise de dados entomológicos considerou o levantamento anual do IIP por mosquitos (*Aedes aegypti*) e os municípios foram categorizados em: satisfatório (IIP < 1%), situação de alerta ($1\% \leq \text{IIP} \leq 3,9\%$) e risco de surto (IIP > 4%), conforme indica o PNCD (2002). Os resultados indicam maior proporção de municípios classificados em “Satisfatório”, com 52/143 municípios ou 36,4%, seguido da situação de “Alerta”, com 46/143 ou 32,2% e “Risco de surto”, com 45/143 ou 31,5%.

Nota-se, ainda, a baixa participação dos municípios na coleta de dados entomológicos nos anos pesquisados, dificultando os estudos epidemiológicos no estado. No ano de 2008 há uma exceção, pois ocorreu a adesão de todos os municípios às ações do PNCD. Nos anos 2007, 2009, 2010 e 2013, entretanto, a participação dos municípios no levantamento anual do IIP foi inferior a 10%. Com relação aos anos de 2011, 2012 e 2014 a participação foi baixa, apresentando valores inferiores a 50%. Dessa forma, a ausência de dados da vigilância entomológica do vetor é uma limitação para estudos sobre a dengue no estado, porém a compreensão dos dados coletados na pesquisa foi importante para identificar as principais características entomológicas e epidemiológicas dos municípios.

Estudos de Zara *et al.* (2016) indicam a importância do mapeamento de risco e outras tecnologias para o controle vetorial, visando a otimização de recursos nas ações de controle de endemias nos municípios. A partir de 2017, o Ministério da Saúde, por meio da Comissão Intergestores Tripartite publicou a Resolução da CIT nº 12, de 26 de janeiro de 2017, tornou obrigatória a participação dos municípios no levantamento entomológico de Infestação por *Aedes aegypti*. Tornou-se obrigatório, também, o envio da informação para as Secretarias Estaduais de Saúde, e destas para o Ministério da Saúde, sob a pena de suspensão dos recursos do Piso Fixo de Vigilância em Saúde, destinados ao controle vetorial do mosquito nos municípios.

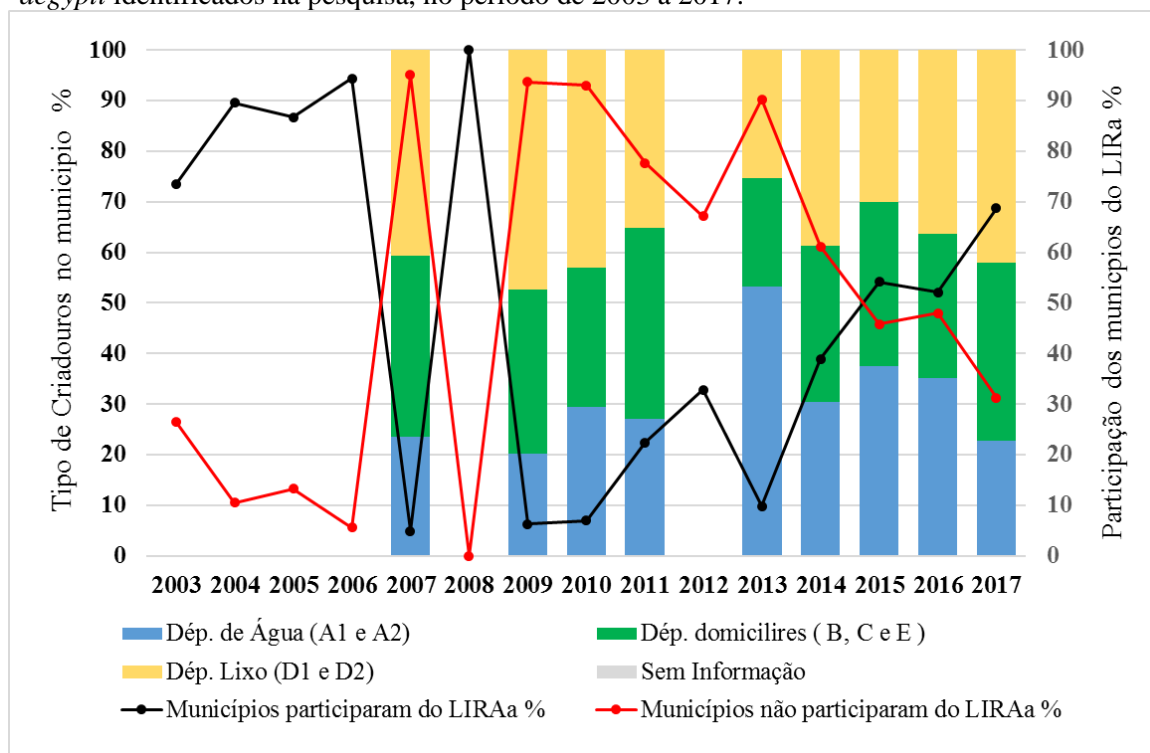
Figura 32 – Distribuição espacial do Índice de Infestação Predial nos municípios do Pará, no período de 2003 a 2017.



Fonte: Elaboração própria (2021).

Na Figura 33 é apresentada a participação dos municípios que realizaram o Levantamento Rápido de Índice Entomológico do *Aedes aegypti*, bem como a identificação dos tipos de criadouros de *Aedes aegypti*. Nos anos de 2003 a 2006, 2008 e 2012 os criadouros não foram discriminados no LIRA.

Figura 33 – Frequência dos municípios que participaram do LIRA e os tipos de criadouros de *Aedes aegypti* identificados na pesquisa, no período de 2003 a 2017.



Tipo de Criadouros identificados no município no LIRAa:

Depósitos de Água: tipo A1 (depósitos elevados) e A2 (depósitos ao nível do solo)

Depósitos domiciliares: tipo B (depósitos móveis), tipo C (depósitos fixos) e tipo E (depósitos naturais)

Depósitos de Lixo: depósito com resíduos sólidos em geral

SI - Sem Informação

Fonte: Elaboração própria (2021).

Destaca-se no estudo, a predominância dos depósitos de resíduos sólidos na maioria dos anos analisados, principalmente o subgrupo D2 (tipo recipientes plásticos, latas, sucatas e entulhos de construção). Estes podem contribuir para focos temporários do mosquito no período chuvoso. Já no ano de 2011, destacam-se os depósitos domiciliares (tipo B, C e E), cerca de 37,9% do total de resíduos sólidos, considerado o maior valor de todos analisados. Em 2013, os depósitos utilizados para armazenar água destinada a consumo humano representaram 53,2% de todos os depósitos infestados pelo mosquito *Aedes aegypti*, em todos os anos epidêmicos. Observa-se, ainda, a predominância do subgrupo A2 (tipo barril, cisternas, caixas d'água, captação de água em poço/cacimba/cisterna).

4.1.3 Estudo da incidência de dengue e custos associados nas regiões

Na pesquisa foram estimados os custos totais envolvidos no manejo da doença da dengue, transmitidas pelo *Aedes aegypti* no estado e suas respectivas regiões de integração,

conforme apresentado na Tabela 9 e Tabela 10. Foram considerados 184 mil casos de dengue, sendo que 92 mil evoluíram para internação hospitalar com atendimento pelo SUS, representando mais de R\$ 45 mil anuais e um total de cerca de R\$ 773 milhões no período. Estimou-se um custo total que compreende 90,1% para o combate ao vetor, 5,3% para custos médicos diretos e 4,6% para custos indiretos. Os custos para combate ao vetor foram cerca de R\$ 696 milhões no estado, sendo identificado o custo de R\$ 3 milhões para aquisição de inseticidas e larvicidas. Os custos médicos diretos foram cerca de R\$ 41 milhões e o custo indireto foi estimado em R\$ 35 milhões no período analisado.

Vários estudos têm demonstrado o impacto econômico e social em populações de áreas endêmicas de dengue. Resultados semelhantes sobre os custos totais de dengue no estado foram relatados por Teich *et al.* (2017), com estimativa de cerca de R\$ 90 milhões para 2016. Na presente pesquisa foi estimado um custo total de R\$ 94 milhões para o mesmo ano, considerando custos diretos, indiretos e combate ao vetor, conforme Tabela 9.

Tabela 9 – Custos totais (em R\$) no manejo da dengue no estado do Pará, no período de 2001 a 2017.

ANOS	Custos totais diretos	Custos totais indiretos	Custos totais combate ao vetor	Custos totais Dengue
2001	2.500.401	1.095.304	18.461.615	22.057.319
2002	2.923.030	762.121	19.894.850	23.580.001
2003	2.866.689	930.975	21.255.308	25.052.972
2004	1.985.567	558.732	22.200.220	24.744.519
2005	2.220.898	767.572	27.171.060	30.159.529
2006	1.859.028	823.444	26.765.787	29.448.259
2007	2.751.941	1.806.833	27.313.769	31.872.543
2008	3.492.405	2.636.311	28.197.601	34.326.317
2009	2.066.195	956.370	32.725.063	35.747.627
2010	3.153.284	2.231.309	14.320.113	19.704.707
2011	3.694.338	4.071.228	46.746.209	54.511.775
2012	2.980.276	5.248.615	61.766.416	69.995.306
2013	2.001.884	3.241.546	78.732.608	83.976.038
2014	1.020.652	1.583.645	51.609.191	54.213.487
2015	1.692.822	2.253.681	53.932.290	57.878.794
2016	2.408.920	2.899.040	89.612.103	94.920.063
2017	1.613.551	3.559.466	75.965.412	81.138.428
2001-2017	41.231.879	35.426.190	696.669.615	773.327.684
Média	2.425.405	2.083.894	40.980.566	45.489.864
Máximo	3.694.338	5.248.615	89.612.103	94.920.063
Mínimo	1.020.652	558.732	14.320.113	19.704.707

Fonte: Elaboração própria (2021).

Em termos gerais, as regiões Guajará (37,6% ou 290 milhões), Tocantins (8% ou 62 milhões), Baixo Amazonas (7,9% ou 61 milhões), Carajás (7,8% ou 60 milhões), Guamá (6,1% ou 47 milhões) e Rio Capim (5,8% ou 45 milhões) apresentaram os maiores custos da doença em ordem decrescente no estado, conforme apresentado na Tabela 10. Destacam-se entre os resultados os custos médicos diretos nas regiões Araguaia (11,2%), Lago de Tucuruí (9,8%), Rio Caeté (9,7%), Xingu (8,6%) e Carajás (8,5%). As regiões Carajás (22,1%), Lago de Tucuruí (8,1%), Araguaia (7,4%) e Xingu (7%) apresentaram a maior parcela de perdas relacionadas à produtividade decorrente da incidência de dengue nos municípios.

Tabela 10 – Custos totais (em R\$) no manejo da dengue por região de integração, no estado do Pará.

REGIÃO INTEGRAÇÃO	Custos diretos	Custos indiretos	Custo total combate vetor	Custos Totais da Dengue
PARÁ	41.231.879	35.426.190	693.141.618	773.327.684
Araguaia	4.703.194	3.125.330	34.157.662	41.986.186
Baixo Amazonas	3.159.295	2.724.131	55.127.636	61.011.062
Carajás	5.103.157	13.284.169	41.631.205	60.018.531
Guajará	6.978.898	5.885.322	277.443.777	290.307.997
Guamá	2.946.861	653.234	43.856.376	47.456.471
Lago de Tucuruí	3.061.658	2.526.667	25.575.857	31.164.182
Marajó	937.618	271.171	33.960.411	35.169.200
Rio Caeté	3.584.151	568.385	32.687.666	36.840.202
Rio Capim	3.101.695	1.126.004	40.779.825	45.007.524
Tapajós	1.544.871	1.169.496	21.131.478	23.845.845
Tocantins	3.148.722	1.701.315	57.261.528	62.111.565
Xingu	2.961.760	2.390.967	28.959.860	34.312.587
Média	3.435.990	2.952.183	57.714.440	64.102.613
Máximo	6.978.898	13.284.169	277.443.777	290.307.997
Mínimo	937.618	271.171	21.131.478	23.845.845

Fonte: Elaboração própria (2021).

Entre os custos totais da doença relacionados ao combate ao vetor nas regiões do estado, principalmente no período analisado, notou-se que as regiões Marajó (96,6%), Guajará (95,6%), Guamá (92,4%), Tocantins (92,2%), Baixo Amazonas (90,4%) e Rio Capim (90,6%) receberam os maiores repasses federais para combate ao mosquito *Aedes*. Tais resultados são esperados para as regiões com maior população no estado, como Guajará (27,7%), Tocantins

(9,6%), Baixo Amazonas (8,9%), Guamá (8,1%), Rio Capim (7,9%) e Carajás (7,3%). A região do Marajó, com menor população e casos da doença se comparada com a região Carajás, que acumula vários anos epidêmicos, recebeu o maior investimento para vigilância entomológica do mosquito.

Ainda em relação à composição dos custos de combate ao vetor, aproximadamente 79,5% são representados pelo PFVS. De acordo com o Ministério da Saúde, os repasses públicos são determinados pela situação epidemiológica do município. Dessa forma, o aumento da incidência da dengue e a manifestação de epidemias preocupa gestores e a sociedade de pequenos e grandes centros urbanos. Além disso, o PVVS representou cerca de 10,9% na pesquisa, o valor indica repasses adicionais pela adesão do município a programas específicos de combate ao *Aedes* e qualificação de pessoal. A manutenção de equipes de ACEs (incluindo o repasse do incentivo anual) pelo governo federal foi estimada em 9% na pesquisa, sendo definida com base na assistência financeira complementar.

As estimativas dos custos de aquisição de inseticidas e larvicidas com recursos do governo federal representaram cerca de 0,5% dos custos totais de combate à doença no estado do Pará. Os produtos adquiridos e repassados para os municípios foram: Alfacipermetrina SC 20% (adulticida), Bendiocarb PM 80% (adulticida), BTI Granulado, BTI WDG Barrica, Cipermetrina CE 25% , Cipermetrina CE 30%, Cipermetrina CE 20%, Cipermetrina PM 40%, Diflubezuron (larvicida), Etofenprox PM 20% 250 G (adulticida), Lambdacialotrina CE 5%, Malathion EW 44% (adulticida), Malathion GT 96% UBV (adulticida), Novaluron 10% 200 ML-larvicida, Pirisa Líquida L1 E1 1, Pyriproxyfen GR 0,5% (larvicida) e Temephós Granulado 1% Kg.

A fim de aumentar o controle e combate de vetores em todo o mundo, a OMS publicou ações prioritárias e metas associadas para 2017-2030 visando a implementação da resposta de controle de vetor global por meio da gestão integrada da vigilância epidemiológica e entomológica. O documento fornece orientação e estratégias aos países, com foco em quatro pilares: (1) fortalecer a ação e colaboração intersetorial e intersetorial; (2) envolver e mobilizar as comunidades; (3) melhorar a vigilância dos vetores; e (4) ampliar a vigilância integrada de vetores e doenças (OMS, 2018).

Na Tabela 10 são apresentados os custos diretos com a dengue para o sistema de saúde ao longo de 17 anos. Entre os indivíduos hospitalizados, a permanência média de internação foi de 3,1 dias (1 a 30). A pesquisa estimou, no período estudado, que o valor médio de uma diária de internação foi de R\$ 274,8. Nos estudos de Abe e Miraglia (2018), realizado em Rondônia, em 2016, o valor médio de uma diária de internação pelo agravo de dengue foi estimado em R\$

285,6 com permanência média de 3 dias de internação. Constatou-se, ainda, que houve crescimento da incidência e dos custos diretos da dengue após as construções das usinas hidrelétricas (UHE) Jirau e Santo Antônio, situadas em Rondônia. Assim, os custos totais de internação no período anterior 2000-2008 para as construções das usinas foram estimados em US\$ 1,6 milhões. No período posterior às obras das usinas, 2009-2013, os custos estimados foram de US\$ 4,3 milhões.

Com base nos custos observados, a dengue é considerada um dos principais problemas de saúde pública nas cidades, onde se observa que as alterações nos sistemas físicos e bióticos têm seus reflexos no aspecto social, econômico e cultural das regiões, favorecendo a incidência da doença, ameaça a saúde da população e traz a necessidade de políticas públicas eficientes que atuem na redução ou eliminação do passivo gerado por empreendimentos na região Amazônica. Para isso, é necessário que se invista prioritariamente no planejamento urbano, visando minimizar o efeito de migração na região, com enfoque nas melhorias necessárias para o abastecimento de água, esgotamento sanitário, gerenciamento dos resíduos sólidos, drenagem e manejo das águas pluviais e educação ambiental da população. Diante disso, Zara *et al.* (2016) indicam a importância de implantar formas de controle e prevenção de epidemias com foco no controle biológico do vetor.

4.1.4 Análise de Tendência do Agravamento da Dengue nos municípios

No estudo, a análise de tendência na série temporal de casos de dengue compreendeu o período de 2001 a 2017, abrangendo os 143 municípios do Pará. Neste sentido, a tendência da taxa de incidência de dengue permite observar as mudanças no comportamento e indica quais municípios vêm sofrendo mudanças significativas ao longo do tempo, bem como os impactos na saúde humana, particularmente com o aumento de epidemias (SALVIANO *et al.*, 2016; OLIVEIRA-JÚNIOR *et al.*, 2018; LIMA *et al.*, 2019; LIRA *et al.*, 2020).

Assim, no estado do Pará, observa-se que a TID oscila no mínimo em 5,7 casos por 10 mil habitantes e no máximo em 26,2 casos por 10 mil habitantes, no período estudado. Na Tabela 11, tem-se os resultados obtidos para Z de *Mann-Kendall*, indicando tendência na série temporal de casos de dengue para o Brasil, Norte e Pará. Os resultados demonstram que no Brasil há tendência crescente significativa, porém para a região Norte não se observou tendência significativa. O estado do Pará também não apresentou tendência significativa ($Z = -0,103$; $p\text{-valor} = 0,592$), pois o $p\text{-valor}$ calculado foi maior que o nível de significância ($p\text{-valor} < 0,05$).

Os valores de Z positivo indicam uma tendência crescente, enquanto o Z negativo indica uma tendência decrescente nas séries temporais analisadas.

Tabela 11 – Teste de *Mann-Kendall* para casos de dengue no Brasil, Norte e Pará (período de 2001-2017).

SÉRIE	Máximo	Mínimo	Média	Z (<i>Mann-Kendall</i>)	p-valor*	Tendência de casos de dengue**
Brasil	1.700.292	72.326	561.659	0,412	0,023	S+
Norte	114.219	19.238	38.565	0,176	0,343	NS
Pará	16.811	4.584	9.758	-0,103	0,592	NS

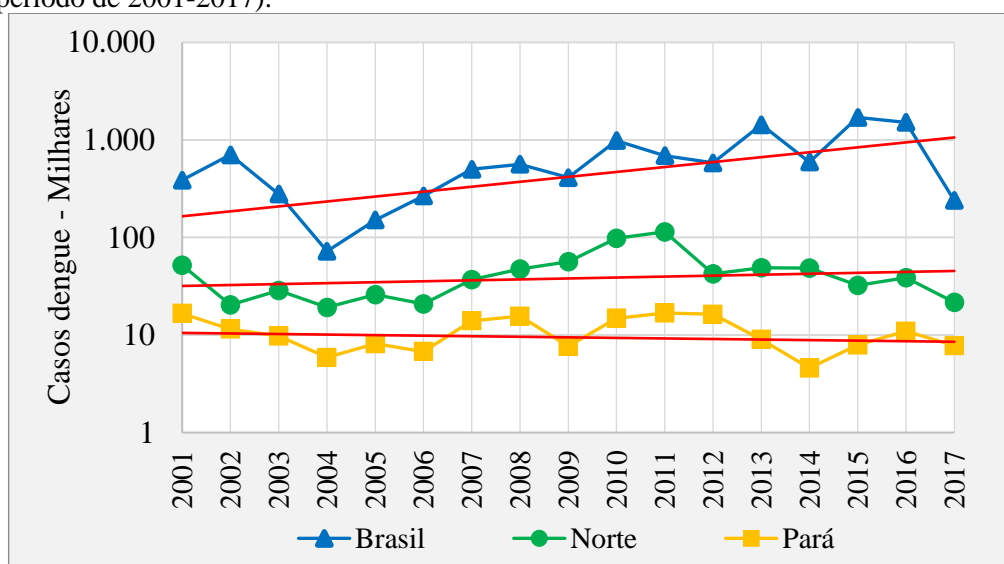
* Teste TMK: Tendência significativa com $p < 0,05$, Rejeita-se H_0 (Não há tendência significativa na série)

**Tendência: NS (Tendência não significativa); S+ (Tendência significativa positiva); S - (Tendência significativa negativa).

Fonte: Elaboração própria (2021).

Estes resultados corroboram com os estudos de Böhm *et al.* (2016), realizados sobre os dados de Tendência da Taxa de Incidência de Dengue no Brasil, no período de 2002 a 2012. Os autores indicam taxas de incremento anual estável e crescente para a região Norte, com 34,6 % (IC_{95%} 10,9; 63,3). O Pará apresentou situação estável com 50% (IC_{95%} -32,4; 232,8). Além disso, na Figura 34 é apresentada a tendência da série temporal de casos de dengue para o Brasil, região Norte e estado do Pará, no período analisado na pesquisa.

Figura 34 – Tendência da série temporal de casos de dengue para o Brasil, Norte e Pará (período de 2001-2017).



Fonte: Elaboração própria (2021).

Na Tabela 12 são apresentados os resultados do Teste de *Mann-Kendall* de casos de internação pelo agravo de dengue. Os resultados evidenciam uma tendência não significativa para o Brasil e para a região Norte. Por outro lado, o Pará apresentou tendência decrescente significativa para os casos de internação de dengue ($Z = -0,346$; $p\text{-valor} = 0,049$).

Tabela 12 – Teste de *Mann-Kendall* para casos de internação de dengue no Brasil, Norte e Pará (período de 2001-2017).

SÉRIE	Máximo	Mínimo	Média	Z (<i>Mann-Kendall</i>)	p-valor*	Tendência de internação de dengue**
Brasil	94.887	19.776	54.396	0,255	0,150	NS
Norte	16.424	3.484	8.364	0,007	1,000	NS
Pará	8.603	1.980	5.784	-0,346	0,049	S-

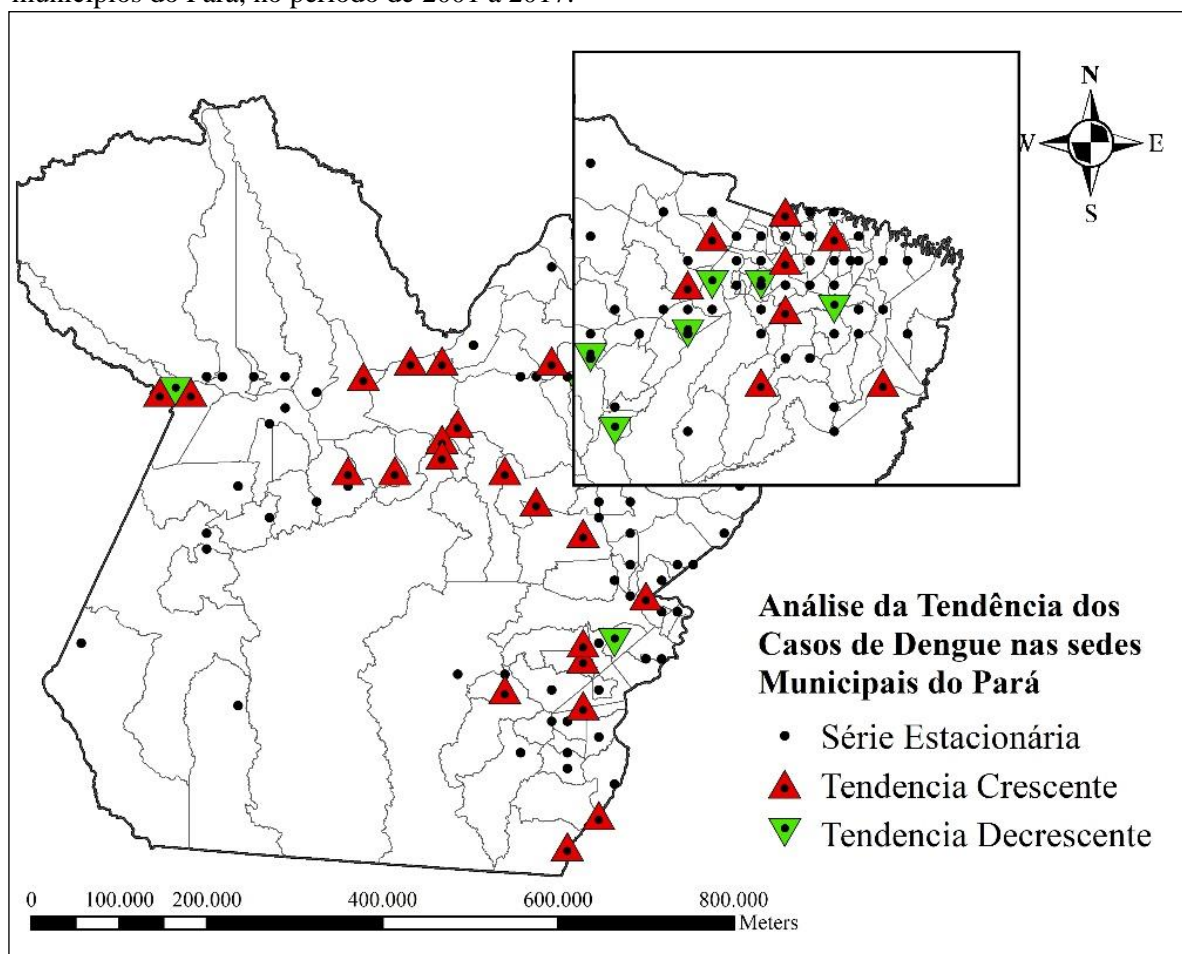
* Teste TMK: Tendência significativa com $p < 0,05$, Rejeita-se H_0 (Não há tendência significativa na série)

**Tendência: NS (Tendência não significativa); S+ (Tendência significativa positiva); S- (Tendência significativa negativa).

Fonte: Elaboração própria (2021).

Na Figura 35 apresenta-se a espacialização dos resultados do Teste de *Mann-Kendall* na área em estudo, com a indicação dos municípios com tendência não significativa e tendência significativa (negativa e positiva). Observa-se que em 102 municípios as séries temporais não apresentaram tendência significativa ($p < 0,05$), o equivalente a 71,3%. Ainda nos resultados, 41 municípios tiveram tendências significativas. Destes, 22 municípios apresentaram tendência significativa crescente (indicado na cor vermelha), o equivalente a 15,4% do total. Porém, os 19 municípios restantes apresentaram tendência significativa decrescente (representada na cor verde), o equivalente a 13,3% do total.

Figura 35 – Espacialização da tendência da série temporal da TID média (por 10.000 hab.) nos municípios do Pará, no período de 2001 a 2017.

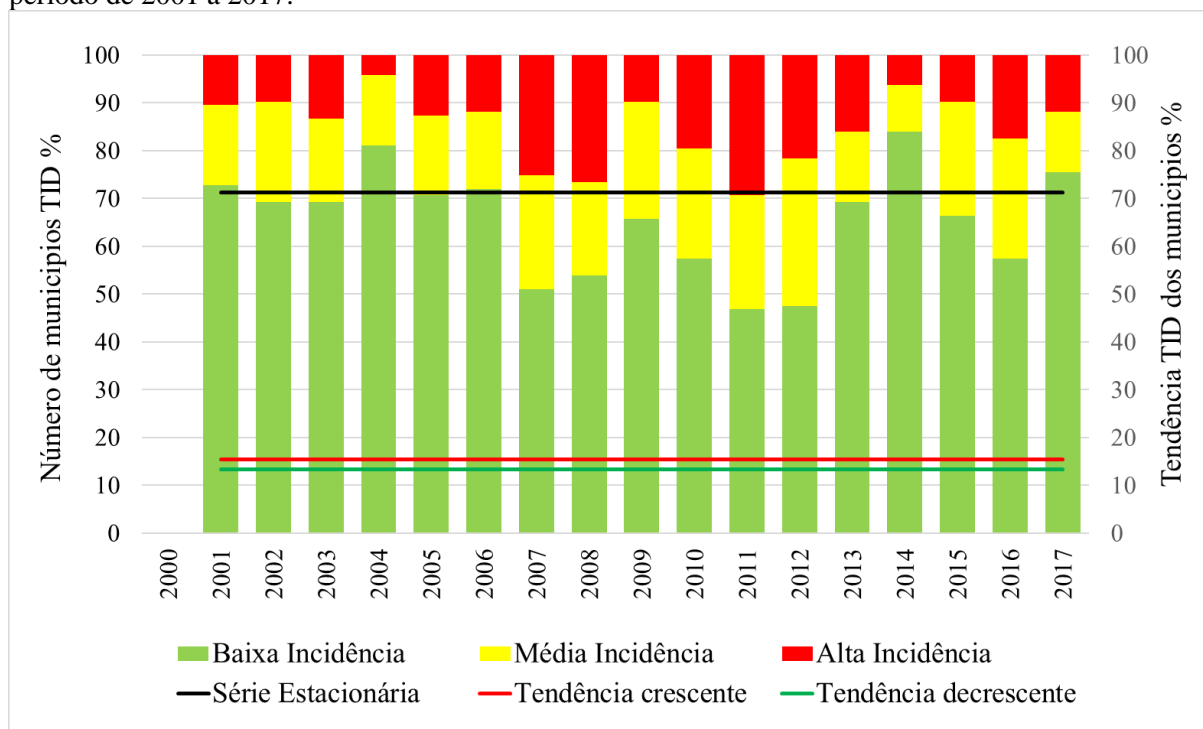


Obs: Tendência da TID média: Tendência não significativa (Série Estacionária); Tendência significativa crescente (positiva) e Tendência significativa decrescente (negativa).

Fonte: Elaboração própria (2021).

A Figura 36 apresenta a classificação do TID médio dos municípios, com as respectivas tendências obtidas na pesquisa. Nos resultados do teste Mann-Kendall, a maioria dos municípios apresenta tendência não significativa na série temporal, sendo que a maioria das taxas de incidência desses municípios está situada nas classes médias e altas, no período observado. Com relação a isso, Böhm *et al.* (2016) ressaltam a importância de ações estratégicas para reduzir os casos de dengue, com foco principal nas cidades com alta incidência da doença.

Figura 36 – Frequência das classes da TID média e a Tendência da TID média nos municípios, no período de 2001 a 2017.



*Tendência: Tendência não significativa (série estacionária); Tendência significativa crescente (positiva) e Tendência decrescente (negativa).

Fonte: Elaboração própria (2021).

Na Tabela 13 e Tabela 14 é apresentada a classificação de risco de ocorrência da doença no estado do Pará, considerando os municípios com tendência significativa (positiva e negativa) e os municípios com tendência não significativa. A classificação foi obtida pela matriz de identificação dos resultados da tendência da TID média (por 10.000 habitantes) com a TID média (por 10.000 habitantes) do período analisado da dengue, segundo o critério do Programa Nacional de Controle de Dengue.

Tabela 13 – Classificação de risco de ocorrência da dengue nos municípios do Pará com tendência significativa, no período de 2001 a 2017.

MUNICÍPIO	TID Média	TID Máximo	Classificação TID Média	Z (Mann-Kendall)	p-valor*	Tendência**	Nível de Risco
Almeirim	3,0	44,8	Baixa	0,553	0,003	S+	Moderado
Altamira	28,9	128,4	Média	0,368	0,044	S+	Alto
Anapu	27,5	212,9	Média	0,721	< 0,0001	S+	Alto
Brasil Novo	25,9	139,5	Média	0,616	0,001	S+	Alto
Breves	2,4	20,7	Baixa	0,397	0,029	S+	Moderado
Canaã dos Carajás	22,6	81,1	Média	0,426	0,019	S+	Alto
Curuçá	3,1	22,6	Baixa	0,526	0,004	S+	Moderado
Medicilândia	5,2	33,9	Baixa	0,476	0,011	S+	Moderado
Melgaço	0,1	0,8	Baixa	0,447	0,033	S+	Moderado

Nova Esperança do Piriá	4,0	30,3	Baixa	0,474	0,011	S+	Moderado
Novo Repartimento	11,7	47,5	Média	0,368	0,044	S+	Alto
Pacajá	36,7	82,4	Alta	0,382	0,036	S+	Alto
Porto de Moz	0,8	6,0	Baixa	0,495	0,010	S+	Moderado
Prainha	12,8	80,3	Média	0,444	0,018	S+	Alto
Salvaterra	8,4	96,0	Baixa	0,450	0,013	S+	Moderado
Santana do Araguaia	4,6	24,7	Baixa	0,500	0,006	S+	Moderado
Santarém Novo	52,2	452,4	Alta	0,474	0,011	S+	Alto
São João do Araguaia	29,3	126,2	Média	0,426	0,019	S+	Alto
Sem. José Porfírio	39,4	427,3	Alta	0,688	0,000	S+	Alto
Terra Alta	5,4	24,0	Baixa	0,413	0,027	S+	Moderado
Tomé-Açu	6,1	16,7	Baixa	0,456	0,012	S+	Moderado
Vitória do Xingu	34,6	140,8	Alta	0,504	0,007	S+	Alto
Abaetetuba	17,9	64,9	Média	-0,412	0,023	S-	Baixo
Baião	3,3	13,2	Baixa	-0,515	0,004	S-	Baixo
Barcarena	16,7	76,7	Média	-0,471	0,009	S-	Baixo
Belém	11,9	23,5	Média	-0,426	0,019	S-	Baixo
Benevides	21,7	50,7	Média	-0,574	0,002	S-	Baixo
Bragança	9,8	17,4	Baixa	-0,368	0,044	S-	Baixo
Bujaru	8,3	58,9	Baixa	-0,515	0,004	S-	Baixo
Cametá	10,2	27,2	Média	-0,515	0,004	S-	Baixo
Eldorado dos Carajás	20,6	85,8	Média	-0,603	0,001	S-	Baixo
Faro	0,7	7,9	Baixa	-0,608	0,003	S-	Baixo
Igarapé-Miri	12,7	103,5	Média	-0,559	0,002	S-	Baixo
Jacunda	27,7	113,0	Média	-0,412	0,023	S-	Baixo
Mãe do Rio	5,6	21,9	Baixa	-0,397	0,029	S-	Baixo
Moju	11,4	46,4	Média	-0,471	0,009	S-	Baixo
Ourém	10,0	58,5	Média	-0,412	0,023	S-	Baixo
Santarém	27,0	220,4	Média	-0,441	0,015	S-	Baixo
Santo Antônio do Tauá	8,7	40,2	Baixa	-0,515	0,004	S-	Baixo
São Francisco do Pará	22,6	85,6	Média	-0,397	0,029	S-	Baixo
São Miguel do Guamá	5,6	16,8	Baixa	-0,485	0,007	S-	Baixo

TID média - Taxa de Incidência de Dengue (por 10.000 hab.)

Classificação TID média pelo PNCD (por 10.000 hab.): Baixa, Média e Alta incidência

Classificação Risco: Baixo, Moderado e Alto

* Teste TMK: Tendência significativa com $p < 0,05$, Rejeita-se H_0 (Não há tendência significativa na série)

**Tendência: S+ (Tendência significativa positiva); S- (Tendência significativa negativa).

Fonte: Elaboração própria (2021).

É possível notar na Tabela 13, dentre os 22 municípios que apresentaram tendência positiva, o aumento da taxa de incidência de dengue. Cerca de 50% dos municípios (ou 11 municípios) foram identificados com risco “moderado”, o que sinalizou estado de alerta para os gestores de saúde. Os demais 11 municípios (50% do total) foram identificados com risco “alto”, ou seja, com a possibilidade de ocorrência de surtos. Com relação aos municípios que apresentaram tendência negativa, com redução da taxa de incidência de dengue, foram

identificados 19 municípios (cerca de 86,4%) em risco “baixo”, ou seja, em condições satisfatórias no controle da doença.

Os resultados apontaram que 102 municípios não apresentaram tendência estatisticamente significativa com relação às taxas de incidência de dengue. Na identificação de nível de risco da doença, cerca de 47,1 % (48 dos 102 municípios) apresentaram nível “baixo”, considerado satisfatório no controle da doença. Aproximadamente 35,3% (46 dos 102 municípios) tiveram risco “moderado”, o que representa estado de alerta. Ainda 17,6% (18 dos 102 municípios) indicaram risco “alto”, ou seja, com a possibilidade da ocorrência de surtos da doença, como apresentado na Tabela 14.

Tabela 14 – Classificação de risco de ocorrência da dengue nos municípios do Pará sem tendência significativa, no período de 2001 a 2017.

MUNICÍPIO	TID Média	TID Máximo	Classificação TID Média	Z (Mann-Kendall)	p-valor*	Tendência da TID média**	Nível de Risco
Bannach	51,914	297,332	Alta	0,353	0,053	NS	Alto
Belterra	31,769	122,074	Alta	-0,309	0,091	NS	Alto
Conceição do Araguaia	39,294	304,800	Alta	0,044	0,837	NS	Alto
Cumaru do Norte	60,532	266,935	Alta	0,000	1,000	NS	Alto
Novo Progresso	65,186	196,085	Alta	0,206	0,266	NS	Alto
Ourilândia do Norte	34,113	125,171	Alta	0,235	0,202	NS	Alto
Parauapebas	31,697	92,000	Alta	0,279	0,127	NS	Alto
Pau D'Aco	45,316	157,882	Alta	0,112	0,563	NS	Alto
Rio Maria	39,706	233,717	Alta	0,191	0,303	NS	Alto
Rondon do Pará	31,221	78,254	Alta	-0,279	0,127	NS	Alto
Rurópolis	31,354	107,020	Alta	0,132	0,484	NS	Alto
São Domingos do Araguaia	49,883	106,347	Alta	-0,235	0,202	NS	Alto
São Geraldo do Araguaia	48,480	190,576	Alta	0,221	0,232	NS	Alto
Sapucaia	41,373	177,040	Alta	-0,320	0,083	NS	Alto
Soure	32,748	117,216	Alta	0,206	0,266	NS	Alto
Tucumã	41,216	103,396	Alta	-0,074	0,711	NS	Alto
Tucuruí	33,826	317,391	Alta	0,000	1,000	NS	Alto
Xinguara	33,334	199,403	Alta	0,309	0,091	NS	Alto

TID média - Taxa de Incidência de Dengue (por 10.000 hab.)

Classificação TID média pelo PNCD (por 10.000 hab.): Baixa, Média e Alta incidência

Classificação Risco: Baixo, Moderado e Alto

* Teste TMK: Tendência significativa com $p < 0,05$, Rejeita-se H_0 (Não há tendência significativa na série)

**Tendência: NS (Tendência não significativa)

Fonte: Elaboração própria (2021)

É importante ressaltar que os resultados desta pesquisa são baseados em tratamento de dados secundários. Assim, consideram-se algumas limitações nos estudos, como o

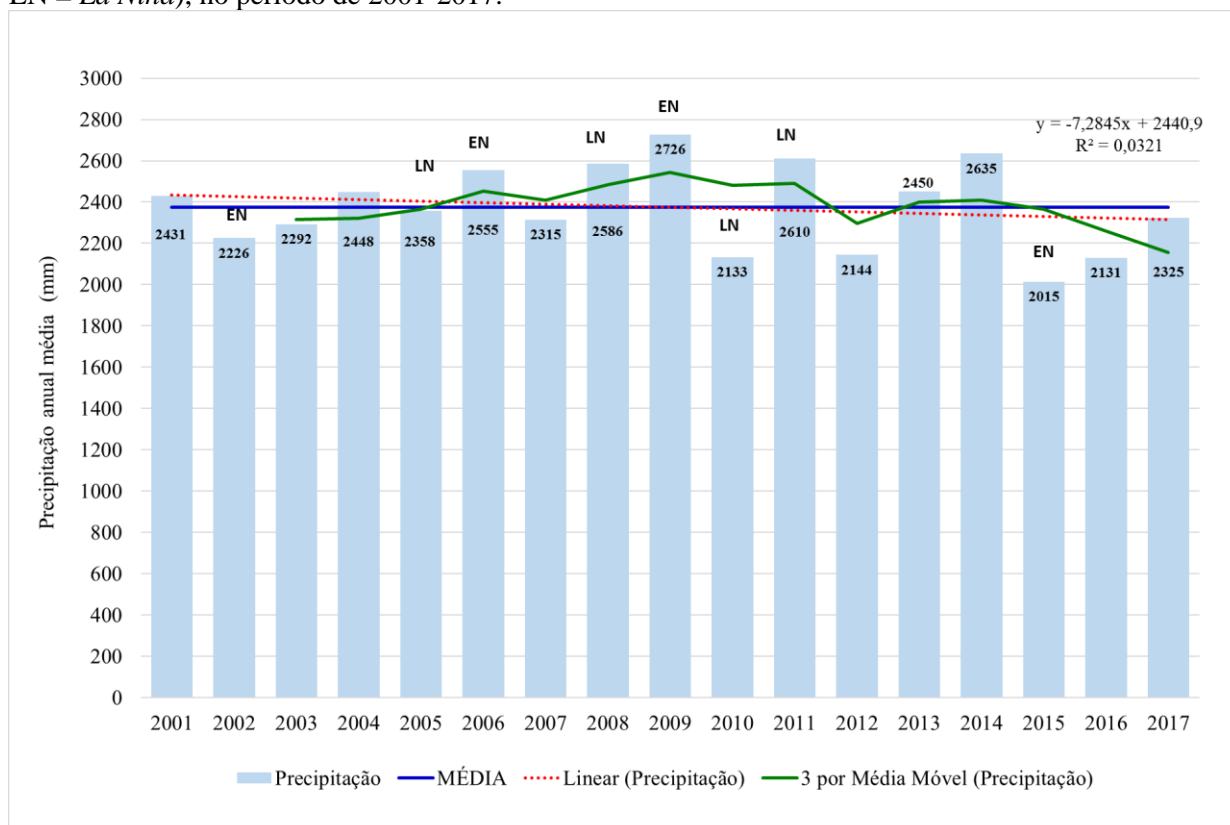
subdiagnóstico e a subnotificação de casos de dengue identificados no escopo da pesquisa. Consequentemente, é possível que as taxas de incidência dos casos da doença utilizadas neste estudo ecológico subestimem a real disseminação da dengue. Contudo, as informações contidas nesta e outras pesquisas como a de Nunes *et al.* (2019) e Andrioli *et al.* (2020) contribuem para o entendimento da dinâmica da dengue na Amazônia.

4.1.5 Análise climatológica nos municípios

Na análise climatológica da área em estudo, utilizou-se a série de precipitação média anual e a temperatura média para os 143 municípios, compreendendo o período de 2001 a 2017. Na Figura 37 tem-se o comportamento pluviométrico ao longo dos 17 anos no estado do Pará. A precipitação anual média foi estimada em 2.375 mm/ano e a linha de tendência demonstra uma diminuição ao longo dos anos. Destaca-se que a variabilidade de precipitação no estado é influenciada pela circulação dos fenômenos ENOS (*El Niño e La Niña*). É evidente, também, que a temperatura da superfície do mar do oceano Atlântico Tropical norte e sul (Dipolos do Atlântico Tropical) modifica a circulação em grande escala, causando alterações nos totais pluviométricos (NOAA, 2018).

Nota-se, na Figura 37, que a maior precipitação média anual foi observada em 2009, com 2.763 mm (ocorrências de *El Niño* moderado). Já o menor valor foi registrado em 2015, com 2.015 mm (ocorrências de *El Niño* muito forte). Os resultados da pesquisa estão em concordância com estudos de CPTEC/INPE (2018) e Moraes *et al.* (2019). Em relação à análise da influência dos fenômenos ENOS, na variação interanual da precipitação, utilizou-se a média móvel da ordem de três anos para a precipitação anual média da área de estudo. Nos resultados, os períodos com valores de precipitação acima da média (linha azul) caracterizam-se como períodos chuvosos (úmidos) e os valores abaixo da média como pouco chuvosos (secos).

Figura 37 – Precipitação média anual estimada na área de estudo, com anos atípicos (EN = *El Niño*; LN = *La Niña*), no período de 2001-2017.



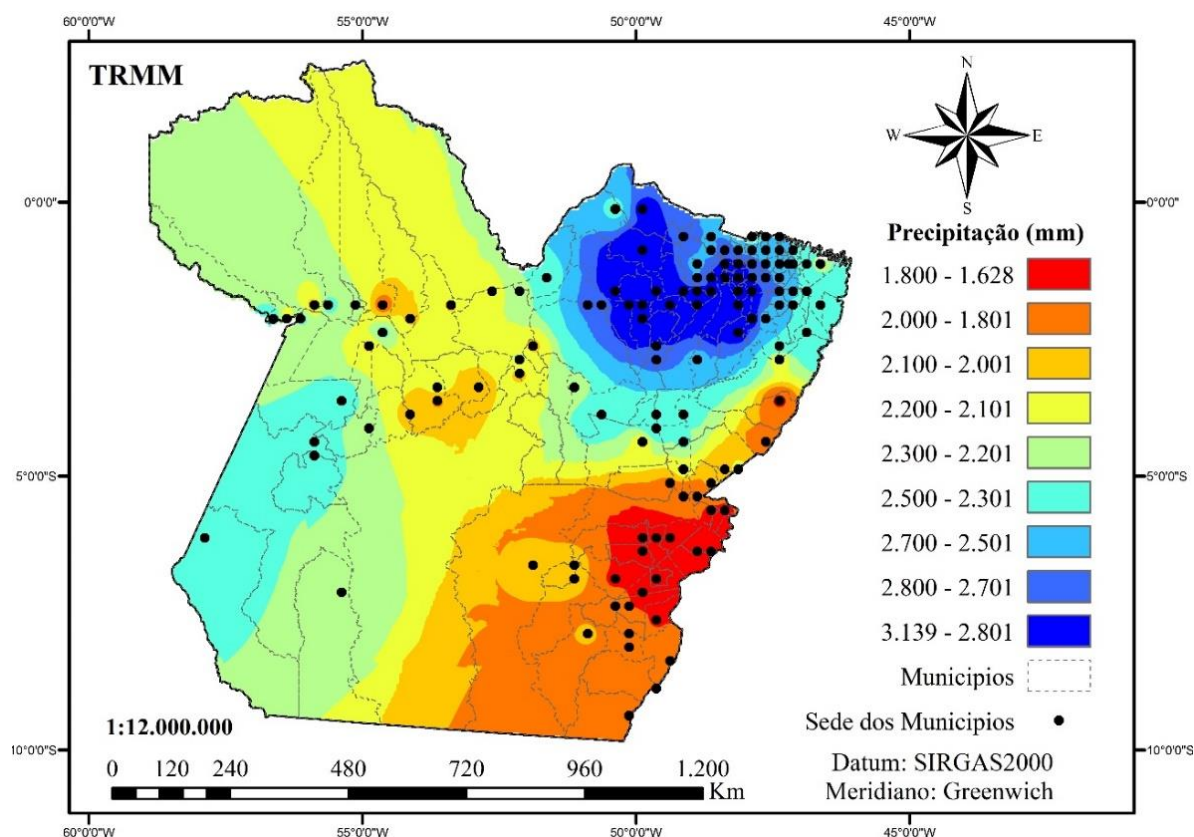
Fonte: Elaboração própria (2021).

Com relação à distribuição da precipitação média anual no estado, obtida na pesquisa, observa-se que não houve padrão homogêneo, conforme Figura 37. As maiores variações espaciais de precipitação, no estado, foram detectadas nas porções norte, nordeste e noroeste. Os dois municípios com maiores registros de precipitação foram Anajás (3109,8 mm) e São Sebastião da Boa Vista (3109,6 mm), pertencentes à região de integração do Marajó. Nas porções sul, sudeste e sudoeste do estado foram destacadas as menores médias anuais para seis municípios: Canaã dos Carajás (1603,3 mm), Sapucaia (1615,4 mm), Piçarra (1627,4 mm), Curionópolis (1663,3 mm), Xinguara (1677,1 mm) e São Geraldo do Araguaia (1686,1 mm). Ressalta-se que os resultados obtidos apresentam concordância com os trabalhos de Moraes *et al.* (2005), Lopes *et al.* (2013) e Menezes *et al.* (2016).

Na Figura 38 observa-se o resultado de estimativa da precipitação na área de estudo, resultante do produto 3B43_v7 do Satélite TRMM. A escala de cores representa a intensidade média da chuva em cada pixel, de forma que as cores mais quentes correspondem a precipitações mais intensas. No período analisado, as regiões com maiores estimativas de precipitação média, por ordem decrescentes, foram: Guajará (2.882,9 mm), Tocantins (2.816,9 mm), Marajó (2.740,1 mm), Guamá (2.721,6 mm), Rio Caeté (2.428,8 mm), Rio Capim

(2.421,1 mm), Tapajós (2.337,9 mm), Lago de Tucuruí (2.271,1 mm), Baixo Amazonas (2.158,0 mm), Xingu (2.131,8 mm), Araguaia (1.880,4 mm) e Carajás (1.743,9 mm).

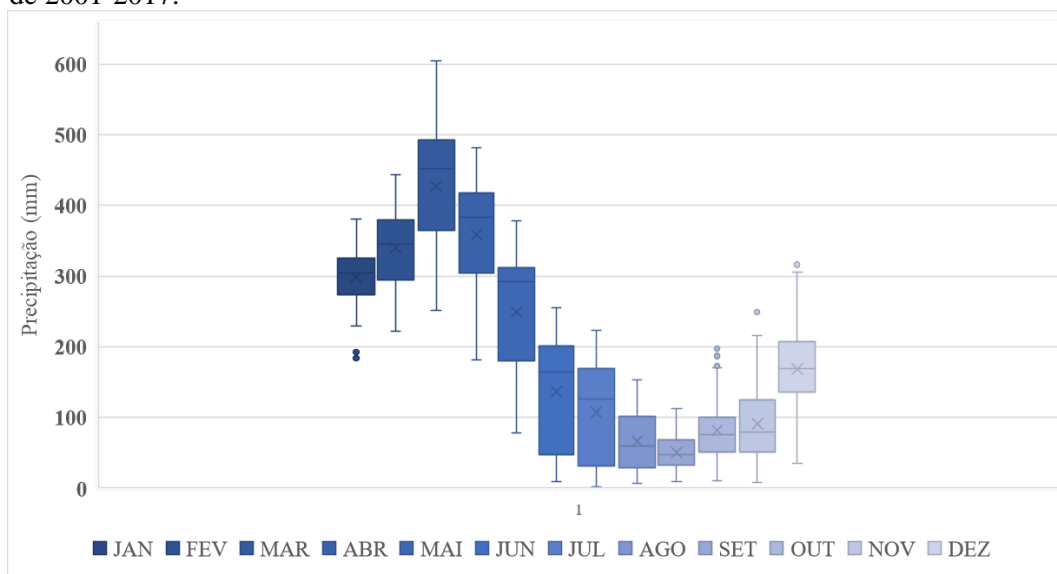
Figura 38 – Distribuição espacial da precipitação média estimada na área de estudo, no período de 2001 a 2017.



Fonte: Elaboração própria (2021).

A Figura 39 exibe a variação mensal dos dados de precipitação média obtidos na pesquisa, sendo bem evidenciada a sazonalidade na área em estudo. A frequência das médias trimestrais define uma estação chuvosa de janeiro a março (JFM) e uma estação menos chuvosa de julho a setembro (JAS). Com relação a variação mensal das chuvas, os picos foram atingidos em março e abril, com precipitação mensal média de 427,7 mm a 358,4 mm, respectivamente. As menores precipitações mensais foram registradas nos meses de agosto e de setembro, com valores de 66,2 mm e 50,2 mm, respectivamente. Estudos de Souza *et. al.* (2017) e Santos *et. al.* (2019) sobre precipitação da região amazônica, com dados obtidos de estações meteorológicas e de satélite apontam sazonalidade similar ao apontado neste estudo.

Figura 39 – Variação mensal de precipitação média do estado do Pará, compreende os períodos de 2001-2017.

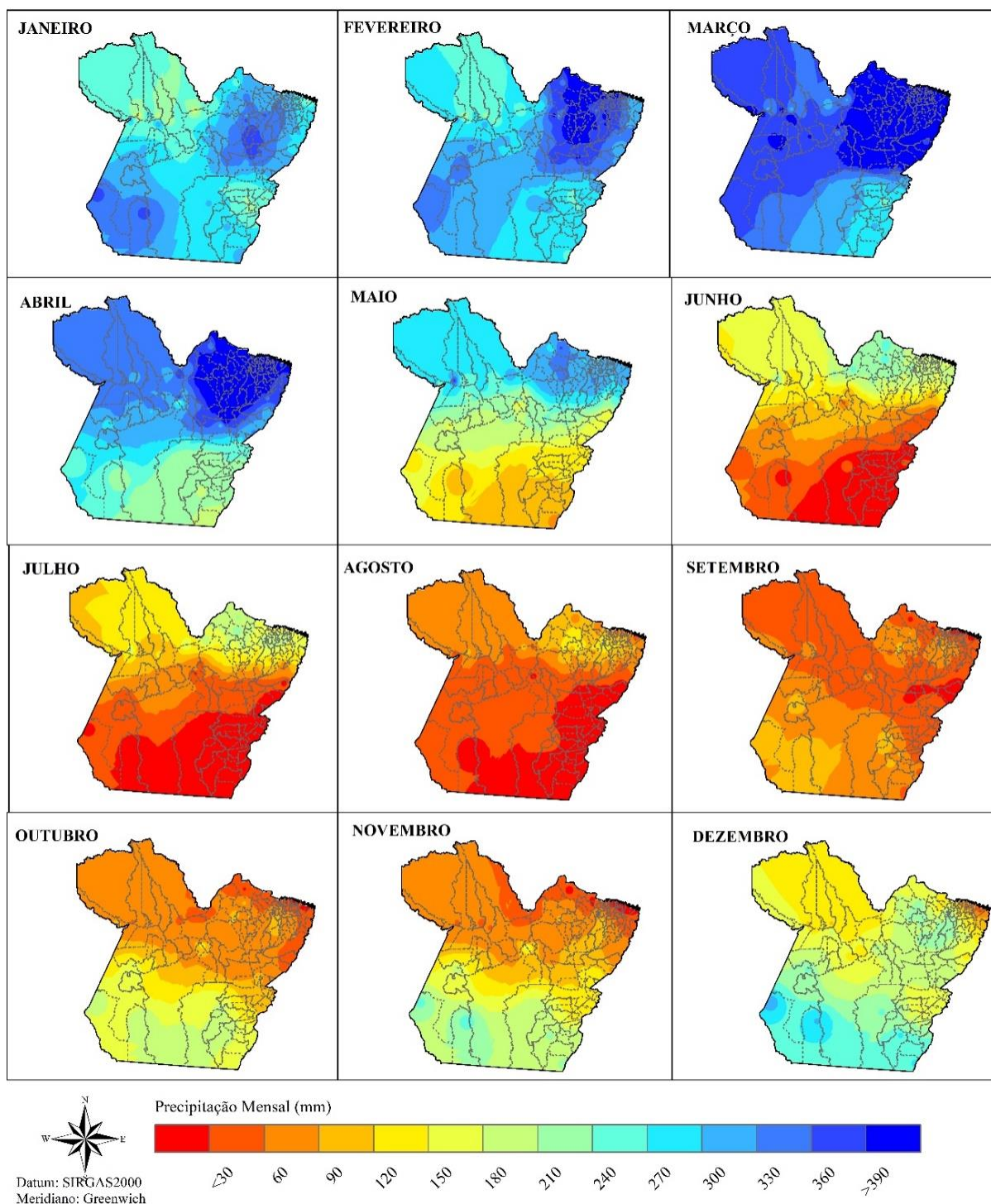


Fonte: Elaboração própria (2021).

Estudos de Amanajás e Braga (2012) e Menezes *et al.* (2015) apresentam três estações (ou padrões) e definem o regime de chuvas nas regiões do estado. A primeira, estação chuvosa, está associada à Zona de Convergência Intertropical (ZCIT), principal mecanismo gerador de chuvas no norte da região. A segunda, estação de transição, está influenciada pela ZCIT e as Linhas de Instabilidade. A terceira estação, a menos chuvosa, é evidenciada pela atuação da Zona de Convergência do Atlântico Sul.

A seguir, na Figura 40, é apresentada a distribuição espacial da variabilidade mensal de precipitação média da área de estudo. Os resultados demonstraram um comportamento característico da região amazônica em relação à sazonalidade. As regiões de Tocantins (414 mm) e Guamá (408 mm) apresentaram as maiores ocorrências de precipitação média no trimestre JFM. Já o trimestre JAS, destaca-se com menor ocorrência de precipitação média, no período, as regiões Carajás (24 mm), Lago de Tucuruí (30 mm) e Araguaia (33 mm). Em conformidade com os resultados vistos, estudos de Lopes *et al.* (2013) destacam que a não-homogeneidade espacial das chuvas no Pará, provavelmente pode estar relacionada à grande extensão territorial do estado e à atuação de vários fenômenos atmosféricos. Entre outros fatores que podem influenciar, estão: topografia, hidrografia e outros aspectos da fisiografia peculiares do estado. Estudos de variabilidade climática, portanto, têm aplicação direta em diversos setores da economia, gestão de recursos hídricos e políticas públicas de saúde, justamente pela ocorrência de doenças relacionadas.

Figura 40 – Precipitações mensais média no estado do Pará, período de 2001-2017.



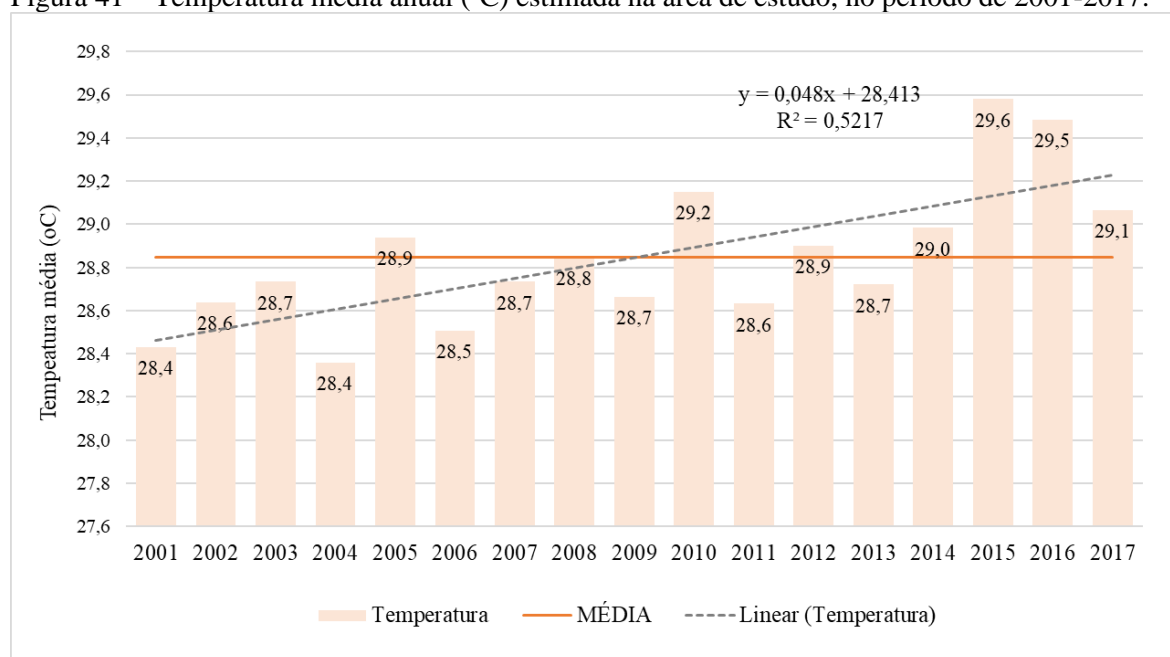
Fonte: Elaboração própria (2021).

Observa-se, ainda, na Figura 40, que dezembro é o mês que inicia a estação chuvosa na maioria dos municípios do estado. Em alguns municípios do sul e sudeste, contudo, o início da estação chuvosa pode ocorrer no começo do mês de outubro. A variação espacial do fim da estação chuvosa ocorre primeiro ao sul do estado, em maio, e por último no nordeste do estado, em julho. Na maioria dos municípios, no entanto, o fim da estação chuvosa ocorre em junho.

Relacionado aos resultados de precipitação, estudos de Salviano *et al.* (2015), entre os anos de 1961 e 2011, indicam que a precipitação da região oeste da Amazônia apresentou tendência positiva no período mais chuvoso (janeiro a abril) e negativa no período mais seco (junho a setembro), o que pode indicar acentuação dos extremos.

Na Figura 41 consta a distribuição da temperatura média anual para o período analisado, de 28,8 °C. A linha de tendência demonstra variações crescentes da temperatura ao longo dos anos estudados. Notou-se que a maior temperatura média anual foi registrada em 2003, de 32,7 °C (município de Conceição do Araguaia), e a menor em 2009, de 26,07 °C (município de Almeirim). O estudo de Gomes *et al.* (2015) destaca a tendência de elevação nas séries de temperatura média máxima de municípios localizados na Amazônia central, especificamente no oeste do Pará no período de 1980 a 2013.

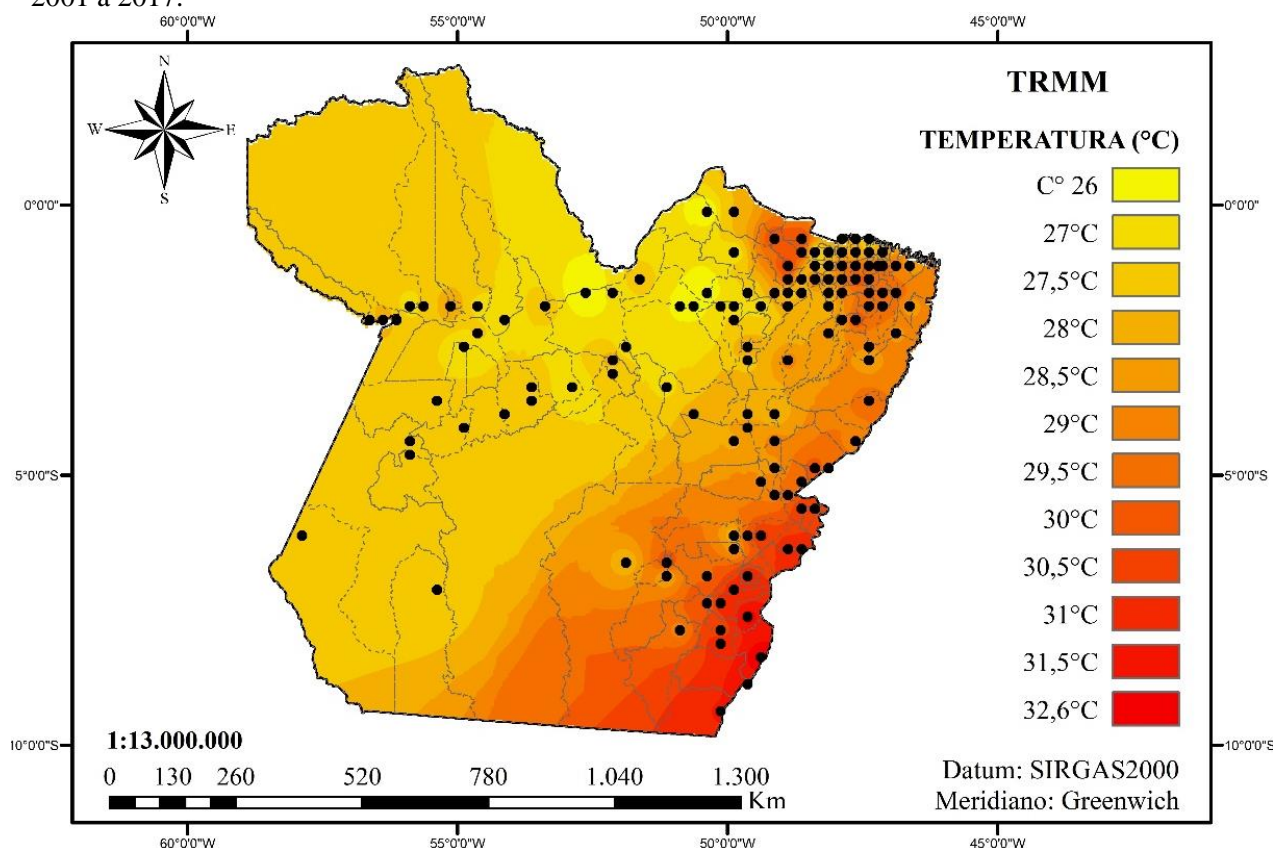
Figura 41 – Temperatura média anual (°C) estimada na área de estudo, no período de 2001-2017.



Fonte: Elaboração própria (2021).

Na Figura 42 estão os resultados da estimativa de temperatura do produto MODIS do satélite Água/Terra, na área de estudo. A escala de cores representa a intensidade média da temperatura em cada pixel, de forma que cores mais quentes correspondem às temperaturas mais intensas. No período analisado, as regiões com maiores estimativas de temperatura média, por ordem decrescente, foram: Araguaia (30,7 °C); Carajás (30,3 °C), Rio Capim (29,5 °C), Rio Caeté (29,0 °C), Lago de Tucuruí (28,7 °C), Guamá (28,6 °C), Guajará (28,4 °C), Marajó (28,4 °C), Tocantins (28,0 °C), Tapajós (27,6 °C), Xingu (27,6 °C) e Baixo Amazonas (27,6 °C).

Figura 42 – Distribuição espacial da temperatura média estimada na área de estudo, no período de 2001 a 2017.

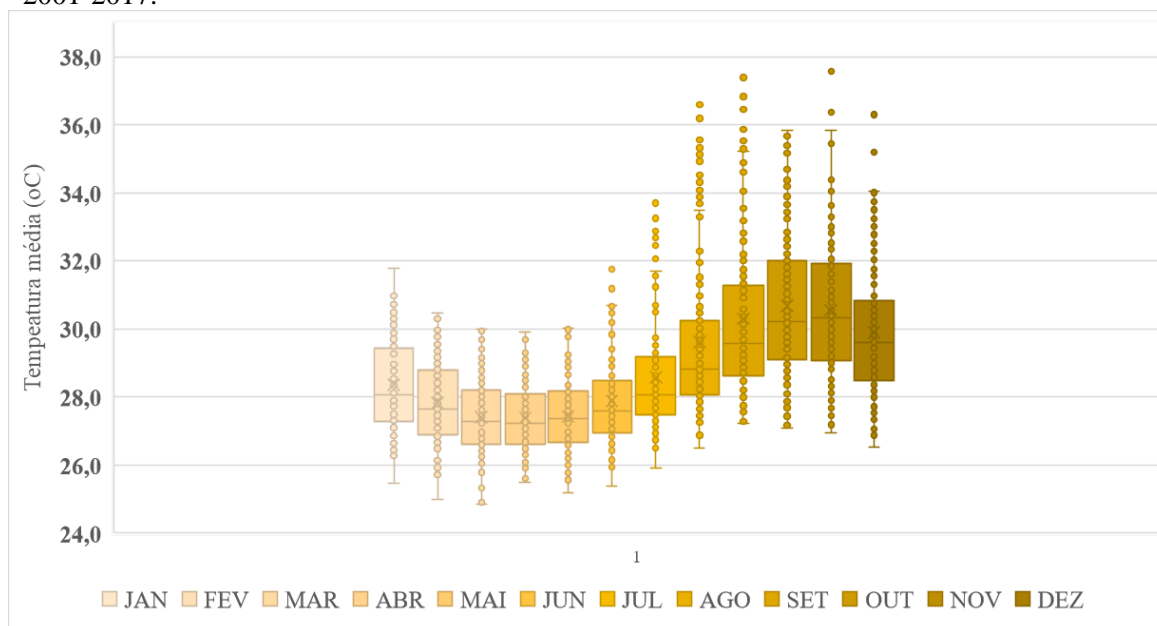


Fonte: Elaboração própria (2021).

A distribuição da temperatura média anual no estado do Pará, observada na Figura 42, não apresentou padrão homogêneo, indicando menor variação espacial de temperatura para as porções nordeste, noroeste e sudoeste. Nas porções norte, sudeste e sul foram destacadas as maiores médias anuais. Estudos de Salati *et al.* (2007) e Penereiro e Meschiatti (2018) identificaram tendências de aumento de temperatura média na região Norte do Brasil. A pesquisa de Salviano *et al.* (2016) mostra tendências positivas em todos os meses, o que indica que mudanças importantes estão ocorrendo na região. Assim, é necessário investigar as causas destas mudanças, que podem resultar em impactos na agricultura, na fauna e flora e no ciclo hidrológico e, conseqüentemente, atingir a população.

Na Figura 43 tem-se a variação mensal dos dados de temperatura média. Nota-se baixa variação nos valores da temperatura do estado do Pará, no período de 2001-2017. Destaca-se que a região Araguaia apresenta a maior frequência das médias trimestrais de temperatura no período analisado: JFM (29,1 °C), AMJ (29 °C), JAS (33,4 °C) e OND (31,4 °C). Já o município que apresentou temperaturas mais elevadas, neste período, foi Conceição do Araguaia, com os seguintes valores para cada trimestre: JFM (30,3 °C), AMJ (30,6 °C), JAS (35,9 °C) e OND (33,8 °C).

Figura 43 – Variação mensal de temperatura média no estado do Pará, compreende o período de 2001-2017.



Fonte: Elaboração própria (2021).

A menor ocorrência de temperatura média foi registrada na região Baixo Amazonas (Figura 43), com temperaturas trimestrais de: JFM (26,7 °C), AMJ (26,4 °C) e JAS (27,9 °C) e OND (29,2 °C). Os valores menores de temperaturas médias foram detectados no município de Almeirim: JFM (25,1°C), AMJ (25,3 °C), JAS (25,6 °C) e OND (27,2 °C). Com base nisso, estudos de Bastos *et al.* (2002) e Martorano *et al.* (2017) destacam que as variações térmicas, observadas no estado do Pará, estão associadas ao regime de chuvas na Amazônia devido à influência da Zona de Convergência Intertropical, o que minimiza o efeito das temperaturas na região.

Diante do exposto, observa-se que a variabilidade climática deriva das mudanças climáticas, que podem estar relacionadas às causas naturais ou antropogênicas. Além disso, a área em estudo sofre significativas interferências no espaço e no tempo, resultantes de atividades humanas. O monitoramento e a previsão climática, portanto, são de fundamental importância para a mitigação dos impactos socioeconômicos e ambientais ocasionados na região amazônica.

4.1.6 Estudo da relação entre a incidência da dengue e as variáveis climáticas nos municípios

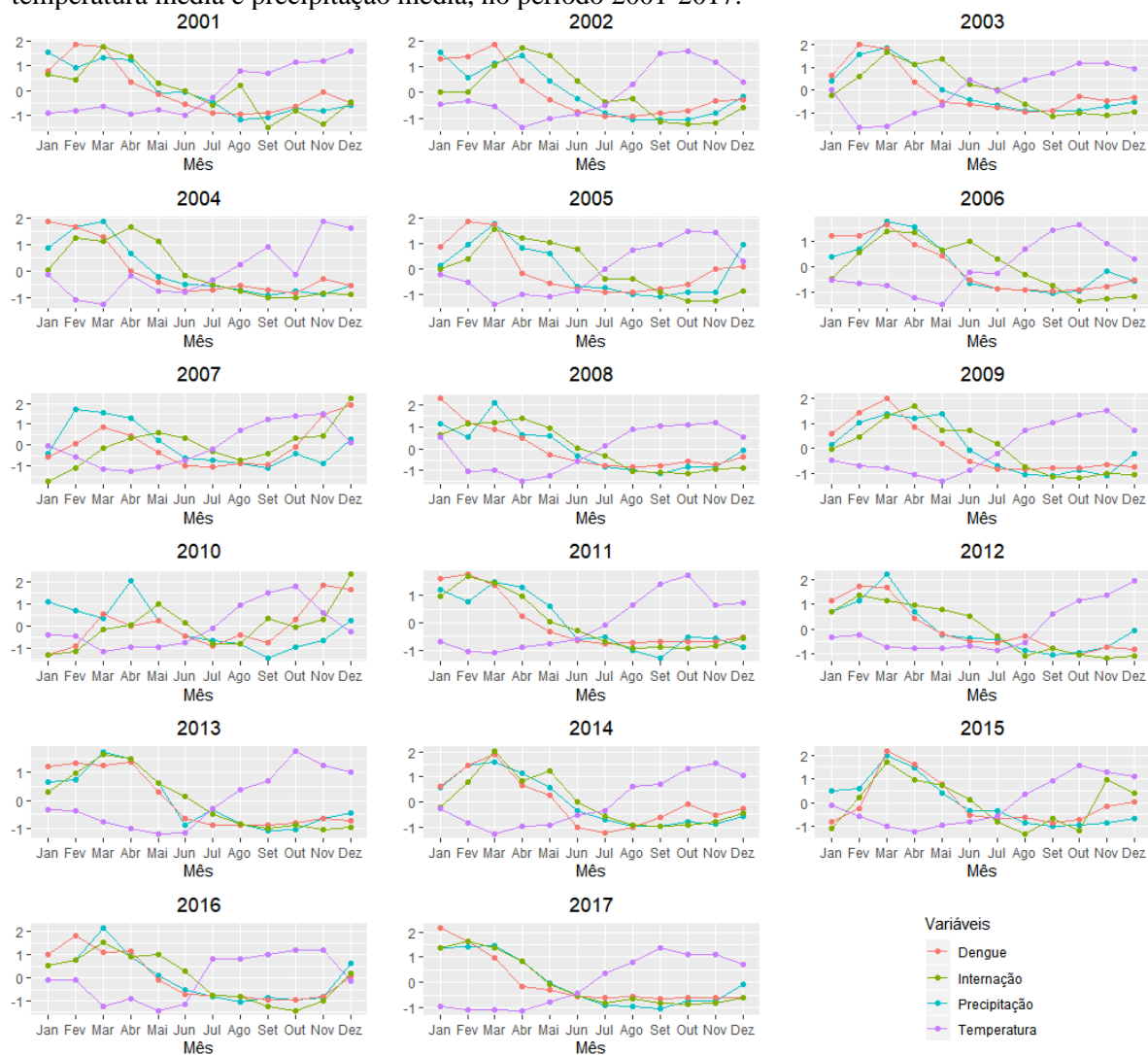
As variáveis da pesquisa foram padronizadas visando análises diretamente comparáveis ao longo dos anos observados. Assim, compatibilizou-se a mesma dimensão para as variáveis mencionadas, demonstradas em unidades de desvio padrão. Na Figura 44 está a

distribuição temporal, na área de estudo, referente à: incidência de casos de dengue (por 10.000 habitantes), internação de dengue (por 10.000 habitantes), precipitação média (mm) e temperatura média ($^{\circ}\text{C}$).

Destaca-se, nos resultados, que as séries de dados de incidência de dengue, internação e precipitação apresentaram comportamento semelhante nos anos analisados. Distintamente, não observou-se similaridade para a série de dados de temperatura, pois a variável mostrou comportamento inverso.

Pela distribuição temporal das variáveis padronizadas de incidência da dengue e internação da doença, a precipitação média e temperatura média, no período de 2001 a 2017, percebe-se que a disseminação da dengue e as internações acompanham a sazonalidade pluviométrica na área em estudo. Foi possível notar que, junto com o início da estação chuvosa, na maioria dos municípios do estado do Pará, especificamente em dezembro, ocorreu picos elevados de precipitação e incidência da doença no primeiro trimestre do ano referente a JFM (CORRÊA *et al.*, 2016; MORAES *et al.*, 2019).

Figura 44 – Distribuição temporal das variáveis padronizadas de incidência da dengue, interações, temperatura média e precipitação média, no período 2001-2017.



Fonte: Elaboração própria (2021).

Devido a não normalidade das variáveis obtidas pelo Teste de Kolmogorov-Smirnov (K-S), optou-se, portanto, por uma análise de dados não paramétrica, pelo valor de significância ($p < 0,05$) indica que a distribuição dos dados difere significativamente de uma distribuição normal (Tabela 15).

Tabela 15 – Teste de Kolmogorov-Smirnov das variáveis de dengue.

Ano	Número de Amostras	TID (por 10.000 hab.)	TIH (por 10.000 hab.)
P2001	143	0.000	0.000
P2002	143	0.000	0.000
P2003	143	0.000	0.000
P2004	143	0.000	0.000
P2005	143	0.000	0.000
P2006	143	0.000	0.000
P2007	143	0.000	0.000
P2008	143	0.000	0.000
P2009	143	0.000	0.000
P2010	143	0.000	0.000
P2011	143	0.000	0.000
P2012	143	0.000	0.000
P2013	143	0.000	0.000
P2014	143	0.000	0.000
P2015	143	0.000	0.000
P2016	143	0.000	0.000
P2017	143	0.000	0.000

*Teste de K-S: significativo quando o $p < 0,05$, Rejeita-se H_0
 Fonte: Elaboração própria (2021).

Para a análise do grau de intensidade da associação entre as variáveis, utilizou-se a Correlação de *Spearman* (ρ), conforme Tabela 16, no período que compreende de 2001 a 2017. Observou-se que as correlações entre a incidência de dengue e as variáveis de precipitação média e internação foram significativas e positivas na maioria dos anos. Resultados similares foram encontrados nos estudos de Corrêa *et al.* (2016), nos quais a distribuição da dengue no período de 2005 a 2011, em sete municípios do estado do Pará, apresentou diferenciados padrões com relação à variabilidade espacial e temporal da precipitação.

Já os resultados de correlação entre a incidência de dengue e a temperatura média indicaram valores significativos e negativos, contudo não houve uniformidade nos anos pesquisados. Considerou-se uma probabilidade de erro menor ou igual a 5% ($p\text{-valor} \leq 0,05$) de intervalo de confiabilidade. De acordo com as observações NOAA (2018), os eventos ENOS durante o período de 2001-2017, foram identificados na Tabela 16.

Tabela 16 – Correlação de *Spearman* de casos de dengue entre as variáveis de precipitação média, temperatura média e internação de dengue, no período 2001 a 2017.

Ano-ENOS/ Intensidade	Trimestre/ ENOS	Variável	ρ *	Ano-ENOS/ Intensidade	Trimestre/ ENOS*	Variável	ρ *
2001/ neutro	JFM: Neutro AMJ: Neutro JAS: Neutro OND: Neutro	Precipitação	0,77*	2010- La Niña/ forte	JFM: La Niña AMJ: La Niña JAS: La Niña OND: La Niña	Precipitação	-0,16
		Temperatura	-0,41			Temperatura	-0,04
		Internação	0,66*			Internação	0,61*
2002- El Niño/ moderado	JFM: El Niño AMJ: Neutro JAS: El Niño OND: El Niño	Precipitação	0,87*	2011- La Niña/ moderado	JFM: La Niña AMJ: Neutro JAS: La Niña OND: La Niña	Precipitação	0,68*
		Temperatura	-0,29			Temperatura	-0,70*
		Internação	0,46			Internação	0,87*
2003/ neutro	JFM: Neutro AMJ: Neutro JAS: Neutro OND: Neutro	Precipitação	0,71*	2012/ neutro	JFM: Neutro AMJ: Neutro JAS: Neutro OND: Neutro	Precipitação	0,78*
		Temperatura	-0,43			Temperatura	-0,50
		Internação	0,43			Internação	0,84*
2004- El Niño /fraco	JFM: El Niño AMJ: Neutro JAS: El Niño OND: El Niño	Precipitação	0,67*	2013/ neutro	JFM: Neutro AMJ: Neutro JAS: Neutro OND: Neutro	Precipitação	0,75*
		Temperatura	-0,15			Temperatura	-0,6*
		Internação	0,64*			Internação	0,75*
2005- La Niña/ moderado	JFM: La Niña AMJ: Neutro JAS: Neutro OND: La Niña	Precipitação	0,72*	2014- El Niño/ fraco	JFM: El Niño AMJ: El Niño JAS: Neutro OND: El Niño	Precipitação	0,77*
		Temperatura	-0,34			Temperatura	-0,50
		Internação	0,27			Internação	0,64*
2006- El Niño/fraco	JFM: Neutro AMJ: Neutro JAS: Neutro OND: El Niño	Precipitação	0,93*	2015- El Niño/ muito forte	JFM: El Niño AMJ: El Niño JAS: El Niño OND: El Niño	Precipitação	0,62*
		Temperatura	-0,80*			Temperatura	-0,55
		Internação	0,64*			Internação	0,84*
2007- La Niña/forte	JFM: La Niña AMJ: La Niña JAS: La Niña OND: La Niña	Precipitação	0,56	2016- La Niña/ fraco	JFM: Neutro AMJ: Neutro JAS: La Niña OND: La Niña	Precipitação	0,93*
		Temperatura	0,00			Temperatura	-0,67*
		Internação	0,45			Internação	0,87*
2008- La Niña/fraco	JFM: La Niña AMJ: Neutro JAS: Neutro OND: La Niña	Precipitação	0,94*	2017- La Niña/ fraco	JFM: La Niña AMJ: Neutro JAS: Neutro OND: La Niña	Precipitação	0,85*
		Temperatura	-0,59*			Temperatura	-0,81*
		Internação	0,78*			Internação	0,90*
2009- El Niño/ moderado	JFM: El Niño AMJ: Neutro JAS: El Niño OND: El Niño	Precipitação	0,80*	2018	-	-	-
		Temperatura	-0,62*				
		Internação	0,68*				

* Correlação de *Spearman* (ρ): significativo quando $p < 0.05$. O valor de ρ pode variar quando: forte ($0,75 \leq \rho < 1$), média ($0,50 \leq \rho < 0,75$) e fraca ($\rho < 0,50$).

Fonte: Elaboração própria (2021).

De acordo com a NOAA (2018), na análise de fenômenos ENOS (*La Niña* ou *El Niño*), no período de 2001 até 2017, ocorreram 4 eventos neutros e 13 eventos extremos, sendo 6 eventos identificados *El Niño* e 7 eventos *La Niña*. Nos eventos do fenômeno *El Niño* identificou-se as seguintes intensidades: 3 fracos (2004-2006-2014), 2 moderados (2002-2009) e 1 muito forte (2015). Porém, o *La Niña* apresentou as intensidades a saber: 3 fracos (2008-2016-2017), 2 moderados (2005-2011) e 2 fortes (2007-2010).

No Pará, a partir de 2001, é possível identificar os cinco anos epidêmicos por ordem decrescente: 2001, 2011, 2008, 2012 e 2010. Os anos mencionados foram registrados com intensificação na frequência e magnitude dos surtos de dengue, em comparação com anos epidêmicos anteriores. No geral, a pesquisa detectou nos 17 anos analisados que a maioria dos anos epidêmicos coincidiu com eventos *El Niña* (cerca de 41%) ocorridos em 2011 (moderado), 2008 (fraco), 2010 (forte) e 2007 (forte). Dessa forma, em anos de maior precipitação, com o *La Niña*, podem ocorrer episódios frequentes de inundações e alagamentos, principalmente em áreas urbanas, o que contribui para condições favoráveis de reprodução do mosquito-vetor e, conseqüentemente, para o aumento dos casos de dengue (CORRÊA *et al.*, 2016; SIQUEIRA *et al.*, 2017; MORAES *et al.*, 2019). As internações também apresentaram elevações, em ordem decrescente, nos anos de: 2008, 2011 e 2007.

Nas regiões, notou-se uma forte relação entre as condições climáticas e o número de casos de dengue, principalmente nos cinco anos de maior ocorrência de dengue, anos que o evento *El Niña* predominou. De forma diferente, nos anos com eventos de *El Niño*, observa-se a baixa relação entre o clima e a dengue, principalmente no ano de 2002, e no período de 2009 a 2014. Em anos de *El Niño*, devido à redução de precipitação e período de estiagem prolongado, as condições ambientais não são favoráveis ao desenvolvimento do mosquito-vetor da dengue (MORAES *et al.*, 2019).

Nos resultados do Teste de Correlação de *Spearman*, detectou-se a maior frequência de correlação positiva e significativa de casos de dengue com a precipitação e a internação, ao longo dos anos. Os valores anuais de casos de dengue com a precipitação demonstraram correlações fortes (59%) e médias (35%), sendo destaque os anos de 2008 (0,98), 2006 (0,93) e 2016 (0,93). Do mesmo modo, os valores anuais de casos de dengue com internação apresentaram correlações forte (41%) e média (35%). Destacaram-se os anos de 2017 (0,90), 2011 (0,87) e 2016 (0,87).

Os valores anuais de casos de dengue com a temperatura média demonstraram correlações negativas e significativas, média (41%) e fraca (41%). As maiores correlações foram detectadas, principalmente, para os anos de 2017 (-0,81), 2006 (-0,80) e 2011 (-0,70).

Com base nisso, a dinâmica sazonal do desenvolvimento do mosquito-vetor associa-se às flutuações climáticas (precipitação e temperatura do ar). Corroboram a isso, outras pesquisas que mostram influências da variabilidade climática local na ocorrência de epidemias de dengue (ELY, 2014; BARCELLOS; LOWER, 2014; MORAES *et al.*, 2019).

4.2 Índice de Vulnerabilidade Socioambiental da Dengue (IDV)

O presente estudo propõe a elaboração de um Índice de Vulnerabilidade Socioambiental da Dengue (IVD) para o enfrentamento da doença nos municípios do estado do Pará, utilizando análise multivariada. O método empregado considerou a mensuração da vulnerabilidade com a combinação de três dimensões: exposição, sensibilidade e capacidade adaptativa. Para realizar a Análise Fatorial (AF) nesta pesquisa, foi necessário verificar se os indicadores atendiam aos requisitos fundamentais para a utilização da técnica estatística.

A AF foi aplicada no conjunto de dados de acordo com as seguintes adaptabilidades: normalização dos dados, construção da matriz de correlação, adequabilidade dos dados através dos testes KMO/MSA, determinação da matriz de cargas fatoriais pelo método ACP, extração do número de fatores pela análise do gráfico *scree plot*, rotação ortogonal dos fatores utilizando o método varimax, e interpretação dos fatores a partir da análise das cargas fatoriais dos indicadores. Em seguida, calculou-se e classificou-se o IVD para todos os municípios. Por fim, os escores fatoriais foram submetidos à análise de Regressão Linear Múltipla, com a inclusão de uma variável dependente (Taxa de incidência da dengue).

4.2.1 Análise descritiva do conjunto de dados

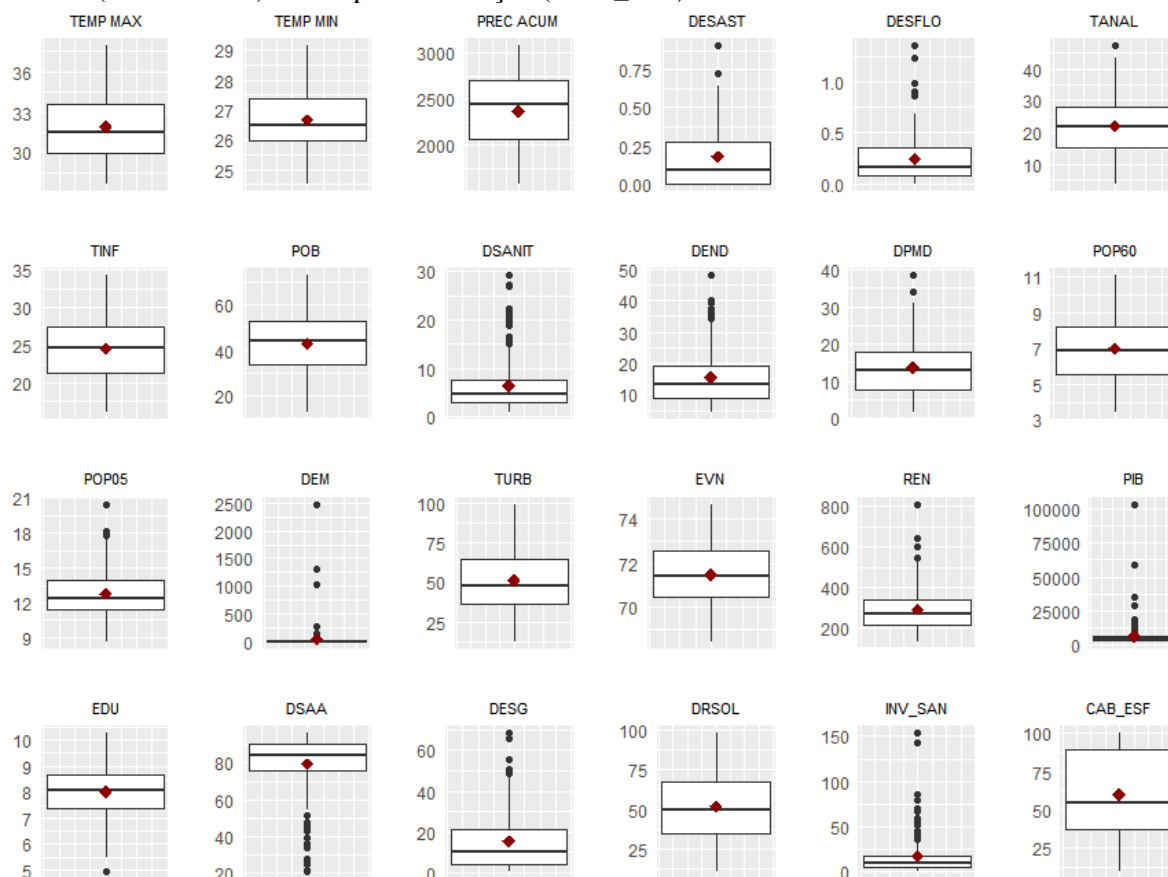
Inicialmente, foram desenvolvidos mapas ilustrativos para análise dos indicadores de vulnerabilidade socioambiental selecionados pela fundamentação de três dimensões: exposição, sensibilidade e capacidade adaptativa, conforme detalhado na Tabela 17 e nos Apêndices G, H, I e J. Posteriormente, foi realizada uma análise estatística descritiva para conhecer o perfil dos indicadores analisados. Para tanto, elaborou-se gráficos utilizando a linguagem de programação R e os mapas foram gerados no programa ArcGIS, versão 10.6.

O conjunto de dados utilizados neste estudo foi composto por 3.718 amostras provenientes de 26 indicadores de vulnerabilidade socioambiental, adquiridos para cada município do estado do Pará. Para isso, foi construída uma série temporal de cada indicador em estudo, compreendendo o período de 2007 a 2017, conforme Tabela 17. Vale destacar, no

entanto, que alguns indicadores foram obtidos com informações do censo demográfico do IBGE apenas para o ano de 2010.

A primeira análise do banco de dados refere-se à estatística descritiva com objetivo de visualizar a variação dos valores dos 26 indicadores selecionados na pesquisa, conforme apresentado no gráfico boxplot da Figura 45. Como a técnica de análise fatorial é muito sensível às diferenças entre as variâncias, houve necessidade de adotar alguns cuidados na utilização dos dados, tais como: identificar e avaliar os *outliers*, pois os dados podem levar a conclusões errôneas e a resultados não significativos. Foi necessário, também, detectar a ausência de dados ou dados perdidos no conjunto de dados, substituindo os dados *missing* pelas médias gerais de cada variável. Por fim, precisou-se aplicar técnicas de normalização e padronização nas variáveis (média igual a zero e desvio padrão igual a um).

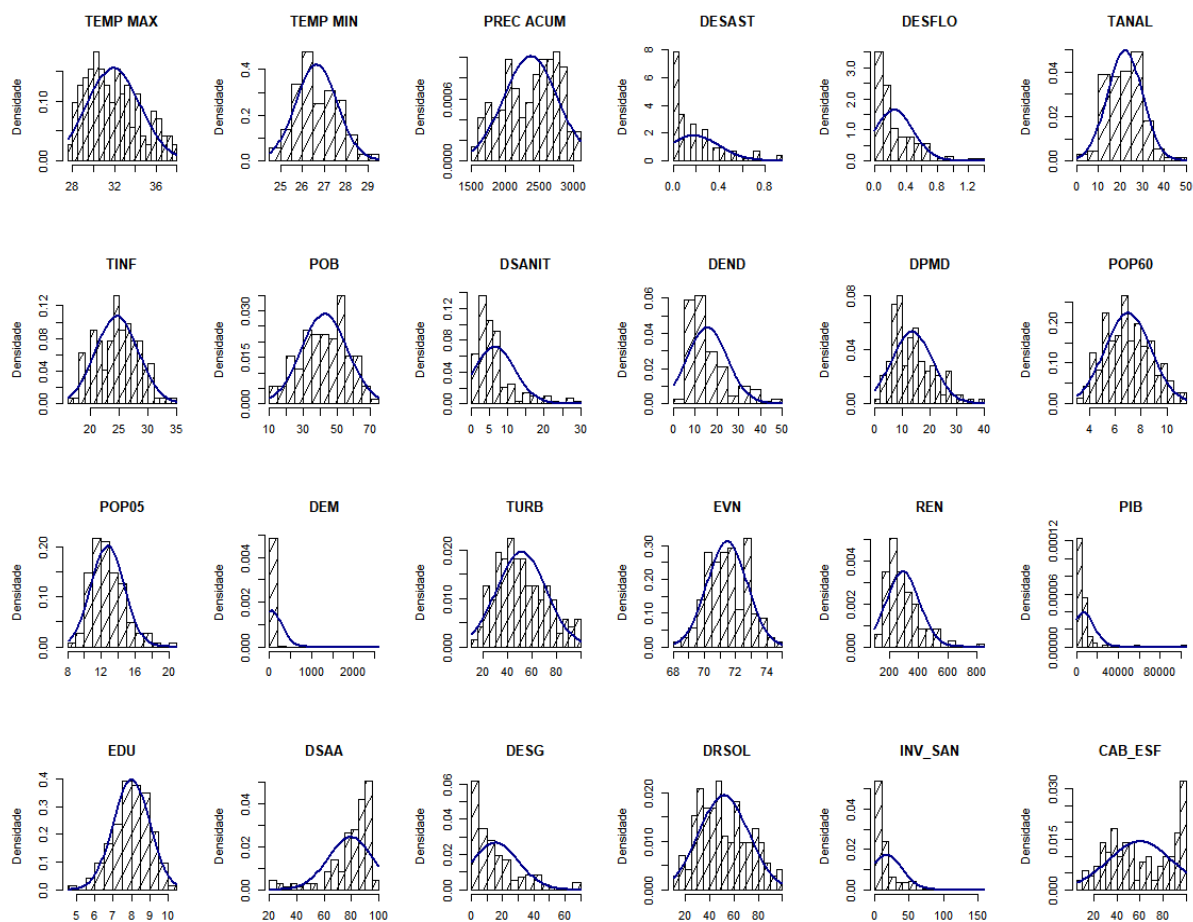
Figura 45 – Gráfico Boxplot dos indicadores originais utilizados no estudo, exceto temperatura média (TEMP MED) e leito para internação (LEIT_INT).



Fonte: Elaboração própria (2021).

Para aplicação da estatística multivariada no banco de dados, foram analisados alguns pressupostos, sendo utilizado o Teste de *Kolmogorov-Smirnov* para as variáveis da pesquisa, conforme Tabela 17. No entanto, fez-se necessário transformar as variáveis que não tinham distribuição normal em variáveis que detêm essa distribuição, as principais técnicas adotadas foram: a potência, o inverso e o logaritmo. Na Figura 46 apresenta-se o resultado do teste de distribuição normal para cada variável.

Figura 46 – Indicadores normalizados utilizados no estudo, exceto temperatura média (TEMP MED) e leito para internação (LEIT_INT).



Fonte: Elaboração própria (2021).

Tabela 17 – Descrição da média dos indicadores de vulnerabilidade socioambiental selecionados para compor o modelo do índice no estudo, período de 2007 a 2017.

DIMENSÃO	CÓDIGO INDICADOR	Mín.	1º Qua.	Mediana	Média	3º Qua.	Máx.	Desv. Pad.	Teste de K-S (p-valor)*	Transformação de dados	
EXPOSIÇÃO	1	TEMP MÉD	26,2	27,8	28,7	29,0	30,0	32,8	1,5	0,201	N.A
	2	TEMP MAX	27,7	29,9	31,5	31,9	33,6	38,0	2,6	0,104	N.A
	3	TEMP MIN	24,5	26,0	26,5	26,7	27,4	29,2	0,9	0,341	N.A
	4	PREC ACUM	1588,7	2072,6	2437,0	2370,0	2699,5	3075,9	395,7	0,119	N.A
	5	DESAST	0,0	0,0	0,1	0,2	0,3	0,9	0,2	0,000	N.A
	6	DEFLO	0,0	0,1	0,2	0,2	0,4	1,4	0,2	0,000	N.A
SENSIBILIDADE	7	TANAL	4,0	15,4	22,0	22,0	27,8	47,3	8,0	0,791	N.A
	8	TINF	16,0	21,4	24,7	24,6	27,5	34,4	3,7	0,384	N.A
	9	POB	12,0	33,4	44,0	42,8	53,1	73,4	13,8	0,474	N.A
	10	DSANIT	0,8	2,9	4,6	6,4	7,5	29,3	5,6	0,000	ln(x)
	11	DEND	4,2	8,8	13,1	15,6	18,9	48,1	9,2	0,001	ln(x)
	12	DPMD	1,4	7,7	12,8	13,7	18,0	38,7	7,5	0,041	ln(x)
	13	POP60	3,4	5,5	6,9	7,0	8,2	11,1	1,8	0,921	N.A
	14	POP05	8,6	11,4	12,4	12,8	13,9	20,5	2,0	0,244	N.A
	15	DEM	0,3	4,2	9,8	54,6	26,8	2477,6	248,4	0,000	ln(x)
CAP. ADAPTATIVA	16	TURB	12,0	36,0	47,9	51,3	65,0	99,8	20,4	0,298	N.A
	17	EVN	68,4	70,5	71,4	71,5	72,5	74,7	1,3	0,499	N.A
	18	REN	129,5	212,6	270,2	292,3	341,8	812,4	114,0	0,039	ln(x)
	19	PIB	2270,0	3609,0	4465,0	6795,8	6150,5	103404,0	10199,3	0,000	-1/x
	20	EDU	5,0	7,4	8,1	8,0	8,7	10,3	1,0	0,873	N.A
	21	DSAA	21,1	75,9	84,4	79,2	90,2	96,1	16,3	0,000	x^a , a=3
	22	DESG	0,5	3,6	10,2	15,4	21,2	68,4	15,0	0,001	ln(x)
	23	DRSOL	10,9	35,0	49,3	51,9	66,8	97,8	20,5	0,476	N.A
	24	INV_SAN	0,0	4,7	8,8	17,1	16,5	153,3	23,4	0,000	ln(x+1)
	25	CAB_ESF	9,5	37,1	54,6	60,0	88,8	100,0	27,9	0,048	x^a , a=0,9
	26	LEIT_INT	0,0	0,7	1,1	1,3	1,8	3,7	0,8	0,000	log(x+1)

SENSIBILIDADE-DENGUE	27	TI_DENV	0,0	4,7	10,4	17,9	25,6	80,6	17,7	0,001	ln(x)
	28	TIH_DENV	0,1	1,2	4,3	9,2	11,9	59,6	11,3	0,000	ln(x)
	29	TOB_DENV	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,2	0,0	0,000	N.A
	30	CIT-DENV	0,0	0,0	0,1	0,3	0,3	1,7	0,3	0,000	ln(x)
	31	CAM-DENV	0,0	0,0	0,1	0,2	0,2	0,7	0,2	0,000	ln(x)
	32	CUS-AE	3,3	5,0	5,4	5,6	5,7	16,5	1,5	0,000	N.A
	33	LIRa	9,1	27,3	27,3	38,3	54,5	100,0	20,4	0,000	ln(x)
	34	CUS-IND	0,0	0,0	0,1	0,3	0,3	4,8	0,6	0,000	ln(x)

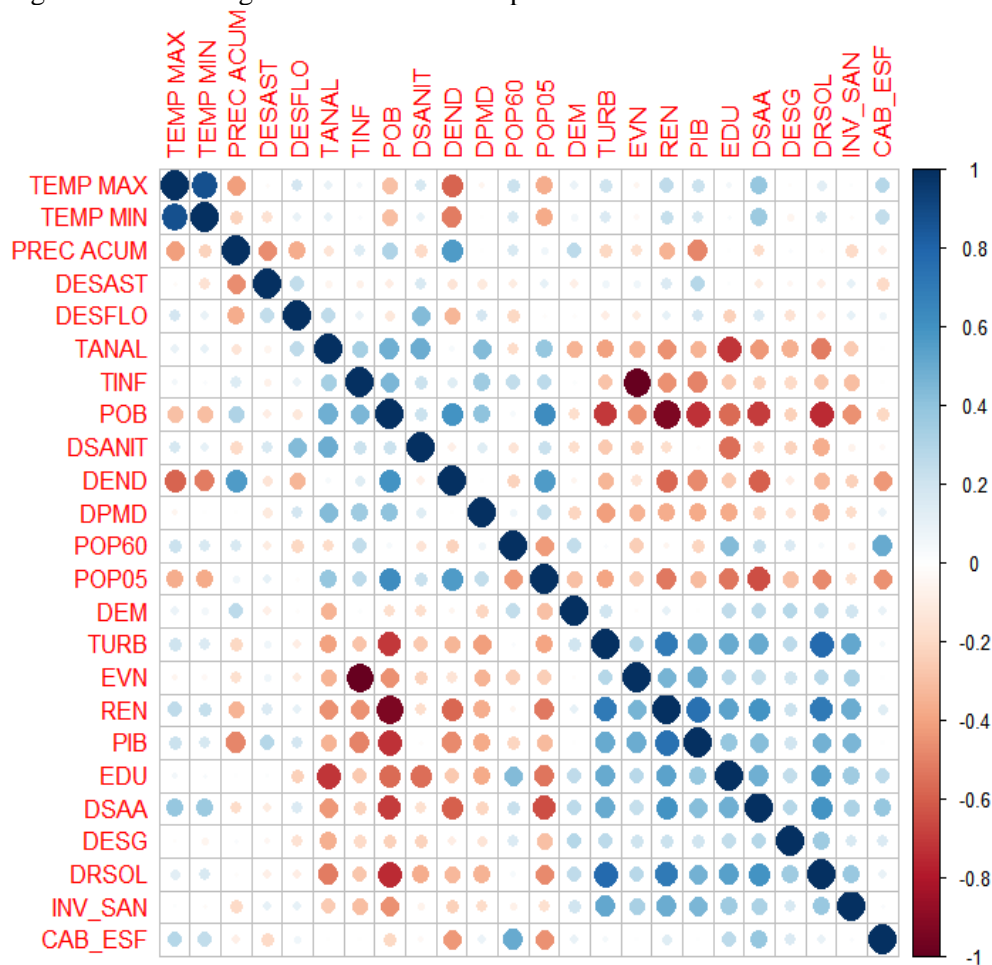
*Teste de K-S: significativo quando o $p < 0,05$, Rejeita-se H_0

N.A - não se aplica (dados não transformados)

Fonte: Elaboração própria (2021).

A Figura 47 apresenta o correlograma com os resultados da análise de Correlação de *Spearman* entre os indicadores padronizados de exposição, sensibilidade e capacidade adaptativa. As correlações apresentadas na cor azul indicam correlação positiva e na cor vermelha indicam correlação negativa, ainda os tons intensos de ambas as cores representam valores mais “fortes”. No processo de pesquisa, observou-se que existe uma correlação positiva e “forte” entre os pares dos indicadores TEMPMAX-TEMPMIN, TURB-DRSOL, TURB-REN, REN-PIB, REN-DRSOL, DSAA-REN, POP05-POB e POB-DEND. Por outro lado, os pares dos indicadores TANAL-EDU, TINF-EVN, POB-REN, POB-PIB, POB-TURB, POB-DRSOL, POB-DSAA e POP05-DSAA apresentam correlação negativa e “forte”. Distintamente, os indicadores DESAST e DESFLO apresentaram correlação mais “fraca” em comparação aos demais indicadores.

Figura 47 – Correlograma dos indicadores padronizados utilizadas no estudo.



*exceto os seguintes indicadores: Temperatura média (**TEMP MÉD**) e Leito para internação (**LEIT_INT**).

Fonte: Elaboração própria (2021).

4.2.2 Análise da Formação dos Fatores no Modelo Estatístico

Os indicadores foram submetidos às seguintes avaliações dos pressupostos para construção do modelo estatístico: i) normalidade e linearidade, ii) confiabilidade nos dados; iii) correlações e iv) adequação e ajustes. Em seguida, buscou-se a aplicação adequada da técnica multivariada pela Análise Fatorial (AF), na tentativa de unir todos os indicadores em uma única análise de dados, com o intuito de explicar melhor, simultaneamente, o conjunto de indicadores selecionados na pesquisa.

Nesta etapa, a priori adotou-se um conjunto de dados com 26 indicadores de vulnerabilidade socioambiental, denominado modelo M(26). Posteriormente, com as adequações e os ajustes da AF, foi testado um conjunto de dados com 20 indicadores de vulnerabilidade, denominado modelo M(20).

O Coeficiente de Alfa de Cronbach foi utilizado na pesquisa com o propósito de analisar a confiabilidade da estrutura do conjunto de dados. O coeficiente reflete o grau de covariância entre os itens de uma escala. Assim, notou-se que os resultados do teste em ambos os constructos M(26) e M(20) apresentaram “alta confiabilidade interna”. Dessa forma, os dados foram avaliados adequados para o propósito da pesquisa, conforme apresentados na Tabela 18.

Tabela 18 – Teste Alfa de Cronbach utilizado nos modelos estatísticos.

Modelo Estatístico	Alfa de Cronbach	Alfa de Cronbach com base em itens padronizados	N de Variáveis
Modelo M(26)	0,793	0,805	26
Modelo M(20)	0,768	0,790	20

Fonte: Elaboração própria (2021).

Na pesquisa verificou-se, também, o grau de relacionamento entre as variáveis, por meio do cálculo da Matriz de Correlação, que determina quais as possíveis ligações entre elas. Quando há elevada correlação na análise dos dados, significa que as variáveis envolvidas podem sofrer influência do mesmo fator. Em contrapartida, correlações reduzidas sugerem variáveis que não estão sob influência do mesmo fator. É importante ressaltar que quanto mais próximo do valor 1 (um), positivo ou negativo, forem os valores observados na matriz, maior será o grau de correlação que uma variável gera com a outra.

No cálculo da AF obteve-se, também, a Matriz de Correlação de *Pearson* para o conjunto de indicadores já padronizados, conforme Tabela 19. Tem-se que coeficientes acima de 0,30 indicam correlação significativa entre os indicadores. A partir da análise de correlação aplicada ao conjunto de dados com 26 indicadores em estudo, observou-se que a maioria está correlacionada com valores próximos de 0,3, com significância ($p > 0,001$). Tornou-se possível, assim, dar continuidade ao estudo de construção do IVD.

Tabela 19 – Matriz de Correlação de *Pearson* dos indicadores padronizados utilizados na pesquisa.

	TEMP MED	TEMP MAX	TEMP MIN	PREC ACUM	DESA ST	DESF LO	TAN AL	TINF	POB	DSA NIT	DEND	DP MD	POP 60	POP 05	DEM	TURB	EVN	REN	PIB	EDU	DSAA	DESG	DRS OL	INV_S AN	CAB_ ESF	LEIT_ INT
TEMP MED	1,00	0,98	0,93	-0,41	-0,15	0,05	0,04	0,03	-0,30	0,19	-0,62	-0,08	0,18	-0,36	0,08	-0,21	0,03	-0,23	-0,22	-0,10	-0,43	0,05	-0,14	0,05	-0,27	-0,28
TEMP MAX	0,98	1,00	0,89	-0,44	-0,11	0,06	0,04	0,04	-0,25	0,20	-0,60	-0,07	0,19	-0,33	0,04	-0,19	0,04	-0,20	-0,21	-0,10	-0,41	0,03	-0,11	0,05	-0,25	-0,27
TEMP MIN	0,93	0,89	1,00	-0,27	-0,21	0,01	0,06	0,03	-0,27	0,15	-0,54	-0,02	0,14	-0,35	0,05	-0,15	0,03	-0,18	-0,17	-0,07	-0,38	0,07	-0,14	0,09	-0,23	-0,20
PRECA CUM	-0,41	-0,44	-0,27	1,00	-0,39	-0,29	-0,10	0,15	0,31	-0,22	0,56	-0,02	0,17	0,13	0,26	0,18	0,16	0,34	0,49	0,05	0,25	-0,06	0,02	0,15	0,11	0,30
DESAST	-0,15	-0,11	-0,21	-0,39	1,00	0,12	-0,12	-0,10	-0,04	0,06	-0,05	-0,08	-0,13	0,09	-0,16	-0,01	-0,09	-0,09	-0,24	-0,06	0,08	-0,01	0,11	0,04	0,28	-0,14
DESFLO	0,05	0,06	0,01	-0,29	0,12	1,00	0,22	0,13	-0,02	0,44	-0,23	0,18	-0,29	0,00	-0,08	0,14	0,13	-0,01	-0,09	0,26	-0,14	0,13	0,15	-0,14	0,12	0,05
TANAL	0,04	0,04	0,06	-0,10	-0,12	0,22	1,00	0,35	0,53	0,47	0,16	0,47	-0,21	0,45	-0,40	0,46	0,37	0,51	0,41	0,73	0,45	0,35	0,55	0,20	0,03	0,16
TINF	0,03	0,04	0,03	0,15	-0,10	0,13	0,35	1,00	0,49	0,20	0,14	0,38	0,23	0,22	-0,07	0,34	0,99	0,50	0,50	0,25	0,19	0,17	0,32	0,13	-0,01	0,20
POB	-0,30	-0,25	-0,27	0,31	-0,04	-0,02	0,53	0,49	1,00	0,23	0,60	0,44	0,07	0,64	-0,25	0,74	0,52	0,93	0,71	0,58	0,68	0,24	0,78	0,29	0,18	0,43
DSANIT	0,19	0,20	0,15	-0,22	0,06	0,44	0,47	0,20	0,23	1,00	-0,08	0,17	-0,16	0,23	-0,27	0,29	0,21	0,18	0,02	0,51	0,10	0,23	0,38	0,00	0,01	-0,10
DEND	-0,62	-0,60	-0,54	0,56	-0,05	-0,23	0,16	0,14	0,60	-0,08	1,00	0,03	-0,26	0,64	-0,10	0,35	0,16	0,56	0,49	0,37	0,70	0,10	0,34	0,18	0,45	0,30
DPMD	-0,08	-0,07	-0,02	-0,02	-0,08	0,18	0,47	0,38	0,44	0,17	0,03	1,00	0,10	0,30	-0,34	0,45	0,39	0,39	0,37	0,36	0,19	0,20	0,42	0,04	-0,10	0,30
POP60	0,18	0,19	0,14	0,17	-0,13	-0,29	-0,21	0,23	0,07	-0,16	-0,26	0,10	1,00	-0,41	0,19	0,01	0,23	0,08	0,21	-0,44	-0,26	-0,12	0,01	0,06	-0,51	0,01
POP05	-0,36	-0,33	-0,35	0,13	0,09	0,00	0,45	0,22	0,64	0,23	0,64	0,30	-0,41	1,00	-0,36	0,42	0,23	0,52	0,35	0,58	0,70	0,25	0,47	0,19	0,45	0,22
DEM	0,08	0,04	0,05	0,26	-0,16	-0,08	-0,40	-0,07	-0,25	-0,27	-0,10	-0,34	0,19	-0,36	1,00	-0,28	-0,08	-0,17	-0,04	-0,32	-0,28	-0,31	-0,32	-0,17	-0,07	-0,08
TURB	-0,21	-0,19	-0,15	0,18	-0,01	0,14	0,46	0,34	0,74	0,29	0,35	0,45	0,01	0,42	-0,28	1,00	0,36	0,73	0,51	0,53	0,50	0,31	0,81	0,28	0,03	0,44
EVN	0,03	0,04	0,03	0,16	-0,09	0,13	0,37	0,99	0,52	0,21	0,16	0,39	0,23	0,23	-0,08	0,36	1,00	0,53	0,52	0,27	0,21	0,18	0,34	0,16	-0,01	0,20
REN	-0,23	-0,20	-0,18	0,34	-0,09	-0,01	0,51	0,50	0,93	0,18	0,56	0,39	0,08	0,52	-0,17	0,73	0,53	1,00	0,74	0,54	0,58	0,24	0,74	0,30	0,11	0,44
PIB	-0,22	-0,21	-0,17	0,49	-0,24	-0,09	0,41	0,50	0,71	0,02	0,49	0,37	0,21	0,35	-0,04	0,51	0,52	0,74	1,00	0,41	0,45	0,24	0,52	0,35	0,02	0,41
EDU	-0,10	-0,10	-0,07	0,05	-0,06	0,26	0,73	0,25	0,58	0,51	0,37	0,36	-0,44	0,58	-0,32	0,53	0,27	0,54	0,41	1,00	0,52	0,24	0,56	0,24	0,31	0,25
DSAA	-0,43	-0,41	-0,38	0,25	0,08	-0,14	0,45	0,19	0,68	0,10	0,70	0,19	-0,26	0,70	-0,28	0,50	0,21	0,58	0,45	0,52	1,00	0,29	0,57	0,31	0,41	0,16
DESG	0,05	0,03	0,07	-0,06	-0,01	0,13	0,35	0,17	0,24	0,23	0,10	0,20	-0,12	0,25	-0,31	0,31	0,18	0,24	0,24	0,24	0,29	1,00	0,38	0,12	0,11	0,03
DRSOL	-0,14	-0,11	-0,14	0,02	0,11	0,15	0,55	0,32	0,78	0,38	0,34	0,42	0,01	0,47	-0,32	0,81	0,34	0,74	0,52	0,56	0,57	0,38	1,00	0,25	0,08	0,33
INV_S AN	0,05	0,05	0,09	0,15	0,04	-0,14	0,20	0,13	0,29	0,00	0,18	0,04	0,06	0,19	-0,17	0,28	0,16	0,30	0,35	0,24	0,31	0,12	0,25	1,00	0,07	0,02
CAB_ ESF	-0,27	-0,25	-0,23	0,11	0,28	0,12	0,03	-0,01	0,18	0,01	0,45	-0,10	-0,51	0,45	-0,07	0,03	-0,01	0,11	0,02	0,31	0,41	0,11	0,08	0,07	1,00	-0,01
LEIT_ INT	-0,28	-0,27	-0,20	0,30	-0,14	0,05	0,16	0,20	0,43	-0,10	0,30	0,30	0,01	0,22	-0,08	0,44	0,20	0,44	0,41	0,25	0,16	0,03	0,33	0,02	-0,01	1,00

Fonte: Elaboração própria (2021).

A Tabela 20 apresenta a análise de adequabilidade do conjunto de dados pela aplicação do Teste de *Kaiser-Meyer-Olkin* (KMO) e o do Teste de esfericidade de *Barlett*. De acordo com *Hair et al.* (2009), o Teste de KMO verifica o ajuste dos dados utilizando todas as variáveis simultaneamente. No presente estudo, foi obtido o valor de 0,80 e 0,79 para o modelo M(26) e M(20), respectivamente. Dessa forma, concluiu-se que ambos os modelos, pelo Teste KMO foram classificados como “bom”, resultado apropriado para o procedimento da AF, conforme Tabela 20.

Segundo Fávero (2009), o Teste de *Barlett* determina a correlação entre os indicadores, testando seu nível de significância inferior a 5%. Com a realização deste teste, obteve-se o valor de 3.745 e 3.353 para os modelos testados M(26) e M(20), respectivamente. Ambos os modelos apresentaram um nível de significância de 0,000. Assim como para o Teste de KMO, os testes de esfericidade indicaram resultados adequados para o emprego da AF, no conjunto de dados da pesquisa.

Tabela 20 – Teste de KMO e Teste de *Bartlett* utilizado nos modelos estatísticos

Teste Estatístico	Modelo M(26)		Modelo M(20)	
	Coefficientes	<i>p-value</i>	Coefficientes	<i>p-value</i>
Teste de esfericidade de Bartlett	3745,096	0,000	3353,606	0,000
Teste Medida Kaiser-Meyer-Olkin (KMO)	0,795	-	0,791	-

Fonte: Elaboração própria (2021).

A seguir, na Tabela 21, tem-se os resultados dos autovalores, para extração de fatores componentes e variância total (explicada pelos fatores para os dados). Pode-se observar que a contribuição acumulada dos fatores para explicação da variância total das variáveis utilizadas na pesquisa foram de 73,2 % e 84,5 % para os modelos M(26) e M(20), respectivamente.

Tabela 21 – Total da Variância Explicada obtida dos modelos estatísticos.

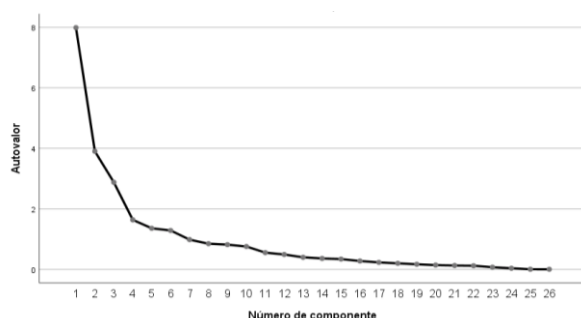
Fatores	Modelo M(26)			Modelo M(20)		
	Autovalores	Variância Explicada pelo Fator (%)	Variância Acumulada (%)	Autovalores	Variância Explicada pelo Fator (%)	Variância Acumulada (%)
1	5,886	22,639	22,639	5,295	26,477	26,477
2	3,975	15,290	37,929	3,550	17,752	44,229
3	2,739	10,536	48,465	2,513	12,567	56,796
4	2,556	9,831	58,296	2,359	11,794	68,589
5	1,991	7,656	65,952	1,649	8,246	76,836
6	1,900	7,307	73,258	1,541	7,703	84,539

Fonte: Elaboração própria (2021).

Nota-se que no modelo M(26), o Fator 1 pode ser considerado o mais representativo, pois, sozinho, explicou 22,6% da variância, e o Fator 4 esclareceu 7,3% da variância, sendo considerado o fator de menor representatividade nesta análise. No modelo M(20), o Fator 1 foi o de maior representação, explicou 26,4 % da variância, e o Fator 4 representou o fator de menor peso, que explicou apenas 7,3% da variância.

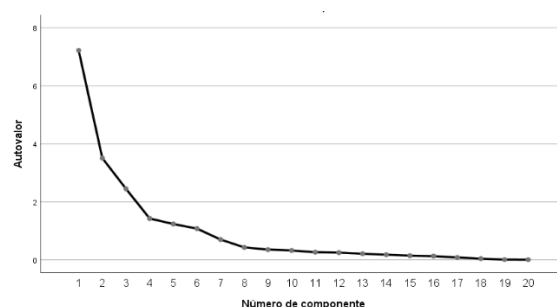
É importante salientar que na análise fatorial não existe um critério específico para determinar a quantidade de fatores a serem extraídos. Dessa maneira, optou-se pela escolha do número m de fatores, os critérios da raiz latente, percentagem de variância e *Scree Test*. Extrauiu-se apenas componentes com autovalores maiores do que 1 (um). As Figuras 48 e 49 ilustram a distribuição dos componentes do *Scree-plot* (Autovalor *versus* Fator) e a dispersão do número de fatores em função da curva da variância individual de cada fator. Buscou-se, assim, identificar o momento de c (tornando-se horizontal ou sofrendo uma queda abrupta um “*ponto de salto*”).

Figura 48 – Scree-plot (Autovalor vs Fator) para M(26)



Fonte: Elaboração própria (2021).

Figura 49 – Scree-plot (Autovalor vs Fator) para M(20)



Fonte: Elaboração própria (2021).

De acordo com critérios de Mingot (2005) e Hair *et al.* (2009), optou-se por extrair somente 6 fatores que obtiveram raízes características maiores que 1 (um). As extrações foram feitas em ambos os modelos estatísticos M(26) e M(20). Assim, a Tabela 21 sumariza as informações, o primeiro componente extraído apresentou um autovalor de 5,8 e carregou 22,6% da variância das 26 indicadores originais no modelo M(26), e o modelo M(20) exibiu um autovalor de 5,2 e carregou 26.4% da variância das 20 variáveis originais.

Segundo Fávero *et al.* (2009), a matriz anti-imagem na análise fatorial, indica a Medida de Adequação da Amostra ou *Measure of Sampling Adequacy* (MSA). Quanto mais próximo de 1 (um) o valor de MSA, mais adequada é a utilização da técnica e o poder de explicação dos fatores em cada uma das variáveis analisadas. Field (2009) descreve que a diagonal da parte

inferior da matriz (*Anti imagem Correlation*) indica o MSA de cada variável analisada. Se o MSA indicar um grau de explicação menor do que 0,5, significa que os fatores encontrados na AF não conseguem descrever satisfatoriamente as variações dos dados originais (HAIR *et al.*, 2009). Nas Tabelas 22 e 23 tem-se uma síntese da adequação amostral do conjunto de dados da pesquisa. Observou-se que todos os indicadores apresentaram valores de MSA superiores a 0,5. Assim, considerou-se os resultados adequados em ambos os modelos analisados, M(26) e M(20).

De acordo com Hair *et al.* (2009), a comunalidade é a proporção da variância de uma variável que é compartilhada com os fatores comuns na análise de fatores. Estes valores variam de 0 a 1, sendo que as comunalidades próxima de 1 (um) indicam que as variâncias são explicadas por fatores comuns. A partir da análise dos resultados apresentados na Tabela 22, observou-se que a maioria dos indicadores do modelo M(26) teve valores de comunalidade acima de 60%. Os cálculos de comunalidade foram feitos após o ajuste da rotação *Ortogonal Varimax*, por este processo verificou-se a intensidade da variabilidade total de cada variável ou do conjunto de fatores.

Pela análise, 6 (seis) indicadores foram retirados do modelo M(26), por apresentarem baixo valor de comunalidade ($h^2 < 0,60$), foram os seguintes, em ordem decrescente em relação ao valor de comunalidade: Fator 1 (4 indicadores) = DSANIT (56%), DPMD (54%), DEM (51%) e DESG (27%); Fator 5 = INV_SAN e Fator 6 = LEIT_INT (51%). Estes indicadores foram retirados do modelo M(26); 3 (três) são relativos à área do saneamento (DSANIT, DESG, INV_SAN). Dessa forma, mesmo que o acesso aos serviços de saneamento, na área em estudo, seja considerado uma variável fundamental para as condições de saúde pública, por apresentar baixa comunalidade, segundo os critérios da AF, estes indicadores não ofereceram influência significativa na construção do IVD.

Tabela 22 – Resultados estatísticos obtidos do modelo M(26).

Variáveis	Coeficientes de pontuação do fator						Cargas fatoriais rotativas (<i>Varimax</i>)						h2	Cargas fatoriais rotativas	MSA
	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	Fator 5	Fator 6	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	Fator 5	Fator 6			
TEMPMED	-0,435	0,799	0,043	0,346	0,062	-0,005	-0,064	0,964	0,017	-0,137	-0,013	-0,006	0,953	0,964	,629a
TEMPMAX	-0,408	0,797	0,028	0,326	0,031	0,031	-0,036	0,941	0,030	-0,142	-0,006	-0,052	0,911	0,941	,655a
TEMPMIN	-0,374	0,755	0,084	0,391	0,079	-0,088	-0,029	0,927	-0,003	-0,113	0,022	0,102	0,884	0,927	,697a
PRECACUM	0,336	-0,450	0,559	0,193	0,252	-0,193	-0,075	-0,401	0,223	0,084	0,357	0,645	0,766	0,645	,761a
DESAST	-0,028	-0,129	-0,459	-0,195	-0,312	0,627	0,003	-0,199	0,009	0,097	0,018	-0,841	0,757	-0,841	,580a
DEFLO	0,073	0,315	-0,422	-0,513	0,335	-0,096	0,154	0,062	0,125	0,124	-0,771	-0,118	0,667	-0,771	,628a
TANAL	0,634	0,449	-0,239	0,028	0,037	-0,200	0,749	0,165	0,138	0,215	-0,194	0,114	0,703	0,749	,882a
TINF	0,509	0,385	0,380	-0,240	0,379	0,424	0,235	0,037	0,931	-0,020	-0,078	0,050	0,932	0,931	,694a
POB	0,917	0,069	0,158	0,042	-0,083	0,049	0,737	-0,278	0,410	0,123	0,228	0,161	0,882	0,737	,827a
DSANIT	0,280	0,511	-0,413	-0,141	0,158	-0,064	0,452	0,289	0,114	0,208	-0,447	-0,116	0,558	0,452	,729a
DEND	0,681	-0,554	0,030	0,257	0,136	0,002	0,263	-0,573	0,128	0,495	0,357	0,265	0,857	-0,573	,895a
DPMD	0,496	0,332	0,068	-0,376	-0,158	-0,128	0,592	-0,095	0,236	-0,260	-0,243	0,045	0,544	0,592	,841a
POP60	-0,139	0,205	0,750	-0,143	-0,337	0,207	-0,095	0,079	0,340	-0,747	0,335	0,030	0,801	-0,747	,589a
POP05	0,734	-0,156	-0,331	0,174	0,078	0,054	0,541	-0,294	0,109	0,558	0,096	-0,012	0,712	0,558	,863a
DEM	-0,351	-0,202	0,421	0,051	0,412	-0,030	-0,589	0,010	0,169	-0,042	0,045	0,368	0,515	-0,589	,679a
TURB	0,773	0,194	0,045	-0,094	-0,256	-0,124	0,798	-0,193	0,189	-0,061	0,055	0,100	0,726	0,798	,893a
EVN	0,534	0,392	0,373	-0,218	0,364	0,427	0,264	0,043	0,929	-0,009	-0,058	0,046	0,940	0,929	,706a
REN	0,869	0,117	0,242	0,068	-0,045	0,003	0,696	-0,209	0,428	0,079	0,235	0,246	0,833	0,696	,859a
PIB	0,730	0,055	0,455	0,100	0,039	-0,032	0,497	-0,195	0,469	-0,010	0,300	0,401	0,756	0,497	,908a
EDU	0,711	0,229	-0,366	0,115	0,206	-0,249	0,695	0,021	0,081	0,489	-0,202	0,197	0,809	0,695	,844a
DSAA	0,767	-0,236	-0,180	0,302	-0,075	0,113	0,552	-0,339	0,105	0,481	0,351	-0,005	0,786	0,552	,900a
DESG	0,358	0,266	-0,206	0,110	-0,127	0,018	0,469	0,130	0,037	0,136	0,024	-0,108	0,269	0,469	,752a
DRSOL	0,781	0,262	-0,077	-0,045	-0,302	-0,011	0,848	-0,120	0,188	0,006	0,076	-0,055	0,778	0,848	,907a
INV_SAN	0,321	0,118	0,096	0,510	-0,244	0,227	0,324	0,169	0,102	0,134	0,575	-0,071	0,497	0,575	,711a
CAB_ESF	0,284	-0,346	-0,465	0,262	0,379	0,272	-0,022	-0,209	0,077	0,792	0,046	-0,156	0,703	0,792	,720a
LEIT_INT	0,463	-0,096	0,259	-0,247	-0,068	-0,386	0,385	-0,370	0,063	-0,198	-0,083	0,412	0,505	0,412	,860a
Autovalores	-	-	-	-	-	-	5,886	3,975	2,739	2,556	1,991	1,900	19,05	-	-

Variância Explicada pelo Fator (%)	-	-	-	-	-	-	22,639	15,290	10,536	9,831	7,656	7,307	73,26	-	-
Variância Acumulada (%)	-	-	-	-	-	-	22,639	37,929	48,465	58,296	65,952	73,258	-	-	-
Cargas Fatoriais	-	-	-	-	-	-	0,786	0,812	0,455	0,465	-0,400	-0,717	-	-	-
Número de variáveis	-	-	-	-	-	-	12	4	2	3	2	3	26	-	-
Alfa de Cronbach	-	-	-	-	-	-	0,900	0,467	0,997	-0,748	-0,309	-0,262	0,793	-	-

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

Fonte: Elaboração própria (2021).

Após os ajustes de adequação da AF no modelo M(26), adotou-se o modelo M(20) com 20 indicadores, que foram tratados com relação à comunalidade. Nos resultados obtidos, observou-se que todos os indicadores do M(20) apresentaram valores de comunalidade acima de $h^2 > 0,60$, conforme descrito na Tabela 23. Isto significa que mais de 72% da variabilidade dos respectivos indicadores originais são explicados por fatores comuns. Assim, o modelo M(20) foi considerado adequado para a realização da análise fatorial.

Durante a pesquisa, no entanto, foram feitos todos os testes estatísticos para o modelo M(26), justamente para comparação dos resultados com o modelo M(20). Pela aplicação do método de extração dos fatores na Análise dos Componentes Principais (ACP) foram obtidos 6 (seis) fatores característicos. Com a construção da matriz de correlação amostral foi possível determinar o menor número de fatores para explicação da maior parte da variância do conjunto de dados original da pesquisa.

Todos os indicadores apresentaram forte relação com os fatores retidos, pois exibiram comunalidade com $h^2 > 0,60$. No modelo M(26), com relação aos principais indicadores com maior capacidade de explicação de cada um dos seis fatores, destacaram-se: Fator 1 (8 indicadores) = POB (88%), REN (83%), EDU (81%), DSAA (79%), DRSOL (78%), PIB (76%), TURB (73%) e TANAL (70%); Fator 2 (4 indicadores) = TEMPMED (95%), TEMPMAX (91%), TEMPMIN (88%) e DEND (86%); Fator 3 (2 indicadores) = EVN (94%) e TINF (93%); Fator 4 (3 indicadores) = POP60 (80%), POP05 (71%) e CAB_ESF (70%); Fator 5 = DESFLO (67%) e Fator 6 (2 indicadores) = PRECACUM (77%) e DESAST (76%), conforme Tabela 22.

No modelo M(20) destacaram-se as comunalidades com $h^2 > 0,60$ dos principais indicadores: Fator 1 (8 indicadores) = POB (92%), DRSOL (87%), REN (87%), EDU (82%), DSAA (78%), TURB (0,77%), PIB (0,74%) e TANAL (0,72%); Fator 2 (4 indicadores) = TEMPMED (98%), TEMPMAX (95%), TEMPMIN (91%) e DEND (87%); Fator 3 = POP60 (84%), CAB_ESF (76%) e POP05 (74%); Fator 4 (2 indicadores) = EVN (97%) e TINF (96%); Fator 5 (1 indicador) = DESFLO (79%) e Fator 6 (2 indicadores) = DESAST (86%) e PRECACUM (78%), conforme Tabela 23. Pelos resultados da pesquisa, nota-se que a maioria das variâncias desses indicadores foi explicada pelos respectivos fatores de agregação, o que pode apontar o perfil da vulnerabilidade socioambiental na área de estudo.

Tabela 23 – Resultados estatísticos obtidos do modelo M(20).

Variáveis	Coeficientes de pontuação do fator						Cargas fatoriais rotativas (<i>Varimax</i>)						h2	Cargas fatoriais rotativas	MSA
	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	Fator 5	Fator 6	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	Fator 5	Fator 6			
TEMPMED	-0,508	0,756	0,188	0,275	0,021	0,193	-0,121	0,972	-0,138	0,028	-0,019	0,004	0,979	0,972	,642a
TEMPMAX	-0,480	0,756	0,203	0,237	-0,011	0,227	-0,087	0,959	-0,139	0,036	-0,011	-0,053	0,951	0,959	,667a
TEMPMIN	-0,449	0,727	0,144	0,365	0,055	0,150	-0,096	0,936	-0,098	0,021	0,013	0,117	0,910	0,936	,725a
PRECACUM	0,399	-0,247	-0,635	0,313	0,219	-0,123	0,079	-0,439	0,039	0,206	0,412	0,610	0,784	0,610	,750a
DESAST	-0,024	-0,252	0,400	-0,558	-0,234	0,521	-0,017	-0,144	0,139	-0,022	-0,004	-0,906	0,862	-0,906	,550a
DEFLO	0,027	0,181	0,509	-0,458	0,225	-0,483	0,033	-0,007	0,034	0,133	-0,868	-0,113	0,786	-0,868	,590a
TANAL	0,576	0,423	0,368	0,110	-0,021	-0,255	0,683	0,184	0,209	0,108	-0,373	0,168	0,723	0,683	,827a
TINF	0,485	0,530	-0,246	-0,373	0,479	0,132	0,267	0,045	-0,011	0,938	-0,083	0,050	0,962	0,938	,683a
POB	0,913	0,209	-0,079	-0,002	-0,157	0,100	0,855	-0,194	0,139	0,325	0,153	0,045	0,919	0,855	,801a
DEND	0,750	-0,437	-0,132	0,254	0,118	0,132	0,388	-0,533	0,505	0,094	0,347	0,219	0,867	-0,533	,893a
POP60	-0,152	0,365	-0,731	-0,220	-0,284	0,151	0,016	0,078	-0,755	0,303	0,418	-0,014	0,843	-0,755	,590a
POP05	0,742	-0,162	0,316	0,160	0,087	0,182	0,537	-0,214	0,631	0,088	0,052	-0,030	0,744	0,631	,879a
TURB	0,736	0,266	0,048	-0,099	-0,360	-0,128	0,852	-0,138	-0,072	0,112	-0,087	-0,016	0,770	0,852	,873a
EVN	0,508	0,537	-0,237	-0,362	0,465	0,137	0,296	0,049	-0,002	0,933	-0,077	0,049	0,968	0,933	,694a
REN	0,864	0,280	-0,133	0,028	-0,139	0,048	0,830	-0,139	0,073	0,342	0,143	0,121	0,865	0,830	,836a
PIB	0,728	0,251	-0,371	0,088	0,022	-0,053	0,615	-0,178	-0,024	0,417	0,197	0,345	0,742	0,615	,941a
EDU	0,679	0,196	0,476	0,199	0,077	-0,228	0,661	0,042	0,467	0,039	-0,358	0,189	0,823	0,661	,855a
DSAA	0,795	-0,186	0,147	0,192	-0,090	0,220	0,634	-0,283	0,496	0,037	0,228	-0,020	0,782	0,634	,887a
DRSOL	0,744	0,304	0,171	-0,116	-0,430	0,010	0,911	-0,050	-0,011	0,087	-0,060	-0,173	0,873	0,911	,886a
CAB_ESF	0,330	-0,398	0,429	0,105	0,394	0,371	-0,018	-0,173	0,825	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)

Fonte: Elaboração própria (2021).

Neste estudo foi adotada a rotação *ortogonal Varimax*, que produziu cargas fatoriais ou coeficientes de correlação após a rotação da matriz de dados, o que possibilitou associações dos indicadores a um determinado fator (Tabela 22 e Tabela 23). Admitiu-se que valores acima de 0,5 (em negrito) indicam forte associação entre a variável e o fator. Pelo método foram estimados os valores das cargas fatoriais de cada indicador (*input*) a um determinado fator, a partir de então, escolheu-se os indicadores que compõem cada uma das 6 (seis) dimensões da pesquisa, com base nos critérios indicados por Mingot (2005) e Hair *et al.*, (2009).

Na Tabela 22 estão os resultados do modelo M(26), sendo os fatores denominados da seguintes forma: Fator 1 “socioeconômico”, Fator 2 “climáticos”, Fator 3 “saúde”, Fator 4 “demográfico”, o Fator 5 “uso e cobertura da terra” e o Fator 6 “ambiental”. O Fator 1 explicou 22,6% da variabilidade total e está mais forte e positivamente correlacionado com os indicadores que possuem maiores cargas: DRSOL (0,848), TURB (0,798), TANAL (0,749), POB (0,737), REN (0,696), EDU (0,695), DPMD (0,592), DSAA (0,552), PIB (0,497), DESG (0,469), DSANIT (0,452) e DEM (-0,589). O Fator 2 evidenciou 15,2% e está mais fortemente relacionado com os indicadores TEMPMED (0,964), TEMPMAX (0,941), TEMPMIN (0,927) e DEND (-0,573). O Fator 3 explicou 10,5% da variabilidade total e está mais forte e positivamente correlacionado com os indicadores EVN (0,929) e TINF (0,931). O Fator 4 descreveu 9,8% e está mais fortemente relacionado com os indicadores CAB_ESF (0,792), POP60 (-0,747) e POP05 (0,558). O Fator 5 explicou 7,6% da variabilidade e está mais fortemente relacionado com o DESFLO (-0,771), que apresenta carga maior. Por último, o Fator 6 explicou 7,3% e está mais fortemente relacionado com o DESAST (-0,841) e a PRECACUM (0,645).

Os resultados do modelo M(20) apresentaram de tal modo semelhança na formação dos fatores obtidos no modelo M(26), conforme descritos na Tabela 23. Por conseguinte, os fatores foram denominados assim: Fator 1 de “socioeconômico”, Fator 2 de “climáticos”, Fator 3 de “demográfico”, Fator 4 de “saúde”, o Fator 5 de “uso e cobertura da terra” e o Fator 6 de “ambiental”. Deste modo, o Fator 1 explicou 26,4% da variabilidade total e está mais forte e positivamente correlacionado com os indicadores com maiores cargas: DRSOL (0,911), POB (0,855), TURB (0,852), REN (0,830), TANAL (0,683), EDU (0,661), DSAA (0,634) e PIB (0,615). O segundo Fator 2 descreveu 17,7% e está mais fortemente relacionado com os indicadores TEMPMED (0,972), TEMPMAX (0,959), TEMPMIN (0,936) e DEND (-0,533). O Fator 3 explicou 12,5% e está mais fortemente relacionado com os indicadores CAB_ESF (0,825), POP60 (-0,755) e POP05 (0,631). O Fator 4 explicou 11,7% da variabilidade total e está mais forte e positivamente correlacionado com os indicadores TINF (0,938) e EVN (0,933).

O Fator 5 descreveu 8,2% e está mais fortemente relacionado com o DESFLO (-0,868). O Fator 6 explicou 7,7% e está mais fortemente relacionado com o DESAST (-0,906) e a PRECACUM (0,610), pois apresentam carga maior.

Os resultados mostram que alguns indicadores contribuíram de forma determinante com maiores cargas para a formação do Fator 1, em ambos os modelos, com a dimensão “socioeconômica” enfatizando as condições de vida das populações, sobretudo nas questões de pobreza, renda, urbanização, analfabetismo e manejo de resíduos sólidos. Estudos de Barcellos e Lowe (2014), Siqueira *et al.* (2017), Franco *et al.* (2018) e Souza *et al.* (2018), no Brasil, corroboram que esses fatores são determinantes e condicionantes para a vulnerabilidade social, como, a infecção de doenças, mudanças demográficas, mobilidade humana e fatores socioeconômicos.

Outro esforço para controlar as ações negativas associados à dengue é a necessidade de investimentos estruturais voltados para a melhoria das condições socioeconômicas e de vida da população, principalmente os serviços de saneamento e condições habitacionais abordados nos estudos de Chaves *et al.* (2013), Silva e Heller (2016) e Chaves *et al.* (2018). Destaca-se, no estudo do LIRa, a predominância dos depósitos de resíduos sólidos na maioria dos anos analisados em municípios que participaram da investigação entomologia, sobretudo do subgrupo D2 (recipientes plásticos, latas, sucatas e entulhos de construção) que podem fornecer abrigo temporário para o mosquito no período chuvoso.

Pela observação dos resultados e da estatística utilizada, os métodos para construção de índices são diversos. Com a utilização da AF, especificamente, foi possível verificar que todos os indicadores contribuem significativamente na composição dos fatores. Além disso, pela AF foi possível obter as explicações das interrelações existentes e a estrutura de covariância proveniente da correlação de cada variável e seu respectivo fator.

4.2.3 Análise do Impacto dos Fatores na incidência da dengue

Após a conclusão da análise fatorial, optou-se pela aplicação da técnica de dependência da Regressão Linear Múltipla (RLM). A utilização da RLM teve por intuito avaliar se as variáveis independentes da pesquisa estão associadas com a variável dependente. Assim, com a RLM considerou-se a relação entre os indicadores de vulnerabilidade socioambiental sobre a incidência da dengue. Na Tabela 24 estão os resultados da RLM para o modelo M(26), considerando 26 variáveis independentes, e para o do M(20), com 20 variáveis independentes. Pelos resultados, notou-se que o coeficiente de determinação (R^2) e o erro padrão da estimativa

foram semelhantes para os modelos em estudo. O poder de explicação para o M(26) foi de 64% e para o M(20) foi de 62%, ambos os modelos demonstraram boa relação entre as variáveis independentes e a variável dependente.

Tabela 24 – Regressão Múltipla obtida dos modelos estatísticos.

Modelo	N. Var.	R	R ²	R ² ajustado	Erro Padrão da Estimativa	Mudança F	p-value*	Durbin-Watson
M(26)	26	,803a	0,645	0,565	0,150	8,107	0,000	2,026
M(20)	20	,792a	0,627	0,566	0,150	10,268	0,000	2,024

*Significativo $p < 0.05$

Teste de *Durbin-Watson*: < 1.7 (resíduos independentes)

Número de linhas em arquivo de dados de trabalho: 143 (municípios)

a. Variável Dependente: TI_DENV

M(26) - Preditores: (Constante), LEIT_INT, POP60, INV_SAN, DESG, DESAST, DSANIT, TEMPMIN, DPMD, TINF, DEM, DESFLO, CAB_ESF, TURB, PRECACUM, TANAL, POP05, PIB, DSAA, REN, EDU, DRSOL, DEND, TEMPMAX, POB, TEMPMED, EVN.

M(20) - Preditores: (Constante), CAB_ESF, EVN, DESFLO, TEMPMIN, DESAST, DRSOL, POP60, PRECACUM, TANAL, POP05, PIB, DSAA, TURB, EDU, REN, DEND, TEMPMAX, POB, TEMPMED, TINF.

Fonte: Elaboração própria (2021).

A análise de regressão múltipla fatorial é um método de estimativa baseado em escores, sendo os fatores estimados a partir da análise fatorial dos indicadores de vulnerabilidade socioambiental. A análise foi utilizada na pesquisa para compreensão e interpretação da relação entre a incidência da dengue com um número menor de fatores obtidos na análise fatorial dos indicadores (TINSLEY; BROWN, 2000).

A regressão múltipla fatorial, neste estudo, foi realizada pelo processo de busca sequencial. Para isso, utilizou-se a abordagem de estimação *Stepwise*. De acordo com Hair *et al.*, (2009), os métodos previstos nesse processo estimam, inicialmente, a variável estatística com um conjunto de variáveis independentes da vulnerabilidade socioambiental. A partir do conjunto acrescentam ou eliminam variáveis, até alcançarem a melhor medida dentro do critério utilizado na pesquisa. Além disso, a estimação *Stepwise*, segundo Hair Junior *et al.* (2005), permite que o pesquisador consiga examinar a contribuição de cada variável independente para o modelo de regressão.

Na Tabela 25, tem-se a análise de regressão com os escores fatoriais obtidos dos indicadores da vulnerabilidade socioambiental sobre a incidência da dengue como variável dependente. Ambos os modelos, M(26) e M(20), apresentaram coeficiente de determinação (R^2) semelhantes. O poder de explicação para o M(26) foi de 53% e para o M(20) foi de 56%.

Constatou-se que ambos os modelos demonstraram boa relação entre os fatores e a variável dependente.

Tabela 25 – Regressão Fatorial obtida dos modelos estatísticos.

Modelo	N. Var.	R	R ²	R ² ajustado	Erro Padrão da Estimativa	Mudança F	p-value*	Durbin-Watson
M(26)	26	0,728a	0,529	0,509	0,160	25,485	,000b	2,059
M(20)	20	0,748a	0,559	0,540	0,155	28,750	0,000	2,015

*Significativo $p < 0.05$

Teste *Durbin-Watson*: < 1.7 (resíduos independentes)

Número de linhas em arquivo de dados de trabalho: 143 (municípios)

a. Variável Dependente: TI_DENV

^a M(26) - O modelo da Regressão com uma variável dependente e 6 escores fatoriais

a M(20) - O modelo da Regressão com uma variável dependente e 6 escores fatoriais

Fonte: Elaboração própria (2021).

Na Tabela 26 e na Tabela 27 são evidenciados os coeficientes do modelo de regressão linear dos escores fatoriais com a variável dependente. Conforme indicado, são apresentados os fatores resultantes da análise fatorial dos modelos M(26) e M(20), o beta dos escores fatoriais pelo coeficiente padronizado, as estatísticas *t* e os níveis descritivos do teste de significância dos fatores. Nos resultados, verificou-se um baixo valor no beta dos coeficientes padronizados. Esta observação pode ser explicada pelo fato de os escores fatoriais possuírem baixo efeito relativo sobre a variável dependente. Além disso, pode-se rejeitar a hipótese nula de que o R² (Tabela 26) seja igual a zero para o nível de significância de 5%, pois os coeficientes dos fatoriais são significativos neste nível, em ambos os modelos M(26) e M(20).

De acordo com o teste *t*, conforme a Tabela 26, a probabilidade é a de que os coeficientes dos escores fatoriais sejam estatisticamente nulos, tendendo a zero. Desse modo, a mudança de 1 (uma) unidade dos escores fatoriais provoca variações na variável dependente. Dessa forma, a variação de uma unidade no Fator 1 (TANAL, POB, DSANIT, DPMD, DEM, TURB, REN, PIB, EDU, DSAA, DESG e DRSOL) provoca um decréscimo de 0,267, em média, na incidência da dengue. No Fator 2 (TEMPMED, TEMPMAX, TEMPMIN e DEND) provoca uma variação positiva de 0,225, em média na variável dengue. Portanto, notou-se que quanto maiores os coeficientes padronizados dos escores fatoriais, maior será a relação com a incidência da dengue, resultado evidenciado pelo valor negativo encontrado nos demais escores fatoriais (Fator 3 a Fator 6), que sofrem menor influência na variável dependente.

Tabela 26 – Resultado da Regressão Fatorial obtida do M(26)

Modelo	Coeficientes não padronizados		Coeficientes padronizados	<i>t</i>	Sig.	VIF
	B	Erro Padrão	<i>Beta</i>			
constant	0,603	0,013	-	45,104	0,000	
<i>Factor score1</i>	-0,061	0,013	-0,267	-4,545	0,000	1,000
<i>Factor score2</i>	0,051	0,013	0,225	3,832	0,000	1,000
<i>Factor score3</i>	-0,045	0,013	-0,196	-3,328	0,001	1,000
<i>Factor score4</i>	-0,073	0,013	-0,320	-5,445	0,000	1,000
<i>Factor score5</i>	-0,100	0,013	-0,441	-7,492	0,000	1,000
<i>Factor score6</i>	-0,061	0,013	-0,268	-4,552	0,000	1,000

*Significativo $p < 0.05$

R = 72,8%, R² = 52,9%, RS (adjusted) = 50,9%

VIF <10

Número de linhas em arquivo de dados de trabalho: 143 (municípios)

a. Variável Dependente: TI_DENV

b. Preditores: (Constante), REGR factor score 6 for analysis 2, REGR factor score 5 for analysis 2, REGR factor score 4 for analysis 2, REGR factor score 3 for analysis 2, REGR factor score 2 for analysis 2, REGR factor score 1 for analysis 2

Fonte: Elaboração própria (2021).

Em relação aos resultados obtidos na Tabela 27, de acordo com o teste *t*, a probabilidade é a de que os coeficientes dos escores fatoriais sejam estatisticamente nulos, tendendo a zero. Tal situação é observada de forma semelhante no modelo M(20). Assim, a variação de 1 unidade no Fator 1 (TANAL, POB, TURB, REN, PIB, EDU, DSAA e DRSOL) provoca um decréscimo de 0,374 unidades, em média, na incidência da dengue. No Fator 2 (TEMPMED, TEMPMAX, TEMPMIN e DEND) provoca uma variação positiva de 0,172, em média na variável dengue. Destarte, com base nos resultados apresentados, notou-se nos escores fatoriais (Fator 3 a Fator 6) valores de coeficientes padronizados negativos, pela razão da menor influência na variável dependente.

Tabela 27 – Resultado da Regressão Fatorial obtida do M(20)

Modelo	Coeficientes não padronizados		Coeficientes padronizados	<i>t</i>	Sig.	VIF
	B	Erro Padrão	<i>Beta</i>			
constant	0,603	0,013	-	46,608	0,000	
<i>Factor score1</i>	-0,085	0,013	-0,374	-6,577	0,000	1,000
<i>Factor score2</i>	0,039	0,013	0,172	3,013	0,003	1,000
<i>Factor score3</i>	-0,081	0,013	-0,355	-6,240	0,000	1,000
<i>Factor score4</i>	-0,039	0,013	-0,171	-3,011	0,003	1,000
<i>Factor score5</i>	-0,098	0,013	-0,430	-7,559	0,000	1,000
<i>Factor score6</i>	-0,050	0,013	-0,221	-3,874	0,000	1,000

* Significativo $p < 0.05$

VIF < 10

Número de linhas em arquivo de dados de trabalho: 143 (municípios)

a. Variável Dependente: TI_DENV

b. Preditores: (Constante), REGR factor score 6 for analysis 2, REGR factor score 5 for analysis 2, REGR factor score 4 for analysis 2, REGR factor score 3 for analysis 2, REGR factor score 2 for analysis 2, REGR factor score 1 for analysis 2

Fonte: Elaboração própria (2021).

4.2.4 Análise do Índice de Vulnerabilidade Socioambiental para o enfretamento da dengue

Em seguida, com os resultados provenientes da análise fatorial realizou-se a padronização nos escores fatoriais. A padronização foi utilizada para evitar que altos escores fatoriais negativos elevem a magnitude dos índices de vulnerabilidade socioambiental nos municípios. Os municípios foram categorizados segundo os conceitos de vulnerabilidade utilizados na pesquisa, de forma que quanto mais próximo o resultado do valor 1 (um), maior a vulnerabilidade no contexto estudado. As classificações dos municípios, correspondentes aos percentis (P30; P70) dos índices calculados: “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).

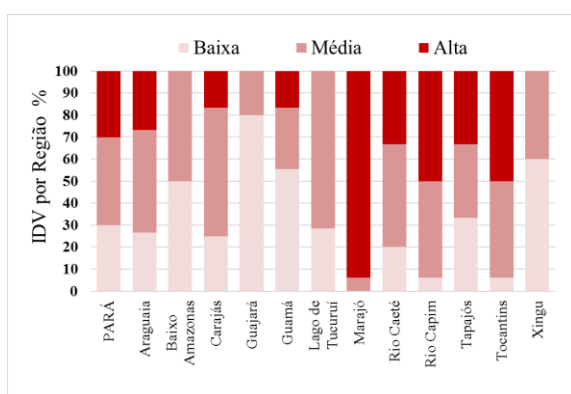
De acordo com os resultados do IVD, observa-se que 43 municípios (30%) foram classificados com “Baixa vulnerabilidade”, com valores variando na faixa de 0,483 a 0,262. Cerca de 57 municípios (40%) apresentaram valores com “Média vulnerabilidade” na faixa de 0,581 a 0,483. Com referência à “Alta vulnerabilidade”, destacaram-se 43 municípios (30%) distribuídos na faixa de 0,771 a 0,582, conforme Figura 50. Os resultados obtidos a partir do perfil que caracterizou o IVD apresentaram predominância de Média a Baixa.

A Figura 51 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.

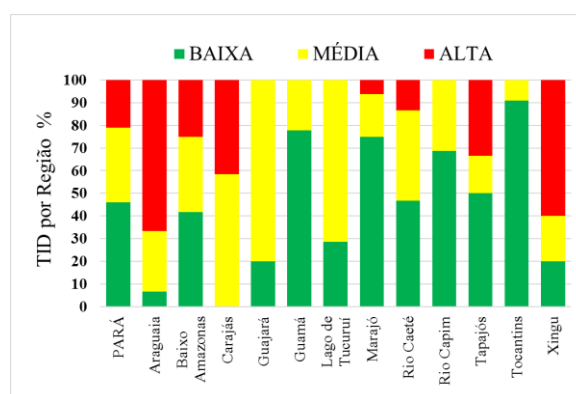
Nos resultados do IVD destacaram-se os municípios classificados com “Alta vulnerabilidade socioambiental” por região, em ordem decrescente: Marajó (15/16 municípios ou 95%), Rio Capim (8/16 municípios ou 50%), Tocantins (8/11 municípios ou 36%), Rio Caeté (5/15 municípios ou 33%), Tapajós (2/6 municípios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

Figura 50 – Resultado do IVD por região de integração, período 2007-2017.



Fonte: Elaboração própria (2021).

Figura 51 – Resultado do TID média por região de integração, período 2007-2017.



Fonte: Elaboração própria (2021).

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%).

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%).

A partir dos cálculos do IVD, verificou-se o ranking dos 20 (vinte) primeiros municípios com maior e menor vulnerabilidade socioambiental, como mostram a Tabela 28 e a Tabela 29, respectivamente. A Tabela 28 indica 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.

Tabela 28 – Ranking do IVD dos 20 municípios com menor vulnerabilidade na área de estudo.

REGIÃO	MUNICÍPIOS	IVD	IVD CLASSIF.	RANKING MUNIC.	TID Média	TID CLASSIF.
GUAJARÁ	Belém	0,262	Baixa	143	10,08	Média
TAPAJÓS	Novo Progresso	0,315	Baixa	142	79,42	Alta
CAETE	Salinópolis	0,318	Baixa	141	31,95	Alta
XINGÚ	Altamira	0,338	Baixa	140	44,21	Alta
LAGO DE TUCURUÍ	Tucuruí	0,339	Baixa	139	19,52	Média
CARAJÁS	Parauapebas	0,352	Baixa	138	41,42	Alta
BAIXO AMAZONAS	Almeirim	0,359	Baixa	137	4,54	Baixa
BAIXO AMAZONAS	Santarém	0,369	Baixa	136	13,59	Média
GUAJARÁ	Benevides	0,374	Baixa	135	15,41	Média
XINGÚ	Brasil Novo	0,374	Baixa	134	39,92	Alta
GUAJARÁ	Ananindeua	0,374	Baixa	133	6,25	Baixa
CARAJÁS	Canaã dos Carajás	0,380	Baixa	132	31,62	Alta
TAPAJÓS	Itaituba	0,384	Baixa	131	29,58	Média
XINGÚ	Medicilândia	0,387	Baixa	130	7,62	Baixa
GUAMÁ	Colares	0,402	Baixa	129	6,46	Baixa
TOCANTINS	Barcarena	0,407	Baixa	128	6,29	Baixa
XINGÚ	Uruará	0,411	Baixa	127	16,60	Média
GUAJARÁ	Santa Bárbara do Pará	0,411	Baixa	126	15,98	Média
GUAMÁ	Santa Isabel do Pará	0,414	Baixa	125	11,65	Média
BAIXO AMAZONAS	Belterra	0,416	Baixa	124	32,81	Alta

Fonte: Elaboração própria (2021).

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, Currálinho, Afuá e Muaná, conforme a Tabela 29.

Tabela 29 – Ranking do IDV dos 20 municípios com maior vulnerabilidade na área de estudo.

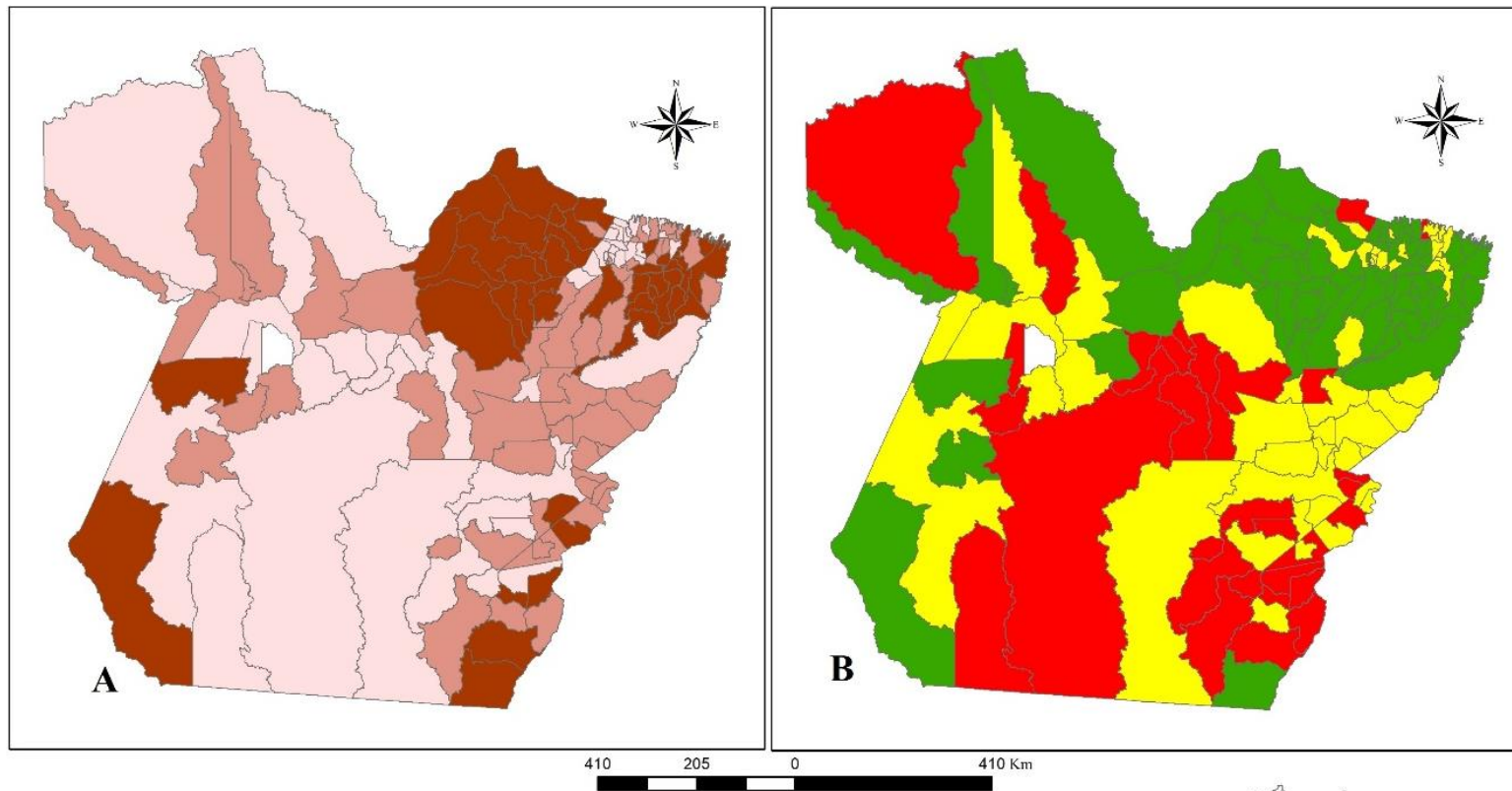
REGIÃO	MUNICÍPIOS	IVD	IVD CLASSIF.	RANKING MUNIC.	TID Média	TID CLASSIF.
MARAJÓ	Cacheira do Arari	0,771	Alta	1	0,09	Baixa
MARAJÓ	Chaves	0,695	Alta	2	0,36	Baixa
MARAJÓ	Ponta de Pedras	0,693	Alta	3	10,19	Média
MARAJÓ	Melgaço	0,667	Alta	4	0,14	Baixa
MARAJÓ	Santa Cruz do Arari	0,667	Alta	5	0,38	Baixa
MARAJÓ	Anajás	0,664	Alta	6	0,64	Baixa
RIO CAPIM	Garrafão do Norte	0,661	Alta	7	1,23	Baixa
MARAJÓ	Bagre	0,659	Alta	8	4,55	Baixa
CAETE	Viseu	0,655	Alta	9	3,93	Baixa
RIO CAPIM	Capitão Poço	0,650	Alta	10	6,06	Baixa
MARAJÓ	Curralinho	0,649	Alta	11	0,55	Baixa
ARAGUAIA	Floresta do Araguaia	0,648	Alta	12	30,14	Alta
RIO CAPIM	Nova Esperança do Piriá	0,636	Alta	13	5,91	Baixa
RIO CAPIM	Irituia	0,636	Alta	14	9,75	Baixa
CAETE	Santa Luzia do Pará	0,630	Alta	15	12,43	Média
MARAJÓ	Afuá	0,626	Alta	16	1,45	Baixa
TOCANTINS	Oeiras do Pará	0,621	Alta	17	1,18	Baixa
ARAGUAIA	Santa Maria das Barreiras	0,619	Alta	18	36,73	Alta
MARAJÓ	Muaná	0,619	Alta	19	3,68	Baixa
RIO CAPIM	Ipixuna do Pará	0,616	Alta	20	4,82	Baixa

Fonte: Elaboração própria (2021).

A Figura 52 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. A Figura 53 apresenta também um comparativo detalhado dos resultados obtidos do IVD e TID média por região de integração.

Figura 52 – Mapeamento do IVD e TID média (2007-2017) dos municípios na área em estudo.



Legenda A

ÍNDICE_IVD

- BAIXA (0,000 - 0,482)
- MÉDIA (0,482 - 0,581)
- ALTA (0,581 - 1,000)
- SEM INFORMAÇÃO

Legenda B

TID_DENGUE MÉDIA (PNCD)

- BAIXA (TID < 10 casos/100 mil hab.)
- MÉDIA (10 ≤ TID ≤ 30 casos/100 mil hab.)
- ALTA (TID > 30 casos/10 mil hab.)
- SEM INFORMAÇÃO

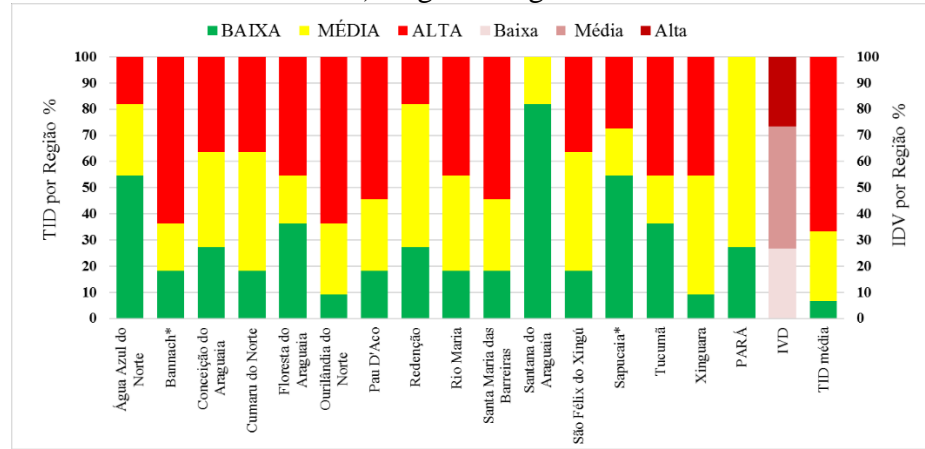
Fonte: Sinan/DATASUS Sem notificação
 Base Cartográfica: IBGE
 Sistema de coordenadas: Lat/Long
 Datum SIRGAS 2000



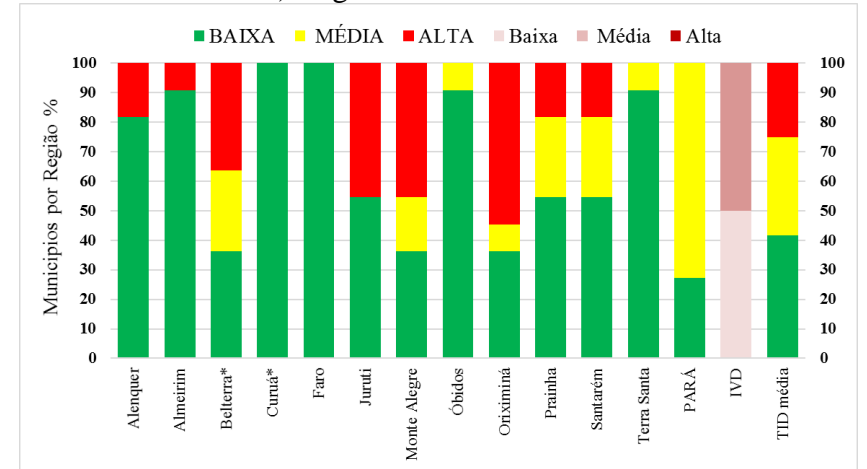
Fonte: Elaboração própria (2021).

Figura 53 – Resultado do IVD e TID média por região do estado do Pará, no período de 2007 a 2017.

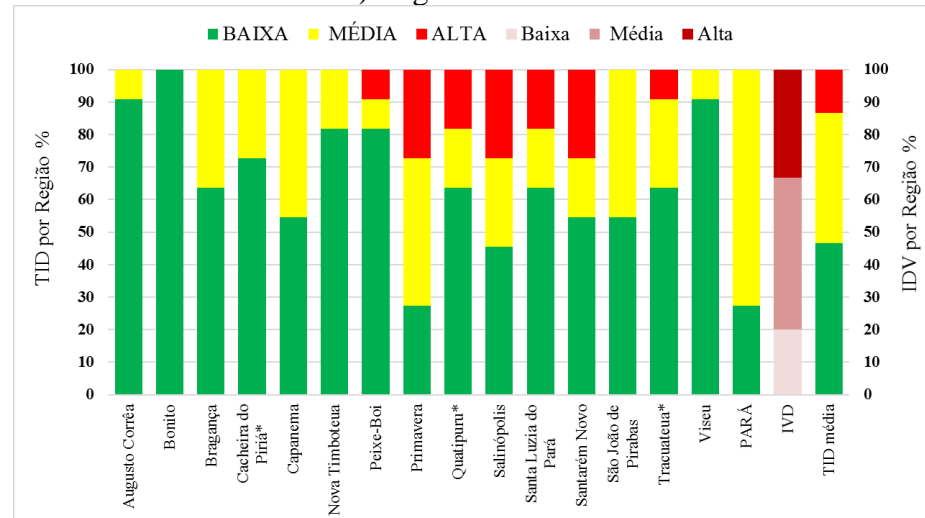
a) Região Araguaia



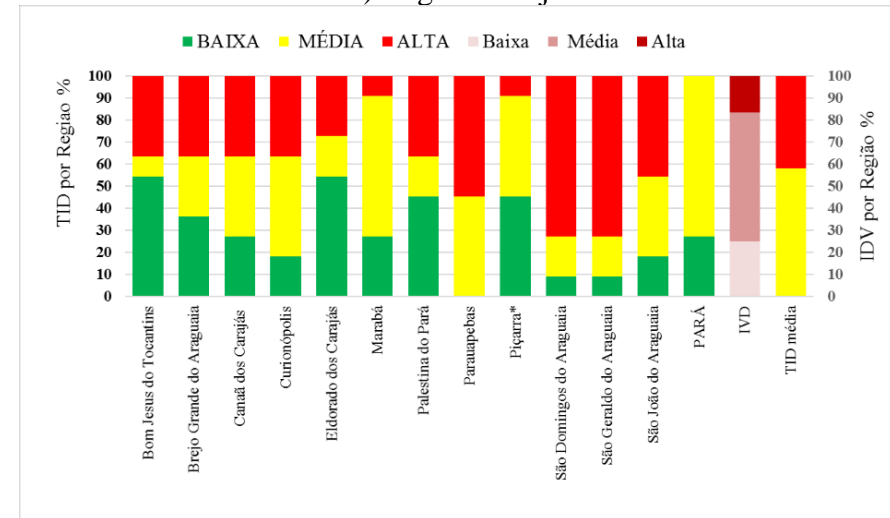
b) Região Baixo Amazonas



c) Região Rio Caeté

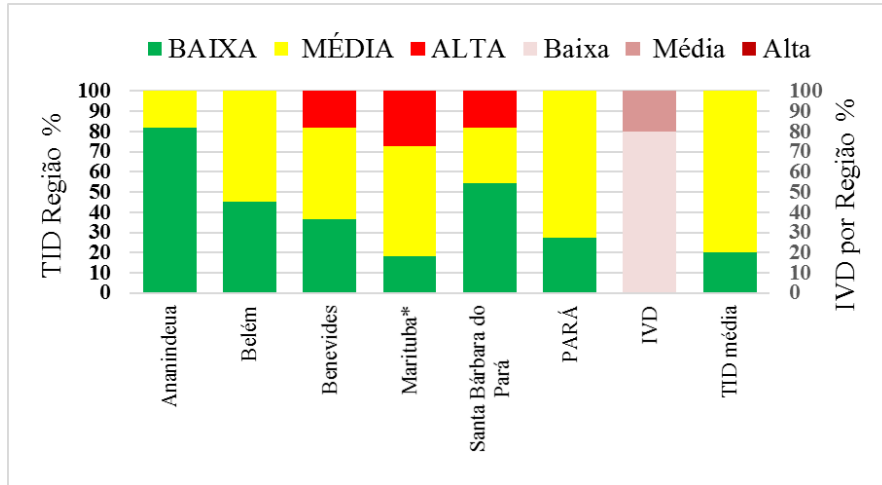


d) Região Carajás

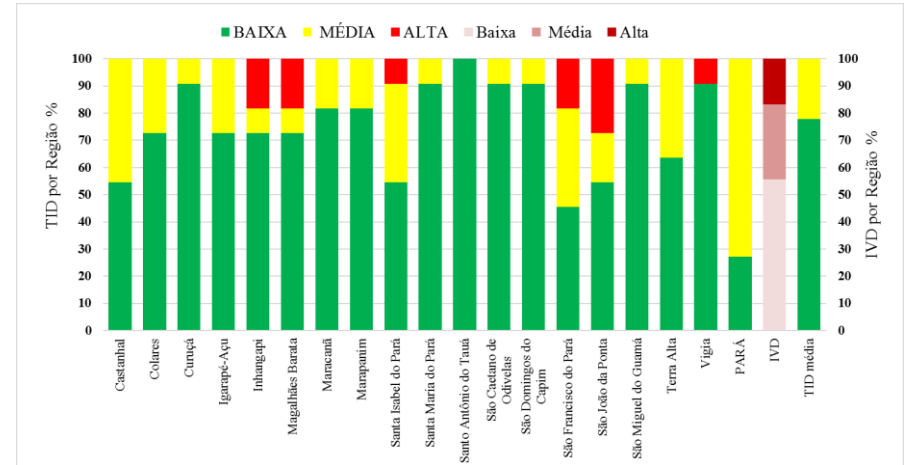


e) Região Guajará

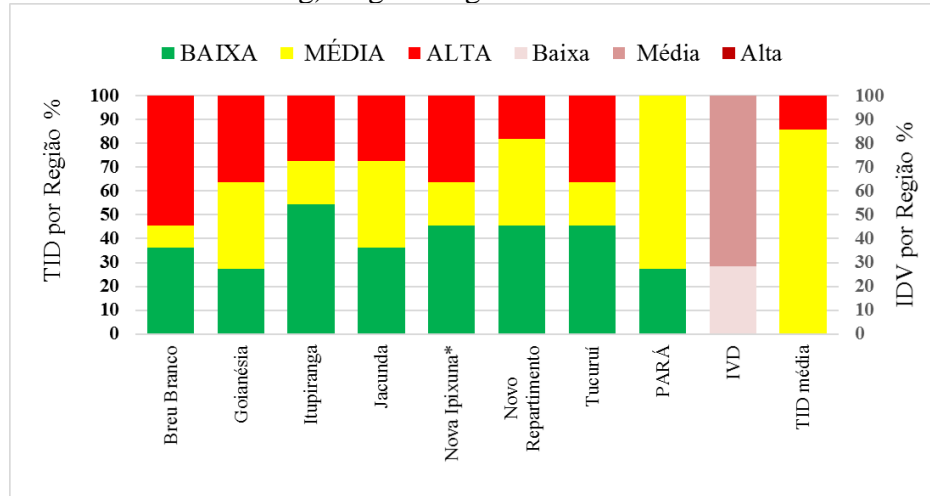
f) Região Guamá



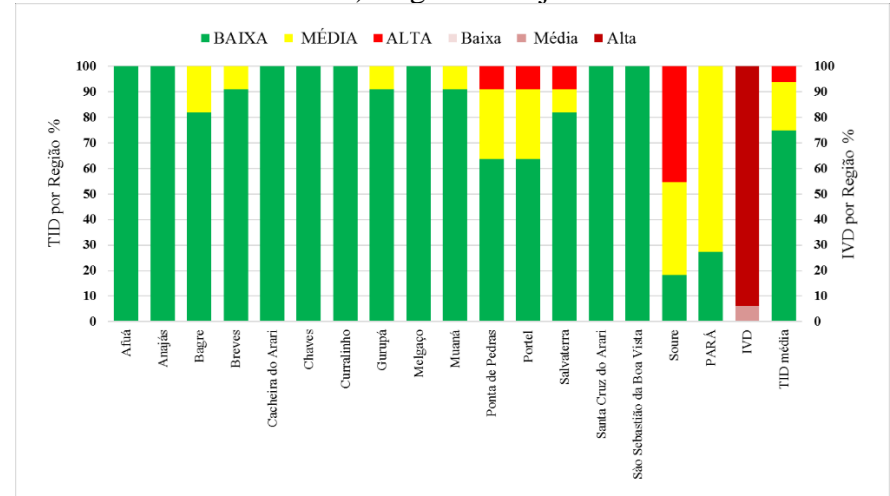
g) Região Lago de Tucuruí



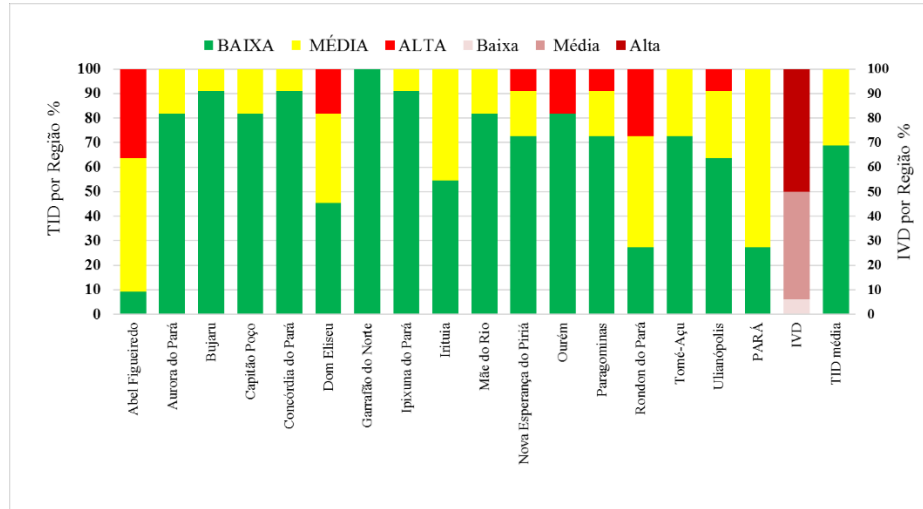
h) Região Marajó



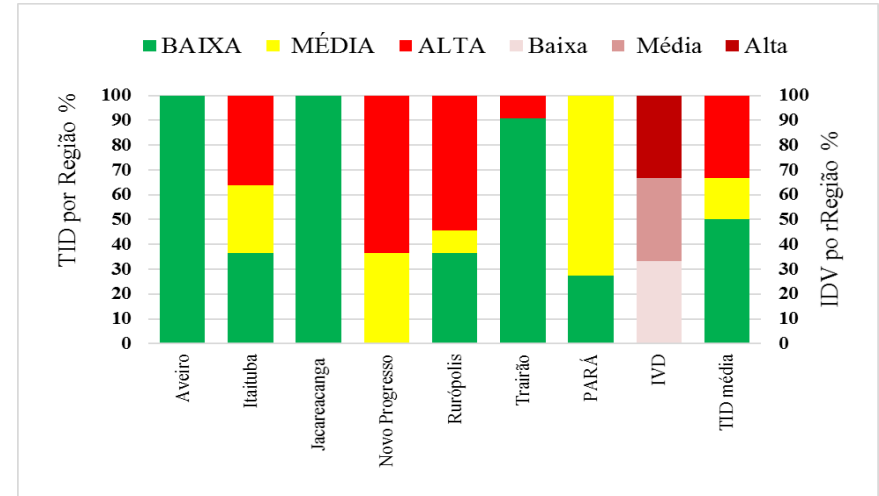
i) Região Rio Capim



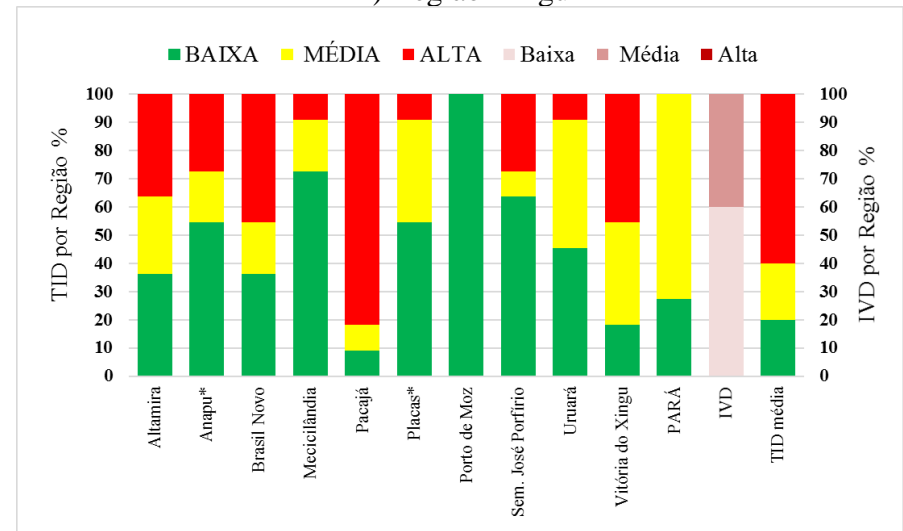
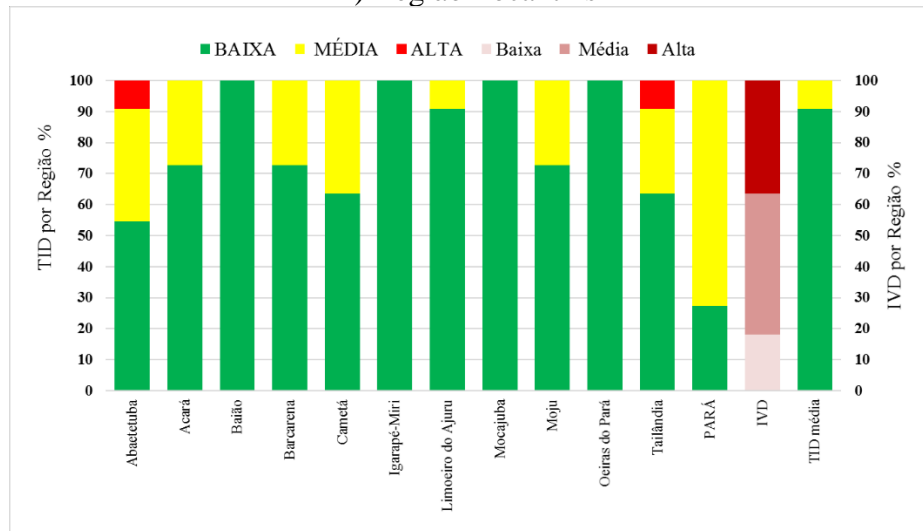
j) Região Tapajós



l) Região Tocantins



m) Região Xingu



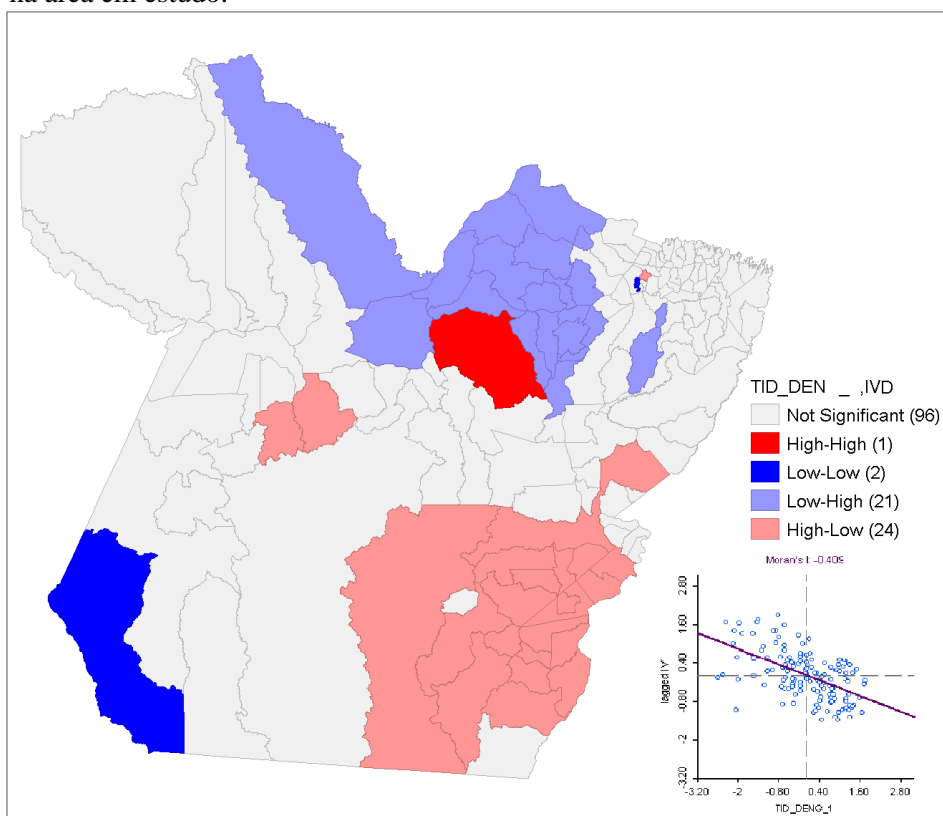
Fonte: Elaboração própria (2021).

A Figura 54 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 54 – Mapeamento de Moran Map do IVD e TID média (2007-2017) dos municípios na área em estudo.



Fonte: Elaboração própria (2021).

Tendo em vista os resultados observados, o IVD permitiu ranquear os municípios das regiões de integração em relação à vulnerabilidade socioambiental para enfrentamento da dengue. Além disso, a partir do perfil que caracterizou o IVD, 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. Assim, possibilitando aos gestores públicos adotarem medidas coerentes a fim de melhorar os indicadores apresentados neste estudo. Por conseguinte, atender até 2030 as metas apresentadas dos 17 Objetivos do Desenvolvimento Sustentável, sobretudo o objetivo 3: acabar com as epidemias de doenças tropicais negligenciadas e combater as doenças transmitidas pela água, bem como outras doenças transmissíveis.

O IVD considerou na análise uma quantidade de indicadores que demonstram um nível de eficiência entre si que permite identificar diferenças internas nas regiões de integração. O cálculo do IVD apresentado neste estudo pode ser adaptado e replicado para outros locais da região Amazônica, sendo indicado como ferramenta importante para gestão da vigilância em saúde pública da dengue no estado. 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.

5 CONCLUSÃO

Os achados neste estudo indicam que a dengue continua sendo uma ameaça à saúde pública nos municípios paraenses, como evidenciado pela ocorrência de 184 mil casos de dengue, 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. Na pesquisa, os cinco anos epidêmicos com maiores casos de dengue por 10 mil habitantes foram: a partir do ano de 2001 (26,2 casos), 2011 (21,9 casos), 2008 (21,3 casos), 2012 (20,9 casos) e 2010 (19,6 casos). Os custos totais da doença representaram R\$ 773 milhões neste período, sendo estimado um valor médio de R\$ 45 mil anual, os quais foram utilizados nas seguintes ações: combate ao vetor e serviços médicos diretos e indiretos. Além de a dengue ser um problema de saúde pública nos municípios, representa relevante impacto econômico e social no estado.

Este estudo mostra que o estado apresenta a circulação do vírus DENV (1-4) em várias regiões de integração, porém a maior frequência de casos de dengue foi do sorotipo DENV-1, com 55% de casos no período analisado (2006 a 2017). A transmissão de dengue requer a atenção do sistema de saúde pública no estado, pois o estudo de seu perfil epidemiológico auxilia nas ações entomológicas e de vigilância sanitária de forma mais estratégica e integrada.

Os resultados do Teste de *Mann-Kendall*, na área em estudo, apontaram que 102 municípios não apresentaram tendência estatisticamente significativa ($p < 0,05$) com relação às TID. No entanto, 41 municípios tiveram tendências significativas, dos quais cerca de 22 apresentaram tendência significativa crescente, indicando o aumento da TID, porém os 19 municípios restantes exibiram tendência significativa decrescente, sinalizando a redução da taxa de incidência de dengue, ou seja, representando condições satisfatórias no controle da doença.

Em outra análise, os municípios com “Alta incidência” de dengue foram categorizados segundo o critério do PNCD (2002) e identificados nos cinco anos em ordem decrescente: 2011 (42/143 ou 29%), 2008 (38/143 ou 27%), 2007 (36/143 ou 25%), 2012 (31/143 ou 22%) e 2010 (28/143 ou 20%). Na apreciação entre as regiões de integração, tem-se que no ano de 2011 a “Alta incidência” de dengue ocorreu com maior proporção no Lago de Tucuruí (6/7 municípios ou 86%), 2008 na RI do Araguaia (12/15 municípios ou 80%), 2007 na RI do Araguaia (13/15 municípios ou 87%), 2012 na RI do Carajás (8/12 municípios ou 67%) e 2010 na RI do Tapajós (3/6 municípios ou 50%).

Na análise da correlação de *Spearman*, no período que compreende de 2001 a 2017, observou-se que as correlações entre a incidência de dengue e as variáveis de precipitação

média e internação foram significativas e positivas na maioria dos anos analisados. Distintamente, não se observou similaridade para a série de dados de temperatura, pois a variável mostrou comportamento inverso. Os resultados também indicaram um comportamento sazonal associado à incidência da dengue no estado, ocorrendo, principalmente, no trimestre de JFM durante os meses mais chuvosos. Observa-se que no trimestre de JFM a região que apresentou maior registro de casos de dengue foi Lago de Tucuruí (64,8%), Baixo Amazonas (58,4%), Carajás (56,9%), Tapajós (56%), Araguaia (55,8%), Xingu (55,1%) e Guajará (51,5%). Conseqüentemente, os maiores casos de internação no mesmo período foram detectados na região de Araguaia (42,2%) e Carajás (37,7%).

Destaca-se, ainda, a baixa participação dos municípios na coleta de dados entomológicos, principalmente do LIRa nos anos pesquisados, dificultando os estudos epidemiológicos no estado. Sendo assim, o monitoramento de indicadores epidemiológicos e entomológicos são relevantes na detecção de alterações no padrão de comportamento da doença e na implantação de estratégia para o Plano Estadual de Contingência. Apesar de avanços científicos, ainda não existe aprovada uma vacina para a dengue que seja eficaz para os quatro sorotipos.

É importante ressaltar que a pesquisa apresentou limitações na utilização de dados municipais, pela qualidade das informações epidemiológicas e entomológicas na área de estudo. Observa-se, ainda, a possibilidade de subnotificações de casos da dengue pelo sistema de vigilância municipal e a falta de acesso aos serviços especializados de saúde em alguns municípios.

A partir do delineamento dos métodos estatísticos foi possível mensurar a vulnerabilidade socioambiental para o enfrentamento da dengue nos 143 municípios, utilizando um conjunto de dados no período de 2007 a 2017. Para a construção do índice, foram escolhidos 34 indicadores a partir de três dimensões da vulnerabilidade relacionadas com a exposição, sensibilidade e capacidade adaptativa. A princípio, foram selecionados apenas 26 indicadores para o cálculo do IVD pela aplicação da análise fatorial, utilizando o método de componentes principais para a extração dos fatores e, posteriormente, rotação ortogonal pelo método Varimax.

Adotando os critérios de adequabilidade, reduziu-se, ainda, o conjunto de dados para 20 indicadores, sendo o modelo denominado M(20). Para o 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.

Vale ressaltar que o modelo M(20) 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 “socioeconômico”, o Fator 2 (17,8%) explica o “climático”, o Fator 3 (12,6%) explica o “demográfico”, o Fator 4 (11,8%) explica a “saúde”, o Fator 5 (8,2%) explica o “uso e cobertura da terra” e o Fator 6 (7,7%) explica o “ambiental”.

A escolha das variáveis que compõem cada um dos fatores se deu a partir das cargas fatoriais, de forma que o Fator 1, 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. Destaca-se, no estudo do LIRa, a predominância dos depósitos de resíduos sólidos na maioria dos anos analisados em municípios que participaram da investigação entomológica, sobretudo do subgrupo D2 (recipientes plásticos, latas, sucatas e entulhos de construção) que podem fornecer abrigo temporário para o mosquito no período chuvoso.

A análise de RML do modelo M(20) com a variável dependente (Taxa de Incidência da Dengue) demonstrou um poder de explicação de 62%. Constatou-se, portanto, uma boa relação entre as variáveis da pesquisa para o delineamento do IVD. Já a análise de regressão dos escores fatoriais, obtidos na análise fatorial, apresentou um poder de explicação de 56%. Apesar de o percentual ser inferior a 60%, considera-se, ainda, uma relação aceitável entre os fatores com a variável dependente.

O desempenho do modelo 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. A cidade de Belém, situada na RI do Guajará (4 dos 5 municípios), capital do estado, apresentou o menor valor para o IVD. Por outro lado, a maioria dos municípios da RI do Marajó (10 dos 16 municípios) apresentou os maiores valores de IVD, com destaque à cidade de Cacheira do Arari, com o maior índice.

De maneira geral, o IDV 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.

Espera-se que os resultados deste estudo aqui abordados possam contribuir com dados e informações para os gestores públicos que compartilham a responsabilidade de políticas de mitigação 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 tomadas de decisão para a redução de internações e óbitos pela doença.

REFERÊNCIAS

- ABE, K. C. *et al.* Incidência da dengue e custos associados nos períodos anteriores (2000-2008) e posteriores (2009-2013) à construção das usinas hidrelétricas em Rondônia, Brasil. **Epidemiologia e Serviços de Saúde**, Brasília, DF, v. 27, n. 2, 2018. Disponível em: <https://bit.ly/3hBaZOy>. Acesso em: 6 dez. 2020.
- ABE, K. C.; MIRAGLIA S. Dengue incidence and associated costs in the periods before (2000-2008) and after (2009-2013) the construction of the hydroelectric power plants in Rondônia, Brazil. **Epidemiologia e Serviços de Saúde**, São Paulo, v. 28, n. 2, 2018.
- ADGER, W. N. *et al.* **New indicators of Vulnerability and adaptive capacity**. Norwich: Tyndall Center for Climate Change Research, 2004.
- ADGER, W. N. Vulnerability. **Global Environmental Change**, Guildford, v. 16, n. 3, p. 268-281, 2006.
- ADLER, R. F. *et al.* A Ten-Year Tropical Rainfall Climatology Based on a Composite of TRMM Products. **Journal of the Meteorological Society of Japan**, Tokyo, v. 87, p. 281-293, 2009.
- ALBUQUERQUE, M. F. *et al.* Precipitação nas mesorregiões do estado do Pará: climatologia, variabilidade e tendências nas últimas décadas (1978-2008). **Revista Brasileira de Climatologia**, Curitiba, v. 6, p. 151-168, 2010.
- ALLEN CONSULTING GROUP. **Climate Change Risk and Vulnerability: promoting an efficient adaptation response in Australia**. Canberra: Australian Greenhouse Office; Department of the Environment and Heritage, 2005.
- ALMEIDA, C. T. *et al.* Avaliação das Estimativas de Precipitação do Produto 3B43-TRMM do Estado do Amazonas. **Floresta e Ambiente**, Seropédica, v. 22, n. 3, p. 279-286, 2015.
- ALMEIDA, C. A. *et al.* High spatial resolution land use and land cover mapping of the Brazilian Legal Amazon in 2008 using Landsat-5/TM and MODIS data. **Acta Amazonica**, Manaus, v. 46, n. 3, p. 291-302, 2016a.
- ALMEIDA, C. T. *et al.* Spatiotemporal rainfall and temperature trends throughout the Brazilian Legal Amazon, 1973–2013. **International Journal of Climatology**, Chichester, v. 37, n. 4, p. 2013-2026, 2016b.
- ALVARES C. A. *et al.* Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, Stuttgart, v. 22, n. 6, p. 711–728, 2013.
- AMANAJÁS, J. C.; BRAGA, C. C. Padrões espaço-temporal pluviométricos na Amazônia Oriental utilizando análise multivariada. **Revista Brasileira de Meteorologia**, São Paulo, v. 27, n. 4, p. 423-434, 2012.
- ANA. **Conjuntura dos Recursos Hídricos no Brasil**. Brasília, DF: ANA, 2013. Disponível em: <https://bit.ly/3hAKtEZ>. Acesso em: 25 abr. 2016.

ANAHP. **Dados do Setor**. São Paulo: 2019. Disponível em: <https://bit.ly/35Hxuic>. Acesso em: 2 de abr. 2019.

ANDRADE M. M. N.; SZLAFSZTEIN, C. F. Vulnerability assessment including tangible and intangible components in the index composition: an Amazon case study of flooding and flash flooding. **Science of the Total Environment**, Amsterdam, v. 630, p. 903-912, 2018.

ANDRIOLI, D. C. *et al.* Distribuição espacial e temporal da dengue no Brasil, 1990 - 2017. **PLOS One**, San Francisco, v. 15, n. 2, 2020.

ANYAMBA, A. *et al.* Global Disease Outbreaks Associated with the 2015-2016 El Niño Event. **Scientific Reports**, London, v. 9, n. 1, p. 1930, fev. 2019.

ARAGÃO, L. E. O. C. *et al.* Assessing the Influence of Climate Extremes on Ecosystems and Human Health in Southwestern Amazon Supported by the PULSE-Brazil Platform. **American Journal of Climate Change**, California, v. 5, n. 3, p. 399-416, 2016.

ARAI, E. *et al.* Avaliação da série temporal de dados de temperatura da superfície derivadas do sensor MODIS. *In*: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 18., 2017, Campinas. **Anais [...]**. Campinas: INPE, 2017. p. 3168-3175.

ARAÚJO, A. L. *et al.* Influência de Variáveis Meteorológicas na Prevalência das Doenças Transmitidas pelo Mosquito *Aedes Aegypti*. **Revista Brasileira de Meteorologia**, São Paulo, v. 34, n. 3, 439-447, 2019.

ARAÚJO, V. E. M. *et al.* Increase in the burden of dengue in Brazil and federated units, 2000 and 2015: analysis of the Global Burden of Disease Study 2015. **Revista Brasileira de Epidemiologia**, São Paulo, v. 20, p. 205-216, 2017.

ARMAŞ, I.; GAVRIŞ, A. Social vulnerability assessment using spatial multi-criteria analysis (SEVI model) and the Social Vulnerability Index (SoVI model): a case study for Bucharest, Romania. **Natural Hazards and Earth System Sciences**, Göttingen, v. 13, n. 6, p. 1481-1499, p. 1481-1499, 2013.

AWANGE, J. L. *et al.* Uncertainties in remotely sensed precipitation data over Africa. **International Journal of Climatology**, Chichester, v. 36, n. 1, p. 303-323, 2015.

AZEVEDO, T. S., *et al.* Risk mapping of visceral leishmaniasis in Brazil. **Revista da Sociedade Brasileira de Medicina Tropical**, Uberaba, v. 52, 2019.

BARATA, M. M. L.; CONFALONIERI, U. E. C. (coord.). **Mapa da vulnerabilidade da população dos municípios do Estado do Rio de Janeiro frente às mudanças climáticas: relatório – versão final**. Rio de Janeiro: FIOCRUZ: SEA-RJ, 2014.

BARCELLOS, C. *et al.* Mudanças climáticas e ambientais e as doenças infecciosas: cenários e incertezas para o Brasil. **Epidemiologia e Serviços de Saúde**, Brasília, DF, v. 18, n. 3, p. 285-304, 2009.

BARCELLOS, C.; LOWE, R. Expansion of the dengue transmission area in Brazil: the role of climate and cities. **Tropical Medicine & International Health**, Oxford, v. 19, n. 2, p. 159-168, 2014.

BARCLAY, E. *et al.* Is climate change affecting dengue in the Americas? **The Lancet**, London, v. 371, n. 9617, p. 973-974, 2008.

BARTELS, R. J. *et al.* Trends in precipitation days in the United States. **International Journal of Climatology**, United Kingdom, v. 40, n. 2, p. 1038-1048, 2019.

BEATTY, M. E. *et al.* Health economics of dengue: a systematic literature review and expert panel's assessment. **The American Journal of Tropical Medicine and Hygiene**, Mclean, v. 84, n. 3, p. 473-488, 2011.

BESERRA, E. B. *et al.* Efeitos da temperatura no ciclo de vida, exigências térmicas e estimativas do número de gerações anuais de *Aedes aegypti* (Diptera, Culicidae). **Iheringia. Série Zoológica**, Porto Alegre, v. 99, n. 2, p. 142-148, jun. 2009. Disponível em: <https://bit.ly/347z1ML>. Acesso em: 28 dez. 2020.

BHATT, S. *et al.* The global distribution and burden of dengue. **Nature**, Nova York, v. 496, n. 7446, p. 504-507, 2013.

BISSACOT, T. C. C. *et al.* Instrumento para o gerenciamento de riscos ambientais. **Engenharia Sanitária e Ambiental**, Rio de Janeiro, v. 21, n. 2, p. 227-232, 2016.

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.

BOUZID, M. *et al.* Mudanças climáticas e o surgimento de doenças transmitidas por vetores na Europa: estudo de caso da dengue. **BMC Public Health**, London, v. 14, p. 781, 2014.

BRAGA, I. A.; VALLE, D. *Aedes aegypti*: histórico do controle no Brasil. **Epidemiologia em Serviço e Saúde**, Brasília, DF, v. 16, n. 2, p. 113-118, 2007. Disponível em: <https://bit.ly/3HHeKg2>. Acesso em: 22 jul. 2020.

BRASIL. Decreto nº 6.263, de 21 de novembro de 2007, Institui o Comitê Interministerial sobre Mudança do Clima – CIM orienta a elaboração do Plano Nacional sobre Mudança do Clima, e dá outras providências. **Diário Oficial [da] República Federativa do Brasil**, Brasília, DF, 22 nov. 2007a.

BRASIL. Decreto nº 7.390, de 09 de dezembro de 2010, Regulamenta os arts. 6º, 11 e 12 da Lei nº 12.187, de 29 de dezembro de 2009, que institui a Política Nacional sobre Mudança do Clima - PNMC, e dá outras providências. **Diário Oficial [da] República Federativa do Brasil**, Brasília, DF, 10 dez. 2010a.

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

BRASIL. **Lei nº 11.445, 5 de janeiro de 2007**. Estabelece as diretrizes nacionais para o saneamento básico; cria o Comitê Interministerial de Saneamento Básico; altera as Leis nos 6.766, de 19 de dezembro de 1979, 8.666, de 21 de junho de 1993, e 8.987, de 13 de fevereiro de 1995; e revoga a Lei nº 6.528, de 11 de maio de 1978. Brasília, DF: Presidência da República, 2007b. Disponível em: <https://bit.ly/3IG8jLp>. Acesso em: 25 jan. 2017.

BRASIL. Ministério da Saúde. **Dengue: diagnóstico e manejo clínico**. Brasília, DF: Ministério da Saúde, 2013. Disponível em: <https://bit.ly/3KtLhbt>. Acesso em: 10 jan. 2020.

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.

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

BRASIL. Ministério da Saúde. **Saúde ambiental: guia básico para construção de indicadores**. Brasília, DF: Ministério da Saúde, 2011.

BRASIL. Ministério da Saúde. Secretaria de Vigilância em Saúde. **Cartilha da Dengue**. Brasília, DF, 2010c. Disponível em: <https://bit.ly/3MfMDIi>. Acesso em: 17 jan. 2019.

BRASIL. Ministério da Saúde. Secretaria de Vigilância em Saúde, Departamento de Vigilância Epidemiológica. **Doenças infecciosas e parasitárias: guia de bolso**. 8. ed. rev. Brasília, DF: Ministério da Saúde, 2010b.

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

BRASIL. **Saúde ambiental: guia básico para construção de indicadores**. Brasília, DF: Ministério da Saúde, 2011.

BRATHWAITE, D. O. *et al.* The History of Dengue Outbreaks in the Americas. **The American Journal of Tropical Medicine and Hygiene**, Mclean, v. 87, n. 4, p. 584-593, oct. 2012.

BROOKS, N. Vulnerability, risk and adaptation: A conceptual framework. **Tyndall Center for Climate Change Research Working Paper**, London, v. 38, 2003. Disponível em: <https://bit.ly/3tmzMvu>. Acesso em: 10 set. 2018.

BROWN, C. *et al.* The human right to water and sanitation: a new perspective for public policies. **Ciências Saúde Coletiva**, Rio de Janeiro, v. 21, n. 3, p. 661- 670, 2016.

BROWN, J. E. *et al.* Human impacts have shaped historical and recent evolution in *Aedes aegypti*, the dengue and yellow fever mosquito. **Evolution**, Lancaster, v. 68, n. 2, p. 514-525, 2014.

BROWN, J. E. *et al.* Worldwide patterns of genetic differentiation imply multiple “domestications” of *Aedes aegypti*, a major vector of human diseases. **Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences**, Londres, v. 278, n. 1717, p. 2446-2454, 2011.

CÂMARA, F. P. *et al.* Clima e epidemias de dengue no Estado do Rio de Janeiro. **Revista da Sociedade Brasileira de Medicina Tropical**, Uberaba, v. 42, n. 2, p. 137-140, mar./abr. 2009. Disponível em: <https://bit.ly/3KbkgsV>. Acesso em: 14 jan. 2021.

CÂMARA, F. P. *et al.* Estudo retrospectivo (histórico) da dengue no Brasil: características regionais e dinâmicas. **Revista da Sociedade Brasileira de Medicina Tropical**, Uberaba, v. 40, n. 2, p. 192-196, 2007. Disponível em: <https://bit.ly/3vzDlBg>. Acesso em: 16 jan. 2021.

CASTRO, D. B. *et al.* Tipologia da epidemia de dengue e fatores de risco para epidemia extensa no estado do Amazonas, Brasil, 2010–2011. **BMC Public Health**, London, v. 18, 2018.

CAZOLA, L. H. O. *et al.* Incorporação das atividades de controle da dengue pelo agente comunitário de saúde. **Revista de Saúde Pública**, São Paulo, v. 48, n. 1, p. 113-122, 2014. Disponível em: <https://bit.ly/3HxpsWh>. Acesso em: 11 dez. 2020.

CEPED-UFSC. Centro Universitário de Estudos e Pesquisas sobre Desastres. **Atlas brasileiro de desastres naturais 1991 a 2010**: volume Brasil. Florianópolis: UFSC, 2012.

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.

CHEN, S. C.; HSIEH, M. H. Modeling the transmission dynamics of dengue fever: implications of temperature effects. **Science of the Total Environment**, Amsterdam, v. 431, p. 385-391, 2012.

CODEÇO, C. T. *et al.* Seasonal dynamics of *Aedes aegypti* (Diptera: Culicidae) in the northernmost state of Brazil: a likely port-of-entry for dengue virus 4. **Memórias do Instituto Oswaldo Cruz**, Rio de Janeiro, v. 104, n. 4, p. 614-620, 2009.

COELHO, G. E. *et al.* Sensitivity of the Dengue Surveillance System in Brazil for Detecting Hospitalized Cases. **PLOS Neglected Tropical Diseases**, San Francisco, v. 10, n. 5, 2016.

COLL, C. *et al.* Ground measurements for the validation of land surface temperatures derived from AATSR and MODIS data. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 97, n. 3, p. 288-300, 2005.

COLLINS, M. *et al.* The impact of global warming on the tropical Pacific Ocean and El Niño. **Nature Geoscience**, United Kingdom, v. 3, n. 6, p. 391-397, 2010.

CONFALONIERI, U. E. C. Emergência de Doenças Infecciosas Humanas: Processos Ecológicos e Abordagens Preditivas. **Oecologia Australis**, Rio de Janeiro, v. 14, n. 3, p. 591-602, 2010.

CONFALONIERI, U. E. C. *et al.* Public health vulnerability to climate change in Brazil. **Climate Research**, Oldendorf, v. 40, n. 2-3, p. 175-186, 2009.

CONFALONIERI, U. E. C.; MARGONARI, C.; QUINTÃO, A. F. Environmental change and the dynamics of parasitic diseases in the Amazon. **Acta Tropica**, Basel, v. 129, n. 1, p. 33-41, 2014.

CONFALONIERI, U. E. C. Mudança climática global e saúde humana no Brasil. **Parcerias Estratégicas**, Brasília, DF, v. 13, n. 27, p. 323-349, 2008.

CONFALONIERI, U. E. C. Saúde na Amazônia: um Modelo Conceitual para a Análise de Paisagens e Doenças. **Estudos Avançados**, São Paulo, v. 19, n. 53, p. 221-236, 2005.

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.

COSTA, E. A. P. A. *et al.* Impacto de pequenas variações de temperatura e umidade na atividade reprodutiva e sobrevivência de *Aedes aegypti* (Diptera, Culicidae). **Revista Brasileira de Entomologia**, São Paulo, v. 54, n. 3, p. 488-493, 2010.

COSTA, R. *et al.* Analysis of climate extremes indices over northeast Brazil from 1961 to 2014. **Weather and Climate Extremes**, Netherlands, v. 28, 2020.

COUTINHO, E. C. *et al.* Variabilidade climática da precipitação na bacia amazônica brasileira entre 1982 e 2012. **Revista Brasileira de Climatologia**, Curitiba, v. 22, 2018.

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.

CUTTER, S. L.; FINCH, C. Temporal and spatial changes in social vulnerability to natural hazards. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, Washington, v. 105, n. 7, p. 2301-2306, 2008.

DANELICHEN, V. H. DE M. *et al.* TRMM satellite performance in estimated rainfall over the midwest region of Brazil. **Revista Brasileira de Climatologia**, Curitiba, v. 12, p. 22-31, 2013.

DEBORTOLI, N. S. *et al.* Rainfall patterns in the Southern Amazon: a chronological perspective (1971–2010). **Climatic Change**, London, v. 132, p. 251-264, 2015.

DEBORTOLI, N. S. *et al.* Um índice da vulnerabilidade do Brasil a aumentos esperados em inundações repentinas e desastres naturais no contexto das mudanças climáticas. **Natural Hazards**, Dordrecht, v. 86, p. 557-582, 2017.

DELAHAYE, F. *et al.* A consistent gauge database for daily rainfall analysis over the Legal Brazilian Amazon. **Journal of Hydrology**, Amsterdam, v. 527, p. 292-304, 2015.

DIAS, M. A. F. S. Eventos Climáticos Extremos. **Revista USP**, São Paulo, n. 103, p. 33-40, 2014.

DJONÚ, P. *et al.* Objetivos do desenvolvimento sustentável e condições de saúde em áreas de risco. **Ambiente & Sociedade**, São Paulo, v. 21, 2018.

DUARTE, J. L. *et al.* Variáveis climáticas associadas à incidência de dengue em um município da Amazônia Ocidental Brasileira. **Revista da Sociedade Brasileira de Medicina Tropical**, Uberaba, v. 52, 2019. Disponível em: <https://bit.ly/3sBQxU8>. Acesso em: 14 jan. 2021.

DURAND, L. *et al.* Cost-effectiveness of dengue vaccination in Brazil. **Brazilian Journal of Health Economics**, São Paulo, v. 9, n. 1, p. 12-29, 2017.

DURHAM, D. P. *et al.* Dengue dynamics and vaccine cost-effectiveness in Brazil. **Vaccine**, Kidlington, v. 31, n. 37, p. 3957-3961, 2013.

EARNEST, A. *et al.* Fatores meteorológicos e El Niño Oscilação Sul estão independentemente associados às infecções por dengue. **Epidemiology & Infection**, Cambridge, v. 140, n. 7, p. 1244-1251, 2012.

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

FAN J, *et al.* Identifying the high-risk areas and associated meteorological factors of dengue transmission in Guangdong Province, China from 2005 to 2011. **Epidemiology & Infection**, Cambridge, v. 142, n. 3, p. 634-643, 2014.

FARES, R. C. G. *et al.* Epidemiological Scenario of Dengue in Brazil. **BioMed Research International**, United States, v. 2015, 2015.

FATEMI, F. *et al.* Social vulnerability indicators in disasters: Findings from a systematic review. **International Journal of Disaster Risk Reduction**, United Kingdom, v. 22, p. 219-227, 2017.

FÁVERO, L. P. *et al.* **Análise de Dados**: modelagem multivariadas para tomada de decisões. 8. ed. São Paulo: Campus, 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.

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

FIOCRUZ. **Dengue**: vírus e vetor. Rio de Janeiro, [2021]. Disponível em: <https://bit.ly/3pzAT9P>. Acesso em: 5 nov. 2017.

FIOCRUZ; CONFALONIERI, U. E. C. (coord.). **Análise da Vulnerabilidade da População Brasileira aos Impactos Sanitários das Mudanças Climáticas**: Plano Plurianual de Governo – PPA. Programa Mudanças Climáticas. Resultados obtidos 2005. Rio de Janeiro: FIOCRUZ, 2007.

FIOCRUZ. **O projeto Vulnerabilidade à Mudança do Clima**. Rio de Janeiro: FIOCRUZ, 2016. Disponível em: <https://bit.ly/35o5YGA>. Acesso em: 15 set. 2017.

FISCH, G. *et al.* Uma revisão geral sobre o clima da Amazônia. **Revista Acta Amazônica**, Manaus, v. 22, n. 2, p. 101-126, 1998.

FLEMING, K. *et al.* Evaluating the TRMM 3B43 monthly precipitation product using gridded raingauge data over Australia. **Australian Meteorological and Oceanographic Journal**, Melbourne, v. 61, p. 171-184, 2011.

FOLEY, J. A. *et al.* The El Niño/southern oscillation and the climate, ecosystems and rivers of Amazonia. **Global Biogeochemical Cycles**, Washington, v. 16, n. 4, p. 79-1-79-17, 2002.

FRANCA, E. B. *et al.* Principais causas da mortalidade na infância no Brasil, em 1990 e 2015: estimativas do estudo de Carga Global de Doença. **Revista Brasileira de Epidemiologia**, São Paulo, v. 20, p. 46-60, May 2017. Disponível em: <https://bit.ly/3ICzpDl>. Acesso em; 15 fev. 2021.

FRANCHINI, M.; MANNUCCI, P. M. Impact on human health of climate changes. **European Journal of Internal Medicine**, Netherlands, v. 26, n. 1, p. 1-5, 2015.

FRANCO, C. *et al.* Cheias e vulnerabilidade social: Estudo sobre o rio Xingu em Altamira/PA. **Ambiente & Sociedade**, São Paulo, v. 21, 2018.

FREITAS, C. M. *et al.* Desastres naturais e saúde: uma análise da situação do Brasil. **Ciência e Saúde Coletiva**, Rio de Janeiro, v. 19, n. 9, p. 3645-3656, 2014.

FREITAS, C. M.; GIATTI, L. Indicadores de sustentabilidade ambiental e de saúde na Amazônia Legal, Brasil. **Cadernos de Saúde Pública**, Rio de Janeiro, 2009, v. 25, n. 6, p.1251-1266.

FUSSEL, H. M. Vulnerability: a generally applicable conceptual framework for climate change research. **Global Environmental Change**, Guildford, v. 17, n. 2, p. 155-167, 2007.

GABRIEL, A. F. B. *et al.* Avaliação de impacto à saúde da incidência de dengue associada à pluviosidade no município de Ribeirão Preto, São Paulo. **Cadernos Saúde Coletiva**, Rio de Janeiro, v. 26, n. 4, p. 446-452, dez. 2018. Disponível em: <https://bit.ly/3tokqGK>. Acesso em: 14 jan. 2021.

GALLOPÍN, G. C. Linkages between vulnerability, resilience, and adaptive capacity. **Global Environmental Change**, Guildford, v. 16, n. 3, p. 293-303, 2006.

GIL, A. C. **Como elaborar projetos de pesquisa**. 5. ed. São Paulo: Atlas, 2010.

GIL, A. C. **Métodos e técnicas de pesquisa social**. 6. ed. São Paulo: Atlas, 2008.
GODÓI, I. P. *et al.* Economic and epidemiological impact of dengue illness over 16 years from a public health system perspective in Brazil to inform future health policies including the adoption of a dengue vaccine. **Expert Review of Vaccines**, United Kingdom, v. 17, n. 12, p. 1123-1133, 2018.

GOMES, A. C. S. *et al.* Análise Estatística das Tendências de Elevação nas Séries de Temperatura Média Máxima na Amazônia Central: estudo de caso para a região do oeste do Pará. **Revista Brasileira de Climatologia**, Curitiba, v. 17, p. 82-97, 2015.

GOMES, B. S. M. *et al.* Uma avaliação espacial da incidência da dengue nos municípios de Minas Gerais, nos anos 2000 e 2010. **Ensaio FEE**, Porto Alegre, v. 38, n. 1, p. 35-74, 2017. Disponível em: <https://bit.ly/3sDhirt>. Acesso em: 10 set. 2018.

GONÇALVES, K. S. *et al.* Indicador de vulnerabilidade socioambiental na Amazônia Ocidental - O caso do município de Porto Velho, Rondônia, Brasil. **Ciência & Saúde Coletiva**, Rio de Janeiro, v. 19, n. 9, p. 3809-3818, 2014. Disponível em: <https://bit.ly/35JMMTs>. Acesso em: 20 jan. 2021.

GONÇALVES NETO, V. S.; REBELO, J. M. Aspectos epidemiológicos da dengue no Município de São Luís, Maranhão, Brasil, 1997-2002. **Cadernos de Saúde Pública**, Rio de Janeiro, v. 20, n. 5, p. 1427-1431, out. 2004. Disponível em: <https://bit.ly/3HCJDCm>. Acesso em: 14 jan. 2021.

GRIMM, A. M. Mudanças climáticas antrópicas e variações climáticas naturais. **Parcerias Estratégicas**, Brasília, DF, v. 15, n. 31, p. 205-210, 2010.

GU, H. *et al.* A hierarchical pattern of urban social vulnerability in Shanghai, China and its implications for risk management. **Sustainable Cities and Society**, Netherlands, v. 41, p. 170-179, 2018.

GUIMARÃES, R. M. *et al.* Construção e validação de um índice de vulnerabilidade socioambiental para a vigilância e gestão de desastres naturais no Estado do Rio de Janeiro, Brasil. **Ciência & Saúde Coletiva**, Rio de Janeiro, v. 19, n. 10, p. 4157-4165, 2014. Disponível em: <https://bit.ly/3tiugK0>. Acesso em: 20 jan. 2021.

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.

GUZMAN, M. *et al.* Dengue infection. **Nature Reviews Disease Primers**, London, v. 2, 2016.

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

HAMED, K. H. Exact distribution of the Mann-Kendall trend test statistic for persistent data. **Journal of Hydrology**, Amsterdam, v. 365, n. 1-2, p. 86-94, 2009.

HASHEMI, H. *et al.* Bias Correction of Long-Term Satellite Monthly Precipitation Product (TRMM 3B43) over the Conterminous United States. **Journal of Hydrometeorology**, Boston, v. 18, n. 9, p. 2491-2509, 2017.

HUFFMAN, G. J. *et al.* A análise de precipitação por múltiplos satélites TRMM: Quase global, Plurianual, sensor combinado estimativas de precipitação em escala fina. **Journal of Hydrometeorology**, Boston, v. 8, n. 1, p. 38-55, fev. 2007.

HUMMEL, B. M. L. *et al.* Social vulnerability to natural hazards in Brazil. **International Journal of Disaster Risk Science**, United States, v. 7, p. 111-122, 2016.

IBGE. **Censo Demográfico de 2010**: resultados do universo. Brasília, DF, 2010. Disponível em: 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. 2014.

INPE. **Dados por município PRODES**. Brasília, DF, 2018. Disponível em: <https://bit.ly/3hv5wsK>. Acesso em: 16 jan. 2018.

INPE. El Niño. *In*: INPE. **O El Niño e Você - o fenômeno climático**. 2017. Disponível em: <http://enos.cptec.inpe.br/elniño/pt>. Acesso em: 2 mar. 2017.

IPCC. **Climate Change 2001**: impacts, adaptation and vulnerability - Contribution of Working Group II to the Third Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge: Cambridge University Press, 2001a.

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.

IPCC. **Climate Change 2014**: impacts, adaptation and vulnerability - Working Group II Contribution to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge: Cambridge University Press, 2014.

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.

ISHIHARA, J. H. *et al.* Avaliação do monitoramento pluviométrico da Amazônia legal. **Revista Engenharia Ambiental**: Pesquisa e Tecnologia, Espírito Santo do Pinhal, v. 10, n. 3, p. 132-143, 2013.

ISHIHARA, J. H. *et al.* Quantitative and spatial assessment of precipitation in the Brazilian Amazon (Legal Amazon) - (1978 to 2007). **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, Porto Alegre, v. 19, n. 1, p. 29-39, 2014.

IWAMURA, T. *et al.* Acelerando o potencial de invasão do vetor da doença *Aedes aegypti* sob mudanças climáticas. **Nature Communications**, New York, v. 11, 2020.

JANNUZZI, P. M. **Indicadores Sociais no Brasil**: conceitos, fontes de dados e aplicações. 3. ed. Campinas: Alínea, 2004.

JUSTICE, C. O. *et al.* An overview of modisland data processing and product status. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 83, n. 1-2, p. 3-15, 2002.

KENDALL, M. G. **Rank correlation methods**. London: Charles Griffin, 1975.

KOSANIC, A. *et al.* Present and historical climate variability in South West England. **Climatic Change**, London, v. 124, p. 221-237, 2014.

KRAEMER, M. U. *et al.* Past and future spread of the arbovirus vectors *Aedes aegypti* and *Aedes albopictus*. **Nature Microbiology**, London, v. 4, n. 5, p. 854-863, 2019.

KRAEMER, M. U. *et al.* The global distribution of the arbovirus vectors *Aedes aegypti* and *Ae. albopictus*. **Elife**, Cambridge, v. 4, e08347, 2015.

KUMMEROW, C. *et al.* O status da missão de medição de chuvas tropicais (TRMM) após 2 anos em órbita. **Journal of Applied Meteorology**, Boston, v. 39, n. 12, p. 1965-1982, dez. 2000. Disponível em: <https://bit.ly/3hx2PGS>. Acesso em: 12 jun. 2015.

LANCET, T. Dengue: an infectious disease of staggering proportions. **The Lancet**, London, v. 381, p. 2136, 2013.

LASERNA, A. *et al.* Impacto econômico da dengue na América Latina e no Caribe: uma revisão sistemática. **Revista Panamericana de Salud Publica**, Washington, v. 42, 2018.

LATORRE, M. L. *et al.* Sensor MODIS: Características gerais e aplicações. **Revista Espaço e Geografia**, Brasília, DF, v. 6, p. 91-121, 2003.

LELIS, L. C. S. *et al.* Avaliação dos dados de precipitação gerados pelos satélites GPM e TRMM. **Revista Brasileira de Meteorologia**, São Paulo, v. 33, n. 1, p. 153-163, 2018. Disponível em: <https://bit.ly/3tkrQuy>. Acesso em: 11 jul. 2020.

LETA, S. *et al.* Global risk mapping for major diseases transmitted by *Aedes aegypti* and *Aedes albopictus*. **International Journal of Infectious Diseases**, Hamilton, v. 67, p. 25-35, Feb. 2018.

LI, N. *et al.* Studies of General Precipitation Features with TRMM PR Data: An Extensive Overview. **Remote Sensing**, New York, v. 11, n. 1, p. 80, 2019.

LI, X. *et al.* Analysis of variability and trends of precipitation extremes in Singapore during 1980-2013. **International Journal of Climatology**, v. 38, n. 1, p. 125-141, 2018.

LI, Z. L. *et al.* Satellite-derived land surface temperature: Current status and perspectives. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 131, p. 14-37, 2013.

LIMA, A. *et al.* A influência climática sobre a epidemia dengue na cidade do Recife por Sistema de Informações Geográficas. **Revista Brasileira de Geografia Física**, Rio de Janeiro, v. 9, n.2. p. 384-398, 2016.

LIMA, S. F. S. *et al.* Temperatura da Superfície e Precipitação que Influenciam na Incidência do *Aedes Aegypti* em São Paulo. **Revista do Departamento de Geografia**, São Paulo, p. 174-183, 2018.

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.

- LIRA, B. R. P. *et al.* Identificação de Homogeneidade, Tendência e Magnitude da Precipitação em Belém (Pará) entre 1968 e 2018. **Anuário do Instituto de Geociências**, São Paulo, v. 43, n. 4, p. 426-439, 2020. Disponível em: <https://bit.ly/3tnPhDe>. Acesso em: 25 abr. 2020.
- LIU, Z. *et al.* Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM) Precipitation Data and Services for Research and Applications. **Bulletin of the American Meteorological Society**, Boston, v. 93, n. 9, p. 1317-1325, 2012.
- LIU-HELMERSSON, J. *et al.* Vectorial Capacity of *Aedes aegypti*: Effects of Temperature and Implications for Global Dengue Epidemic Potential. **PLOS One**, San Francisco, v. 9, n. 3, 2014.
- LOPES, L. N. A. *et al.* Analysis of the variability of precipitation in front of land use changes in the municipality of Tucuruí-PA. **Research, Society and Development**, São Paulo, v. 9, n. 3, 2020. Disponível em: <https://rsdjournal.org/index.php/rsd/article/view/2726>. Acesso em: 7 fev. 2022.
- LOPES, M. N. G. *et al.* Climatologia Regional da Precipitação no Estado do Pará. **Revista Brasileira de Climatologia**. Curitiba, v. 12, p. 84-102, 2013.
- LOPES, N. *et al.* Características gerais e epidemiologia dos arbovírus emergentes no Brasil. **Revista Pan-Amazônica de Saúde**, Ananindeua, v. 5, n. 3, p. 55-64, 2014. Disponível em: <https://bit.ly/3vybiSx>. Acesso em: 5 set. 2018.
- LOWE, R. *et al.* Dengue outlook for the World Cup in Brazil: an early warning model framework driven by real-time seasonal climate forecasts. **The Lancet Infectious Diseases**, London, v. 14, n. 7, p. 619-626, 2014.
- LÖWY, I. Leaking Containers: Success and Failure in Controlling the Mosquito *Aedes aegypti* in Brazil. **American Journal of Public Health**, New York, v. 107, n. 4, p. 517-524, 2017.
- MACHADO, A. A. V. *et al.* Direct costs of dengue hospitalization in Brazil: public and private health care systems and use of WHO guidelines. **PLOS Neglected Tropical Diseases**, San Francisco, v. 8, n. 9, 2014.
- MAHONEY, R. T. *et al.* Cost of production of live attenuated dengue vaccines: A case study of the Instituto Butantan, Sao Paulo, Brazil. **Vaccine**, Kidlington, v. 30, n. 32, p. 4892–4896, 2012.
- MALTA, F. S.; *et al.* Índice de vulnerabilidade socioambiental: uma proposta metodológica utilizando o caso do Rio de Janeiro, Brasil. **Ciência & Saúde Coletiva**, Rio de Janeiro, v. 22, n. 12, p. 3933-3944, 2017. Disponível em: <https://bit.ly/3tpGhNX>. Acesso em: 20 jan. 2021.
- MANN, H.B. Nonparametric tests against trend. **Econometrica**, Chigaco, v. 13, n. 3, p. 245-259, 1945.
- MARANDOLA, E.; HOGAN, D. J. (org.). **População e mudança climática: dimensões humanas das mudanças ambientais globais**. Campinas: NEPO/UNICAMP; Brasília, DF: UNFPA, 2009.

MARCONI, M. A.; LAKATOS, E. M. **Fundamentos de metodologia científica**. 7. ed., São Paulo, Atlas, 2010.

MARENGO, J. A.; ESPINOZA, J. C. Extreme seasonal droughts and floods in Amazonia: causes, trends and impacts. **International Journal of Climatology**, Chichester, v. 36, n. 3, p. 1033-1050, mar. 2016.

MARENGO, J. A. *et al.* Climate change in the Amazon Basin: Tipping points, changes in extremes, and impacts on natural and human systems. *In*: MARENGO, J. A. *et al.* **Tropical Rainforest Responses to Climatic Change**. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2011b. p. 259-283.

MARENGO, J. A. O futuro clima do Brasil. **Revista USP**, São Paulo, n. 103, p. 25-32, 2014.

MARINHO, R. A. *et al.* Effects of temperature on the life cycle, expansion, and dispersion of *Aedes aegypti* (Diptera: Culicidae) in three cities in Paraíba, Brazil. **Journal of Vector Ecology**, Santa Ana, v. 41, n. 1, p. 1-10, 2016.

MARTELLI, C. M. T. *et al.* Impacto econômico da dengue: estudo multicêntrico em quatro regiões brasileiras. **PLOS Neglected Tropical Diseases**, San Francisco, v. 9, n. 9, 2015.

MARTÍN, J. L. S. *et al.* The Epidemiology of Dengue in the Americas over the Last Three Decades: A Worrisome Reality. **The American Journal of Tropical Medicine and Hygiene**, Mclean, v. 82, p. 128-135, 2010.

MARTINS-MELO, F. R. *et al.* The burden of Neglected Tropical Diseases in Brazil, 1990-2016: A subnational analysis from the Global Burden of Disease Study 2016. **PLoS Neglected Tropical Diseases**, San Francisco, v. 12, n. 6, 2018.

MARTORANO, L. G. *et al.* Climate conditions in the eastern amazon: Rainfall variability in Belem and indicative of soil water deficit. **African Journal of Agricultural Research**, Nigeria, p. 1801-1810, 2017.

MCMICHAEL, A. J. Globalization, Climate Change, and Human Health. **New England Journal of Medicine**, Boston, v. 368, n. 14, p. 1335-1343, 2013.

MELO, D. *et al.* Performance evaluation of rainfall estimates by TRMM Multi-satellite Precipitation Analysis 3B42V6 and V7 over Brazil. **Journal of Geophysical Research Atmospheres**, Rio de Janeiro, 2015.

MENEZES, F. P. *et al.* Análise de Tendência e Variabilidade da Precipitação no Estado do Pará. **Enciclopédia Biosfera**, Goiânia, v. 13 n. 24, p. 1580-1591, 2016.

MENEZES, F. P. *et al.* O uso da estatística para regionalização da precipitação no Estado do Pará, Brasil. **Revista Brasileira de Climatologia**, Curitiba, v. 16, p. 64-71, 2015.

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.

- MERÊNCIO, I. *et al.* Socio-environmental indicators of *Aedes aegypti* breeding sites in the southern extremity of Santa Catarina State. **Acta Brasiliensis**, Paraíba, v. 2, n. 2, p. 53-57, 2018. Disponível em: <https://bit.ly/3CgtfGz>. Acesso em: 14 dez. 2020.
- MESSINA, J. P. *et al.* Global spread of dengue virus types: mapping the 70 year history. **Trends in Microbiology**. Cambridge, v. 22, n. 3, p. 138-146, 2014.
- MINGOTI, S. A. **Análise de dados através de métodos de estatística multivariada: uma abordagem aplicada**. Belo Horizonte: UFMG, 2005.
- MINNETT, P. J. *et al.* Half a century of satellite remote sensing of sea-surface temperature. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 233, 2019.
- 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.
- MORAES, B. C. *et al.* Variação espacial e temporal da precipitação no estado do Pará. **Acta Amazônia**, Manaus, v. 35, n. 2, p. 207-214, 2005.
- MORAES, D. E. *et al.* Indicadores Sintéticos de Qualidade de Vida e o Conceito de Natureza/Ambiente. **Caminhos de Geografia**, Uberlândia, v. 17, n. 58, p. 123-135, 2016.
- MORDECAI, E. A. *et al.* Detecting the impact of temperature on transmission of Zika, dengue, and chikungunya using mechanistic models. **PLOS Neglected Tropical Diseases**, San Francisco, v. 11, n. 4, 2017.
- 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.
- 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.
- NASA. **How to Access TRMM & GPM Precipitation Data**. 2016. Disponível em: <http://pmm.nasa.gov/data-access>. Acesso em: 23 abr. 2016.
- NASTOS, P. T. *et al.* Evaluation of the TRMM 3B43 gridded precipitation estimates over Greece. **Atmospheric Research**, Amsterdam, v. 169, p. 497-514, 2016.
- NEVES, R. G. *et al.* Tendência temporal da cobertura da Estratégia Saúde da Família no Brasil, regiões e Unidades da Federação, 2006-2016. **Revista Epidemiologia e Serviços de Saúde**, Brasília, DF, v. 27, n. 3, 2018. Disponível em: <https://bit.ly/3vA6pZ1>. Acesso em: 16 fev. 2021.

NICHOLSON, S. *et al.* Validation of TRMM and other rainfall estimates with a high-density gauge dataset for West Africa: Part II: Validation of TRMM rainfall products. **Journal of Applied Meteorology**, United States, v. 42, n. 10, p. 1355-1368, 2003.

NOAA. National Centers for Environmental Prediction. **Cold & Warm Episodes by Season**. Maryland, [2021]. Disponível em: <https://bit.ly/3vvOQt9>. Acesso em: 23 abr. 2018.

NOBRE, C. A. *et al.* Characteristics of Amazonian Climate: main reatures. *In*: NOBRE, C. A. *et al.* **Amazonia and Global Change**, Washington: American Geophysical Union, 2009. p. 149-162.

NOBRE, C. A. *et al.* Mudanças climáticas e Amazônia. **Ciência e Cultura**, São Paulo, v. 59, n. 3, p. 22-27, 2007. Disponível em: <https://bit.ly/35qwfUS>. Acesso em: 12 jan. 2021.

NORTE ENERGIA. **A história de Belo Monte: cronologia**. Brasília, DF, 2020. Disponível em: <https://bit.ly/3IGzt4V>. Acesso em: 1 mar. 2020.

NUNES, P. C. G. *et al.* 30 years of fatal dengue cases in Brazil: a review. **BMC Public Health**, London, v. 19, n. 1, 2019.

OBERMAIER, M.; ROSA, L. P. Mudança climática e adaptação no Brasil: uma análise crítica. **Estudos Avançados**, São Paulo, v. 27, n. 78, p. 155-176, 2013.

OLIVEIRA, L. N. D. S.; ITRIA, A. L. E. C. Cost of illness and program of dengue: A systematic review. **PLOS One**, San Francisco, v. 14, n. 2, 2019.

OLIVEIRA, M. L. *et al.* Bases metodológicas para estudos de custos da doença no Brasil. **Revista de Nutrição**, Campinas, v. 27, n. 5, p. 585-595, 2014. Disponível em: <https://bit.ly/3CcXo9U>. Acesso em: 5 dez. 2020.

OLIVEIRA, R. Biologia e Comportamento do Vetor. *In*: VALLE, D. *et al.* (ed.), **Dengue: teorias e práticas**. Rio de Janeiro: FIOCRUZ, 2015a. p. 75-92.

OLIVEIRA, R. M. A. B. *et al.* Entomological and epidemiological aspects of dengue epidemics in Fortaleza, Ceará, Brazil, 2001-2012. **Epidemiologia e Serviços de Saúde**, Brasília, DF, v. 27, n. 1, 2018. Disponível em: <https://bit.ly/3HAPhVp>. Acesso em: 14 dez. 2020.

OLIVEIRA, R. Transmissão Vetorial. *In*: VALLE, D. *et al.* (ed.). **Dengue: teorias e práticas**. Rio de Janeiro: FIOCRUZ, 2015b. p. 127-146.

OLIVEIRA-JÚNIOR, J. F. *et al.* Non-parametric tests and multivariate analysis applied to reported dengue cases in Brazil. **Environmental Monitoring and Assessment**, Netherlands, v. 191, p. 473, 2019.

OMS. **Protegendo a Saúde das Mudanças Climáticas: avaliação de vulnerabilidade e adaptação**. Genebra: Organização Mundial da Saúde, 2012.

ONYUTHA, C. Variability of seasonal and anual rainfall in the River Nile riparian countries and possible linkages to ocean-atmosphere interactions. **Hydrology Research**, Denmark, v. 47, n. 1, p. 171-184, 2016.

OPAS. **Alerta epidemiológico Chikungunya e dengue nas Américas**. [S. l.], 2014. <https://bit.ly/3hwItOj>. Acesso em: 17 fev. 2017.

OPAS. **Distribuição de sorotipos do vírus da dengue nas Américas, 1990–2017**. [S. l.], 2018. Disponível em: <https://bit.ly/3sLyDyx>. Acesso em: 17 jan. 2018.

OPAS. **Taxa de mortalidade por dengue para países e territórios das Américas, 1990–2017**. [S. l.], 2017. Disponível em: <https://bit.ly/3HDQFH9>. Acesso em: 17 jan. 2018.

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

PAIXÃO, E. S. *et al.* Trends and factors associated with dengue mortality and fatality in Brazil. **Revista da Sociedade Brasileira de Medicina Tropical**, Uberaba, v. 48, n. 4, p. 399-405, 2015. Disponível em: <https://bit.ly/3pxdGVE>. Acesso em: 4 jan. 2021.

PANDEY, B. K.; KHARE, D. Identification of trend in long term precipitation and reference evapotranspiration over Narmada river basin (India). **Global and Planetary Change**, New York, v. 161 p. 172-182, 2018.

PANISSET, J. S. *et al.* Contrasting patterns of the extreme drought episodes of 2005, 2010 and 2015 in the Amazon Basin. **International Journal of Climatology**, Chichester, v. 38, n. 2, p. 1096-1104, 2017.

PARÁ. **Atlas de Integração Regional do Estado do Pará**. Belém: Secretaria de Estado de Integração, 2010. Disponível em: <https://bit.ly/3hB7CHm>. Acesso em: 10 ago. 2017.

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. **Lei nº 6.268, de 27 de dezembro de 1999**. Cria o Município de Mojuí dos Campos e dá outras providências. Belém, 1999. Disponível em: <https://bit.ly/3ID2ILy>. Acesso em: 25 abr. 2020.

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.

PASTRANA, M. E. *et al.* Spatial and statistical methodologies to determine the distribution of dengue in Brazilian municipalities and relate incidence with the Health Vulnerability Index. **Spatial and Spatio-temporal Epidemiology**, United Kingdom, v. 11, p. 143-51, 2014.

PBMC. **Contribuição do Grupo de Trabalho 1 ao Primeiro Relatório de Avaliação Nacional do Painel Brasileiro de Mudanças Climáticas**: base científica das mudanças climáticas. Rio de Janeiro: PBMC, 2013.

PEHIS-PA. **Plano Estadual de Habitação de Interesse Social – PEHIS**: síntese e atualização. Belém, 2014. Disponível em: <https://bit.ly/35JGYtg>. Acesso em: 25 set. 2020.

PENEREIRO, J. C. Climatic trends of temperatures and precipitation in Brazilian localities. **Acta Scientiarum. Technology**, Maringá, v. 42, n. 1, 2020.

PENEREIRO, J. C.; MESCHIATTI, M. C. Tendências em séries anuais de precipitação e temperaturas no Brasil. **Engenharia Sanitária e Ambiental**, Rio de Janeiro, v. 23 n. 2, 2018.

PEPIN, K. M. *et al.* Custo-efetividade de novo sistema de vigilância e controle de mosquitos, Brasil. **Emerging Infectious Diseases**, Atlanta, v. 19, n. 4, p. 542-550, 2013.

PEREDA, P. C. *et al.* Elementos climáticos e incidência de dengue: teoria e evidência para municípios brasileiros. *In*: ENCONTROS BRASILEIROS DE ECONOMETRIA, 33., 2011, Rio de Janeiro. **Anais [...]**. Rio de Janeiro: SBE, 2011. Disponível em: <https://bit.ly/3HEsJDs>. Acesso em: 1 jun. 2016.

PEREIRA, C. A. R. *et al.* Avaliação econômica dos casos de Dengue atribuídos ao desastre de 2011 em Nova Friburgo (RJ), Brasil. **Ciência & Saúde Coletiva**, Rio de Janeiro, v. 19, n. 9, p. 3693-3704, 2014.

PEREIRA, G. *et al.* Avaliação dos Dados de Precipitação Estimados pelo Satélite TRMM para o Brasil. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, Porto Alegre, v. 18, n. 3, p. 139-148, 2013.

PESSI, D. D. *et al.* Validação das estimativas de precipitação do satélite TRMM no Estado de Mato Grosso, Brasil. **Revista de Ciências Agrárias**, Lisboa, v. 42, n. 1, p. 81-90, 2019. Disponível em: <https://bit.ly/347fk94>. Acesso em: 11 jul. 2020.

PHAN, T. N. *et al.* Evaluation of MODIS land surface temperature products for daily air surface temperature estimation in northwest Vietnam. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 40, n. 14, p. 5544-5562, 2019.

PHAN, T. N.; KAPPAS, M. Application of MODIS land surface temperature data: a systematic literature review and analysis. **Journal of Applied Remote Sensing**, United States, v. 12, n. 4, 2018.

PINO, F. A. A questão da não normalidade: uma revisão. **Revista de Economia Agrícola**, São Paulo, v. 61, n. 2, p. 17-33, 2014. Disponível em: <https://bit.ly/3MbP7HE>. Acesso em: 25 ago. 2019.

PIRES, G. E. Análise da temperatura de superfície do estado do Tocantins a partir do uso de geotecnologias. **Revista Interface**, São Paulo, n. 10, p. 133-144, 2015.

PNUD/IPEA/FJP. **Atlas do Desenvolvimento Humano dos Municípios. Brasil**: Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento. Brasília, DF: Instituto de Pesquisa Econômica

Aplicada; Fundação João Pinheiro, 2017. Disponível em: <https://bit.ly/3tm57OR>. Acesso em: 5 fev. 2018.

POWELL JÚNIOR, T. W. J. History of domestication and spread of *Aedes aegypti* - A Review. **Memórias do Instituto Oswaldo Cruz**, Rio de Janeiro, v. 108, n. 1, p. 11-17, 2013.

QUINTÃO, A. F. *et al.* Social, Environmental, and Health Vulnerability to Climate Change: The Case of the Municipalities of Minas Gerais, Brazil. **Journal of Environmental and Public Health**, New York, 2017.

RAMOS, C. J. *et al.* Dengue in Latin America: Systematic Review of Molecular Epidemiological Trends. **PLOS Neglected Tropical Diseases**, San Francisco, v. 11, n. 1, 2017.

RIBEIRO-OLIVEIRA, J. P. *et al.* Transformação de dados: uma ferramenta subestimada pelo uso inadequado. **Acta Scientiarum Agronomy**, Maringá, v. 40, 2018. Disponível em: <https://bit.ly/3sC76zb>. Acesso em: 27 fev. 2021.

RIVAS, A. V. *et al.* Índice de Infestação Predial por *Aedes aegypti* e ocorrência de dengue no município de Foz do Iguaçu, Paraná, Brasil, de 2001 a 2016. **Revista da Sociedade Brasileira de Medicina Tropical**, Uberaba, v. 51, n. 1, p. 71-76, 2018. Disponível em: <https://bit.ly/3Kb8X4a>. Acesso em: 23 fev. 2021.

RODRÍGUEZ, R. C. *et al.* O fardo da doença da dengue e seus custos econômicos nas Américas: uma revisão sobre os países mais afetados. *In: Dengue Fever-a Resilient Threat in the Face of Innovation*. Londres: IntechOpen, 2018. p. 21-37.

ROSA-FREITAS, M. G. *et al.* Associations between dengue and combinations of weather factors in a city in the Brazilian Amazon. **Revista Panamericana de Salud Pública**, Washington, v. 20, n. 4, p. 256-267, oct. 2006.

S2ID. **Relatórios**. Brasília, DF: MDR, 2018. Disponível em: <https://bit.ly/3px46lW>. Acesso em: 5 mar. 2018.

SACCARO JUNIOR, N. L. *et al.* **Impacto do desmatamento sobre a incidência de doenças na Amazônia**. Brasília, DF: IPEA, 2015.

SALATI, E. *et al.* **Caracterização do clima atual e definição das alterações climáticas para o território brasileiro ao longo do Século XXI**. Brasília, DF: Ministério do Meio Ambiente (MMA), 2007.

SALEHI, S. *et al.* 2019. Trend analysis and change point detection of seasonal and annual precipitation in Iran. **International Journal of Climatology**, Chichester, v. 40, n. 1, p. 308-323, 2019.

SALLES, T. S. *et al.* History, epidemiology and diagnostics of dengue in the American and Brazilian contexts: a review. **Parasites & vectors** London, v. 11, n. 1, p. 264, 2018.

SALVIANO, M. F. *et al.* Q. Análise de Tendências em Dados de Precipitação e Temperatura no Brasil. **Revista Brasileira de Meteorologia**, São Paulo, v. 31, n. 1, p. 64-73, 2016.

SAN MARTÍN, J. L. *et al.* The epidemiology of dengue in the americas over the last three decades: a worrisome reality. **The American Journal of Tropical Medicine and Hygiene**, Mclean , v. 82, n. 1, 128-135, 2010.

SANTOS E SILVA, C. M. *et al.* Distribuição espacial da precipitação sobre o Rio Grande do Norte: estimativas via satélites e medidas por pluviômetros. **Revista Brasileira de Meteorologia**, São Paulo, v. 27, n. 3, p. 337-346, 2012.

SANTOS JÚNIOR, C. J.; SILVA, J. P. Epidemiologia, fatores climáticos e distribuição espacial da dengue em uma capital do Nordeste do Brasil. **Revista Brasileira de Climatologia**, Curitiba, v. 15, v. 25, p. 755-768, 2019.

SANTOS, M. R. S. *et al.* Spatiotemporal variation in the precipitation of the amazon coastal zone: use of remote sensing and multivariate analysis. **Revista Brasileira de Climatologia**, Curitiba, v. 25, 2019.

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.

SARTI, E. *et al.* A comparative study on active and passive epidemiological surveillance for dengue in five countries of Latin America. **International Journal of Infectious Diseases**, Hamilton, v. 44, p. 44-49, 2016.

SATYAMURTY, P. *et al.* Rainfall trends in the Brazilian Amazon Basin in the past eight decades. **Theoretical and Applied Climatology**, Wien, v. 99, n. 1-2, p. 139-148, 2010.

SCHUMANN, L. R. M. A.; MOURA, L. B. A. Índices Sintéticos de Vulnerabilidade: Uma Revisão Integrativa de Literatura. **Ciências & Saúde Coletiva**, Rio de Janeiro, v. 20, n. 7, p. 2105-2120, 2015.

SCNES. **Relatório**: histórico de cobertura. Brasília, DF: MS, 2017. Disponível em: <https://bit.ly/35iNIeh>. Acesso em: 25 ago. 2020.

SELCK, F. W. *et al.* An estimate of the global health care and lost productivity costs of dengue. **Vector-Borne and Zoonotic Diseases**, Larchmont, v. 14, n. 11, p. 824-826, 2014.

SERRÃO, E. A. O. *et al.* Avaliação Estatística entre as Estimativas de Precipitação da Constelação GPM Com Satélite TRMM: uma análise a Bacia Hidrográfica do Rio Solimões. **Revista Brasileira de Climatologia**, Curitiba, v. 18, n. 12, p. 256-275, 2016.

SHEPARD, D. S. *et al.* Economic impact of dengue illness in the Americas. **The American Society of Tropical Medicine and Hygiene**, Virginia, v. 84, p. 200–207, 2011.

SHEPARD, D. S. *et al.* The global economic burden of dengue: a systematic analysis. **The Lancet Infectious Diseases**, London, v. 16, n. 8, p. 935-41, 2016.

SHIM, E. Custo-efetividade dos programas de vacinação contra a dengue no Brasil. **The American Journal of Tropical Medicine and Hygiene**, Mclean, v. 96, n. 5, p. 1227-1234, may 2017.

SICHE, R. *et al.* Índices versus indicadores: precisões conceituais na discussão da sustentabilidade de países. **Ambiente & Sociedade**, Campinas, v. 10, n. 2, p. 137-148, 2007.

SILVA, A. M. *et al.* Modelagem geoestatística dos casos de dengue e da variação termopluviométrica em João Pessoa, Brasil. **Sociedade & Natureza**, Uberlândia, v. 27, n. 1, p. 157-169, 2015 Disponível em: <https://bit.ly/3MfPG3l>. Acesso em: 15 jan. 2021.

SILVA, F. A. *et al.* Perfil Soro Epidemiológico dos casos de dengue notificados no município de Belém/Pará. **Revista Científica Multidisciplinar Núcleo do Conhecimento**, Belém, v. 1, v. 4, n. 7, p. 75-85, 2016.

SILVA, F. S. *et al.* Relação geográfica entre índice de vulnerabilidade social e a transmissão da dengue: estudo de caso de Praia Grande, São Paulo. **Revista Espinhaço**, Diamantina, p. 39-48, 2018. Disponível em: <https://bit.ly/3tom4YW>. Acesso em: 15 jan. 2021.

SILVA, L. W. *et al.* Climatological and hydrological patterns and verified trends in precipitation and streamflow in the basins of Brazilian hydroelectric plants. **Theoretical and Applied Climatology**, Austria, v. 137, n. 1-2, p. 353-371, 2019.

SILVA, M. M. O. *et al.* Acurácia da Notificação de Dengue pelo Sistema Nacional de Vigilância, Brasil. **Emerging Infectious Diseases**, Atlanta, v. 22, n. 2, p. 336-339, 2016.

SILVA, M. N. A. *et al.* Determinação da homogeneidade e tendência das precipitações na bacia hidrográfica do Rio Tapajós. **Revista Brasileira de Meteorologia**, São José dos Campos, v. 33, n. 4, p. 665-675, 2018.

SILVA, M. R. *et al.* Vulnerability and climate change: socio-environmental analysis in a mesoregion of Amazonia. **Revista Ambiente & Água**, Taubaté, v. 12, n. 5, p. 842-854, 2017.

SILVA, P. N.; HELLER, L. O direito humano à água e ao esgotamento sanitário como instrumento para promoção da saúde de populações vulneráveis. **Ciências Saúde Coletiva**, Rio de Janeiro, v. 21, n. 6, p. 1861-1870, 2016.

SILVA, W. *et al.* Climatological and hydrological patterns and verified trends in precipitation and streamflow in the basins of Brazilian hydroelectric plants. **Theoretical and Applied Climatology**, Austria, v. 137, n. 1-2, p. 353-371, 2019.

SILVEIRA, A. B. G. Saúde Sem Banheiros? evolução da defecação a céu aberto e do acesso a banheiros no Brasil. **Revista de Política Pública**, São Luís, v. 20, n. 1, p.185-200, 2016.

SILVEIRA, R. N. P.O. *et al.* Indicadores sócio-econômico-ambiental: Cenários de três municípios brasileiros com presença de Usina Hidrelétrica, com ênfase ao município de

Altamira-Pará. *Revista Brasileira de Gestão Ambiental*. **Revista Brasileira de Gestão Ambiental**, Pombal, v. 11, n. 2, p. 82-89, 2017.

SIM. **Notificações registradas no Sistema de Informação de Mortalidade – Pará**. Brasília, DF: Ministério da Saúde, 2018. Disponível em: <https://bit.ly/3ptLOBW>. Acesso em: 17 jan. 2018.

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

SIQUEIRA, S. I. *et al.* A Relação da Incidência de Casos de Dengue com a Precipitação na Área Urbana de Belém-PA, 2007 a 2011, através de Modelos Multivariados de Séries Temporais. **Revista Brasileira de Meteorologia**, São Paulo, v. 33, n. 2, p. 380-389, 2018.

SNIS. **Municípios**. Brasília, DF, 2018b. Disponível em: <https://bit.ly/3vzN0rf>. Acesso em: 15 março. 2018.

SNIS. **Diagnóstico dos Serviços de Água e Esgotos - 2016**. Brasília, DF: SNSA/MCIDADES, 2018a.

SODRÉ, G. R. *et al.* Análise Quantitativa e Qualitativa Horária de Dados do Radar, TRMM e Estações Meteorológicas na Região Amazônica. **Revista Brasileira de Geografia Física**, Rio de Janeiro, v. 6, n. 1, p. 110-117, 2013.

SOUSA, A. M. L. *et al.* Variabilidade Espaço-Temporal da Precipitação na Amazônia Durante Eventos ENOS. **Revista Brasileira de Geografia Física**, Rio de Janeiro, v. 8, n. 1, p. 13-24, 2015.

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

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, S. S. *et al.* Associação entre incidência de dengue, pluviosidade e densidade larvária de *Aedes aegypti*, no Estado de Goiás. **Revista da Sociedade Brasileira de Medicina Tropical**, Uberaba, v. 43, n. 2, p. 152-155, 2010.

STANAWAY, J. D. *et al.* The global burden of dengue: an analysis from the Global Burden of Disease Study 2013. **The Lancet Infect Diseases**, London, v. 16, n. 6, p. 712-723, 2016.

STOLERMAN, L. M. *et al.* Previsão da dengue no Brasil: uma avaliação das condições climáticas. **PIOS One**, San Francisco, v. 14, n. 8, 2019.

SUAYA, J.A. *et al.* Cost of dengue cases in eight countries in the Americas and Asia: a prospective study. **The American Society of Tropical Medicine and Hygiene**, Virginia, v. 80, n. 5, p. 846-855, 2009.

TALIBERTI H, Z. P. *et al.* Direct costs of the dengue fever control and prevention program in 2005 in the city of São Paulo. **Revista Panamericana de Salud Pública**, New York, v. 27, n. 3, p. 175-180, 2010.

TAUIL, P. L. Prefácio. *In:* VALLE, D.; PIMENTA, D. N.; CUNHA, R. V. (org.). **Dengue: teorias e práticas**. Rio de Janeiro: Fiocruz, 2015.

TEICH, V. *et al.* Aedes aegypti e sociedade: o impacto econômico das arboviroses no Brasil/Aedes aegypti and society: the economic burden of arboviruses in Brazil. **Jornal Brasileiro de Economia da Saúde**, Rio de Janeiro, v. 9, n. 3, p. 267-276, 2017.

TEIXEIRA, M. G. *et al.* Dengue: twenty-five years since reemergence in Brazil. **Caderno Saúde Pública**, Rio de Janeiro, v. 25, p. S7-S18, 2009.

TEIXEIRA, M. G. *et al.* Epidemiologia e medidas de prevenção do Dengue. **Informe Epidemiológico do SUS**, Brasília, DF, v. 8, n. 4, p. 5-33, 1999.

TEIXEIRA, M. G. *et al.* Epidemiological trends of dengue disease in Brazil (2000–2010): a systematic literature, search and analysis. **PLOS Neglected Tropical Diseases**, San Francisco, v. 7, n. 12, 2013.

TIBÚRCIO, L. H.; CORRÊA, M. P. Análise Da Vulnerabilidade da Microrregião de Itajubá por Meio do IVG com Vistas à Mitigação dos Impactos Causados pelas Mudanças Climáticas. **Revista Ambiente e Sociedade**, São Paulo, v. 15, n. 3, p. 123-139, 2012.

TRAVASSOS DA ROSA, A. P. A. *et al.* Dengue Epidemic in Belém, Pará, Brazil, 1996–97. **Emerging Infectious Diseases**, Atlanta, v. 6, n. 3, p. 298-301, 2000.

TURNER, B. L. *et al.* A framework for vulnerability analysis in sustainability science. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, Washington, v. 100, n. 14, p. 8074-8079, 2003.

VALADARES, A. F. *et al.* Impacto da dengue em duas principais cidades do Estado do Tocantins: infestação e fator ambiental (2000 a 2010). **Revista Epidemiologia e Serviços de Saúde**, Brasília, DF, v. 22, n. 1, p. 59-66, 2013. Disponível em <https://bit.ly/3hwJeqq>. Acesso em: 15 jan. 2021.

VALENTE, M. *et al.* Prediction model for Quaruba (*Vochysia inundata ducke*) total volume via factor analysis and regression. **Revista Árvore**, Viçosa, v. 35, p. 307-317, 2011.

VALLEJO-BERNAL, S. M. *et al.* Ground Validation of TRMM 3B43 V7 Precipitation Estimates over Colombia. Part I: Monthly and Seasonal Timescales. **International Journal of Climatology**, Chichester, v. 41, n. 1, p. 1-24, 2020.

VALVERDE, M. C. A Interdependência entre Vulnerabilidade Climática e Socioeconômica na Região do ABC Paulista. **Revista Ambiente e Sociedade**, São Paulo, v. 20, n. 3, p. 39-60, 2017.

VAN PANHUIS, W. G. *et al.* Region-wide synchrony and traveling waves of dengue across eight countries in Southeast Asia. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, Washington, v. 112, n. 42, p. 13069-13074, 2015.

VANCUTSEM, C. *et al.* Evaluation of MODIS land surface temperature data to estimate air temperature in different ecosystems over Africa. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 114, n. 2, p. 449-465, 2010.

VASCONCELOS, V. V.; PINHO, C. M. DE D. Multivariate Geovisualization of Dengue, Zika and Chikungunya Cases in Brazil: a Didactic Experience. **Hygeia: Revista Brasileira de Geografia Médica e da Saúde**, Brasília, DF, v. 13, n. 25, p. 91-106, 2017.

VIANA, D. R. Variabilidade sazonal da precipitação na região sul do Brasil. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE AGROMETEOROLOGIA, 17., 2011, Guarapari. **Anais [...]**. Guarapari: Sbagro, 2011. p. 1-5. Disponível em: <https://bit.ly/35kABwT>. Acesso em: 25 nov. 2018.

VINCENT, K. Creating an index of social vulnerability to climate change for Africa. **Tyndall Centre for Climate Change Research, Working Paper**, London, v. 56, n. 41, p. 1-50, 2004. Disponível em: <https://bit.ly/3C6gYEF>. Acesso em: 5 out. 2017.

WAN, Z. **Coleção-5 MODIS - Guia do Usuário dos Produtos de Temperatura da Superfície Terrestre**. California, 2006. Disponível em: <https://bit.ly/3IDzN19>. Acesso em: 24 jan. 2016.

WAN, Z. *et al.* Quality assessment and validation of the global land surface temperature. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 25, n. 1, p. 261-274, 2004.

WATTS, D. M. *et al.* Effect of temperature on the vector efficiency of *Aedes aegypti* for dengue 2 virus. **The American Journal of Tropical Medicine and Hygiene**, Mclean, v. 36, n. 1, p. 143-152, 1987.

WATTS, M. J. *et al.* Influência de fatores socioeconômicos, demográficos e climáticos na distribuição regional da dengue nos Estados Unidos e no México. **International Journal of Health Geographics**, United Kingdom, v. 19, n. 1, 2020.

WHO. **Dengue control: dengue**. Geneva, 2016. Disponível em: <https://bit.ly/3pyvnEl>. Acesso em: 5 nov. 2017.

WHO. **Dengue haemorrhagic fever: diagnosis, treatment, prevention and control**. 2nd. ed. Geneva: World Health Organization, 1999. Disponível em: <https://bit.ly/3KfYmF9>. Acesso em: 20 out. 2016.

WHO. **Dengue: diretrizes para diagnóstico, tratamento, prevenção e controle**. Geneva: World Health Organization, 2009. Disponível em: <https://bit.ly/3vA8Drx>. Acesso em: 20 out. 2016.

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

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

WHO. **Global vector control response 2017-2030**. Geneva: World Health Organization, 2017. Disponível em: <https://bit.ly/3KbonoP>. Acesso em: 15 jan. 2020.

WHO. **OMS Dengue**: diretriz para Diagnóstico, Tratamento, Prevenção e Controle. Geneva, 2009. Disponível em: <https://bit.ly/3C6OfzD>. Acesso em: 20 out. 2016.

WHO. **Working Group Report on Dengue**. Geneva: World Health Organization, 2007. Disponível em: <https://bit.ly/3pyv7W6>. Acesso em: 5 out. 2017.

WHO/UNICEF. **Progress on sanitation and drinking water: 2015 update and MDG assessment**. New York: World Health Organization (WHO) and the United Nations Children's Fund (UNICEF). Geneva: 2015. Disponível em: <https://uni.cf/3MlbQB1>. Acesso em: 10 ago. 2017.

XAVIER, A. C.. *et al.* Daily gridded meteorological variables in Brazil (1980-2013). **International Journal of Climatology**, Chichester, v. 36, n. 6, p. 2644-2659, 2016.

XIONG, X. *et al.* Terra MODIS: 20 years of on-orbit calibration and performance. **Journal of Applied Remote Sensing**, Unites States, v. 14, n. 3, 2019.

YANG, H. M. *et al.* Assessing the effects of temperature on dengue transmission. **Epidemiology & Infection**, Cambridge, v. 137, n. 8, p. 1179-1187, 2009.

YANG, Y. Z. *et al.* Evaluation of MODIS Land Surface Temperature Data to Estimate Near-Surface Air Temperature in Northeast China. **Remote Sensing**, New York, v. 9, n. 5, p. 410, 2017.

YOHE, G.; TOL, R. S. J. Indicators for social and economic coping capacity—moving toward a working definition of adaptive capacity. **Global Environmental Change**, Guildford, v. 12, n. 1, p. 25-40, 2002.

ZAMBRANO, F. *et al.* Avaliando conjuntos de dados históricos de precipitação de longo prazo derivados de satélite para monitoramento de secas no Chile. **Atmospheric Research**, Amsterdam, v. 186, p. 26-42, 2017.

ZARA, A. L. S. A. *et al.* Estratégias de controle do *Aedes aegypti*: uma revisão. **Epidemiologia e Serviços de Saúde**, Brasília, DF, v. 25, n. 2, p. 391-404, 2016.

ZENG, L. *et al.* Estimation of Daily Air Temperature Based on MODIS Land Surface Temperature Products over the Corn Belt in the US. **Remote Sensing**, New York, v. 7, n. 1, p. 951-970, 2015.

ZHANG, W. *et al.* Temporal and spatial variability of annual extreme water level in the Pearl River Delta region, China. **Global and Planetary Change**, New York, v. 69, p. 35-47. 2009.

ZHOU, Z. *et al.* Multidimensional evaluation of the TRMM 3B43V7 satellite-based precipitation product in mainland China from 1998-2016. **PeerJ**, California, v. 8, 2020.

APÊNDICE A – Solicitação de dados secundários na base de dados da Secretaria Estadual de Saúde do estado do Pará, Departamento de Controle de Vetores da Secretaria de Estado da Saúde do Pará (Ofício 004/2017- SESP/PA)



SERVIÇO PÚBLICO FEDERAL
MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL

Ofício Nº 004/2017 - PPGEC/ITEC/UFFPA

Belém, 04 de agosto de 2017.

A Sua Senhoria, o senhor
Amiraldo da Silva Pinheiro
Diretor do Departamento de Epidemiologia da Secretaria de Estado da Saúde do Pará (SESPA)

Assunto: Solicitação de informações para desenvolvimento de pesquisa de doutorado

Senhor Coordenador,

O Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil da Universidade Federal do Pará está trabalhando em uma pesquisa sobre Doenças Relacionadas ao Saneamento Ambiental Inadequado (DRSAI), a qual faz parte do Projeto de Tese de Doutorado da discente Luíza de Nazaré Almeida Lopes, nº de matrícula no doutorado: 201512380006, sob a orientação da Profa. Dra. Luíza Carla Girard Mendes Teixeira.

O estudo sobre DRSAI objetiva elaborar uma série histórica de 16 (dezesesseis) anos com os dados notificados de 19 (dezenove) doenças infecto parasitárias de importância epidemiológica nos 144 municípios do estado do Pará, visando analisar o comportamento temporal e espacial dessas doenças e a intrínseca relação com o acesso aos serviços de saneamento básico.

Por esta razão, solicitamos a disponibilização de informações referentes ao número de casos registrados ou a incidência das Doenças Relacionadas ao Saneamento Ambiental Inadequado (DRSAI) nos municípios



Instituto de Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil
PGITEC - 1º andar - Sala 108
Avenida Augusto Correa, nº 01 - Guamá - Belém - PA - CEP: 66075-110
Tel: +55 (91) 3201-8859 E-mail: ppgec@ufpa.br
http://www.ppgec.propesp.ufpa.br



SERVIÇO PÚBLICO FEDERAL
MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL

paraenses, no período de 2000 a 2016, sendo que algumas são de notificação compulsória nacional, de acordo com a Portaria GM/MS nº 204, de 17 de fevereiro de 2016. As doenças consideradas no estudo como DRSAI são: diarreia, febre entérica (tifoide e paratifoide), hepatite aguda A, cólera, dengue, zika, ~~chikungunya~~, febre amarela, leishmaniose (tegumentar e visceral), malária, doenças de Chagas, filariose linfática, esquistossomose, leptospirose, tracoma, conjuntivite, micose superficial, helmintíase e teníase.

Certos de contar com vossa colaboração, colocamo-nos à disposição para quaisquer informações que julgar necessárias pelo telefone (94) 98125-4629 ou e-mail: luiza.lopes@ufpa.edu.br ou llopes_eng@hotmail.com.

Desde já agradecemos o apoio da SESP/PA no desenvolvimento da ciência nacional, especificamente de nossa região tão carente de estudos.








Atenciosamente,

Prof. Dr. Dênio Ramam Carvalho de Oliveira
Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil
Portaria nº 3397/2015
PPGEC - ITEC - UFFPA



Instituto de Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil
PGITEC - 1º andar - Sala 108
Avenida Augusto Correa, nº 01 - Guamá - Belém - PA - CEP: 66075-110
Tel: +55 (91) 3201-8859 E-mail: ppgec@ufpa.br
http://www.ppgec.propesp.ufpa.br

APÊNDICE B – Solicitação de dados secundários na base de dados do Ministério da Saúde (Sistema Eletrônico do Serviço de Informação ao Cidadão pelo site <https://esic.cgu.gov.br>)

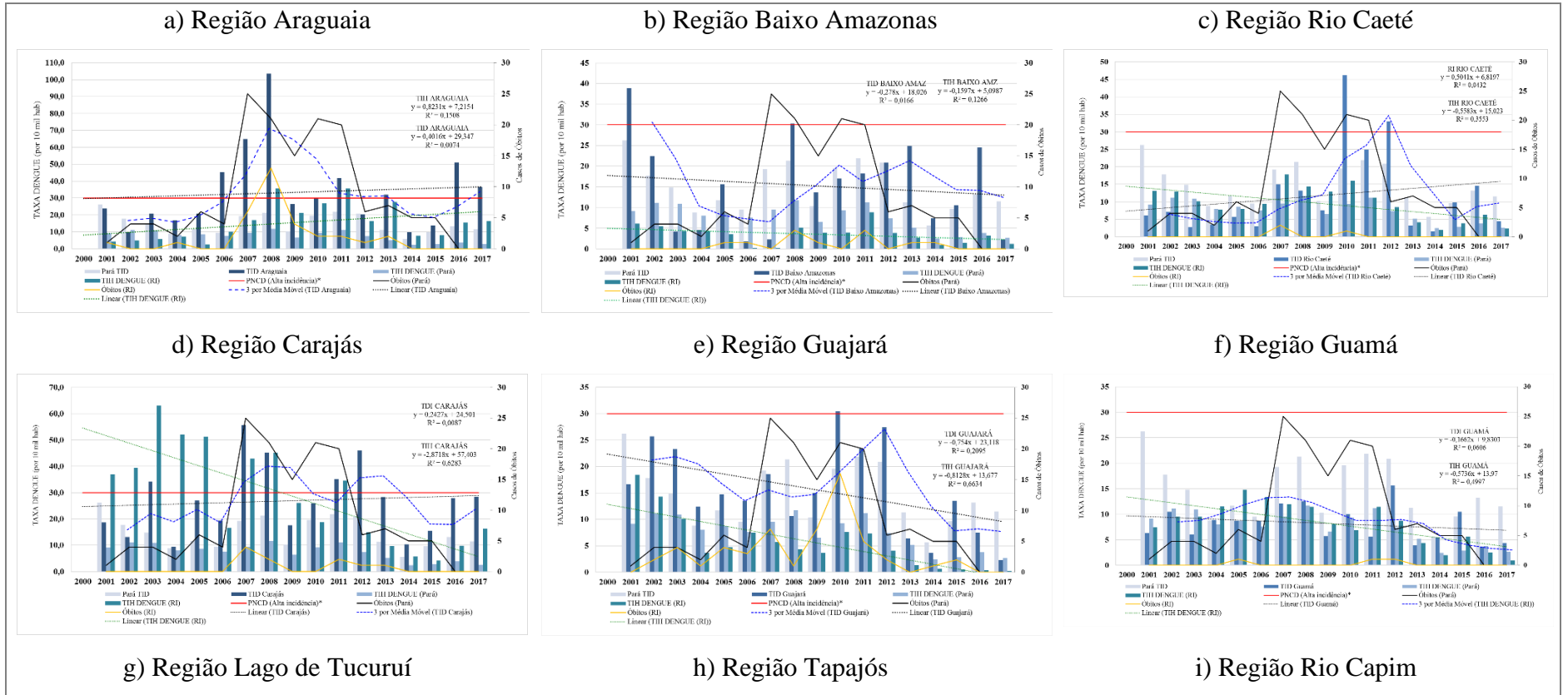
Ações	Protocolo	Órgão Superior	Órgão Vinculado	Data de Abertura	Prazo de Atendimento	Situação	Data da Resposta	Nome do Solicitante
 (https://esic.cgu.gov.br/sistema/Pedido/DetailhePedido.aspx?id=0TL4ooMvxhc=)	03950000912201959	ME - Ministério da Economia	IBGE – Fundação Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística	18/03/2019 09:51	18/04/2019	Respondido	11/04/2019 09:37	LUIZA DE NAZARÉ ALMEIDA LOPES (mailto:luiza.lopes@ifpa.edu.br)
 (https://esic.cgu.gov.br/sistema/Pedido/DetailhePedido.aspx?id=rDOzL9YrUjs=)	23480026092201835	ME - Ministério da Economia	IBGE – Fundação Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística	09/11/2018 15:18	22/05/2019	Respondido	22/05/2019 11:23	LUIZA DE NAZARÉ ALMEIDA LOPES (mailto:luiza.lopes@ifpa.edu.br)
 (https://esic.cgu.gov.br/sistema/Pedido/DetailhePedido.aspx?id=lOhMP0uh/FFA=)	23480026093201880	MS – Ministério da Saúde	-	09/11/2018 15:40	27/05/2019	Respondido	27/05/2019 10:00	LUIZA DE NAZARÉ ALMEIDA LOPES (mailto:luiza.lopes@ifpa.edu.br)
 (https://esic.cgu.gov.br/sistema/Pedido/DetailhePedido.aspx?id=zk2pQtrhm6l=)	25820007274201834	MS – Ministério da Saúde	-	14/11/2018 19:06	10/12/2018	Respondido	10/12/2018 10:38	LUIZA DE NAZARÉ ALMEIDA LOPES (mailto:luiza.lopes@ifpa.edu.br)
 (https://esic.cgu.gov.br/sistema/Pedido/DetailhePedido.aspx?id=xntAxYhmMx4=)	25820001863201990	MS – Ministério da Saúde	-	08/03/2019 13:03	01/04/2019	Respondido	01/04/2019 12:27	LUIZA DE NAZARÉ ALMEIDA LOPES (mailto:luiza.lopes@ifpa.edu.br)
 (https://esic.cgu.gov.br/sistema/Pedido/DetailhePedido.aspx?id=rsVFIg3/B/M=)	25820001864201934	MS – Ministério da Saúde	-	08/03/2019 13:10	01/04/2019	Respondido	01/04/2019 13:51	LUIZA DE NAZARÉ ALMEIDA LOPES (mailto:luiza.lopes@ifpa.edu.br)
 (https://esic.cgu.gov.br/sistema/Pedido/DetailhePedido.aspx?id=1TFZINjWyB8=)	59017000339201998	MDR - Ministério do Desenvolvimento Regional	-	27/05/2019 19:04	17/06/2019	Em Tramitação	-	LUIZA DE NAZARÉ ALMEIDA LOPES (mailto:luiza.lopes@ifpa.edu.br)

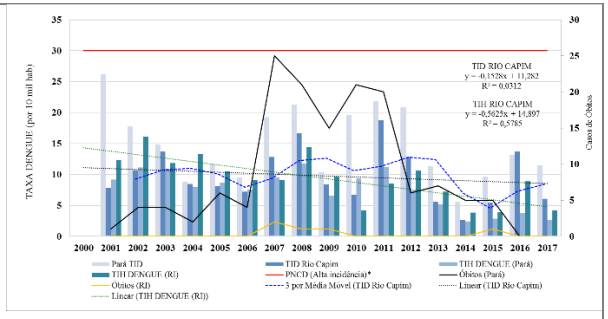
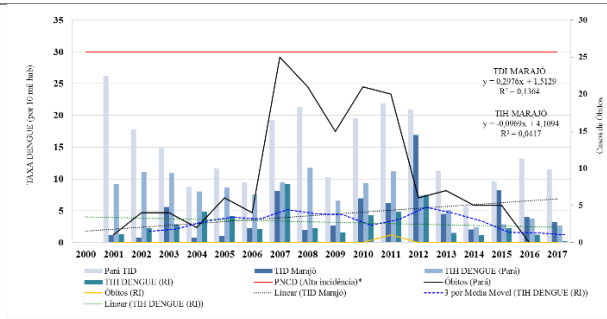
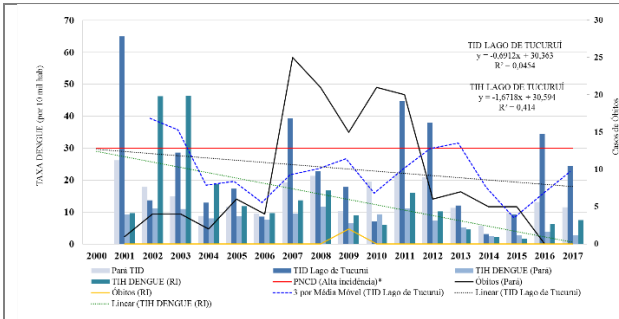
APÊNDICE C – Taxa de Incidência de Dengue (TID), Taxa de Internação (TIH) e óbitos detalhado por regiões de integração do Pará, no período que compreende 2001 a 2017.

TID DENGUE (por 10 mil hab.)	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	MÉD.	MÁX.	MIN.
BRASIL	22,4	40,2	15,8	4,0	8,2	14,3	27,2	29,6	21,5	51,7	35,8	30,0	71,3	29,3	83,2	73,5	11,5	29,3	83,2	4,0
REGIÃO NORTE	39,2	15,0	20,8	13,4	17,7	13,8	25,2	31,4	36,7	61,6	71,0	25,9	28,7	28,2	18,4	21,7	12,1	25,2	71,0	13,4
PARÁ	26,2	17,8	14,8	8,8	11,7	9,5	19,3	21,3	10,3	19,6	21,9	20,9	11,3	5,7	9,6	13,2	11,5	13,2	26,2	5,7
Araguaia	23,9	9,6	20,7	16,8	20,8	45,3	64,9	103,4	26,5	30,2	41,9	20,3	32,0	9,7	13,7	51,1	36,5	26,5	103,4	9,6
Baixo Amazonas	38,9	22,4	4,2	4,6	15,6	1,7	2,3	30,3	13,6	17,0	18,3	20,8	24,9	7,4	10,5	24,5	2,2	15,6	38,9	1,7
Carajás	18,6	13,2	34,2	9,3	27,1	19,4	55,6	45,2	17,6	25,9	35,1	46,0	28,3	10,3	15,5	28,0	28,4	27,1	55,6	9,3
Guajará	16,6	25,7	23,3	12,4	14,7	13,5	18,6	10,6	15,0	30,4	23,4	27,4	6,3	3,7	13,5	7,5	2,3	14,7	30,4	3,7
Guamá	6,3	10,5	6,1	8,9	8,7	8,7	12,1	12,5	5,7	10,0	5,6	15,7	3,9	5,5	10,5	3,7	4,4	8,7	15,7	3,7
Lago de Tucuruí	64,9	13,7	28,5	12,9	17,2	8,6	39,3	22,8	17,8	7,0	44,7	38,0	12,0	3,1	9,3	34,5	24,3	17,8	64,9	3,1
Marajó	1,2	0,7	5,6	0,7	1,0	2,3	8,1	1,9	2,7	7,0	6,2	16,9	4,5	2,0	8,2	4,1	3,2	3,2	16,9	0,7
Rio Caeté	6,0	7,1	2,7	3,5	5,7	3,0	15,1	13,2	7,6	46,2	24,9	33,0	3,2	1,6	9,9	14,6	4,4	7,1	46,2	1,6
Rio Capim	7,8	10,7	13,8	8,5	8,1	7,2	12,8	16,7	8,4	6,7	18,8	12,8	5,6	2,6	5,5	13,7	6,1	8,4	18,8	2,6
Tapajós	0,6	33,5	16,0	1,3	6,1	19,6	35,4	32,2	22,1	45,8	37,1	14,5	37,2	5,9	10,4	38,8	6,3	19,6	45,8	0,6
Tocantins	16,0	20,0	14,4	6,6	15,2	11,0	8,0	9,4	5,0	9,3	8,9	7,4	2,0	2,0	2,0	3,6	2,8	8,0	20,0	2,0
Xingu	0,4	1,0	3,0	1,2	8,6	2,8	2,3	12,0	13,6	44,3	41,1	44,2	36,3	73,4	44,3	15,0	32,1	13,6	73,4	0,4
MÉDIA	11,9	11,9	14,1	7,5	11,7	8,7	13,9	14,9	13,6	21,5	24,2	20,5	9,2	4,6	10,4	14,8	5,2	-	-	-
MÁXIMO	64,9	33,5	34,2	16,8	27,1	45,3	64,9	103,4	26,5	46,2	44,7	46,0	37,2	73,4	44,3	51,1	36,5	-	-	-
MINÍMO	0,4	0,7	2,7	0,7	1,0	1,7	2,3	1,9	2,7	6,7	5,6	7,4	2,0	1,6	2,0	3,6	2,2	-	-	-
TIH DENGUE (por 10 mil hab.)	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	MÉD.	MÁX.	MIN.
BRASIL	1,4	3,2	3,1	1,2	1,8	1,7	2,9	4,1	2,8	5,0	4,2	2,7	3,2	1,8	3,4	3,1	1,0	2,9	5,0	1,2
REGIÃO NORTE	5,1	6,2	6,2	4,7	5,7	4,6	6,7	8,9	7,4	10,4	9,4	5,7	5,4	3,0	3,0	3,2	1,9	5,7	10,4	3,0
PARÁ	9,2	11,1	10,9	8,0	8,7	7,6	9,5	11,8	6,5	9,3	11,2	7,4	5,1	2,4	2,8	3,8	2,7	8,0	11,8	2,4
Araguaia	4,3	4,8	5,7	7,2	2,5	10,0	17,0	35,7	21,3	26,8	35,5	16,4	27,6	7,9	8,2	15,5	16,3	15,5	35,7	2,5
Baixo Amazonas	6,1	5,5	4,3	4,3	3,5	0,2	0,2	5,2	3,9	3,9	8,8	3,8	2,7	1,0	1,5	3,3	1,2	3,8	8,8	0,2
Carajás	37,1	39,4	63,1	52,0	51,2	16,7	42,8	45,1	26,0	18,8	34,6	15,0	9,7	5,8	4,2	9,9	16,3	26,0	63,1	4,2
Guajará	18,4	14,3	10,1	3,6	4,7	7,5	5,7	4,3	3,6	7,6	7,3	4,1	1,3	0,6	0,5	0,4	0,3	4,3	18,4	0,4

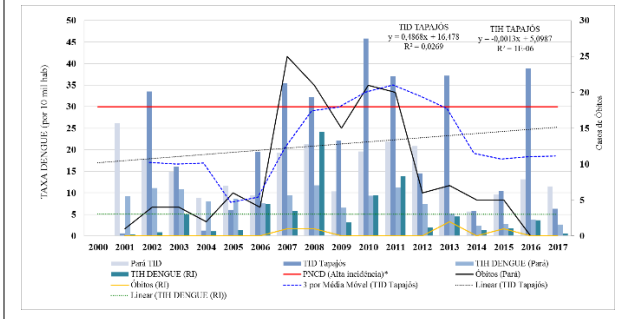
Guamá	7,5	9,5	9,5	11,5	14,8	13,4	12,0	11,4	8,1	6,8	11,4	8,7	4,4	2,0	5,6	2,5	1,0	8,7	14,8	2,0
Lago de Tucuruí	9,6	46,3	46,4	18,6	11,8	9,7	13,6	16,8	8,9	6,1	16,0	10,2	4,5	2,3	1,6	6,1	7,5	9,7	46,4	1,6
Marajó	1,3	2,2	2,9	4,8	4,2	2,1	9,2	2,3	1,6	4,3	4,8	7,5	1,5	1,1	2,2	1,2	0,2	2,2	9,2	1,1
TID Rio Caeté	13,1	12,9	10,1	7,8	7,9	9,3	17,8	14,4	12,9	16,0	11,2	8,5	4,1	2,0	3,9	6,3	2,3	9,3	17,8	2,0
Rio Capim	12,3	16,1	11,9	13,3	10,5	9,1	9,1	14,4	9,6	4,1	8,5	10,7	7,2	3,9	3,9	8,9	4,2	9,1	16,1	3,9
Tapajós	0,4	0,8	5,1	1,1	1,4	7,4	5,8	24,2	3,1	9,5	13,9	2,0	4,5	1,3	1,7	3,7	0,5	3,1	24,2	0,4
Tocantins	8,7	9,9	8,5	4,2	9,3	5,9	5,4	7,4	3,9	6,3	6,3	4,1	2,0	0,6	0,8	1,0	0,6	5,4	9,9	0,6
Xingu	0,3	0,2	0,5	0,3	0,2	2,3	0,3	0,5	4,8	30,0	26,1	17,6	27,1	13,5	15,0	6,1	4,6	4,6	30,0	0,2
MÉDIA	8,1	9,7	9,0	6,0	6,3	8,3	9,1	12,9	6,5	7,2	11,3	8,6	4,5	2,0	3,1	4,9	1,7	-	-	-
MÁXIMO	37,1	46,3	63,1	52,0	51,2	16,7	42,8	45,1	26,0	30,0	35,5	17,6	27,6	13,5	15,0	15,5	16,3	-	-	-
MINÍMO	0,3	0,2	0,5	0,3	0,2	0,2	0,2	0,5	1,6	3,9	4,8	2,0	1,3	0,6	0,5	0,4	0,2	-	-	-
Óbidos -DENGUE SINAN	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	MÉD.	MÁX.	MIN.
BRASIL	49	152	89	19	78	145	303	487	386	688	519	311	633	483	1012	710	188	311	1012	19
NORTE	4	5	10	4	11	12	40	39	47	69	46	21	33	19	21	5	7	19	69	4
PARÁ	1	4	4	2	6	4	25	21	15	21	20	6	7	5	5	0	0	5	25	0
Araguaia	1	0	0	1	0	0	6	13	4	2	2	1	2	0	0	0	0	1	13	0
Baixo Amazonas	0	0	0	0	1	1	0	3	1	0	3	0	1	1	0	0	0	0	3	0
Carajás	0	0	0	0	0	0	4	2	0	0	2	1	1	0	0	0	0	0	4	0
Guajará	0	2	4	1	4	3	7	1	7	16	5	2	0	1	2	0	0	2	16	0
Guamá	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0
Lago de Tucuruí	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0
Marajó	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0
Rio Caeté	0	0	0	0	0	0	2	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0
Rio Capim	0	0	0	0	0	0	2	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	2	0
Tapajós	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	2	0	1	0	0	0	2	0
Tocantins	0	2	0	0	0	0	3	0	0	0	2	0	0	1	0	0	0	0	3	0
Xingu	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	4	1	1	2	1	0	0	0	4	0
MÉDIA	0	0	0	0	0	0	2	1	0	0	2	0	0	0	0	0	0	-	-	-
MÁXIMO	1	2	4	1	4	3	7	13	7	16	5	2	2	2	2	0	0	-	-	-
MINÍMO	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-	-	-

APÊNDICE D – Taxa de incidência de dengue, Taxa de internação e óbitos detalhado por regiões de integração do Pará, no período que compreende 2001 a 2017.

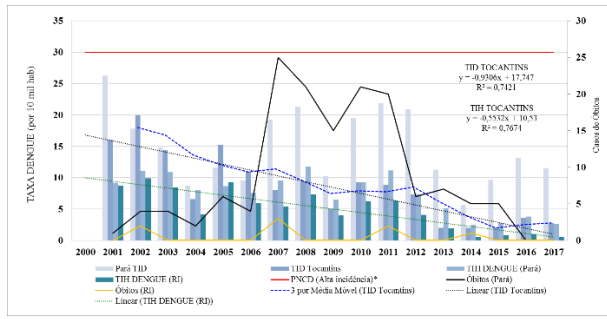




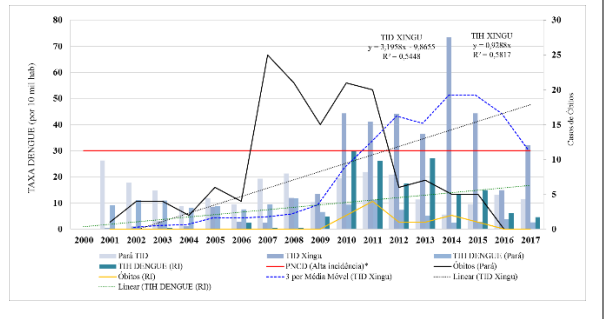
j) Região Tapajós



l) Região Tocantins

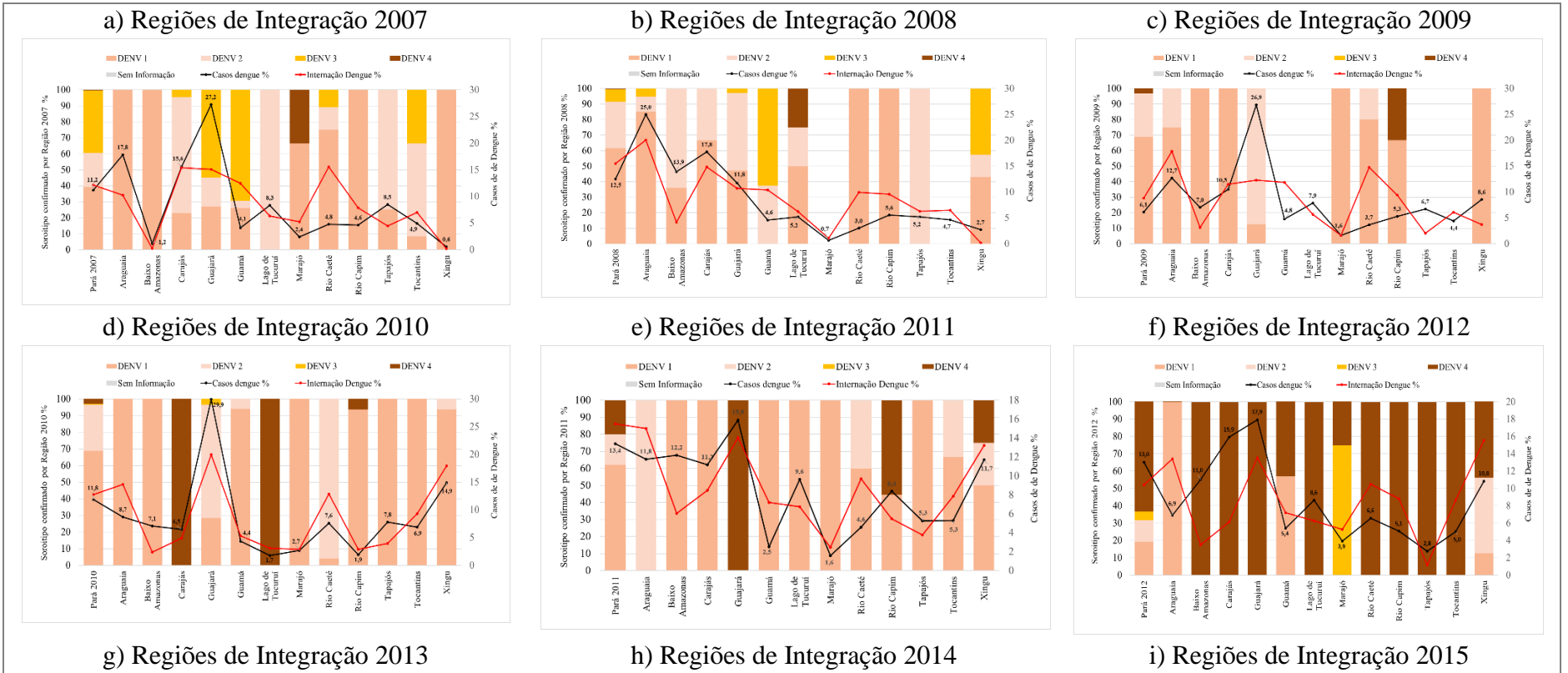


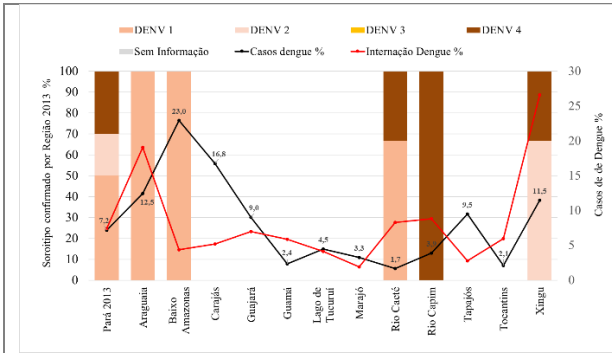
m) Região Xingu



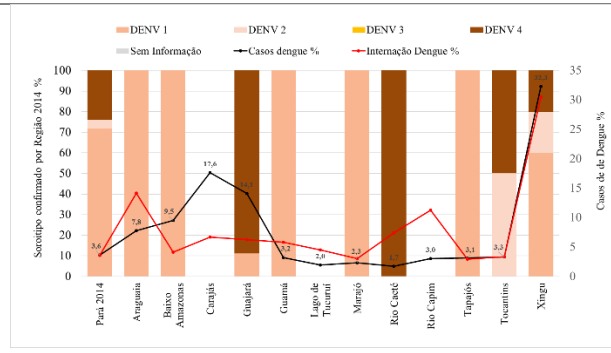
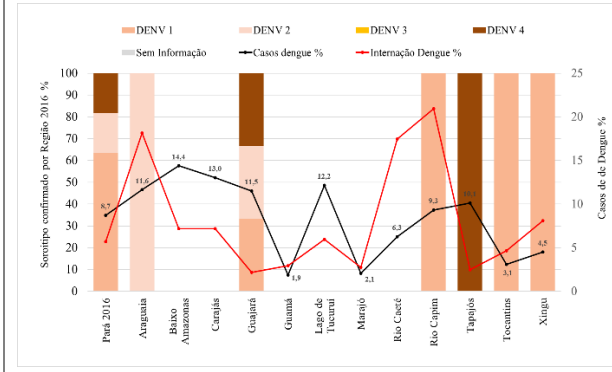
*Taxa de incidência dengue (por 10.000 hab.)
 PNCD: alta incidência (30 casos ou mais por 10 mil hab.).

APÊNDICE E – Distribuição anual dos sorotipos circulantes da dengue por região de integração, no período 2007 a 2017.

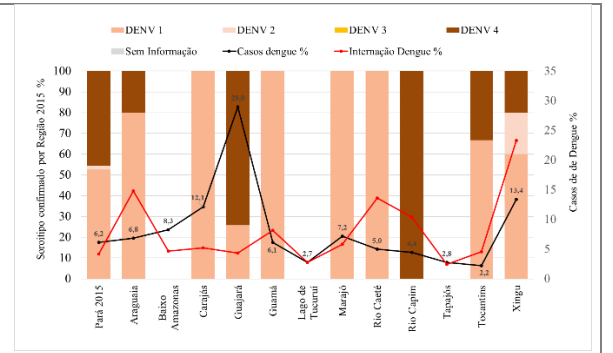
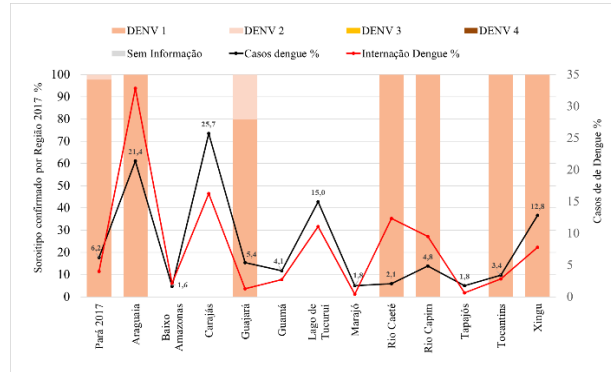




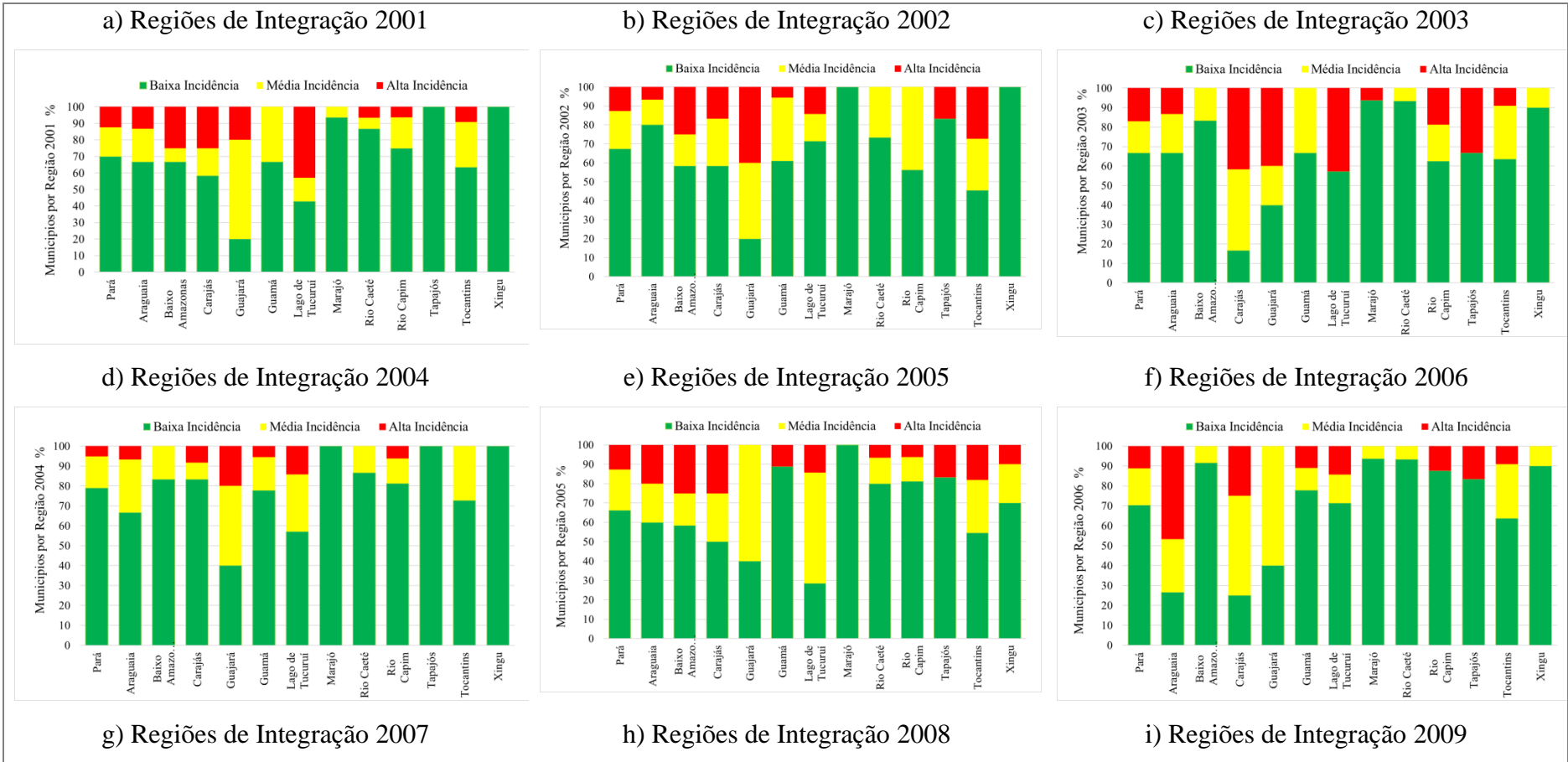
j) Regiões de Integração 2016

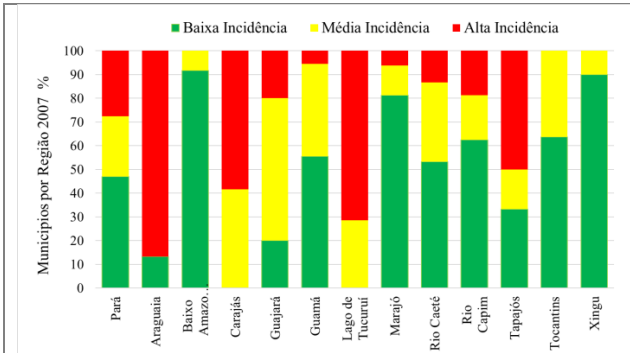


l) Regiões de Integração 2017

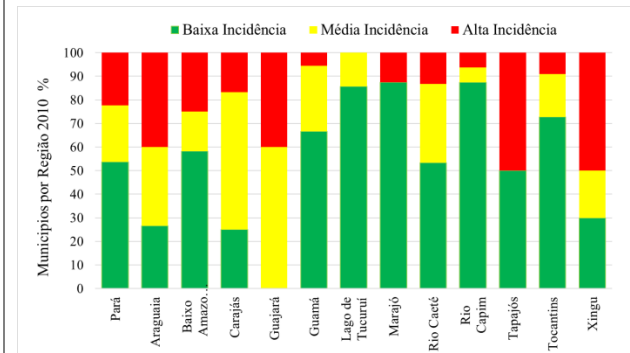


APÊNDICE F – Frequência de classificação da taxa de incidência média da dengue por região de integração, no período 2001 a 2017.

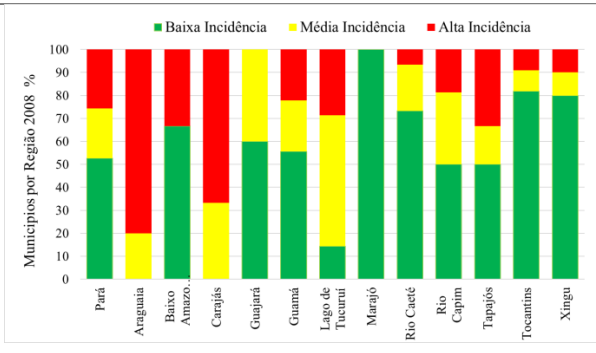




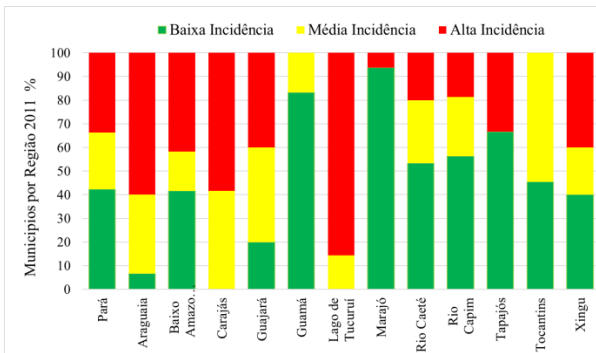
j) Regiões de Integração 2010



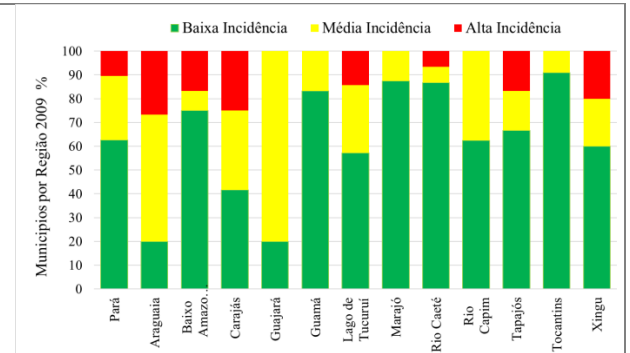
n) Regiões de Integração 2013



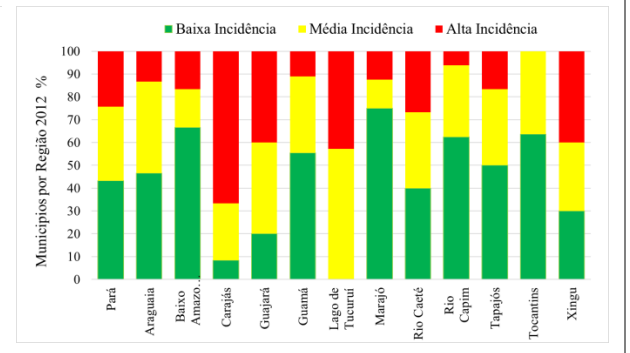
l) Regiões de Integração 2011



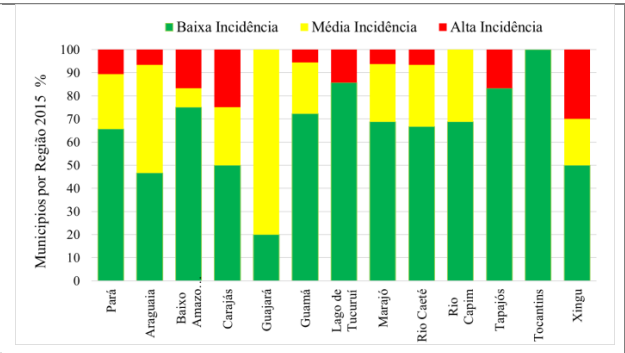
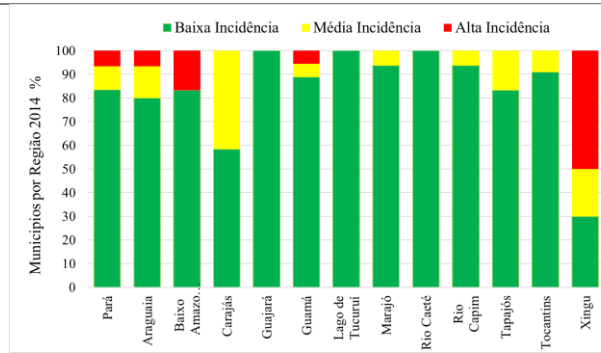
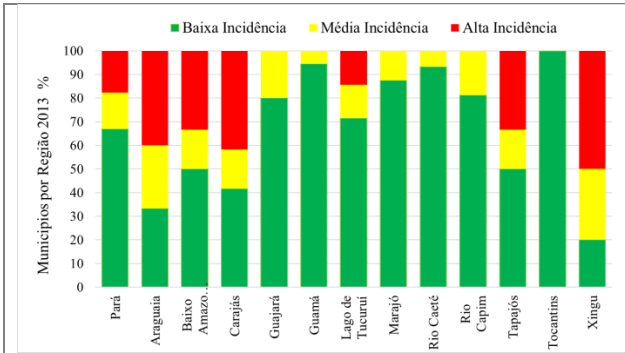
o) Regiões de Integração 2014



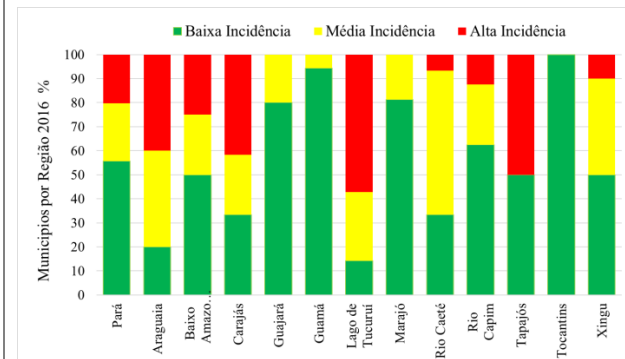
m) Regiões de Integração 2012



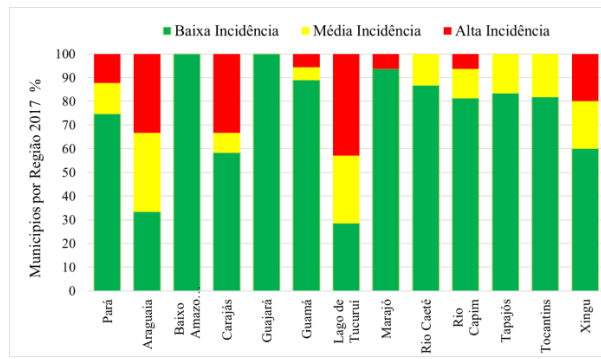
p) Regiões de Integração 2015



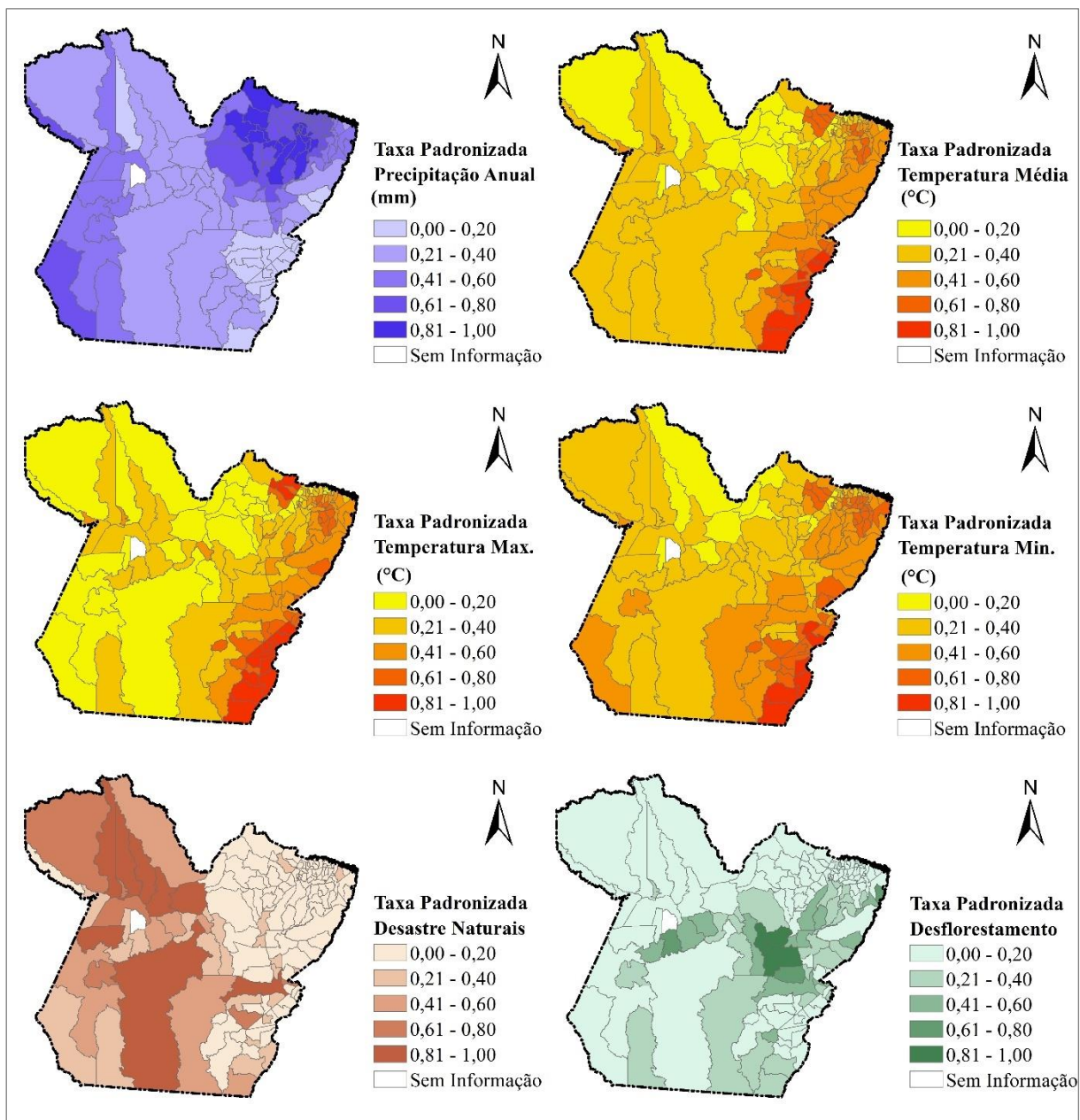
q) Regiões de Integração 2016



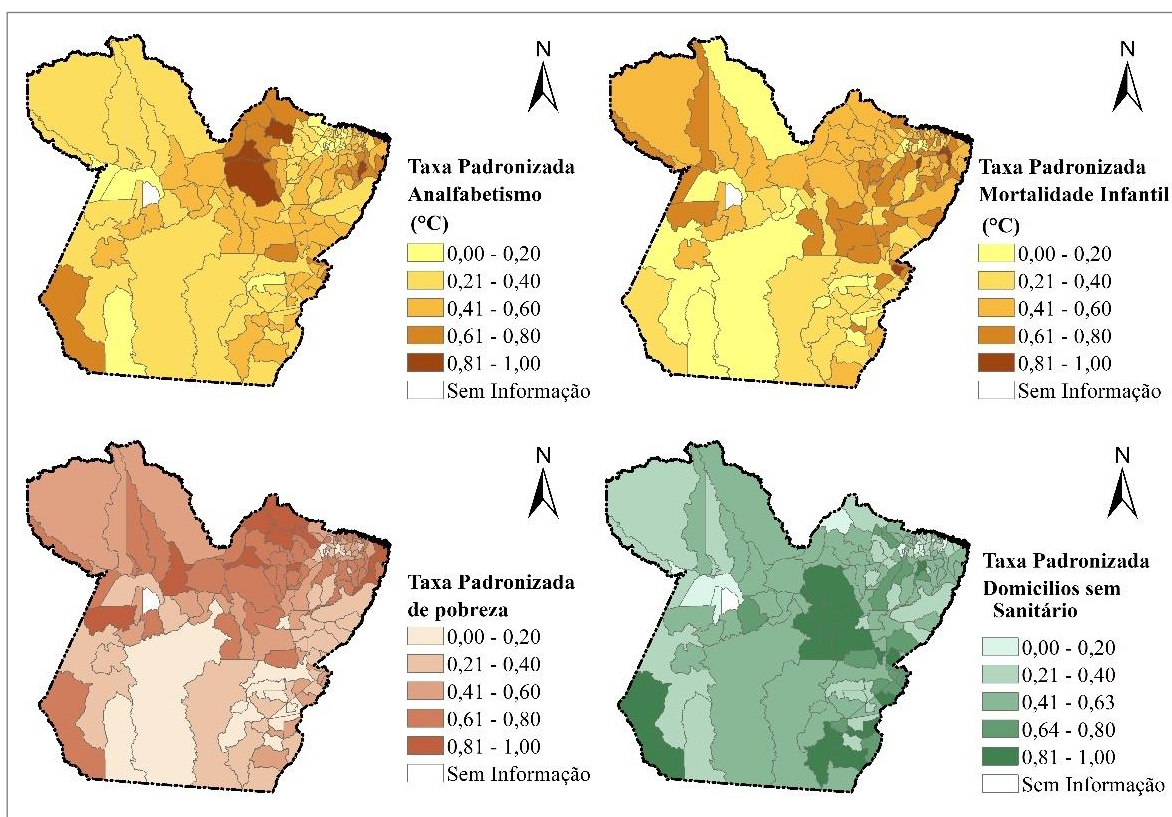
r) Regiões de Integração 2017

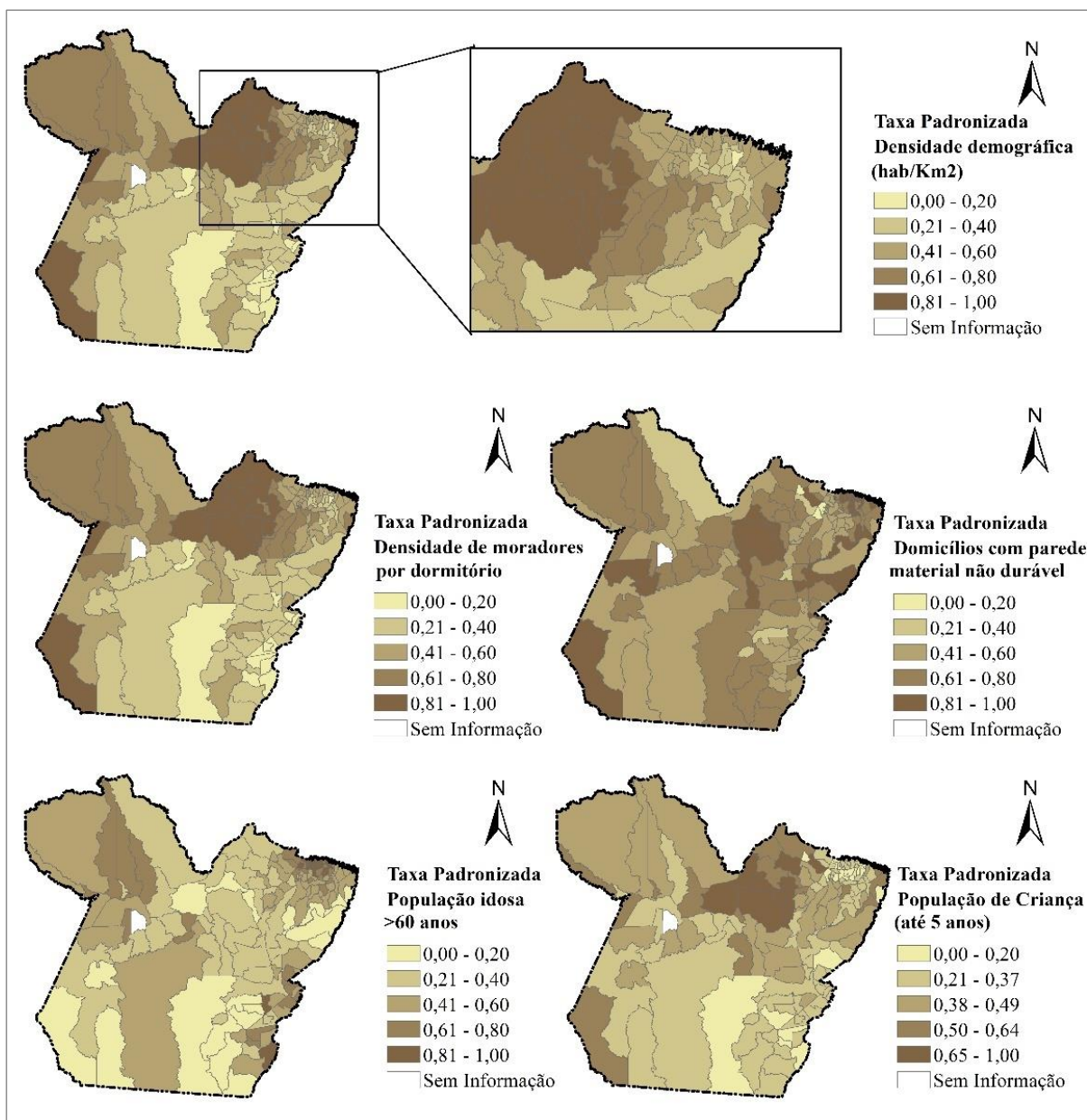


APÊNDICE G – Variáveis de exposição padronizadas utilizada na construção do modelo do Índice de Vulnerabilidade Socioambiental, no período que compreende 2007 a 2017.

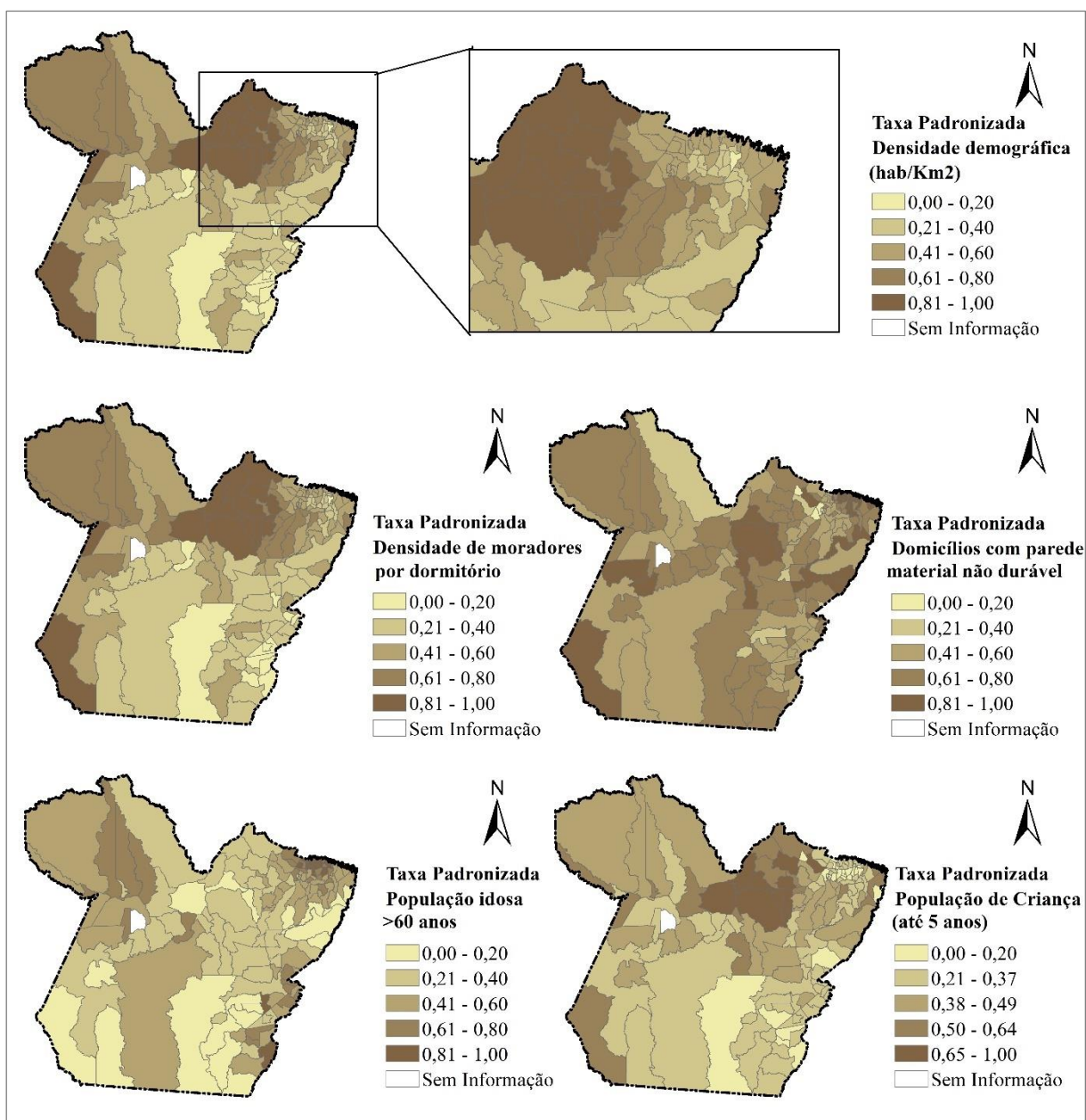


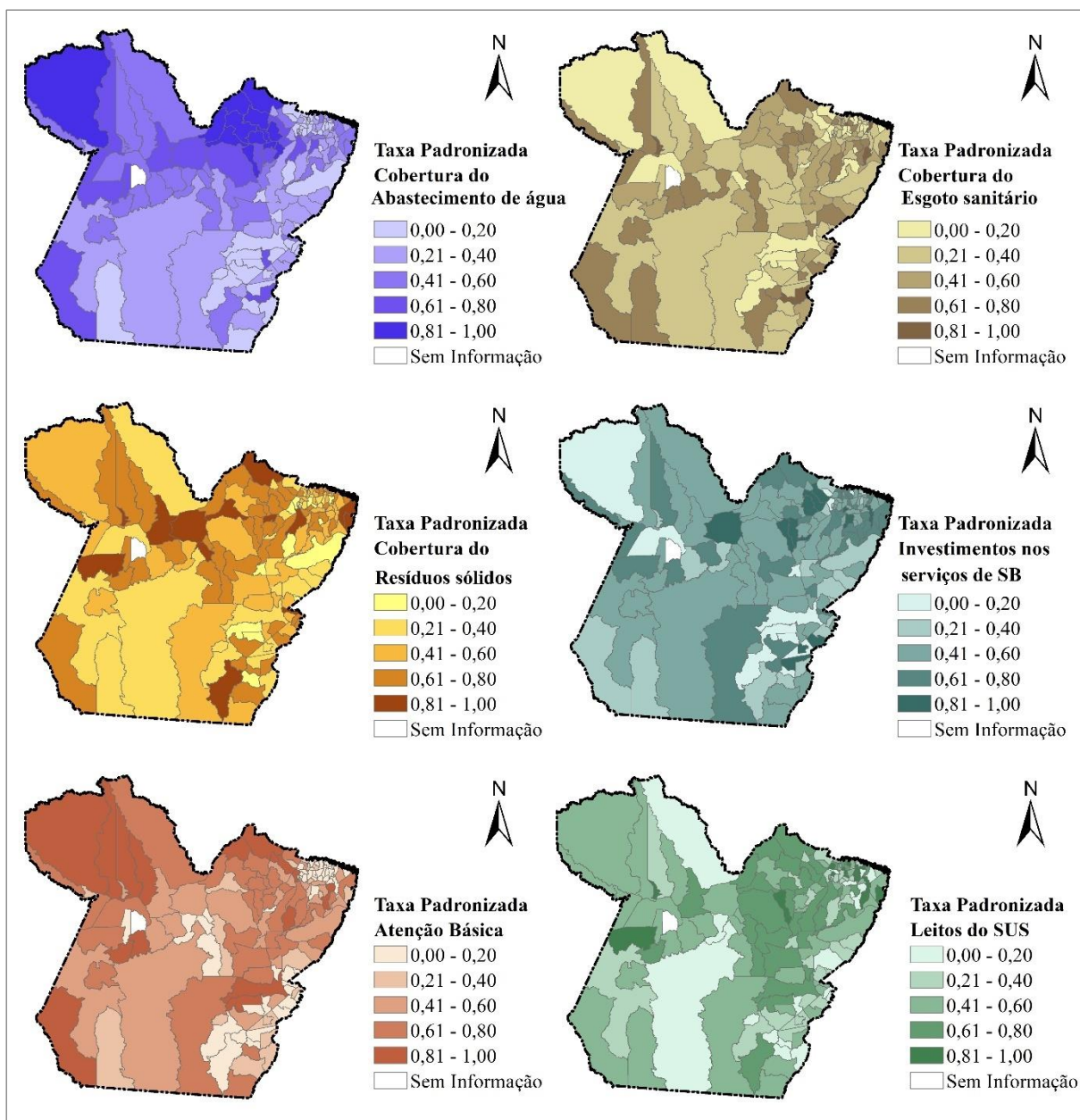
APÊNDICE H – Variáveis de sensibilidade padronizadas utilizada na construção do modelo do Índice de Vulnerabilidade Socioambiental, no período que compreende 2007 a 2017.





APÊNDICE I – Variáveis de capacidade adaptativa padronizadas utilizada na construção do modelo do Índice de Vulnerabilidade Socioambiental, no período que compreende 2007 a 2017.





APÊNDICE J – Variáveis padronizadas do estudo da dengue utilizada na construção do modelo do Índice de Vulnerabilidade Socioambiental, no período que compreende 2007 a 2017.

