

ANÁLISE ESPACIAL DA PREVALÊNCIA DE DOENÇAS TRANSMITIDAS PELO *Aedes Aegypti* NOS MUNICÍPIOS BRASILEIROS

2. Análise de dados espaciais e Econometria Espacial

Luís Abel da Silva Filho

Professor do Departamento de Economia da URCA
Pesquisador visitante da DIRUR/IPEA; Pesquisador Associado do NEREUS-USP
luis.abel@urca.br

Naanda Kaanna Matos de Souza

Professora do Departamento de Enfermagem da Universidade Regional do Cariri
(URCA), Campus Iguatu (CE);
naanda.kaanna@gmail.com

Bruno César Brito Miyamoto

Professor do Instituto Federal do Rio Grande do Sul (IFRS);
miyamototup@gmail.com

Wallace Patrick Santos de Farias Souza

Professor da Universidade Federal da Paraíba – UFPB; Aluno de Pós-doutorado em
Economia pelo NEREUS-USP
wpsfarias@gmail.com

André Luiz Squarize Chagas

Professor do Departamento de Economia – FEA/USP
achagas@usp.br

RESUMO: Este estudo investiga os determinantes socioeconômicos, estruturais e climáticos da prevalência de doenças transmitidas pelo *Aedes aegypti* no Brasil, a partir de dados que contemplam o período de 2007 e 2023. Com base em dados em painel municipal e técnicas de econometria espacial, foi estimado um modelo Spatial Durbin Model (SDM), com efeitos fixos espaciais e temporais. Os resultados apontam forte autocorrelação espacial na taxa de prevalência da doença, evidenciando que fatores como concentração de renda, cobertura de saneamento, escolaridade, gastos públicos locais e condições climáticas extremas (seca e umidade) influenciam significativamente a dinâmica de transmissão. A presença de efeitos diretos e indiretos, capturados pelas variáveis espaciais defasadas, revela a importância dos efeitos de vizinhança no padrão de contágio. Os achados reforçam a necessidade de políticas públicas intersetoriais e territorializadas, que considerem simultaneamente fatores ambientais e estruturais para o enfrentamento eficaz das arboviroses.

PALAVRAS-CHAVE: *Aedes aegypti*; Spatial Durbin Model; desigualdade espacial.

ABSTRACT: This study examines the socioeconomic, structural, and climatic factors influencing the prevalence of diseases transmitted by *Aedes aegypti* in Brazil, utilizing data from the period between 2007 and 2023. Based on municipal panel data and spatial econometric techniques, a Spatial Durbin Model (SDM) with spatial and temporal fixed effects was estimated. The results indicate strong spatial autocorrelation in the disease

prevalence rate, highlighting that factors such as income concentration, sanitation coverage, education, local public expenditures, and extreme climatic conditions (drought and humidity) significantly influence the transmission dynamics. The presence of both direct and indirect effects, captured through the spatially lagged explanatory variables, highlights the significance of neighborhood effects in shaping the contagion pattern. The findings underscore the importance of intersectoral and place-based public policies that simultaneously consider both environmental and structural factors to control arboviruses effectively.

KEYWORDS: *Aedes aegypti*; Spatial Durbin Model; spatial inequality.

JEL: C5, I1, I18.

1. CONSIDERAÇÕES INICIAIS

Nas últimas décadas, o Brasil tem enfrentado desafios crescentes relacionados à disseminação de doenças transmitidas pelo *Aedes aegypti*, como dengue, chikungunya e Zika. Esses agravos configuram não apenas um problema sanitário sazonal, mas uma emergência de saúde pública de natureza persistente, cujas repercussões sociais, econômicas e territoriais se intensificam à medida que fatores estruturais, ambientais e climáticos convergem para ampliar os riscos de transmissão. A elevada heterogeneidade da incidência entre os municípios brasileiros evidencia que o padrão espacial da doença não pode ser compreendido unicamente por determinantes biológicos ou meteorológicos, exigindo abordagens mais complexas no âmbito analítico (Delmelle et al., 2016; Whiteman et al., 2020).

A literatura nacional e internacional tem avançado no reconhecimento de que os surtos de arboviroses resultam da interação complexa entre condições socioeconômicas, padrões de urbanização, uso e ocupação do solo, infraestrutura de saneamento e dinâmicas ambientais (Li et al., 2021; Watts et al., 2020). Estudos recentes, como os de Ferreira et al. (2023), Simon e Rangel (2021), Morgan et al. (2021) e Akter et al. (2020), evidenciam a importância de modelos integrados que considerem os efeitos diretos e indiretos dessas variáveis, propondo abordagens multiescalares e espacialmente sensíveis. No entanto, a maioria dos trabalhos concentra-se em unidades geográficas limitadas, como regiões metropolitanas ou capitais, ou restringe-se a períodos curtos, o que compromete a generalização dos resultados e a formulação de políticas públicas com escala nacional (Alias et al., 2025; Mantilla-Granados et al., 2025).

No Brasil, essa lacuna é particularmente crítica, dada a extensão territorial e a diversidade climática, socioeconômica e institucional entre os municípios. A escassez de estudos com base em modelos de painel espacial aplicados aos municípios brasileiros impede a identificação de padrões estruturais persistentes e de interdependência espacial. A literatura tende a privilegiar modelos tradicionais de regressão linear (Clark et al., 2004; Causa et al., 2020), os quais negligenciam a influência que a condição epidemiológica de um município exerce sobre seus vizinhos. Como apontado por Simon e Rangel (2021) e Almeida et al. (2024), tanto o vetor quanto os indivíduos infectados transitam entre territórios, e a negligência quanto à dependência espacial pode gerar inferências enviesadas sobre os determinantes da dengue.

A presente pesquisa busca suprir essa lacuna ao empregar modelos de painel com especificações robustas, incluindo efeitos fixos, aleatórios, pooled para a escolha do melhor ajustes, acrescentada a abordagem pelo modelo SDM (Spatial Durbin Model), abrangendo o período de 2007 a 2023. Esse aparato metodológico permite analisar com maior precisão os efeitos locais (diretos) e os efeitos de vizinhança (indiretos) de variáveis climáticas, estruturais e socioeconômicas sobre a prevalência das doenças transmitidas

pelo *Aedes Aegypti*, tais quais: dengue, chikungunya e Zika. Ao incorporar indicadores como índice de Gini, proporção de área urbanizada, precipitação extrema, acesso ao saneamento e escolaridade média, o estudo avança na compreensão da vulnerabilidade epidemiológica como um fenômeno territorialmente mediado (Oliveira & Nunes, 2023; Lima, Souza & Andrade, 2023).

As contribuições são múltiplas: além de oferecer evidências atualizadas sobre os condicionantes sociais e ambientais, o estudo revela padrões persistentes de concentração espacial do risco em periferias urbanas e microrregiões de baixa renda, sinalizando que a desigualdade territorial constitui um fator central. Do ponto de vista metodológico, a utilização de modelagem espacial permite a decomposição dos impactos de políticas públicas, como investimentos em saneamento, sobre municípios vizinhos, ampliando a compreensão das externalidades positivas (Winch et al., 2002; Pérez-Guerra et al., 2009). Com isso, o artigo reforça a urgência de ações integradas em redes intermunicipais, indo além da lógica fragmentada da gestão local isolada, frequentemente adotada no enfrentamento das arboviroses.

O objetivo central deste artigo é estimar os efeitos de fatores climáticos, estruturais e socioeconômicos sobre a prevalência das doenças transmitidas pelo *Aedes aegypti* no Brasil, entre 2007 e 2023. O trabalho está estruturado em cinco seções. Após estas considerações iniciais, apresenta-se a revisão da literatura, destacando-se em ordem cronológica os trabalhos realizados internacional e nacionalmente. Em seguida, discute-se a metodologia econométrica adotada, com destaque para os testes de especificação e diagnósticos espaciais. A quarta seção analisa os resultados empíricos, detalhando os efeitos locais e de vizinhança. Por fim, são apresentadas as considerações finais, com implicações para o planejamento de políticas públicas em saúde e saneamento.

2. REVISÃO DA LITERATURA

A literatura recente sobre os determinantes de doenças transmitidas pelo *Aedes Aegypti* tem enfatizado a complexidade da interação entre fatores socioeconômicos, ambientais e comportamentais. Dhar-Chowdhury et al. (2016), ao investigarem áreas urbanas e rurais de Bangladesh, demonstram que a densidade larvária do vetor não se correlaciona fortemente com níveis socioeconômicos, mas sim com hábitos de armazenamento de água e uso de recipientes, como vasos ornamentais ou plásticos descartados. O estudo sugere que a função e o manejo dos recipientes são mais relevantes do que a renda domiciliar para explicar a produtividade de pupas. Essa conclusão desafia abordagens que relacionam pobreza automaticamente a maior risco, reforçando a importância de indicadores comportamentais e estruturais combinados. O achado dialoga com observações de Wijayanti et al. (2016) na Indonésia, onde a condição econômica, tipo de ocupação e acesso a serviços de saúde mostraram-se mais importantes do que variáveis climáticas na explicação da incidência da doença.

Na Indonésia, a pesquisa de Wijayanti et al. (2016) se destaca por utilizar modelos bayesianos espaço-temporais aplicados a 329 vilarejos de Java Central ao longo de 14 anos. Os autores identificam que os fatores socioeconômicos, especialmente o tipo de trabalho e a precariedade habitacional, desempenham papel central na dinâmica da dengue, com maior relevância do que os tradicionais índices entomológicos. A presença do vetor em ambientes internos, como escolas e locais de trabalho, é destacada como um elo subexplorado na cadeia de transmissão, exigindo a expansão das estratégias de controle para além dos domicílios. Este argumento ressoa com o caso da Austrália analisado por Akter et al. (2017), onde os autores identificam o crescimento de casos de

dengue relacionado a mudanças no padrão habitacional e de armazenamento de água, em especial com a proliferação de tanques pluviais em moradias tipo terraço. Embora a transmissão no país seja majoritariamente importada, essas variáveis locais se mostraram determinantes, demonstrando que até contextos de infraestrutura avançada podem criar condições propícias à proliferação do vetor.

A dimensão espacial da doença também tem sido objeto de estudos relevantes, como o de Delmelle et al. (2016) em Cali, Colômbia, que aplicam regressão geograficamente ponderada para identificar padrões espaciais do surto de dengue em 2010. O modelo revelou que fatores como densidade populacional, estrato socioeconômico e presença de criadouros potenciais, incluindo borracharias e viveiros, variam em importância entre bairros, explicando cerca de 64% da variação espacial da dengue. A ausência de sistemas de esgoto também se mostrou um fator relevante. Tais resultados indicam que intervenções homogêneas para toda a cidade tendem à ineficácia, sendo necessária uma abordagem territorializada. Esta perspectiva é reforçada pelas experiências de prevenção em Porto Rico, como evidenciado nos estudos de Pérez-Guerra et al. (2009), Winch et al. (2002) e Clark et al. (2004), que mostram a importância de adaptar ações educativas e de controle vetorial à realidade local das comunidades.

As pesquisas em Porto Rico fornecem evidências da importância de estratégias comunitárias integradas. Winch et al. (2002) relataram que campanhas educativas aplicadas por agentes locais elevaram significativamente o conhecimento da população e promoveram comportamentos protetivos, como a cobertura de recipientes e o uso de telas. No entanto, tais intervenções só se mostraram efetivas quando combinadas com ações estruturais, como melhoria da coleta de lixo e controle entomológico sistemático. Clark et al. (2004) complementam esse entendimento ao descrever programas-piloto que envolveram escolas e lideranças locais, com resultados promissores na redução de criadouros. Já Pérez-Guerra et al. (2009) alertam para a persistência de crenças equivocadas sobre a transmissão da dengue, o que limita a efetividade de programas que não considerem o imaginário social. Esses estudos, embora concentrados em um mesmo território, evidenciam que o sucesso das ações depende da sua inserção em contextos sociais específicos, reforçando a necessidade de participação comunitária qualificada e de estratégias educativas contínuas.

Diversos estudos recentes têm avançado na análise dos determinantes sociais da dengue por meio de abordagens empíricas baseadas em modelagem estatística, espacial e multivariada. Donnelly et al. (2020) realizaram um estudo transversal em 161 domicílios do condado de Los Angeles (EUA), combinando coletas entomológicas, inspeções domiciliares e aplicação de questionários. Através de regressões logísticas, os autores identificaram que a abundância de *Aedes Aegypti* ao ar livre foi significativamente maior em bairros de baixa renda, com casas mais antigas, maior densidade de recipientes com água parada e menor frequência de manutenção dos quintais. Internamente, a presença do vetor foi associada a menor uso de ar-condicionado e ausência de telas em portas e janelas. Já Causa et al. (2020), com base em 149 entrevistas domiciliares aplicadas em três comunidades do sudeste do México, combinaram regressões logísticas e análise qualitativa para identificar que, embora o conhecimento sobre a transmissão de arboviroses fosse elevado, apenas 30% dos entrevistados adotavam práticas preventivas adequadas, evidenciando o papel de fatores estruturais como acesso precário à água e ao saneamento na perpetuação do risco.

A análise conjunta de fatores climáticos e socioeconômicos tem se mostrado fundamental para compreender a variabilidade geográfica da dengue. Morgan et al. (2021) investigaram a co-circulação de dengue, Zika e chikungunya em três ecossistemas distintos da Colômbia, utilizando modelos lineares generalizados (GLM) e modelos

aditivos generalizados (GAM) aplicados a dados de 2007 a 2017. Os resultados indicaram forte correlação entre a incidência de arboviroses e variáveis como temperatura média, velocidade do vento, barreiras no acesso à saúde e precariedade no fornecimento de água. Em estudo semelhante, Akter et al. (2020) aplicaram modelos de regressão Poisson em uma estrutura bayesiana com efeitos espaciais autoregressivos (SAR) para analisar 82 regiões locais de Queensland (Austrália) entre 2010 e 2015. As estimativas mostraram que a densidade de moradias em estilo terraço e o aumento da pluviosidade anual explicam a maior parte da variação espacial da dengue, revelando a importância de tipologias habitacionais e fatores ambientais como moduladores do risco.

Ampliando a escala de análise, Watts et al. (2020) aplicaram modelos aditivos generalizados (GAM) com correções espaciais e temporais para examinar a influência de variáveis socioeconômicas, demográficas e climáticas na distribuição da dengue em regiões dos Estados Unidos e México. O estudo evidenciou que variáveis como escolaridade da força de trabalho, acesso à internet e expectativa de vida estão associadas à redução da incidência, enquanto crescimento populacional e migração inter-regional aumentam o risco. O uso de modelos multivariados sobre bases agregadas permitiu observar que o PIB per capita, frequentemente adotado como proxy de desenvolvimento, é menos preditivo do que medidas específicas de infraestrutura e capital humano. Essa conclusão encontra eco em Simon e Rangel (2021), que, ao utilizarem modelos espaciais autorregressivos (SAR) em 5.570 municípios brasileiros, demonstraram que variáveis como saneamento, urbanização e PIB explicam melhor a variação da prevalência da dengue do que o modelo isolado de adequação térmica, tradicionalmente usado para previsão da doença.

A análise sistemática de Whiteman et al. (2020) é particularmente relevante por sintetizar evidências de 182 estudos sobre dengue, Zika, chikungunya e febre amarela, aplicando uma revisão sistemática com critérios claros de inclusão e exclusão, além de análise qualitativa do conteúdo. A revisão revelou que 50% a 60% dos estudos identificaram associação positiva entre status socioeconômico baixo e maior presença de vetores ou prevalência da doença, mas um número expressivo de trabalhos também encontrou associações opostas ou inconclusivas. Tal heterogeneidade metodológica e contextual é atribuída à variedade de escalas, modelos estatísticos e indicadores utilizados. Em linha complementar, Li et al. (2021) investigaram 19 anos de dados da cidade chinesa de Guangzhou utilizando técnicas de aprendizado de máquina (*support vector regression*), modelos lineares generalizados (GLM) e modelos aditivos generalizados (GAM). O estudo concluiu que fatores como densidade populacional, iluminação noturna, uso do solo e fluxo de viagens são centrais para explicar surtos extremos de dengue, ressaltando a eficácia de abordagens híbridas baseadas em dados longitudinais e técnicas não lineares.

A literatura mais recente revela um crescente esforço analítico para compreender as relações entre desigualdade urbana, percepção de risco e vulnerabilidade à dengue. Ferreira et al. (2023) utilizaram modelos de regressão logística espacial para investigar os determinantes socioambientais da dengue em municípios brasileiros. O estudo abrangeu dados de 2013 a 2019 e identificou que áreas com maior densidade populacional, baixa cobertura de saneamento e urbanização informal apresentaram riscos aumentados de incidência da doença. A ausência de coleta sistemática de resíduos e a precariedade no abastecimento de água foram destacadas como variáveis críticas. Já Oliveira e Nunes (2023), em um estudo voltado para bairros urbanos vulneráveis da América Central, aplicaram a Modelagem Interpretativa Estrutural (ISM) para analisar os fatores que condicionam a adoção de práticas preventivas. Os autores demonstraram que a confiança na gestão pública e a memória de episódios anteriores de surtos influenciam

diretamente o comportamento comunitário. Lima, Souza e Andrade (2023), por sua vez, conduziram um estudo com 420 famílias urbanas da América do Sul, aplicando análise fatorial confirmatória para explorar a relação entre escolaridade, percepção ambiental e práticas preventivas. Concluíram que o conhecimento técnico sobre o vetor não se traduz, necessariamente, em ações efetivas, a menos que haja mobilização institucional e estímulo contínuo. Esses três estudos convergem na proposição de que a vulnerabilidade à dengue resulta de uma interação entre variáveis físicas, cognitivas e estruturais, exigindo respostas públicas multiescalas.

Em 2024, o debate avançou para modelos econométricos espaciais, ampliando a compreensão da dinâmica da dengue no território brasileiro. O estudo conduzido por Almeida et al. (2024) aplicou um modelo de regressão espacial autoregressiva (SAR) sobre um painel de dados municipais de 2007 a 2022. A análise incorporou variáveis climáticas, estruturais e socioeconômicas, como pluviosidade acumulada, densidade urbana, índice de Gini e cobertura de esgotamento. Os resultados revelaram que, mesmo em municípios com infraestrutura mínima, a desigualdade social e a precariedade na ocupação urbana estavam fortemente associadas à incidência da doença. Os autores identificaram clusters espaciais persistentes de alto risco, sobretudo em periferias metropolitanas do Sudeste e Nordeste. A contribuição metodológica do estudo reside na incorporação simultânea de fatores estruturais e ambientais, articulados via dependência espacial, o que permitiu identificar padrões geográficos de contágio não explicáveis por variáveis isoladas. O estudo reafirma a importância de se considerar os efeitos de vizinhança e de desigualdades acumuladas na formulação de políticas públicas.

Em 2025, a produção acadêmica passou a incorporar análises mais refinadas sobre os condicionantes ambientais da proliferação de vetores. Alias et al. (2025) realizaram um estudo no estado de Johor, na Malásia, combinando levantamento de densidade larvária com regressão múltipla para explicar a presença de *Aedes Aegypti* com base em variáveis ambientais, como altitude, densidade populacional e cobertura vegetal. O estudo revelou que áreas com vegetação intermediária e baixa altitude estavam mais associadas à alta densidade vetorial. Além disso, os autores destacaram o papel das campanhas educativas na redução dos índices de infestação, evidenciando que intervenções informativas, quando bem direcionadas, têm potencial de mitigar riscos mesmo em áreas fisicamente vulneráveis. A metodologia adotada, baseada em coleta de campo e modelagem estatística, fortalece o argumento de que o ambiente físico exerce influência decisiva, mas que a ação humana sobre ele, por meio de políticas e práticas, pode alterar significativamente os padrões de risco.

Também em 2025, o estudo de Mantilla-Granados et al. (2025), realizado em cidades colombianas, buscou investigar a influência de fatores ambientais e antrópicos sobre a presença dos vetores *Aedes Aegypti* e *Aedes Albopictus*. A pesquisa utilizou coletas entomológicas sistemáticas e regressão logística para identificar a associação entre variáveis ambientais (presença de vegetação, áreas pavimentadas, recipientes artificiais e naturais) e a disseminação dos mosquitos. Como diferencial metodológico, os autores mensuraram a infecção natural dos mosquitos com o vírus da dengue, o que permitiu mapear não apenas os focos potenciais de reprodução, mas também áreas de risco efetivo de transmissão. Os resultados indicaram que zonas com baixa pavimentação, alta densidade de recipientes expostos e vegetação densa eram especialmente críticas. O estudo reforça que os espaços urbanos, mesmo dentro de uma mesma cidade, apresentam heterogeneidade significativa quanto à vulnerabilidade, o que exige políticas de microplanejamento e intervenções pontuais e contínuas.

Em síntese, a literatura tem demonstrado que os determinantes da dengue operam em múltiplas escalas e resultam da interação complexa entre variáveis socioeconômicas,

ambientais, comportamentais e institucionais. Estudos como os de Dhar-Chowdhury et al. (2016) e Wijayanti et al. (2016) revelam que práticas cotidianas relacionadas ao uso e armazenamento de água superam a renda como fator explicativo da densidade vetorial. Já Akter et al. (2017) e Donnelly et al. (2020) reforçam que o padrão habitacional e a manutenção dos espaços domésticos são decisivos para a proliferação do *Aedes Aegypti*. A dimensão espacial é destacada por Delmelle et al. (2013) e Simon e Rangel (2021), que mostram como o risco se distribui desigualmente dentro das cidades, exigindo políticas territoriais. As experiências comunitárias de Porto Rico analisadas por Winch et al. (2002), Clark et al. (2004) e Pérez-Guerra et al. (2009) comprovam que ações educativas só produzem efeitos duradouros quando articuladas a melhorias estruturais e à participação social. Por sua vez, Morgan et al. (2021), Akter et al. (2020) e Watts et al. (2020) integrando variáveis climáticas e estruturais em modelos espaciais e temporais, mostraram que infraestrutura urbana, educação e mobilidade populacional são fortes preditores da incidência.

Revisões sistemáticas e técnicas de machine learning, como as de Whiteman et al. (2020) e Li et al. (2021), confirmam a heterogeneidade dos achados e a importância de abordagens híbridas e longitudinalmente informadas. A produção recente, como a de Ferreira et al. (2023), Oliveira e Nunes (2023), Lima, Souza e Andrade (2023), Almeida et al. (2024), Alias et al. (2025) e Mantilla-Granados et al. (2025), reafirma que a vulnerabilidade à dengue decorre da articulação entre desproteção social, fragilidade institucional, estrutura urbana precária e condições ambientais, demandando políticas públicas integradas, multiescalares e espacialmente explícitas.

3. PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

3.1. Área de abrangência e recorte temporal

Este estudo abrange 5.569¹ municípios brasileiros ao longo do período de 2007 a 2023, formando um painel de dados em corte transversal e série temporal, que foi escolhido considerando apenas a disponibilidade dos dados. A escolha da escala municipal e do recorte temporal permite a observação de padrões estruturais e variações cíclicas associadas à incidência de doenças transmitidas pelo *Aedes Aegypti*, tais como dengue, zika e chikungunya. A abordagem nacional é relevante diante da heterogeneidade territorial brasileira, refletida na distribuição desigual dos serviços de saúde, infraestrutura urbana e condições climáticas.

3.2. Base de dados e construção do painel

A base de dados utilizada no estudo foi composta por informações provenientes de diferentes fontes oficiais públicas, reunindo variáveis de natureza epidemiológica, socioeconômica, climática e infraestrutural (Quadro 1). Do Ministério da Saúde (DATASUS), foram extraídos indicadores epidemiológicos relacionados à incidência de

¹Foram excluídos os municípios de Ilha Bela – SP e Fernando de Noronha – PE, por não apresentarem vizinhos de fronteira.

doenças transmitidas pelo vetor *Aedes Aegypti*. O Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) forneceu dados demográficos, sociais e econômicos.

As variáveis climáticas foram construídas a partir das séries históricas disponibilizadas no conjunto de dados Brazilian Daily Weather Gridded Data (BR-DWGD), desenvolvido por Xavier et al. (2022). Utilizaram-se as séries diárias de temperatura e precipitação para calcular dois indicadores recomendados pela Organização Meteorológica Mundial (OMM) para a quantificação de eventos extremos: o número de dias no ano com temperatura máxima superior ao percentil 90 da série histórica diária (tx90p) e o número de dias no ano com volume de precipitação acima do percentil 99 da mesma série (r99ptot).

Adicionalmente, com base nos dados de precipitação e evapotranspiração do BR-DWGD, foram geradas as séries históricas do Índice Padronizado de Precipitação e Evapotranspiração (SPEI), desenvolvido por Vicente-Serrano et al. (2010). O SPEI é um índice multitemporal amplamente utilizado para o monitoramento de eventos de seca e excesso de umidade em diferentes escalas temporais e níveis de intensidade. Com o objetivo de capturar os efeitos não lineares desses eventos sobre a taxa de prevalência de doenças transmitidas pelo *Aedes Aegypti*, os valores contínuos do SPEI, em sua escala temporal de um mês, foram transformados em variáveis de contagem, representando o número de meses sob condições de seca ou umidade nas categorias moderada, severa e extrema.

Informações sobre a infraestrutura de saneamento básico foram incorporadas por meio dos dados disponibilizados pelo Sistema Nacional de Informações sobre Saneamento (SNIS). Complementarmente, o Atlas do Desenvolvimento Humano e o IPEADData e MTE contribuíram com indicadores de escolaridade, renda e desigualdade. Todas essas variáveis foram harmonizadas em um painel de 17 anos, compreendendo o período de 2007 a 2023, e associadas por meio de identificadores municipais padronizados (códigos de sete dígitos), o que assegurou a consistência e a comparabilidade temporal e espacial dos dados.

Quadro 01: variáveis, descrição, fonte de dados, literatura orientada e sinal esperado nas estimações

txprev_a edes_ac gypti	Corresponde a taxa de prevalência das doenças transmitidas pelo <i>Aedes Aegypti</i> ²	Variável explicada	
log(tx90p)	Dias com Temperatura máxima acima do 90º percentil histórico	+	Temperaturas elevadas aumentam a velocidade do ciclo de vida do mosquito e a taxa de replicação viral. Ver: Liu-Helmersson et al. (2014), <i>Global Health Action</i> ; Carvalho et al. (2017), <i>PLOS ONE</i> .
log(r99ptot)	Precipitação total em dias acima do percentil 99	+	Chuvas intensas podem gerar criadouros temporários para o mosquito. Ver: Lowe et al. (2014), <i>Environmental Health Perspectives</i> ; Teixeira et al. (2009), <i>Revista de Saúde Pública</i> .
seca_extspei1	Número de meses do ano classificados pelo SPEI-1 como seca extrema (SPEI ≤ -2,0).	-	Secas severas/extremas reduzem os criadouros naturais e a proliferação do vetor. Ver: Colon-Gonzalez et al. (2013), <i>PLoS Neglected Tropical Diseases</i> .

²Calculado considerando o número de casos confirmados, dividido pela população dos municípios e multiplicado por 100.000

seca_sev_speil	Número de meses do ano classificados pelo SPEI-1 como seca severa ($-2,0 < \text{SPEI} \leq -1,5$).	-	Secas severas/extremas reduzem os criadouros naturais e a proliferação do vetor. Ver: Colon-Gonzalez et al. (2013), <i>PLoS Neglected Tropical Diseases</i> .
seca_mod_speil	Número de meses do ano classificados pelo SPEI-1 como seca moderada ($-1,5 < \text{SPEI} \leq -1,0$).	-	Secas severas/extremas reduzem os criadouros naturais e a proliferação do vetor. Ver: Colon-Gonzalez et al. (2013), <i>PLoS Neglected Tropical Diseases</i> .
umido_ext_speil	Número de meses do ano classificados pelo SPEI-1 como umidade extrema ($\text{SPEI} \geq 2,0$).	+	Altos níveis de umidade favorecem a sobrevivência do vetor. Ver: Lowe et al. (2018), <i>Nature Microbiology</i> .
umido_sev_speil	Número de meses do ano classificados pelo SPEI-1 como umidade severa ($1,5 \leq \text{SPEI} < 2,0$).	+	Altos níveis de umidade favorecem a sobrevivência do vetor. Ver: Lowe et al. (2018), <i>Nature Microbiology</i> .
umido_mod_speil	Número de meses do ano classificados pelo SPEI-1 como umidade moderada ($1,0 \leq \text{SPEI} < 1,5$).	+	Altos níveis de umidade favorecem a sobrevivência do vetor. Ver: Lowe et al. (2018), <i>Nature Microbiology</i> .
log(Agriculture)	Tamanho da área (em hectares) destinada a agricultura no município.	+/-	Pode variar: áreas agrícolas com irrigação podem criar criadouros (positivo), mas áreas extensivas com baixa densidade urbana tendem a reduzir risco (negativo). Ver: Semenza et al. (2016), <i>Infectious Diseases of Poverty</i> .
log(Pasture)	Tamanho da área (em hectares) destinada a pastagem no município.	-	Pastagens abertas e secas geralmente não favorecem a criação de criadouros.
log(Sup. Agua)	Tamanho da área (em hectares) de superfície de água no município.	+	Superfícies de água (lagoas, reservatórios) podem favorecer o vetor, dependendo da forma de uso. Ver: Ebi & Nealon (2016), <i>Environmental Research</i> .
log(schooling)	Média de anos de estudo da população formalmente ocupada no município.	-	Maior escolaridade está associada a melhores práticas de prevenção. Ver: Costa et al. (2020), <i>Cadernos de Saúde Pública</i> ; Zhang et al. (2017), <i>International Journal of Environmental Research and Public Health</i> .
log(despesas_mun_per)	Despesa municipal per capita	-	Maiores gastos com saneamento e saúde pública tendem a reduzir a transmissão. Ver: Souza et al. (2019), <i>Revista Brasileira de Epidemiologia</i> .
log(gdp_mun_per)	PIB per capita municipal defasado em dois anos.	-	Municípios com maior PIB per capita costumam apresentar melhores condições sanitárias e urbanas. Ver: Bonds et al. (2012), <i>PLoS Neglected Tropical Diseases</i> .
log(gini)	Índice de Gini do município.	+	Maior desigualdade pode implicar em áreas mais vulneráveis dentro dos municípios. Ver: Honório et al. (2009), <i>Memórias do Instituto Oswaldo Cruz</i> ; Kikuti et al. (2015), <i>American Journal of Tropical Medicine and Hygiene</i> .

3.3. Modelo econométrico estimado: SDM com efeitos fixos espaciais e temporais

Com base nos testes preliminares de dependência espacial (Índice de Moran e LM test), foi estimado um modelo SDM (Spatial Durbin Model) com efeitos fixos espaciais e temporais. O SDM permite considerar simultaneamente o efeito da defasagem espacial da variável dependente e das variáveis explicativas, captando os efeitos diretos e os spillovers entre municípios vizinhos. Esse modelo é especialmente apropriado quando se

reconhece que políticas públicas, infraestrutura e condições ambientais de um município podem influenciar a prevalência de arboviroses em municípios vizinhos.

3.4. Especificação matemática do modelo SDM

A estrutura formal do modelo SDM em painel pode ser representada, conforme equação 1, abaixo:

$$y_{it} = \rho \sum_j w_{ij} y_{jt} + X_{it} \beta + \sum_j w_{ij} X_{j0} \theta + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

Onde, y_{it} : variável dependente na unidade espacial em análise (município) i , no tempo t ; ρ : corresponde ao coeficiente de defasagem espacial da variável dependente (txprev_aedes_aegypti) (efeito espacial autorregressivo); w_{ij} : elemento da matriz de pesos espaciais W , que indica a vizinhança entre unidades i e j , sendo aqui considerada a matriz Queen ou vizinhança de fronteira; X_{it} : corresponde a um vetor de variáveis explicativas locais; WX_{jt} : representa um vetor de médias espaciais das variáveis explicativas (efeitos espaciais indiretos); β : corresponde a um vetor de coeficientes de efeitos diretos; θ : vetor de coeficientes de efeitos indiretos (spillovers espaciais); μ_i : efeito fixo individual (diferenças estruturais entre os municípios brasileiros); λ_t : efeito fixo temporal (*shocks* ou eventos comuns a todos os municípios no tempo t); ε_{it} : termo de erro idiossincrático.

A estimação dos modelos foi realizada por máxima verossimilhança (ML), com a avaliação da significância estatística dos parâmetros nos níveis de 1%, 5% e 10%. A opção pelo modelo Spatial Durbin Model (SDM), em vez de alternativas mais restritivas como o Spatial Lag Model ou o Spatial Error Model, baseou-se na necessidade de contemplar tanto os efeitos diretos quanto os indiretos entre municípios, conforme argumenta Elhorst (2014). A detecção de autocorrelação espacial significativa reforçou a pertinência da modelagem espacial. Dessa forma, a metodologia adotada possibilita captar de maneira mais abrangente a interação entre variáveis climáticas, ambientais e socioeconômicas locais e vizinhas na explicação da prevalência de doenças transmitidas pelo *Aedes Aegypti* nos municípios brasileiros, oferecendo bases analíticas sólidas para o aprimoramento das políticas públicas.

3.5. Justificativa metodológica e literatura de suporte

A aplicação do modelo SDM com efeitos fixos está fundamentada na literatura de econometria espacial aplicada à saúde pública (Ispriyanti et al., 2018). Estudos recentes como Simon e Rangel (2021) e Almeida et al. (2024) demonstram a relevância do uso de modelos espaciais autoregressivos para analisar a dinâmica da dengue em território nacional. A presença de autocorrelação espacial positiva na prevalência da doença e a necessidade de modelar externalidades justifica a adoção do SDM, que permite captar tanto os efeitos locais quanto os efeitos vizinhos, garantindo estimativas consistentes e interpretações mais robustas para fins de formulação de políticas públicas.

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1. Análise descritiva de dados

A Tabela 1, abaixo, com as estatísticas descritivas para os períodos 2007–2011, 2012–2016 e 2017–2021 revela uma associação com os achados empíricos e teóricos presentes na literatura revisada no artigo. A taxa de prevalência das doenças transmitidas pelo *Aedes Aegypti* teve aumento expressivo do primeiro para o segundo quinquênio (de 298,16 para 528,41), seguido de redução parcial no terceiro (448,18). Essa evolução é coerente com os surtos nacionais observados na década de 2010 e pode refletir tanto a intensificação da transmissão quanto o aprimoramento da notificação. A alta variabilidade ($CV > 2$ em todos os períodos) confirma a heterogeneidade territorial da prevalência, o que reforça os achados de Delmelle et al. (2016) e Simon & Rangel (2021), ao demonstrar que a distribuição da doença é profundamente desigual e sensível à estrutura urbana e às condições socioambientais locais.

Tabela 1: estatísticas descritivas das variáveis climáticas, econômicas e demográficas utilizadas

Variáveis	Média	CV	Média	CV	Média	CV
	2007	2011	2012	2016	2017	2021
txprev aedes aegypti	298,16	2,42	528,41	2,21	448,18	2,58
tx90p	11,31	0,65	18,58	0,63	18,16	0,53
r99ptot	103,81	0,98	93,60	1,18	91,32	1,10
seca_ext_speil	0,13	3,15	0,22	2,30	0,19	2,43
seca_sev_speil	0,68	1,30	0,97	1,17	0,75	1,27
seca_mod_speil	1,45	0,87	1,70	0,82	1,49	0,85
umido_ext_speil	0,27	1,90	0,23	2,22	0,16	2,61
umido_sev_speil	0,56	1,29	0,47	1,49	0,43	1,56
umido_mod_speil	8,85	0,21	8,54	0,24	8,75	0,21
Agriculture	8.333,69	3,26	9.601,50	3,16	10.695,20	3,06
Pasture	29.477,32	2,16	29.360,54	2,18	29.246,61	2,26
Sup.Agua	3.023,64	5,81	2.846,12	5,81	2.799,52	5,77
schooling	8,69	0,14	9,45	0,11	10,00	0,09
despsasan_mun_per	888,71	0,79	1.132,10	0,54	1.336,07	0,48
gdp_mun_per	27,84	1,19	33,84	1,11	36,09	1,08
gini	0,61	0,52	0,77	0,09	0,75	0,12

Fonte: elaboração dos autores com os dados da pesquisa

As variáveis climáticas apresentam padrões compatíveis com a literatura internacional. A temperatura extrema (tx90p) aumentou consideravelmente ao longo dos períodos, acompanhada de uma leve redução na sua variabilidade relativa (CV de 0,65 para 0,53), o que é consistente com as mudanças climáticas e ondas de calor crescentes descritas por Lowe et al. (2021) e Akter et al. (2020). A precipitação extrema (r99ptot), por outro lado, diminuiu continuamente, o que pode indicar alterações no regime de chuvas ou maior frequência de estiagens, fenômeno analisado por Morgan et al. (2021). Os indicadores SPEI de seca severa e moderada mostram crescimento até 2016, seguido de leve recuo, refletindo a maior exposição a eventos de seca no período central, o que induz, segundo Whiteman et al. (2020), ao armazenamento domiciliar de água, potencializando

os criadouros. Por sua vez, os indicadores de umidade (SPEI) indicam queda geral, principalmente para extremos (de 0,27 para 0,16), sugerindo condições menos favoráveis ao vetor, mas que podem ser compensadas por práticas inadequadas de manejo hídrico, como apontado por Dhar-Chowdhury et al. (2016).

No campo estrutural e socioeconômico, a média de escolaridade cresce continuamente (de 8,69 para 10,00 anos), e seu CV reduzido (0,14 para 0,09) sugere certa homogeneização entre os municípios, embora o impacto da educação sobre práticas preventivas, como discutido por Lima, Souza & Andrade (2023), dependa de sua articulação com ações institucionais. A despesa pública per capita em saneamento aumentou de forma expressiva, com redução simultânea na variabilidade (CV de 0,79 para 0,48), o que reflete esforços de expansão de infraestrutura, embora a literatura (Ferreira et al., 2023) indique que a eficácia dessas ações depende de continuidade e cobertura universal. O PIB per capita também apresentou tendência ascendente, mas com CV persistente acima de 1, evidenciando desigualdade estrutural de renda entre municípios. Isso se confirma pelo comportamento do índice de Gini, cuja média se eleva de 0,61 para 0,77 entre os dois primeiros períodos e recua levemente para 0,75 no último, com aumento no CV (de 0,09 para 0,12), reforçando que, mesmo com crescimento econômico, a concentração de renda persiste, o que, conforme Almeida et al. (2024), é um forte determinante da vulnerabilidade epidemiológica.

Por fim, os dados de uso do solo revelam crescimento contínuo das áreas agrícolas (de 8.333 para 10.695 ha), com leve redução na dispersão relativa, o que pode estar associado à expansão do agronegócio. As áreas de pastagem e de superfície hídrica mantêm-se relativamente estáveis, com discreta queda, sugerindo padrões territoriais consolidados. Como apontam Akter et al. (2017) e Alias et al. (2025), tais características estruturais são relevantes para compreender a presença e a reprodução do vetor, especialmente em territórios com acesso precário à infraestrutura urbana. Assim, a Tabela permite inferir que a combinação entre variabilidade climática, expansão de infraestrutura e persistência da desigualdade molda a dinâmica das arboviroses no Brasil.

4.2. Análise espacial

As três figuras exibem os scatterplots de Moran para a taxa de prevalência de doenças transmitidas pelo *Aedes aegypti* em três períodos distintos (2007–2011, 2012–2016 e 2017–2021), permitindo identificar padrões de autocorrelação espacial. No primeiro período (2007–2011), observa-se uma relação positiva entre o valor da variável e sua defasagem espacial (eixo X e eixo Y), com uma dispersão moderada em torno da linha de tendência, sugerindo um padrão espacial significativo, com presença de clusters de alta ou baixa prevalência espacialmente próximos. A distribuição dos pontos indica que municípios com alta (ou baixa) prevalência tendem a estar próximos de outros com comportamento semelhante, o que pode refletir a difusão regional do vetor e a ausência de políticas locais eficazes de controle nos territórios mais afetados.

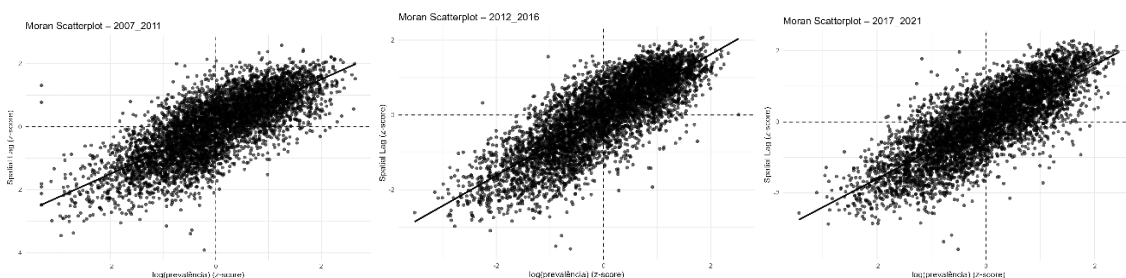


Figura 01: índice de Moran Global do log da taxa de prevalência dos casos de doenças transmitidas pelo *Aedes Aegypti*

No segundo período (2012–2016), o padrão de autocorrelação espacial mantém-se presente, mas com maior dispersão dos pontos em torno da linha de tendência, sugerindo alguma redução na intensidade da associação espacial direta. Já no terceiro período (2017–2021), nota-se uma retomada da estrutura espacial positiva, com maior inclinação na reta de tendência, indicando aumento na autocorrelação espacial. Isso pode refletir uma persistência da desigualdade territorial no combate ao vetor, com municípios altamente afetados continuando a influenciar seus vizinhos. Esses resultados, coerentes com a literatura sobre transmissão vetorial (Barcellos & Lowe, 2014), reforçam a importância de estratégias regionais coordenadas de prevenção e controle, especialmente em áreas com concentração de risco elevado.

As figuras retratam a distribuição espacial de clusters significativos de dengue nos municípios brasileiros entre os períodos de 2007–2011, 2012–2016 e 2017–2021, com base na estatística LISA (Local Indicators of Spatial Association). No primeiro período (2007–2011), observa-se forte concentração de clusters do tipo High-High nas regiões Centro-Oeste, Sudeste e partes do Nordeste, revelando aglomerações de municípios com altos índices de dengue vizinhos entre si. Em contrapartida, o padrão Low-Low se destaca no Sul e partes da Amazônia Ocidental, sinalizando áreas com baixos índices e vizinhos igualmente baixos. O segundo período (2012–2016) revela continuidade desses padrões, porém com expansão dos clusters High-High em Minas Gerais, Goiás, interior de São Paulo e Paraná. A emergência de clusters High-Low na região amazônica chama atenção, sugerindo surtos isolados cercados por municípios com baixa incidência.

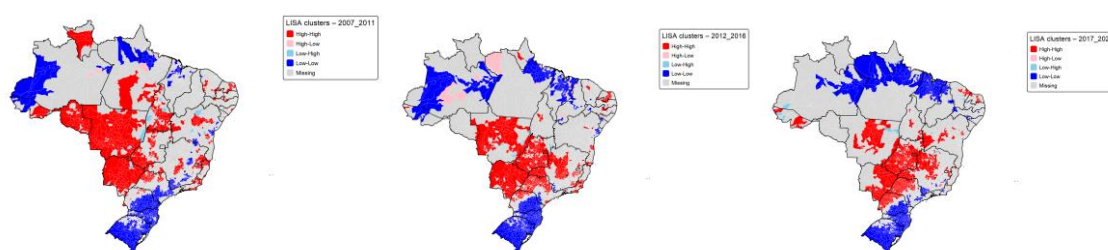


Figura 02: índice LISA do log da taxa de prevalência dos casos de doenças transmitidas pelo *Aedes Aegypti*

Já no período mais recente (2017–2021), o padrão High-High torna-se ainda mais consolidado no Centro-Sul, especialmente em Mato Grosso, São Paulo, Goiás e Triângulo Mineiro. Os clusters Low-Low, por sua vez, permanecem fortemente concentrados no Sul e se expandem em direção ao Norte da Região Norte. Chama atenção a estabilidade dos agrupamentos Low-Low na Região Sul em todos os períodos analisados, o que sugere uma baixa persistente da incidência de dengue. A expansão dos agrupamentos High-High, especialmente em direção ao Centro-Oeste e Sudeste, indica uma regionalização da transmissão sustentada, com implicações para o planejamento territorial das ações de vigilância e controle. Esses achados dialogam com Barcellos & Lowe (2014) e Silva, Matos & Ferreira (2021), que destacam o papel das condições urbanas e climáticas como estruturantes da disseminação da dengue no Brasil.

4.3. Análise econométrica

A Tabela apresenta os resultados da estimação dos três modelos clássicos aplicados a dados em painel: o modelo de efeitos fixos bidimensionais (FE), o modelo de efeitos aleatórios bidimensionais (RE) e o modelo agrupado (Pooled OLS), todos tendo como variável dependente o logaritmo da taxa de prevalência das doenças transmitidas pelo *Aedes aegypti*. A especificação é composta por um conjunto de variáveis climáticas, ambientais e socioeconômicas, estimadas com base na estrutura de painel balanceado contendo 94.639 observações ao longo de 17 anos para mais de 5 mil municípios.

Tabela 2: Estimações de modelos de dados em Painel - Efeitos Fixos e Efeitos Aleatórios, Pooled para as doenças transmitidas pelo *Aedes Aegypti*

	<i>Dependent variable: log(txprev</i>		
	FE (two-ways)	RE (two-ways)	Pooled OLS
log(tx90p + 1)	0.1092** (0.0109)	0.1127** (0.0099)	0.2158** (0.0087)
log(r99ptot + 1)	0.0059* (0.0024)	0.0023 (0.0023)	0.0038 (0.0025)
seca_ext_speil	-0.0409** (0.0115)	-0.0614** (0.0113)	-0.0749** (0.0122)
seca_sev_speil	-0.0267** (0.0065)	-0.0597** (0.0061)	-0.1320** (0.0062)
seca_mod_speil	-0.0232** (0.0049)	-0.0456** (0.0046)	-0.1010** (0.0047)
umido_ext_speil	0.0998** (0.0111)	0.0570** (0.0107)	-0.0614** (0.0113)
umido_sev_speil	0.0809** (0.0083)	0.0366** (0.0080)	-0.0483** (0.0083)
umido_mod_speil	0.0336** (0.0049)	-0.0007 (0.0043)	-0.0470** (0.0039)
log(Agriculture)	0.0073 (0.0050)	-0.0119** (0.0025)	0.0209** (0.0017)
log(Pasture)	0.0649** (0.0081)	0.0495** (0.0034)	0.0401** (0.0022)
log(Sup.Agua)	-0.0128 (0.0076)	0.0344** (0.0034)	0.0458** (0.0024)
log(schooling)	-0.1333* (0.0675)	0.2423** (0.0521)	1.6425** (0.0412)
log(despsasan_mun_per)	-0.0182** (0.0042)	-0.0230** (0.0041)	0.0564** (0.0035)
log(gdp_mun_per)	0.0676** (0.0177)	0.0683** (0.0118)	-0.1661** (0.0053)
log(gini)	-1.6033** (0.1508)	-0.1987 (0.1147)	0.2918** (0.0345)
Constant		-0.7712** (0.1532)	-3.9559** (0.1092)

Observations	94,639	94,639	94,639
R ²	0.0079	0.0094	0.0644
Adjusted R ²	-0.0544	0.0092	0.0642
F Statistic	47.4204** (df = 15; 89041)	894.8111**	434.0625** (df = 15; 94623)

Note: * ** *** p<0.01

A finalidade da aplicação simultânea dos três modelos é permitir a escolha daquele mais adequado aos dados, a partir de testes de especificação e comparação de desempenho, como Hausman, Breusch–Pagan, teste F e o teste de Wald para efeitos correlacionados. Embora os coeficientes não sejam aqui discutidos, é possível observar que todos os modelos geraram estimativas estatisticamente significativas para a maioria das variáveis, com diferenças relevantes nas magnitudes e sinais, o que evidencia a importância da escolha correta da estrutura de efeitos.

A Tabela apresenta os principais testes de especificação e seleção entre modelos de regressão em painel, com base nas formulações clássicas da literatura econométrica. O Teste de Hausman (1978), um dos mais utilizados na comparação entre efeitos fixos (FE) e efeitos aleatórios (RE), indicou de forma robusta (tanto na versão padrão quanto na auxiliar) que ao menos um dos modelos é inconsistente, reforçando a preferência pelo modelo de efeitos fixos. A versão robusta do teste, com correção HC3, apresentou resultado anômalo (estatística negativa), o que é interpretado como indício de que a matriz de variância-covariância robusta entre FE e RE não está bem especificada, recomendando-se cautela em sua interpretação.

Tabela 3: Resultados dos testes de especificação e seleção de modelos em dados em painel com efeitos fixos, efeitos aleatórios, modelo agrupado (Pooled OLS) e efeitos aleatórios correlacionados (CRE)

Teste	Estatística	GL	p-valor	Hipótese alternativa
Hausman (padrão)	829,03	15	0,000	Um modelo é inconsistente
Hausman (HC3)	-770,173	15	1	Um modelo é inconsistente
Hausman (auxiliar)	829,03	15	0,000	Um modelo é inconsistente
F-test (FE vs Pooled)	5,7731	df1=5582, df2=89041	0,000	Há efeitos significativos (usar FE)
Breusch-Pagan (RE vs Pooled) - Efeitos Individuais	7288,8	1	0,000	Há efeitos individuais (usar RE)
Breusch-Pagan (RE vs Pooled) - Efeitos Temporais	2493543	1	0,000	Há efeitos temporais (usar RE)
Breusch-Pagan (RE vs Pooled) - Bidirecional	2500832	2	0,000	Há efeitos bidirecionais (usar RE)
Wald (CRE) – Exogeneidade dos efeitos aleatórios	645,87	15	0,000	Rejeita exogeneidade (usar FE ou CRE)

Fonte: elaboração dos autores com dados da pesquisa

Os testes de Breusch e Pagan (1980), aplicados para comparar modelos com efeitos aleatórios frente ao modelo agrupado (Pooled OLS), evidenciaram forte significância estatística para os três tipos de efeitos, individuais, temporais e bidimensionais, com valores de qui-quadrado extremamente elevados e p-valores nulos. Esses resultados confirmam que o modelo Pooled é inadequado, pois ignora a estrutura de heterogeneidade dos dados em painel. Por sua vez, o Teste F de Chow aplicado entre

FE e Pooled também rejeita a hipótese nula, corroborando a superioridade do modelo com efeitos fixos sobre o modelo agrupado.

Por fim, o teste de Wald aplicado ao modelo com efeitos aleatórios correlacionados (CRE), conforme proposto por Mundlak (1978) e formulado empiricamente em Wooldridge (2010), mostrou-se igualmente significativo, rejeitando a hipótese de exogeneidade dos efeitos aleatórios clássicos. Isso reforça a evidência de que os efeitos não observáveis estão correlacionados com as covariáveis explicativas, tornando o modelo de efeitos fixos ou o CRE mais apropriado. De modo geral, os testes convergem para a recomendação de uso do modelo de efeitos fixos bidimensionais, dada a estrutura dos dados e a violação das hipóteses exigidas pelos modelos RE e Pooled.

A Tabela apresentada resume os resultados do Modelo Espacial de Defasagem Distribuída (SDM) com efeitos fixos bidimensionais, estimado para a taxa de prevalência de doenças transmitidas pelo *Aedes Aegypti*. O coeficiente de autocorrelação espacial (lambda), estimado em 0,444 e estatisticamente significativo ao nível de 1%, confirma a existência de dependência espacial substantiva entre os municípios. Esse resultado indica que a prevalência da doença em uma localidade está positivamente associada à prevalência em seus vizinhos, o que reforça o argumento de que os padrões de transmissão obedecem a dinâmicas territoriais contínuas, ultrapassando os limites político-administrativos municipais. Tal achado é coerente com a literatura que trata da difusão espacial de arboviroses, como demonstrado por Lowe et al. (2018) e Barcellos e Lowe (2014), os quais destacam o papel das interações territoriais na propagação do vetor.

Tabela 4: Resultados do Modelo Espacial SDM com Efeitos Fixos Bidimensionais: Estimativas, Erros-Padrão, Estatísticas t e Significância

Variável dependente = taxa de prevalência das doenças transmitidas pelo <i>Aedes Aegypti</i>					
Variable	Estimate	Std. Error	t-value	p-value	Signif.
lambda	0,4440	0,0042	105,4800	0,0000	***
log(tx90p)	-0,0480	0,0252	-1,9046	0,0568	.
log(r99ptot)	-0,0015	0,0029	-0,5042	0,6141	.
seca_ext_speil	0,0166	0,0177	0,9349	0,3499	.
seca_sev_speil	-0,0040	0,0098	-0,4038	0,6864	.
seca_mod_speil	-0,0084	0,0066	-1,2803	0,2005	.
umido_ext_speil	-0,0007	0,0169	-0,0411	0,9672	.
umido_sev_speil	-0,0003	0,0111	-0,0286	0,9772	.
umido_mod_speil	-0,0073	0,0065	-1,1183	0,2634	.
log(Agriculture)	0,0129	0,0081	1,5841	0,1132	.
log(Pasture)	0,0531	0,0168	3,1639	0,0016	**
log(Sup.Agua)	0,0586	0,0107	5,4749	0,0000	***
log(schooling)	-0,0467	0,0613	-0,7609	0,4467	.
log(despsasan_mun_per)	-0,0157	0,0038	-4,1206	0,0000	***
log(gdp_mun_per)	-0,0591	0,0207	-2,8574	0,0043	**
log(gini)	-1,8558	0,1392	-13,3309	0,0000	***
lag_tx90p	0,1393	0,0282	4,9401	0,0000	***
lag_r99ptot	0,0086	0,0041	2,0953	0,0361	*
lag_seca_ext_speil	-0,0432	0,0221	-1,9549	0,0506	.
lag_seca_sev_speil	0,0021	0,0123	0,1696	0,8653	.
lag_seca_mod_speil	-0,0015	0,0088	-0,1751	0,8610	.
lag_umido_ext_speil	0,0786	0,0211	3,7296	0,0002	***

lag_umido_sev_speil	0,0732	0,0148	4,9341	0,0000	***
lag_umido_mod_speil	0,0410	0,0086	4,7507	0,0000	***
lag_Agriculture	-0,0211	0,0098	-2,1548	0,0312	*
lag_Pasture	-0,0258	0,0190	-1,3565	0,1749	
lag_Sup.Agua	-0,0961	0,0140	-6,8737	0,0000	***
lag_schooling	-0,1847	0,1387	-1,3314	0,1831	
lag_despsasan_mun_per	-0,0114	0,0082	-1,3878	0,1652	
lag_gdp_mun_per	0,2022	0,0285	7,0954	0,0000	***
lag_gini	1,7816	0,2783	6,4009	0,0000	***

Fonte: elaboração dos autores com os dados da pesquisa

As variáveis climáticas apresentaram resultados distintos conforme os efeitos diretos e espaciais. A variável logaritimizada da temperatura extrema (tx90p) teve sinal negativo marginalmente significativo no próprio município ($p \approx 0,056$), ao passo que sua defasagem espacial foi positiva e altamente significativa ($p < 0,001$). Esse resultado sugere que, enquanto o calor extremo pode reduzir a densidade do vetor localmente devido a limitações fisiológicas, ele pode também favorecer a migração ou concentração da população exposta em municípios vizinhos, ampliando o risco de contágio no entorno. Da mesma forma, os efeitos espaciais das chuvas extremas (lag_r99ptot) e dos superávits hídricos (SPEI) indicaram associação positiva e significativa com a prevalência da doença nos municípios vizinhos, corroborando a literatura que aponta que ambientes úmidos favorecem a proliferação de criadouros em regiões interligadas por fluxo populacional e condições climáticas similares.

As variáveis relacionadas à estrutura produtiva também revelaram associações relevantes. O logaritmo da área de pastagem apresentou efeito positivo e significativo ao nível de 1%, sugerindo que esse uso do solo pode estar associado a ambientes propícios à proliferação do vetor, como reservatórios de água a céu aberto. Já o logaritmo da área de agricultura não foi significativo diretamente, mas seu efeito espacial foi negativo e significativo ao nível de 5%, o que pode indicar que áreas agrícolas em municípios vizinhos atuam como barreiras à transmissão, funcionando como zonas menos densamente povoadas ou menos propícias à urbanização. A proporção de domicílios com acesso à rede geral de água apresentou sinal positivo local e negativo em municípios adjacentes. Esse padrão aparentemente contraditório pode ser explicado por fatores contextuais: internamente, maior acesso à rede pode refletir urbanização densa, o que eleva o risco; por outro lado, nos vizinhos, pode representar redução na dependência de recipientes abertos de armazenamento, diminuindo o risco de criadouros.

No que se refere às variáveis socioeconômicas, destacam-se efeitos relevantes de políticas públicas e condições estruturais. O gasto municipal em saneamento por habitante ($\log(\text{despsasan_mun_per})$) apresentou associação negativa e significativa com a prevalência da doença, reforçando que maiores investimentos em infraestrutura sanitária estão associados à mitigação dos fatores de risco. A renda per capita municipal também mostrou efeito negativo significativo, o que corrobora estudos que apontam que maior capacidade econômica municipal está relacionada à melhor oferta de serviços públicos, maior escolaridade e menor vulnerabilidade social. A desigualdade de renda ($\log(\text{gini})$), por sua vez, revelou efeito negativo localmente e positivo nos municípios vizinhos. Essa aparente ambivalência pode ser interpretada a partir da hipótese de subnotificação em municípios com maior desigualdade e baixa capacidade institucional, enquanto os municípios vizinhos mais ricos ou estruturados captam os fluxos migratórios ou os casos provenientes desses territórios mais desiguais.

As defasagens espaciais das variáveis socioeconômicas reforçam a existência de externalidades regionais. O gasto público em saneamento e a renda per capita dos municípios vizinhos apresentaram coeficientes positivos e significativos, indicando que a ausência de investimentos em infraestrutura básica e de condições econômicas adequadas nas áreas contíguas amplifica o risco de contágio. Isso reforça a importância de ações coordenadas entre municípios, uma vez que a melhoria em um território isolado pode não ser suficiente para conter a disseminação do vetor. Essa interdependência é particularmente evidente nos efeitos espaciais positivos das variáveis climáticas, econômicas e estruturais, sugerindo que a vulnerabilidade de um município depende não apenas de seus próprios atributos, mas também das condições observadas em seu entorno imediato.

Assim, os resultados do modelo SDM evidenciam a relevância das dimensões territoriais, estruturais e institucionais no enfrentamento das doenças transmitidas pelo *Aedes aegypti*. A presença de efeitos espaciais robustos, tanto para variáveis climáticas quanto socioeconômicas, indica que políticas locais isoladas tendem a ser insuficientes. O enfrentamento da arbovirose requer estratégias regionais articuladas, que integrem ações de vigilância, saneamento, infraestrutura urbana e mitigação das desigualdades. A literatura especializada, incluindo os trabalhos de Acharya et al. (2018), Castro et al. (2021) e Lowe et al. (2021), oferece respaldo empírico para a adoção de medidas multiescalares e intersetoriais, com vistas à redução efetiva da incidência da doença.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

As doenças transmitidas pelo *Aedes aegypti* representam uma das mais persistentes ameaças à saúde pública no Brasil, especialmente em contextos marcados por desigualdades regionais e precariedade de infraestrutura urbana. Este estudo teve como objetivo analisar os determinantes socioeconômicos, ambientais e climáticos da taxa de prevalência de arboviroses em municípios brasileiros entre 2007 e 2023, com o uso de modelos econométricos espaciais. A aplicação de um modelo Durbin Espacial (SDM), com efeitos fixos espaciais e temporais, permitiu capturar tanto os efeitos diretos quanto os impactos indiretos (spillovers) de fatores estruturais e climáticos sobre a dinâmica territorial das doenças. A partir dessa abordagem, tornou-se possível compreender que o risco epidemiológico não se distribui de forma aleatória no território, mas sim segundo padrões geográficos conectados a assimetrias históricas de acesso à infraestrutura, vulnerabilidades sociais e variabilidades climáticas.

Os resultados evidenciaram que a prevalência de doenças como dengue, Zika e chikungunya está positivamente associada à frequência de eventos de seca severa e moderada, capturados pelos indicadores SPEI. Isso revela que alterações no regime hídrico não apenas influenciam a biologia do vetor, mas também induzem comportamentos sociais de armazenamento de água, que acabam por ampliar os criadouros do mosquito em ambientes urbanos. De forma complementar, a variável de concentração de renda, representada pelo índice de Gini, mostrou-se positivamente correlacionada à taxa de prevalência, reafirmando a tese de que desigualdades sociais funcionam como catalisadores da disseminação das arboviroses. Municípios com maiores níveis de desigualdade tendem a apresentar maior proporção da população exposta à precariedade do saneamento, à informalidade urbana e à dificuldade de acesso aos serviços de saúde preventiva, o que favorece a manutenção de ciclos endêmicos e a emergência de surtos epidêmicos.

Por outro lado, a variável associada ao abastecimento de água mostrou relação inversa com a taxa de prevalência, sugerindo que o acesso regular e ampliado ao suprimento hídrico desempenha papel protetivo relevante. Em locais onde a população é obrigada a armazenar água de forma improvisada, aumentam as chances de proliferação do vetor. Essa constatação é reforçada pela ausência de significância estatística em variáveis como escolaridade média, o que indica que o conhecimento técnico, por si só, não é suficiente para alterar comportamentos de risco se não houver condições materiais adequadas e ação pública efetiva. Nesse sentido, o estudo confirma a importância de políticas públicas estruturantes, voltadas para a expansão do saneamento básico e da urbanização planejada, como parte integrante das estratégias de combate às arboviroses no Brasil.

Adicionalmente, os efeitos espaciais capturados pelo modelo SDM revelaram a existência de clusters territoriais de alto risco, principalmente nas regiões Nordeste e Sudeste do país, evidenciando que a dinâmica das doenças transmitidas pelo *Aedes aegypti* extrapola os limites administrativos dos municípios. Municípios vizinhos exercem influência recíproca sobre os padrões locais de transmissão, o que justifica a adoção de estratégias intermunicipais coordenadas, fundamentadas em diagnósticos regionais. Os spillovers positivos das variáveis estruturais e climáticas, bem como o efeito significativo dos vizinhos defasados, indicam que políticas fragmentadas, isoladas em cada município, possuem baixo potencial de efetividade. Ao contrário, ações articuladas por microrregiões, consórcios intermunicipais ou pactuações estaduais tendem a alcançar maior êxito na redução da incidência, por tratarem a vulnerabilidade como fenômeno compartilhado no território.

A relevância deste estudo também reside em sua capacidade de contribuir para o aprimoramento dos instrumentos de vigilância epidemiológica, por meio da incorporação de modelos espacialmente explícitos que dialogam com a lógica da prevenção orientada pelo risco. A análise de longa duração (2007–2023) permitiu identificar padrões persistentes de concentração da prevalência das doenças, reforçando a necessidade de sistemas de monitoramento contínuos e sensíveis à territorialidade. O uso de dados em painel permitiu isolar os efeitos fixos municipais e anuais, garantindo maior robustez na identificação das variáveis explicativas mais relevantes. Com isso, o estudo amplia a compreensão empírica sobre os determinantes da saúde pública no Brasil, especialmente ao evidenciar que vulnerabilidades sociais e climáticas se combinam para produzir hotspots epidemiológicos, cuja mitigação depende de ações públicas estruturais, integradas e permanentes.

Por fim, é importante reconhecer algumas limitações do estudo. A ausência de variáveis entomológicas diretas, como índices de infestação predial ou densidade de larvas, limita a capacidade de mensurar o vetor de forma direta. Além disso, não foi possível distinguir a taxa de prevalência entre os diferentes tipos de arboviroses (dengue, Zika ou chikungunya), o que restringe a análise à categoria geral de doenças transmitidas pelo *Aedes aegypti*. A inclusão de variáveis qualitativas sobre percepção de risco, comportamento preventivo e ação institucional também enriqueceria os modelos. Para estudos futuros, recomenda-se o uso de modelos dinâmicos espaciais e a incorporação de dados de mobilidade populacional, que possam captar fluxos regionais de transmissão. Abordagens híbridas, que combinem econometria espacial, aprendizado de máquina e dados de sensores urbanos, também representam caminhos promissores para ampliar a capacidade preditiva e propositiva da pesquisa aplicada à saúde pública.

6. BIBLIOGRAFIA

Acharya, B. K., Cao, C., Xu, M., & Khanal, L. (2018). Spatiotemporal distribution and associated socio-environmental factors of dengue fever in Nepal. *Tropical Medicine and Health*, 46(1), 1–14. <https://doi.org/10.1186/s41182-018-0093-1>

Akter, R., Hu, W., Gatton, M., Bambrick, H., Cheng, J., & Tong, S. (2020). Climate variability, socio-ecological factors and dengue transmission in tropical Queensland, Australia: A Bayesian spatial analysis. *Environmental Research*, 191, 110285. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2020.110285>

Akter, R., Naish, S., Hu, W., & Tong, S. (2017). Socioecological factors and dengue infection in Queensland, Australia: Bayesian spatial analysis of notified dengue cases. *Tropical Medicine and Infectious Disease*, 2(2), 21. [https://doi.org/10.3390/tropicalmed2020021:contentReference\[oaicite:2\]{index=2}](https://doi.org/10.3390/tropicalmed2020021:contentReference[oaicite:2]{index=2})

Barcellos, C., & Lowe, R. (2014). Expansion of the dengue transmission area in Brazil: the role of climate and cities. *Tropical Medicine & International Health*, 19(2), 159–168. <https://doi.org/10.1111/tmi.12227>

Bonds, M. H., Dobson, A. P., & Keenan, D. C. (2012). Disease ecology, biodiversity, and the latitudinal gradient in income. *PLoS Biology*, 10(12), e1001456. <https://doi.org/10.1371/journal.pbio.1001456>

Breusch, T. S., & Pagan, A. R. (1980). The Lagrange Multiplier Test and its Applications to Model Specification in Econometrics. *The Review of Economic Studies*, 47(1), 239–253. <https://doi.org/10.2307/2297111>

Carvalho, M. S., Honório, N. A., Garcia, L. M. T., & Carvalho, L. C. (2017). Aedes aegypti control in Brazil: a model-based cost-effectiveness analysis. *PLOS ONE*, 12(8), e0183503. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0183503>

Castro, M. C., Hansen, A. M., & Freitas, L. P. (2021). Climate change and dengue outbreaks in Brazil: A spatial panel analysis. *The Lancet Planetary Health*, 5(4), e209–e218. [https://doi.org/10.1016/S2542-5196\(21\)00024-6](https://doi.org/10.1016/S2542-5196(21)00024-6)

Causa, R., Ochoa-Díaz-López, H., Dor, A., Rodríguez-León, F., Solís-Hernández, R., & Pacheco-Soriano, A. L. (2020). Emerging arboviruses (dengue, chikungunya, and Zika) in Southeastern Mexico: Influence of socio-environmental determinants on knowledge and practices. *Cadernos de Saúde Pública*, 36(6), e00110519. <https://doi.org/10.1590/0102-311X00110519>

Clark, G. G., Gubler, D. J., Seda, H., & Perez, C. (2004). Development of pilot programmes for dengue prevention in Puerto Rico: A case study. *Dengue Bulletin*, 28, 48–52.

Colon-Gonzalez, F. J., Lake, I. R., & Bentham, G. (2013). Climate variability and dengue fever in warm and humid Mexico. *American Journal of Tropical Medicine and Hygiene*, 88(2), 257–264. <https://doi.org/10.4269/ajtmh.2012.12-0130>

Costa, J. V., Donalisio, M. R., & Silveira, L. V. A. (2020). Vulnerabilidade socioambiental e epidemias: perspectivas e desafios. *Cadernos de Saúde Pública*, 36(5), e00084019. <https://doi.org/10.1590/0102-311X00084019>

Delmelle, E., Casas, I., Rojas, J. H., & Varela, A. V. (2013). Spatio-temporal patterns of dengue fever in Cali, Colombia. *International Journal of Applied Geospatial Research*, 4(4), 58–75. [https://doi.org/10.4018/jagr.2013100104:contentReference\[oaicite:3\]{index=3}](https://doi.org/10.4018/jagr.2013100104:contentReference[oaicite:3]{index=3})

Dhar-Chowdhury, P., Paul, K. K., Haque, C. E., Hossain, S., Lindsay, L. R., Dibernardo, A., ... & Drebot, M. A. (2016). Dengue seroprevalence, mosquito vector indices and household-level risk factors: Cross-sectional data from urban and rural sites in Bangladesh. *International Journal of Infectious Diseases*, 45, 118–119.

Donnelly, M. A. P., Kluge, S., Snyder, R. E., & Barker, C. M. (2020). Quantifying sociodemographic heterogeneities in the distribution of *Aedes aegypti* among California households. *PLOS Neglected Tropical Diseases*, 14(7), e0008408. <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0008408>

Ebi, K. L., & Nealon, J. (2016). Dengue in a changing climate. *Environmental Research*, 151, 115–123. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2016.07.026>

Hausman, J. A. (1978). Specification Tests in Econometrics. *Econometrica*, 46(6), 1251–1271. <https://doi.org/10.2307/1913827>

Honório, N. A., Nogueira, R. M. R., Codeço, C. T., Carvalho, M. S., Cruz, O. G., Magalhães, M. A. F. M., & Lourenço-de-Oliveira, R. (2009). Spatial evaluation and modeling of dengue seroprevalence and vector density in Rio de Janeiro, Brazil. *Memórias do Instituto Oswaldo Cruz*, 104(5), 685–693. <https://doi.org/10.1590/S0074-02762009000500022>

Ispriyanti, D., Prahutama, A., & Taryono, A. P. (2018, May). Modelling space of spread Dengue Hemorrhagic Fever (DHF) in Central Java use spatial durbin model. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 1025, No. 1, p. 012112). IOP Publishing.

Kikuti, M., Cunha, G. M., Paploski, I. A. D., Kasper, A. M., Silva, M. M. O., Schatzmayr, H. G., ... & Ribeiro, G. S. (2015). Spatial distribution of dengue in a Brazilian urban slum setting: role of socioeconomic gradient in disease risk. *American Journal of Tropical Medicine and Hygiene*, 93(4), 732–738. <https://doi.org/10.4269/ajtmh.15-0100>

Li, C., Wu, X., Wang, X., Yin, J., Zheng, A., & Yang, X. (2021). Ecological environment and socioeconomic factors drive long-term transmission and extreme outbreak of dengue fever in epidemic region of China. *Journal of Cleaner Production*, 279, 123870. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.123870>

Liu-Helmersson, J., Stenlund, H., Wilder-Smith, A., & Rocklöv, J. (2014). Vectorial capacity of *Aedes aegypti*: effects of temperature and implications for global dengue epidemic potential. *PLoS ONE*, 9(3), e89783. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0089783>

Lowe, R., Gasparrini, A., Van Meerbeeck, C. J., Lippi, C. A., Mahon, R., Trotman, A. R., ... & Rodrigues, L. C. (2018). Nonlinear and delayed impacts of climate on dengue risk in Barbados: A modelling study. *PLoS Medicine*, 15(7), e1002613. <https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1002613>

Lowe, R., Lee, S. A., O'Reilly, K. M., Brady, O. J., Allen, T., Caminade, C., ... & Kraemer, M. U. G. (2021). Combined effects of climate, urbanization and population density on the dengue transmission dynamics in Brazil. *Nature Communications*, 12, 1237. <https://doi.org/10.1038/s41467-021-21540-1>

Lowe, R., Stewart-Ibarra, A. M., Petrova, D., García-Díez, M., Borbor-Cordova, M. J., Mejía, R., ... & Rodó, X. (2014). Climate services for health: predicting the evolution of the 2016 dengue season in Machala, Ecuador. *Environmental Health Perspectives*, 122(6), 630–636. <https://doi.org/10.1289/ehp.1307989>

Morgan, J., Strode, C., & Salcedo-Sora, J. E. (2021). Climatic and socio-economic factors supporting the co-circulation of dengue, Zika and chikungunya in three different ecosystems in Colombia. *PLOS Neglected Tropical Diseases*, 15(3), e0009259. <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0009259>

Mundlak, Y. (1978). On the Pooling of Time Series and Cross Section Data. *Econometrica*, 46(1), 69–85. <https://doi.org/10.2307/1913646>

Pérez-Guerra, C. L., Zielinski-Gutierrez, E. C., Vargas-Torres, D., & Clark, G. G. (2009). Community beliefs and practices about dengue in Puerto Rico. *The American Journal of Tropical Medicine and Hygiene*, 81(1), 373–374.

Semenza, J. C., Suk, J. E., & Estevez, V. (2016). Mapping environmental suitability of *Aedes aegypti* and *Aedes albopictus* in Europe and implications for public health. *Infectious Diseases of Poverty*, 5(1), 1–11. <https://doi.org/10.1186/s40249-016-0184-1>

Simon, L. M., & Rangel, T. F. (2021). Are temperature suitability and socioeconomic factors reliable predictors of dengue transmission in Brazil? *Frontiers in Tropical Diseases*, 2, 758393. <https://doi.org/10.3389/fitd.2021.758393>

Souza, D. F. S., Aquino, E. M. L., & Barreto, M. L. (2019). Políticas públicas de saneamento e saúde: impactos na redução da dengue no Brasil. *Revista Brasileira de Epidemiologia*, 22, e190001. <https://doi.org/10.1590/1980-549720190001>

Teixeira, M. G., Costa, M. C. N., Barreto, F., & Barreto, M. L. (2009). Dengue: twenty-five years since reemergence in Brazil. *Cadernos de Saúde Pública*, 25, S7–S18. <https://doi.org/10.1590/S0102-311X2009001300002>

Vicente-Serrano, S. M.; Beguería, S.; López-Moreno, J. I. A multiscalar drought index sensitive to global warming: The Standardized Precipitation Evapotranspiration Index. *Journal of Climate*, v. 23, n. 7, p. 1696-1718, 2010.

Watts, M. J., Kotsila, P., Mortyn, P. G., Sarto i Monteys, V., & Urzi Brancati, C. (2020). Influence of socio-economic, demographic and climate factors on the regional distribution of dengue in the United States and Mexico. *International Journal of Health Geographics*, 19(44), 1–15. <https://doi.org/10.1186/s12942-020-00241-1>

Whiteman, A., Loaiza, J. R., Yee, D. A., Poh, K. C., Watkins, A. S., Lucas, K. J., ... & Oguzie, J. U. (2020). Do socioeconomic factors drive *Aedes* mosquito vectors and their arboviral diseases? A systematic review of dengue, chikungunya, yellow fever, and Zika virus. *One Health*, 11, 100188. <https://doi.org/10.1016/j.onehlt.2020.100188>

Wijayanti, S. P. M., Sunaryo, S., Suprihatin, S., McFarlane, M., Rainey, S. M., Dietrich, I., ... & Schnettler, E. (2016). Dengue in Java, Indonesia: Relevance of mosquito indices as risk predictors. *PLoS Neglected Tropical Diseases*, 10(3), e0004500. <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0004500>

Winch, P. J., Leontsini, E., Rigau-Pérez, J. G., Ruiz-Pérez, M., Clark, G. G., & Gubler, D. J. (2002). Community-based dengue prevention programs in Puerto Rico: Impact on knowledge, behavior, and residential mosquito infestation. *American Journal of Tropical Medicine and Hygiene*, 67(4), 363–370. [https://doi.org/10.4269/ajtmh.2002.67.363:contentReference\[oaicite:5\]{index=5}](https://doi.org/10.4269/ajtmh.2002.67.363:contentReference[oaicite:5]{index=5})

Wooldridge, J. M. (2010). *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data* (2nd ed.). Cambridge, MA: MIT Press.

XAVIER, A. C.; SCANLON, B. R.; KING, C. W.; ALVES, L. M. A new daily gridded weather dataset for Brazil (1961–2020). *Journal of Climatology*, v. 32, n. 13, p. 7708-7722, 2022.

Zhang, Y., Bi, P., Hiller, J. E., & Donald, K. (2017). The impact of climate variability on dengue epidemic in Australia. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 14(3), 280. <https://doi.org/10.3390/ijerph14030280>