

Influência do Desmatamento, uso da terra e de Políticas Ambientais sobre a Incidência de Malária no Estado do Pará

Luan Marca¹
Evandro Tatim da Silva²
Augusto Mussi Alvim³

Resumo: Este estudo investiga a influência do desmatamento, uso da terra e políticas ambientais sobre a incidência de malária no estado do Pará, Brasil. Para isso, optamos pela utilização de modelos espaciais em painel (SAR, SEM e SDM). Essa metodologia permite que os municípios sejam tratados como unidades de análise, possibilitando a consideração das interações espaciais e temporais entre as variáveis de interesse. A amostra de pesquisa abrange 141 dos 144 municípios do estado do Pará, representando uma cobertura de 97,9% do total. O período considerado abrange os anos de 2008 a 2020. Os resultados mostram uma associação positiva entre o desmatamento e a incidência de malária. Para cada 100 km² de desmatamento, ocorrem em média 14,2 casos adicionais de malária por mil habitantes, com efeitos de transbordamento observáveis nos municípios vizinhos. Em contraste, a adesão ao Programa Municípios Verdes (PMV) demonstrou reduzir significativamente os casos de malária, tanto nos municípios participantes quanto nos vizinhos. Especificamente, para cada unidade de adesão ao PMV, a incidência de malária diminui em 66,9 casos por mil habitantes.

Palavras-Chave: Malária, Desmatamento, Pará, Econometria Espacial.

Influence of Deforestation, Land Use, and Environmental Policies on Malaria Incidence in the State of Pará

Abstract: This study investigates the influence of deforestation, land use, and environmental policies on malaria incidence in the state of Pará, Brazil. We opted for the use of spatial panel models (SAR, SEM, and SDM) to achieve this. This methodology allows municipalities to be treated as units of analysis, enabling the consideration of spatial and temporal interactions between the variables of interest. The research sample covers 141 of the 144 municipalities in the state of Pará, representing a coverage of 97.9% of the total. The period considered spans the years from 2008 to 2020. The results show a positive association between deforestation and malaria incidence. For every 100 km² of deforestation, there are an average of 14.2 additional malaria cases per thousand inhabitants, with spillover effects observable in neighboring municipalities. In contrast, adherence to the Green Municipalities Program (PMV) significantly reduced malaria cases, both in participating municipalities and their neighbors. Specifically, for each unit of adherence to the PMV, malaria incidence decreases by 66.9 cases per thousand inhabitants.

Keywords: Malaria, Deforestation, Pará, Spatial Econometrics.

Área 9: Meio Ambiente, recursos naturais e sustentabilidade

Classificação JEL: I10, I15, Q18, Q56

¹ Doutorando em economia do Desenvolvimento pela PUCRS. E-mail: luan.marca@edu.pucrs.br

² Graduando em Medicina pela Unijuí. E-mail: Evandro.silva@sou.unijui.edu.br

³ Doutor em Economia pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul; professor titular na Escola de Negócios da PUCRS. Bolsista produtividade do Cnpq nível 2. E-mail: augusto.alvim@pucrs.br

1. Introdução

A malária é uma das doenças tropicais negligenciadas⁴ mais prevalentes e letais do mundo. Apesar dos avanços na prevenção e controle, permanece endêmica, exercendo um ônus substancial sobre as comunidades afetadas. A transmissão ocorre pela picada do mosquito fêmea do gênero *Anopheles* (Jain *et al.*, 2010). Anualmente, são registrados entre 250 e 500 milhões de casos globalmente, com maior prevalência em regiões economicamente desfavorecidas e socialmente excluídas, como a África subsaariana, América do Sul, Ásia e regiões do Pacífico Ocidental (Sachs & Malaney, 2002; WHO, 2023). No território brasileiro, a incidência da doença é especialmente alta na região amazônica, onde cerca de 99% dos casos do país são reportados (Griffing *et al.*, 2015). Embora tenham sido realizados esforços consideráveis para mitigar o impacto da doença, por meio de programas nacionais e estaduais de controle, a sua incidência persiste em certas áreas, destacando a complexidade e a resiliência do ciclo de transmissão.

O estado do Pará, localizado na vasta e biodiversificada região da Amazônia brasileira, destaca-se como um cenário particularmente desafiador no combate à malária. Em 2022, dos 128.968 casos autóctones notificados no Brasil, 23.774 foram registrados no Pará, representando 18,4% do total nacional. No que tange ao número de óbitos, o estado observou um aumento, passando de 2 mortes em 2021 para 8 em 2022, correspondendo a 12% do total no país. Esses números colocam o Pará como o terceiro estado com maior incidência de casos e óbitos no Brasil (Brasil, 2023). O desmatamento e a expansão da agricultura e pecuária, bem como a atividade de mineração, têm sido associadas ao aumento na prevalência da malária, intensificando ainda mais a complexidade desse desafio de saúde pública (Bauch *et al.*, 2015, Salazar *et al.*, 2021).

Estudos anteriores identificaram uma clara associação entre o desmatamento e o aumento da incidência de malária na Amazônia, atribuído essa relação às mudanças no habitat do vetor da doença (Santos & Almeida, 2018; Laporta *et al.*, 2021). Este estudo se propõe a ir além, avaliando também o impacto de ações institucionais de combate ao desmatamento sobre a incidência de casos, mais especificamente, o Programa Municípios Verdes (PMV), implementado pelo Estado do Pará com o objetivo de combater o desmatamento por meio do fortalecimento de órgãos de fiscalização ambiental e promoção de estratégias de zoneamento ambiental. Essa estratégia pode oferecer insights valiosos sobre possíveis implicações de programas ambientais sobre a saúde pública, especialmente em relação à incidência de malária. Além disso, levamos em consideração aspectos socioeconômicos e intervenções de saúde pública.

Para investigar os principais determinantes da incidência de malária nos municípios do estado do Pará, utilizaremos modelos de regressão espacial em painel, uma abordagem estatística que permite incorporar a estrutura espacial dos dados, considerando a possível dependência espacial entre os municípios. Especificamente, empregaremos os Modelos SAR (*Spatial Autoregressive*), SEM (*Spatial Error Model*) e SDM (*Spatial Durbin Model*), de acordo com a abordagem proposta por Elhorst (2010). Ao abordar essa questão complexa sob uma perspectiva espacial, este estudo visa fornecer insights fundamentais para informar políticas públicas e estratégias de intervenção direcionadas à redução da incidência de malária no estado do Pará e em outras regiões afetadas por essa doença.

⁴ São aquelas causadas por agentes infecciosos ou parasitas e são consideradas endêmicas em populações de baixa renda. Essas enfermidades também apresentam indicadores inaceitáveis e investimentos reduzidos em pesquisas, produção de medicamentos e em seu controle.

2. Materiais e Métodos

2.1. Referencial Teórico

2.1.1. Malária: Impactos econômicos e prevalência na região Amazônica

A malária, conhecida também como Maleita, Impaludismo, Paludismo e Febre Terça ou Quartã (Camargo, 2003), é uma doença⁵ infecto-parasitária, provocada por um protozoário unicelular, do gênero *Plasmodium*, que encontra no mosquito do gênero *Anopheles* seu hospedeiro. A malária gera custos significativos aos Estados. Os impactos socioeconômicos causados pela doença são destacados no quadro 1.

Quadro 1 - Impactos Socioeconômicos da malária

Impactos	Descrição
Saúde pública	A malária é mais prevalente em regiões rurais e comunidades carentes, com menor acesso a serviços de saúde e saneamento.
Custos com saúde pública e privada	A prevenção e tratamento exigem programas públicos de vacinação, combate ao vetor, investimentos em saneamento básico e moradias, além de custos médicos imediatos e de longo prazo. A resistência medicamentosa do parasita eleva a necessidade de pesquisa contínua.
Capacidade laboral	A malária pode ser letal, causando sofrimento e perda precoce de capital humano. A doença leva ao afastamento de crianças das escolas e de adultos do trabalho, reduzindo a produção de riqueza do país (regiões). As altas taxas de morbimortalidade pioram as condições de saúde e diminuem a força de trabalho, fazendo com que indústrias evitem áreas com alta prevalência da doença. O deslocamento de populações vulneráveis em busca de oportunidades econômicas expõe ainda mais vidas humanas à malária.
Menor investimento público e privado	A ausência de investimentos em industrialização e infraestrutura urbana em áreas endêmicas resulta em baixa arrecadação de impostos, dificultando a oferta de serviços públicos e afastando investimentos, incluindo no turismo.

Fonte: Sachs & Malaney (2002); Cutler *et al.* (2010); WHO (2023).

No Brasil a região amazônica é a mais impactada pela prevalência da malária, concentrando cerca de 99,7% dos casos. Essas áreas de florestas tropicais possuem condições ideais para a reprodução dos insetos, devido às altas temperaturas, grandes volumes de precipitação e umidade relativa do ar elevada. Além disso, o precário sistema de saúde primária, fragilidades sociais⁶ e mudanças ambientais causadas pela ocupação humana e padrões de uso da terra, como a migração interna, relacionada aos projetos agropecuários, à construção de rodovias e hidrelétricas e às atividades de garimpo e mineração são fatores apontados como determinantes na proliferação do *Anopheles* na região (Bauch *et al.*, 2015, Griffing *et al.*, 2015, Laporta *et al.*, 2021).

Nesse contexto, o estado amazônico do Pará⁷, destaca-se entre aqueles com maior incidência de casos da doença⁸. Além da malária, o estado sofre com o impacto da degradação ambiental

⁵ Sinais mais graves da infecção podem ocorrer em gestantes, vulneráveis a efeitos insidiosos, como anemia materna grave e morte perinatal, neonatal ou pós-neonatal. Em crianças, os sintomas podem ser igualmente graves, incluindo prostração, diminuição da consciência, dificuldade respiratória, anemia aguda e retardo no crescimento. Além disso, a doença pode deixar sequelas como cegueira cortical, epilepsia, surdez, distúrbios comportamentais, dificuldades de linguagem e comprometimento cognitivo.

⁶ Os indicadores clássicos de pobreza, como o Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (IDH-M) e a renda per capita estão abaixo da média observada no restante do país. Em 2019, cerca de 20,9% da população residente na Amazonia vivia abaixo da linha de pobreza (com renda mensal per capita inferior a BRL 486,00).

⁷ Localizado na região Norte do Brasil, abrangendo uma área total de 1.247.954 Km², sendo formado por 144 municípios. Limita-se ao norte com o Suriname e Amapá; a nordeste com o Oceano Atlântico; a leste com o Maranhão; ao sul com Mato Grosso; a oeste com Amazonas; a noroeste com Roraima e Guiana, no sudeste com Tocantins e sudoeste com Amazonas e Mato Grosso. Sua população é estimada em aproximadamente 8,7 milhões de habitantes.

⁸ O estado notificou cerca de 115 mil casos de 2014 a 2018.

sistemática e contínua. A expansão da fronteira agrícola e a abertura de áreas de pastagem fazem do Pará um dos estados que mais desmata entre os nove que compõem a região amazônica, isso intensifica uma preocupante tendência de aumento do desmatamento na região. O estado foi responsável por quase metade da área desmatada na Amazônia em 2021, contribuindo com 39,72% do desmatamento total (MCTI, 2021).

Visando controlar esse problema, o governo do estado vem investindo em políticas de combate ao desmatamento, um exemplo é o Programa Municípios Verdes (PMV), lançado em 2011, visando consolidar o Cadastro Ambiental Rural (CAR)⁹ e o fortalecimento da gestão ambiental municipal de modo a contribuir para o combate ao desmatamento. Desde que foi implantado, 52 municípios (36% do total) aderiram de forma plena ao programa, se comprometendo com as 7 metas¹⁰ estratégicas de combate ao desmatamento. A hipótese a ser testada nesse estudo é que, a adesão ao programa resultou em uma redução significativa no número de casos de malária. A ideia é verificar as implicações de programas ambientais sobre a saúde pública.

2.1.2. Impacto de ações antrópicas sobre a incidência de Malária

Mudanças causadas pelo homem na vegetação da Floresta Amazônica diminuíram a biodiversidade de mosquitos e levaram o *Anopheles (Nyssorhynchus) darlingi* a se tornar o principal vetor da malária na Amazônia, aumentando o risco de transmissão da doença (Chaves *et al.*, 2021). Para Laporta *et al.* (2021) a malária está associada à ocupação de terras para expansão do agronegócio e da pecuária. Inicialmente, áreas recém-desmatadas sofrem uma intensificação rápida da transmissão da doença, seguida por uma estabilização e, após vários anos, a incidência tende a diminuir.

A literatura apresenta evidências da associação de culturas agrícolas e a incidência de malária. Yasuoka & Levins (2007) identificaram uma correlação positiva entre o cultivo de cana-de-açúcar, borracha, chá e cacau e a prevalência da doença. A produção de arroz, devido à irrigação intensiva, também pode criar ambientes favoráveis para a reprodução do vetor. Wielgoz *et al.* (2012) destacam que o cultivo de milho aumenta os índices de malária, pois os vetores larvais se alimentam de seu pólen. Santos e Almeida (2018) encontraram uma relação positiva entre lavouras temporárias (algodão, arroz, cacau, café, cana-de-açúcar e milho) e casos de malária na Amazônia brasileira, enquanto a soja não mostrou associação significativa.

A produção pecuária em pequena escala, exige desmatamento e preparo de pastagens, fato que expõe as populações que ocupam esse território ao vetor da Malária e aumentam a prevalência da doença. A pecuária em grande escala pode reduzir a prevalência da doença pelo desmatamento sistemático que afasta a borda da floresta das populações dos centros urbanos. Além disso, a incidência pode diminuir devido ao mecanismo de *zooprofilaxia*, preferência de sangue bovino ao invés do humano pelo vetor (Santos & Almeida, 2018).

⁹ É um registro público eletrônico nacional, obrigatório para todos os imóveis rurais, com a finalidade de integrar as informações ambientais das propriedades e posses rurais, compondo base de dados para controle, monitoramento, planejamento ambiental e econômico e combate ao desmatamento.

¹⁰ I. Celebrar o pacto local contra o desmatamento com a sociedade e governos locais; II. Criar o grupo de trabalho municipal de combate ao desmatamento ilegal; III. Realizar as verificações em campo dos focos de desmatamento ilegal e reportar ao programa; IV. Manter a taxa anual de desmatamento abaixo de 40 Km² (com base nos critérios do Prodes/Inpe); V. Possuir mais de 80% da área municipal cadastrada no Cadastro Ambiental Rural (CAR); VI. Não fazer parte da lista dos municípios que mais desmatam na Amazônia; VII. Introduzir nas escolas municipais noções de educação ambiental.

No que se refere a atividade de mineração, Caldas *et al* (2023) indicam que a incidência de malária é maior em regiões do estado do Pará onde a atividade garimpeira é mais significativa. A interação entre a exploração de recursos e a necessidade de mão-de-obra, provoca uma "desorganização" espacial dos segmentos sociais despossuídos que passam a ver na exploração de minerais uma alternativa de sobrevivência, causando levas migratórias intra e extra-amazônicas, que, conseqüentemente espalham a doença para outros territórios (Schutz, 2011). Na mesma linha, Salazar *et al.* (2021) indica que, o aumento da malária observado na Guiana entre 2008 e 2014 foi provavelmente impulsionado pelo aumento da mineração de ouro.

2.2. Método

2.2.1. Amostra

A amostra de pesquisa deste estudo abrange 141 dos 144 municípios do estado do Pará, representando uma cobertura de 97,9% do total. Os dados foram organizados em painel (balanceado), permitindo uma análise longitudinal. O período considerado abrange os anos de 2008 a 2020, totalizando assim 12 anos¹¹ (1692 observações).

2.2.2. Variáveis de pesquisa

A fim de compreender os determinantes da incidência de malária nos municípios do estado do Pará, utilizamos uma série de variáveis independentes que capturam aspectos ambientais, econômicos e sociais dos municípios, além de uma variável dependente que reflete a incidência da doença. Os dados foram coletados de diversas fontes, incluindo o Projeto de Monitoramento do Desmatamento na Amazônia Legal por Satélite (Prodes), o Sistema de Informação de Agravos de Notificação (SINAN), a base Sidra, do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), a rede colaborativa MapBiomas e o Repositório de dados climáticos do Centro Europeu de Previsões Meteorológicas (ERA5-Land). O quadro 1 apresenta as variáveis que compõem o modelo de pesquisa.

Quadro 1 - Variáveis de Pesquisa

C	Variável	Descrição	Fonte
y	Índice Malária	Razão de casos de malária por habitante. Representa a proporção de casos de malária em relação ao número de habitantes de cada município.	SINAN
x ₁	Área desmatada	Incremento anual de área desmatada. Medida em quilômetros quadrados (km ²), esta variável indica o aumento anual da área desmatada por município.	Prodes
x ₂	PIB per capita	Produto Interno Bruto (PIB) per capita, que reflete o valor médio agregado por indivíduo, em moeda corrente (BRL) e a preços de mercado, dos bens e serviços finais produzidos, indicando o nível de desenvolvimento econômico dos municípios.	IBGE
x ₃	Densidade Populacional	Representa o número de habitantes por quilômetro quadrado em cada município	IBGE
x ₄	VAB Agropecuário	Proporção de participação do setor agropecuário no PIB municipal, refletindo a importância relativa da agricultura e pecuária na economia local.	IBGE
x ₅	Densidade Pecuária	Calculada como a razão entre o número de cabeças de gado e a área de pastagem (hectares), esta variável fornece uma medida da intensidade da pecuária nos municípios.	Map Biomas
x ₆	Lavouras	Área total destinada a lavouras, tanto temporárias como permanentes, medida em hectares, por município.	Map Biomas

¹¹ Dados referentes ao Produto Interno Bruto (PIB) per capita dos municípios para o ano de 2012 não estavam disponíveis na base Sidra IBGE no período de coleta. Portanto, esse ano não está contido na série temporal analisada.

x_7	Mineração	Área total destinada a atividade de mineração, medida em hectares, por município.	Map Biomass
x_8	Profissionais de Saúde	Razão entre o número de profissionais de saúde e a população total. Representa a disponibilidade de profissionais de saúde por habitante em cada município, incluindo médicos, enfermeiros, assistentes sociais etc.	SINAN
x_9	Temperatura	Temperatura média anual, expressa em graus Celsius (°C). Esta variável ambiental representa a temperatura média anual por município.	ERA5- Land
x_{10}	Precipitação	Água proveniente do vapor de água da atmosfera depositada na superfície terrestre sob qualquer forma: chuva, granizo, neblina etc.	ERA5- Land
x_{11}	PMV	Dummy de adesão ao PMV. Esta variável binária indica se um município aderiu ou não ao PMV. Os municípios que aderiram recebem o valor 1 a partir do ano de adesão, enquanto os que não aderiram recebem o valor 0.	PMV

Fonte: SINAN, Prodes, IBGE, Eras5-Land e PMV (2024).

Os dados foram tratados e analisados por meio de linguagem de programação estatística R, sendo utilizado o software livre R-Studio. O pacote [tidyverse](#) foi empregado para manipulação dos dados, facilitando a limpeza, organização e transformação das informações coletadas. As análises espaciais, foram realizadas utilizando os pacotes [geobr](#), [splm](#) e [spdep](#). O pacote [geobr](#) é empregado para a obtenção dos dados geográficos dos municípios brasileiros, enquanto [splm](#) e [spdep](#) permitiram a execução de modelos de regressão espacial, capturando a dependência espacial entre os municípios.

2.1.3. Procedimentos Estatísticos

Matriz de pesos Espaciais

É uma matriz de dimensão $n \times n$, que reflete o arranjo das interações espaciais por meio de pesos espaciais W_{ij} que representam o grau de conexão entre as regiões segundo algum critério de proximidade. Ela considera os pesos espaciais de forma binária:

$$W_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{se } i \text{ e } j \text{ são contíguos} \\ 0 & \text{se } i \text{ e } j \text{ não são contíguos} \end{cases}$$

Presume-se que $W_{ij} = 0$, ou seja, o município não é considerado como vizinho de si próprio, implicando que a matriz de contiguidade possui a sua diagonal principal composta por valores nulos.

No contexto dessa pesquisa, optou-se por uma matriz de pesos espaciais do tipo Rainha (*Queen*). Essa matriz, representada na figura 1, considera os vértices como contíguos, proporcionando uma representação mais abrangente das relações espaciais de áreas onde a conectividade geográfica não é perfeitamente alinhada ou onde pequenas áreas podem influenciar mais de uma vizinhança próxima.

Figura 1 - Convenção Rainha de contiguidade

		A		

Fonte: Almeida (2012).

A matriz Rainha considera duas regiões como vizinhas se compartilham uma fronteira comum (A), sem distinção de orientação (horizontal, vertical ou diagonal). Isso resulta em uma

abordagem mais inclusiva, abrangendo uma vizinhança mais ampla e representativa no que se refere as relações geográficas.

Autocorrelação Espacial: I de Moran

O Índice de Moran avalia como os valores de uma variável em um determinado local se relacionam com os valores nas áreas vizinhas, sendo comumente utilizado como medida da autocorrelação espacial para dados contínuos, de acordo com a seguinte expressão (Burt *et al.* 2009):

$$I = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij} (X_i - \bar{X})(X_j - \bar{X})}{(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij}) \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \quad (1)$$

Onde n é o número de pontos de dados, X é a variável aleatória contínua e W_{ij} são os elementos da matriz W dos pesos espaciais que representa a relação geográfica entre todos os pares de pontos.

A escala do índice varia de -1 a 1, sendo que valores positivos indicam uma autocorrelação espacial positiva (ou seja, áreas com valores semelhantes tendem a estar próximas), valores negativos indicam uma autocorrelação espacial negativa (ou seja, áreas com valores diferentes tendem a estar próximas), e um valor de 0 indica a ausência de autocorrelação espacial (Anselin, 1995). Este índice é crucial para entender os padrões espaciais que podem afetar significativamente a distribuição de variáveis em estudos geográficos.

Modelos Autorregressivos Espaciais

Três modelos de painel espacial são normalmente usados para capturar correlação espacial (Elhorst, 2010), são eles: SAR (*Spatial Autoregressive*), SEM (*Spatial Error Model*) e SDM (*Spatial Durbin Model*).

SAR - *Spatial Autoregressive*

O modelo autorregressivo espacial (SAR) assume que o valor da variável dependente em um local é (parcialmente) determinado por um valor médio espacialmente ponderado daquele nas regiões vizinhas. Este modelo é especificado como (Elhorst, 2014):

$$Y = \rho WY + \alpha \iota_N + X\beta + \varepsilon \quad (2)$$

Onde, Y é a variável dependente consistindo em uma observação para cada unidade na amostra ($i = 1, \dots, N$), representando a incidência de malária em um determinado município, ι_N é um vetor identidade associado ao parâmetro de termo constante α a ser estimado, X é a matriz com as variáveis explicativas e de controle do modelo. De forma resumida, este modelo considera a defasagem espacial na variável dependente (WY).

SEM – Modelo de Erro Espacial

O modelo de erro espacial considera que os erros de qualquer observação estão correlacionados com os erros de outras regiões. O modelo é especificado como (Elhorst, 2014):

$$Y = \alpha_{tN} + X\beta + u \quad (3)$$

$$u = \lambda Wu + \varepsilon$$

Este modelo inclui um termo de erro autorregressivo espacial u e o coeficiente de autocorrelação espacial λ , também identificado como intensidade de contágio. Os erros associados com qualquer observação são uma média dos erros nas regiões vizinhas mais um componente de erro aleatório. Observa-se que se $|\lambda| < 1$, tem-se que cada região é auto correlacionada com todas as outras, mas de forma que a intensidade da autocorrelação decresce dado que $|\lambda| < 1$. Isto significa que, o alcance de um choque é global porque se propaga por todo o espaço. Os demais parâmetros da expressão são mantidos conforme descrito anteriormente. Observa-se também que o alcance de um choque é global porque se propaga por todo espaço, sendo o choque mais intenso no epicentro de ocorrência e à medida que se distancia, sua intensidade perde força.

De forma simplificada, este modelo considera a defasagem espacial nos termos de erros ($W\varepsilon$).

SDM – Modelo Autorregressivo Durbin

O modelo autorregressivo Durbin contém na sua especificação a defasagem espacial da variável dependente e as defasagens espaciais das variáveis explicativas (Elhorst, 2014):

$$Y = \rho WY + \alpha_{tN} + X\beta + WX\theta + \varepsilon \quad (4)$$

Verifica-se na especificação coeficiente de autocorrelação das variáveis independentes θ . O coeficiente θ pode ser entendido como o vetor unitário de parâmetros desconhecidos, desta forma, $WX\theta$ representa o efeito de interação exógena. Demais parâmetros permanecem como previamente descritos.

Uma forma simples de compreender este modelo é: Durbin considera a defasagem espacial na variável dependente (WY) e nas variáveis explicativas (WX). Este modelo espacial tem tanto um alcance global (ρWY) quanto um alcance localizado ($WX\theta$).

Seleção dos Modelos de estimação

A escolha do modelo que melhor se ajusta aos dados exige a consideração da presença de heterogeneidade não observada. É essencial avaliar os modelos de efeitos fixos (*within*) e efeitos aleatórios (*random*). Esta avaliação é realizada por meio do teste de Hausman, que examina se a heterogeneidade não observada está correlacionada com as variáveis explicativas.

O teste de Hausman, conforme formulado por Baltagi (2005), expressa a hipótese nula $\beta^{EA} = \beta^{EF}$, testando a ortogonalidade entre os efeitos individuais e as variáveis exógenas. A estatística de teste W segue uma distribuição qui-quadrado, considerando os graus de liberdade (k) da matriz $(\beta^{EA} - \beta^{EF})$.

Se H_0 não for rejeitado, sugere-se que $E(a|X) = 0$, indicando que os efeitos aleatórios (β^{EA}) são consistentes e assintoticamente eficientes, enquanto os efeitos fixos (β^{EF}) são apenas consistentes. Nesse cenário, opta-se pelo estimador de efeitos aleatórios. Caso H_0 seja rejeitado, evidenciando $E(a|X) \neq 0$, os efeitos aleatórios tornam-se inconsistentes, e a escolha recai sobre o estimador de efeitos fixos.

Para verificar a robustez dos modelos, detecta-se a dependência espacial utilizando testes baseados no Multiplicador de Lagrange, como LME, LML, RLME e RLML. Esses testes avaliam a significância dos efeitos espaciais nos modelos econométricos, sendo essenciais para compreender as dinâmicas espaciais.

A interpretação dos testes de dependência baseia-se na significância estatística dos valores calculados. Se os valores forem significativamente diferentes de zero ($p < 0,05$), sugere-se a presença de autocorrelação espacial global ou local, dependendo do teste aplicado. Essa constatação indica a necessidade de incorporar modelos específicos (SAR, SEM ou SDM) para capturar adequadamente a estrutura espacial nos dados (Elhorst, 2014).

Para comparar a especificação SDM com as SAR e SEM, utiliza-se os testes supracitados. Duas hipóteses nulas são testadas: $H_0^1: Y = 0$ e $H_0^2: Y = -\beta p$. A validação de H_0^1 sugere que um modelo SAR se ajustaria melhor aos dados, enquanto a validação de H_0^2 indica que um modelo SEM seria mais indicado. A rejeição simultânea de H_0^1 e H_0^2 conduz à escolha do modelo SDM (Elhorst, 2010).

Além dos testes LM clássico e robusto, a verificação do ajuste do modelo espacial aos dados observados é feita utilizando a estatística de verossimilhança (likelihood) e o R^2 . A estatística de verossimilhança busca maximizar seu valor, enquanto o R^2 indica a proporção da variabilidade total da variável dependente explicada pelo modelo. Um R^2 mais alto implica um melhor ajuste do modelo, fornecendo uma métrica abrangente para avaliar o desempenho do modelo em termos de explicação da variabilidade observada (Anselin *et al.*, 2002).

3. Resultados

3.1. Análise descritiva das variáveis

A tabela 1 apresenta as médias anuais das variáveis de pesquisa. A interpretação das médias permite identificar tendências e padrões ao longo do tempo, fornecendo uma base para a análise mais aprofundada das relações entre as variáveis.

Tabela 1 - Médias anuais das variáveis de pesquisa

ano	Y	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}
2008	0,0138	40,312	5,966	54,79	0,256	1,888	16,387	3,884	0,0057	29,919	0,0065
2009	0,0204	25,458	6,001	55,70	0,251	1,902	17,431	4,095	0,0059	29,938	0,0069
2010	0,0284	23,705	8,083	55,70	0,282	2,498	19,113	4,291	0,0063	29,997	0,0050
2011	0,0244	17,152	9,083	56,18	0,268	2,516	19,893	4,574	0,0064	29,928	0,0062
2013	0,0050	14,806	11,27	58,21	0,297	4,324	28,465	5,544	0,0070	29,932	0,0056
2014	0,0021	12,673	11,54	58,96	0,264	3,182	34,070	6,016	0,0077	29,935	0,0055
2015	0,0020	16,369	12,63	59,69	0,261	2,610	40,352	6,535	0,0080	29,986	0,0045
2016	0,0029	19,456	13,56	60,39	0,273	2,160	47,613	7,214	0,0082	29,996	0,0049
2017	0,0082	18,461	15,87	61,07	0,254	2,015	53,573	7,976	0,0086	29,980	0,0060
2018	0,0085	19,153	17,09	62,15	0,227	2,148	57,736	8,590	0,0090	29,943	0,0062
2019	0,0071	31,695	18,29	62,79	0,215	2,474	60,322	9,403	0,0094	29,965	0,0058
2020	0,0095	32,792	22,44	63,42	0,247	3,063	60,956	10,14	0,0100	29,976	0,0059

Fonte: da pesquisa, 2024.

A incidência de malária (y) apresenta variações significativas ao longo dos anos. Observa-se um aumento contínuo entre 2008 e 2010, com um pico na incidência da doença, atingindo

0,0284 casos por mil habitantes. No entanto, a partir de 2011, há uma redução considerável, atingindo um valor mínimo de 0,0020 em 2015. Nos anos seguintes, a incidência permanece relativamente baixa, com uma leve elevação em 2020 (0,0095). Esse declínio pode estar relacionado a adoção de medidas de controle e prevenção implementadas no Estado, como o Programa de Ação para Controle da Malária (PACM), criado 2011.

No que se refere ao incremento anual de área desmatada (x_1), verifica-se uma tendência de redução inicial até 2014 (12,673). Contudo, a partir de 2015, há um aumento gradual, culminando em 32,792 km² em 2020. Esse padrão sugere um retorno ao desmatamento mais intensivo nos últimos anos do período analisado. Mesmo com a implantação de programas de combate ao desmatamento em alguns municípios, como o PMV em 2011, políticas que enfraqueceram a implementação de leis ambientais e reduziram o apoio à conservação podem ter incentivado práticas ilegais de desmatamento e invasões de terras públicas, contribuindo para a expansão das áreas desmatadas a partir de 2016 (Alencar *et al.*, 2022).

O Produto Interno Bruto (PIB) per capita dos municípios (x_2) e a densidade populacional (x_3), mostram uma tendência clara de aumento ao longo do tempo. Este crescimento reflete um desenvolvimento econômico gradual nos municípios do Pará. À medida que o nível de renda e a população crescem, a demanda por serviços de saúde de qualidade também cresce (Santos *et al.*, 2012). Isso se verifica através do aumento contínuo da disponibilidade de profissionais de saúde (x_8). Além disso, os dados mostram uma intensificação da atividade de mineração nos municípios (x_7), que representa cerca de 86% das exportações do Estado (Brasil, 2023).

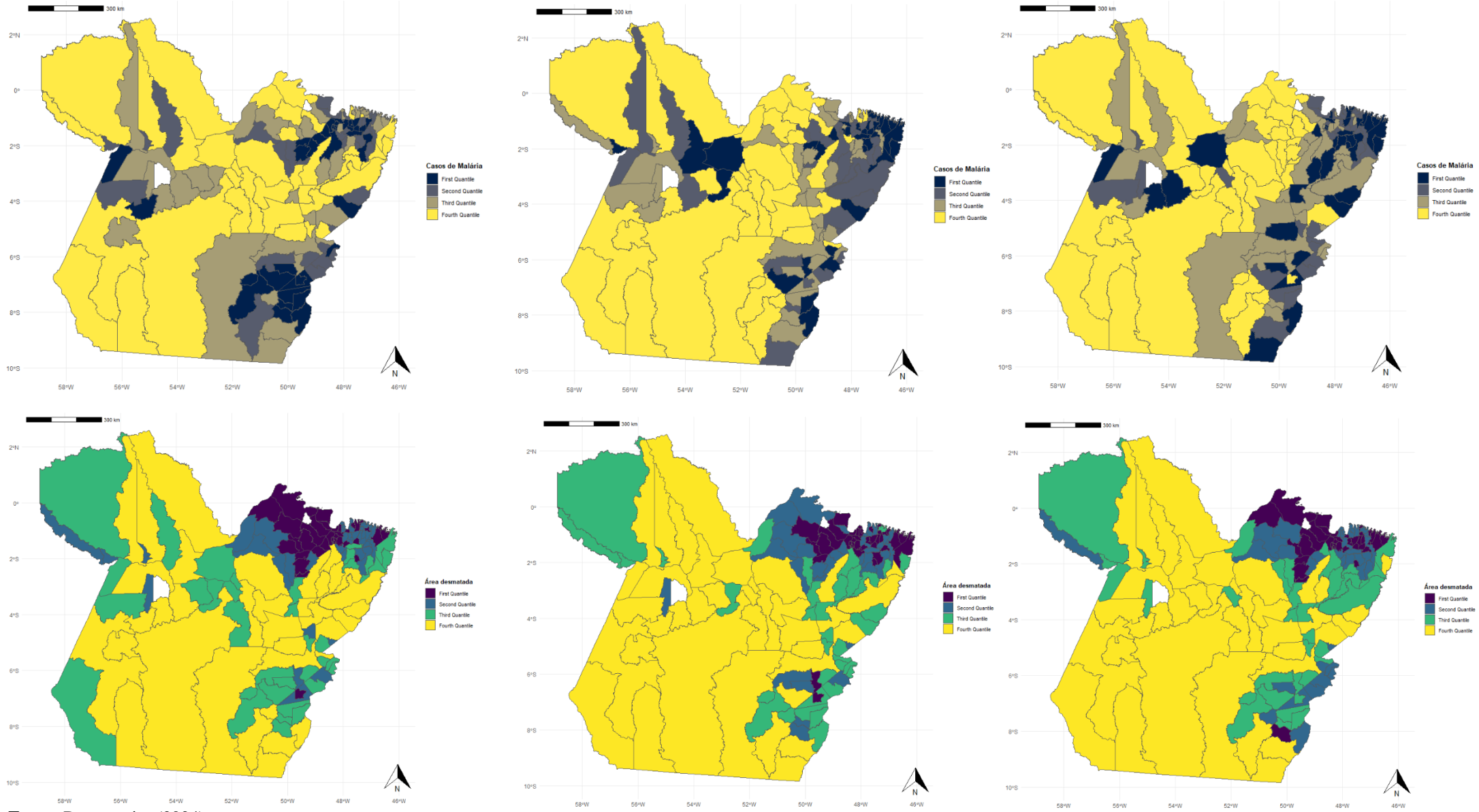
Apesar da área total de lavouras (x_6) ter apresentado crescimento contínuo no período, passando de 16,387 ha em 2008 para 60,956 ha em 2020, os dados sugerem variações na importância relativa do setor agropecuário na economia dos municípios (x_4). Em 2008, a média de participação do setor no PIB era de 0,2567, aumentando para 0,2976 em 2013, apresentando flutuações até atingir 0,2478 em 2020. As variações na densidade pecuária (x_5), especialmente nos períodos de 2008 a 2013 e 2013 a 2017, indicam padrões similares, sugerindo que mudanças na importância do setor agropecuário na economia dos municípios do Pará estão frequentemente acompanhadas de alterações na intensidade da pecuária.

A temperatura média anual (x_9) e a precipitação (x_{10}), permaneceram relativamente estáveis durante o período analisado, com médias de temperatura próximas a 29,9 °C, apresentando pequenas variações, mas sem uma tendência clara de aumento ou diminuição. As médias de precipitação variaram ligeiramente, com valores entre 0,0045 e 0,0069, indicando um padrão relativamente consistente.

3.2. Padrões Geográficos

Apresenta-se a seguir (figura 2) uma série de mapas que ilustram o padrão geográfico da incidência de malária e do desmatamento nos municípios do estado do Pará. Os dados foram decompostos por quantis para destacar as variações e tendências ao longo do tempo. As representações cartográficas incluem três momentos distintos: os anos de 2008, 2014 e 2020, tanto para a incidência de malária (mapas superiores) quanto para o desmatamento (mapas inferiores).

Figura 2 – Distribuição geográfica da malária e do desmatamento



Fonte: Da pesquisa (2024).

Os municípios destacados em amarelo nos mapas pertencem ao último quantil (Q_4), ou seja, são aqueles que apresentam a maior incidência de casos de malária e o maior incremento de áreas desmatadas no estado do Pará. Observa-se uma certa similaridade no padrão geográfico entre a incidência de malária e o desmatamento. Especificamente, os municípios localizados na mesorregião sudoeste do Pará¹² se destacam, tanto por apresentarem uma maior incidência de malária quanto por concentrarem as maiores áreas desmatadas.

A maior concentração de casos de malária e de áreas desmatadas nessa mesorregião pode estar associada ao baixo grau de infraestrutura urbana dos municípios (Lopes *et al.*, 2020), que podem enfrentar maiores desafios na implementação de medidas eficazes de controle e prevenção, devido à falta de serviços essenciais como saneamento básico e acesso a cuidados de saúde. Essa deficiência também facilita o desmatamento, devido à fraca fiscalização e à pressão econômica para o desenvolvimento de atividades como agricultura e pecuária, que são mais comuns em áreas economicamente desfavorecidas.

Na mesma linha, em um estudo com foco em áreas indígenas, Caldas *et al.* (2023) atribuem a alta incidência de parasitas na mesorregião Sudoeste ao baixo nível de desenvolvimento socioeconômico, condições habitacionais deficientes e hábitos de vida peculiares, como a caça, que levam à exposição aos vetores. Diante da dificuldade de acesso aos serviços de saúde, a doença se espalha fácil e rapidamente nas aldeias.

3.3. Teste de autocorrelação espacial: I de Moran

A Tabela 2 apresenta os resultados da estatística I de Moran para a incidência de malária nos municípios do estado do Pará. O índice de Moran I é uma medida que indica a presença de autocorrelação espacial, ou seja, se os valores de uma variável em localidades próximas são mais semelhantes (ou diferentes) do que seria esperado por acaso.

Tabela 2 - Estatísticas I de Moran para autocorrelação espacial (2008 - 2020)

Ano	Moran I	Z	ano	Moran I	Z
2008	0,476***	8,902	2015	0,390***	7,260
2009	0,514***	9,607	2016	0,348***	7,254
2010	0,521***	9,728	2017	0,469***	8,707
2011	0,465***	8,704	2018	0,554***	10,257
2013	0,435***	8,114	2019	0,550***	10,189
2014	0,384***	7,167	2020	0,521***	9,671

Note: *p<0.1 **p<0.05; ***p<0.01

Fonte: da pesquisa, 2024.

Os resultados mostram que todos os valores de Moran I são positivos e significativos ao longo dos anos, variando entre 0,348 e 0,554. Isso indica uma forte autocorrelação espacial positiva, sugerindo que os municípios com alta incidência de malária tendem a estar próximos uns dos outros. A capacidade do *Anopheles darlingi* (e de outras espécies de *Anopheles* na região) de se dispersar de sua fonte de reprodução para infectar humanos a até 7–12 km de distância pode justificar a autocorrelação positiva (Kauffman & Briegel, 2004). Os valores de Moran I mais elevados, como em 2018 (0,554) e 2019 (0,550), indicam períodos de maior concentração espacial da malária. Esses resultados destacam a persistência e a intensidade da concentração

12 É formada pela união de quatorze municípios agrupados em duas microrregiões (Itaituba e Altamira). É uma das regiões menos povoadas e com maior proporção de floresta amazônica do Estado do Pará.

espacial da malária no Pará, indicando que as ações de controle devem considerar a dinâmica espacial da doença para serem mais eficazes.

3.4. Modelos Espaciais

A detecção do processo espacial pelo qual o fenômeno estudado apresenta autocorrelação espacial, seja pela defasagem da variável dependente ou pela dependência espacial nos resíduos, é realizada por meio dos testes de Multiplicador de Lagrange, incluindo sua forma robusta. A tabela 3 apresenta os resultados dos testes.

Tabela 3 – Testes de dependência espacial

<i>within</i>	LM	GL	<i>p</i>
LME	57,993	1	0,0000
LML	62,117	1	0,0000
RLME	1,3585	1	0,0012
RLML	5,4829	1	0,0000

Fonte: Da pesquisa, 2024.

Tanto o teste de Multiplicador de Lagrange (LM) quanto o multiplicador de Lagrange Robusto (Robust LM) demonstraram ser estatisticamente significativos¹³, tanto no Modelo SAR (Modelo Autoregressivo Espacial) quanto no Modelo SEM (Modelo de erro Espacial), indicando a presença de autocorrelação espacial tanto no termo de erro – demais aspectos/variáveis que contribuem para explicar o fenômeno - como também dependência espacial na forma de defasagem espacial.

Seguindo a abordagem proposta por LeSage & Pace (2009) e Elhorst (2010), optou-se por estimar o modelo SDM, esse modelo é vantajoso, uma vez que produz estimativas não enviesadas em comparação com os modelos que possuem defasagem espacial na variável dependente e no erro, como ocorre com o Modelo SAC (*Spatially Autoregressive Coefficient*).

A rejeição da hipótese nula (H_0) no teste de Hausman indica que o modelo de efeitos fixos (*within*) se ajusta melhor aos dados. A partir dos resultados obtidos nos testes para diagnóstico do padrão espacial (Tabela 3), e das estimativas do log-verossimilhança e R^2 , acredita-se que a especificação SAR e SDM (Durbin e SAR com Efeitos Fixos espaciais e temporais) se ajusta melhor aos dados. A tabela 4 apresenta os resultados dos modelos estimados.

Tabela 4 - Resultados da Estimativa dos Modelos de Espaciais

	SAR		SEM		SDM			
	<i>Within</i>	<i>Random</i>	<i>Within</i>	<i>Random</i>	<i>Within</i>	<i>W</i>	<i>Random</i>	<i>W</i>
x_1	0.1342** (0.0439)	0.1099** (0.0401)	0.1294** (0.0496)	0.1139* (0.0471)	0.0847* (0.0496)	0.1543* (0.0828)	0.0826* (0.0471)	0.1728* (0.0752)
x_2	-1.3989*** (0.2516)	-1.0752*** (0.2091)	-2.0389*** (0.2811)	-0.9516*** (0.2485)	-0.6524* (0.3403)	-1.9841*** (0.5696)	-0.0957 (0.2640)	-1.2361** (0.4145)
x_3	-3.0500*** (0.6498)	-0.6704*** (0.1436)	-4.8174*** (0.7098)	-0.8912*** (0.1920)	-1.6863* (0.8102)	2.1292 (1.4867)	-0.9804*** (0.2082)	0.5404* (0.2650)
x_4	3.2660** (1.2618)	0.9445 (0.9603)	2.4402* (1.3304)	-0.4137 (0.9758)	2.9280* (1.3131)	5.0545* (2.6755)	0.6783 (0.9877)	2.6349 (1.9407)
x_5	-0.4846** (0.1683)	-0.3070** (0.1157)	-0.3970* (0.1772)	-0.2575* (0.1302)	-0.5095** (0.1725)	0.1676 (0.2893)	-0.4015** (0.1267)	0.4082** (0.1495)
x_6	-0.0026* (0.0012)	-0.0025** (0.0011)	-0.0026* (0.0012)	-0.0012 (0.0011)	-0.0011 (0.0011)	-0.0048* (0.0011)	-0.0007 (0.0011)	-0.0041** (0.0011)

¹³ Se ambas forem significativas, considera-se a mais significativa pela versão robusta, se RLME > RLML, estima-se o modelo SAR; se RLME < RLML, estima-se o modelo SEM.

x_7	(0.0011) 0.0109* (0.0058)	(0.0009) 0.0144** (0.0044)	(0.0014) 0.0034 (0.0057)	(0.0011) 0.0077* (0.0041)	(0.0014) 0.0145* (0.0059)	(0.0019) -0.0271 (0.0364)	(0.0010) 0.0157*** (0.0044)	(0.0015) -0.0018 (0.0071)
x_8	-0.7759* (0.4038)	-0.8496* (0.3495)	-1.6083*** (0.4197)	-0.8021* (0.3657)	0.0894 (0.4531)	0.3620 (0.9279)	-0.3365 (0.3623)	-1.3637* (0.7462)
x_9	0.1901 (2.9317)	-2.5463 (2.4480)	-5.6332 (5.3024)	-17.761*** (4.3768)	1.9463 (3.1012)	- (-)	-0.7399 (2.5948)	- (-)
x_{10}	218.95* (101.46)	159.09* (87.831)	374.39* (170.83)	237.82* (143.19)	259.40* (113.12)	- (-)	203.93* (96.380)	- (-)
x_{11}	-0.6289* (0.2686)	-0.7396** (0.2552)	-0.76786** (0.2834)	-0.7305** (0.2696)	-0.3960 (0.2829)	-0.2565 (0.4961)	-0.4082 (0.2694)	-0.3404 (0.4688)
ipt		70.168 (73.709)		520.69*** (131.39)				10.376 (78.453)
λ	0.4930*** (0.0260)	0.5536 (0.0235)			0.4566*** (0.0279)		0.4963*** (0.0259)	
ρ			0.4886*** (0.0273)	0.6072*** (0.0262)				
R^2	0.7200	-0.9922	0.6355	0.2551	0.7228		-0.6680	
Lik	-4080.58	-4303.41	-8000.85	-4341.14	-4272.82		-4272.82	

Fonte: da pesquisa, 2024.

Note: *p<0.1 **p<0.05; *** p<0.01

Com base no coeficiente de determinação (R^2), conclui-se que 72% da variação na incidência de malária nos municípios do Estado do Pará é explicada pelas variáveis independentes utilizadas na pesquisa.

O resultado significativo e positivo da estimativa do termo espacialmente defasado λ (tanto no modelo SAR, como no modelo SDM), indica que os efeitos espaciais dos municípios vizinhos precisam ser considerados na análise de incidência de malária nos municípios do estado. Em específico, o valor obtido de λ , indica que um aumento de 1% na proporção de incidência da doença em um município incide em um aumento no 0,49% em média nos municípios que os circundam (Considerando os modelos SAR e SDM). A tabela 5 apresenta os impactos diretos e indiretos das variáveis explicativas sobre a variável dependente.

Tabela 5 – Impactos diretos e indiretos (SAR – within)

Variáveis	Efeitos diretos	Efeitos indiretos	Total
x_1 - Área desmatada	0.1428*** (0.0504)	0.1219*** (0.0463)	0.26483*** (0.0960)
x_2 - PIB per capita	-1.4882*** (0.2742)	-1.2710*** (0.2725)	-2.7593*** (0.5320)
x_3 - Densidade Populacional	-3.2449*** (0.7217)	-2.7712*** (0.6717)	-6.0162*** (1.3665)
x_4 - VAB Agropecuário	3.4746** (1.4187)	2.9674** (1.2546)	6.4421** (2.6554)
x_5 - Densidade pecuária	-0.5155*** (0.1632)	-0.4403*** (0.1478)	-0.9559*** (0.3081)
x_6 - Lavouras	-0.0028* (0.0013)	-0.0024** (0.0011)	-0.0052** (0.0025)
x_7 - Mineração	0.0116* (0.0066)	0.0099* (0.0059)	0.0216* (0.0126)
x_8 - Profissionais de saúde	-0.8255* (0.4404)	-0.7050* (0.3875)	-1.5305* (0.8241)
x_9 - PMV	-0.6690* (0.3088)	-0.5714** (0.2759)	-1.2405** (0.5822)

Fonte: da pesquisa, 2024.

Note: *p<0.1 **p<0.05; *** p<0.01

De maneira geral, observa-se que os impactos tendem a se dissipar no espaço, uma vez que a magnitude dos coeficientes dos efeitos diretos é maior que a dos efeitos indiretos. Como previsto, embora essas variáveis possam influenciar o emprego nos municípios vizinhos, o maior impacto ocorre, principalmente, dentro do próprio território.

4. Discussão

Os resultados indicam uma associação positiva significativa entre o incremento anual da área desmatada nos municípios (x_1) e a incidência de malária, corroborando a ideia de que a transmissão da doença é intensificada pelo desmatamento. A remoção de áreas florestais cria condições propícias para a proliferação de vetores da malária, aumentando o contato humano com esses mosquitos e, conseqüentemente, a taxa de infecção (Barros & Honório, 2015; Chaves *et al.*, 2021). A remoção da cobertura florestal facilita o desenvolvimento de criadouros, o que eleva a transmissão da malária (Laporta *et al.*, 2021).

Para cada incremento de 100 km² (ou dez mil hectares) de desmatamento, ocorrem, em média, 14,2 casos adicionais de malária por mil habitantes no município afetado. Além do efeito direto, observa-se um efeito de transbordamento, onde para cada 100 km² de floresta desmatada em municípios vizinhos, gera-se um aumento médio de 12,1 casos por mil habitantes em um município. Esse efeito pode ser atribuído à capacidade de migração do *Anopheles* (de 7 a 12 km), que estende o efeito de contágio para municípios contíguos. Além disso, o desmatamento próximo às fronteiras municipais pode aproximar os mosquitos e as populações dos municípios vizinhos (Santos & Almeida, 2018).

Esses resultados destacam a importância da adesão a programas de combate ao desmatamento na Amazônia, como o PMV. A variável dummy que representa a adesão ao programa (x_{11}) apresentou sinal negativo significativo em relação a incidência de malária, indicando que essas políticas podem desempenhar um papel crucial na redução da transmissão da doença. Especificamente, os resultados apontam que para cada aumento de uma unidade na adesão ao PMV, a incidência da malária diminui em 66,9 casos por mil habitantes no município afetado. Isso evidencia o impacto direto positivo dessas iniciativas no controle da malária. Além do efeito direto, também se observa um efeito indireto significativo: para cada aumento de uma unidade na adesão ao PMV em municípios vizinhos, 57 casos de malária por mil habitantes deixam de ocorrer no município em si.

A adesão ao PMV habilita o município a receber benefícios como o desembargo ambiental, incentivos fiscais e prioridade na alocação dos recursos públicos estaduais (PMV, 2013). Dessa forma, além do impacto na redução do desmatamento, os municípios participantes dispõem de mais recursos, que podem ser aplicados nos sistemas de saúde locais, melhorando a infraestrutura (contratação de profissionais, aquisição de equipamentos), e contribuindo de forma significativa para a diminuição dos casos de malária.

O sinal positivo do PIB agropecuário (x_4) em relação ao número de casos pode estar associado a práticas agrícolas específicas que aumentam a exposição ao vetor da malária, como o desmatamento. Além disso, municípios com maior dependência econômica de atividades agropecuárias tendem a ser mais pobres (Hidalgo & Hausmann; 2009; Collier & Dercon, 2014), incorrendo em menor disponibilidade de recursos de saúde, e conseqüentemente menor capacidade de detecção, tratamento e prevenção da doença (Sachs & Malaney, 2002).

A pecuária (x_5), apontada como a principal responsável pelo desmatamento na Amazonia (Maranhão *et al.*, 2019), apresenta um sinal negativo em relação ao número de casos. Santos e

Almeida (2018) encontram resultados similares, atribuindo essa relação ao fenômeno conhecido como *zoonose*, ou o desvio de insetos patogênicos de humanos para animais. Para alguns vetores, o sangue do gado é preferível ao sangue humano (Nhavoto, 2020). Assim como a pecuária, a variável que representa a área total destinada a lavouras, tanto temporárias, como permanentes (x_6), apresentou sinal negativo para incidência da doença,

Laporta *et al.* (2021) fornece um contexto para se entender a dinâmica da transmissão da doença em áreas de expansão agrícola na região. De acordo com os autores, as áreas recém-desmatadas, experimentam uma intensificação rápida da transmissão, seguida por uma estabilização ao longo do tempo, e, finalmente, uma diminuição na incidência. A associação negativa entre a variável que representa a área total de lavouras (x_6) e a incidência de malária fortalecem esse argumento, haja visto que as culturas agrícolas (principalmente a soja), tendem a se estabelecer em áreas que já foram desmatadas e convertidas para a pecuária (Domingues & Bermman, 2012; Maranhão *et al.*, 2019), coincidindo com a fase de redução de casos da doença.

Os resultados indicam que a expansão das áreas de mineração (x_7) está associada a um aumento na incidência de malária no Estado do Pará. Caldas *et al.* (2023) encontram resultados similares, evidenciando a presença significativa da malária em áreas com grandes projetos de desenvolvimento, como a construção de usinas hidrelétricas e instalações de extração mineral na mesorregião Sudoeste do Estado. Tais projetos produzem mudanças ambientais capazes de modificar a diversidade e densidade dos vetores da malária, gerando um aumento no risco de transmissão. Na mesma linha, Salazar *et al.* (2021) indicam que a proporção de casos de malária em indivíduos circulantes envolvidos na mineração de ouro na região amazônica da Guiana Francesa, foi mais alta durante os anos de pico do preço do ouro.

Em relação à densidade populacional (x_3) o sinal é negativo. A relação negativa pode ser explicada pela alta correlação dessa variável com a urbanização, que geralmente resulta em uma maior distância entre a população e a borda da floresta, reduzindo, assim, a exposição humana aos mosquitos (Santos & Almeida, 2018). Além disso, a malária é mais prevalente em áreas rurais e regiões com menor desenvolvimento econômico, onde a infraestrutura de saúde pode ser deficiente, justificando a relação negativa significativa observada também para a variável PIB per capita (x_2) (Sachs & Malaney, 2002; Caldas *et al.*, 2023). Municípios mais prósperos tendem a ter mais recursos de saúde, o que pode melhorar a capacidade de detectar, tratar e prevenir a doença (Sachs & Malaney, 2002). O sinal negativo na variável "profissionais de saúde" (x_8) apoia essa interpretação.

Observa-se efeitos positivos das variáveis temperatura e precipitação (estatisticamente significativo apenas para precipitação) nos casos de infecção por malária (tabela 4). Em determinadas condições, a precipitação pode favorecer o aumento na capacidade de reprodução e sobrevivência dos mosquitos (Clyde, 1987, Liu *et al.*, 2024).

5. Conclusões

Os resultados deste estudo reforçam a compreensão de que o desmatamento está intimamente ligado à incidência de malária nos municípios do estado do Pará. A associação positiva significativa entre o incremento anual da área desmatada e os casos de malária corrobora a ideia de que a remoção de áreas florestais cria condições propícias para a proliferação de vetores da malária, intensificando a transmissão da doença. Esta conclusão é fortalecida pelos efeitos de transbordamento observados, onde o desmatamento em municípios vizinhos também aumenta a incidência de malária, destacando a capacidade de migração dos mosquitos e a complexidade da transmissão da doença.

Apesar das evidências de que variáveis agrícolas impactam de forma negativa sobre a incidência de malária na Amazônia, é importante destacar que o impacto do desmatamento é positivo. Isso reforça o argumento de que a expansão da fronteira agrícola na Amazônia deve ser freada. Especialmente em um contexto onde existem cerca de 50 milhões de hectares de pastagens degradadas no Brasil que podem ser recuperadas, utilizando tecnologias já desenvolvidas (Embrapa, 2018). A recuperação dessas áreas pode fornecer terras para a expansão agrícola sem a necessidade de desmatamento adicional, contribuindo assim para a preservação da floresta amazônica e para a redução da incidência de malária na região.

A principal contribuição deste estudo é a evidência de que programas de combate ao desmatamento, como o Programa Municípios Verdes (PMV), podem ser efetivos não apenas na preservação ambiental, mas também na redução da malária. Os resultados mostram que a adesão ao PMV está associada a uma significativa diminuição nos casos de malária, tanto diretamente nos municípios participantes quanto indiretamente nos municípios vizinhos.

No entanto, é importante reconhecer algumas limitações. A análise foi restrita aos municípios do estado do Pará, o que pode limitar a generalização dos resultados para outras regiões da Amazônia ou para diferentes contextos socioeconômicos e ambientais. Além disso, o estudo utilizou dados agregados anuais, o que pode não capturar plenamente as variações sazonais ou de curto prazo na incidência de malária e nos padrões de desmatamento. Para futuras pesquisas, recomenda-se uma análise mais detalhada e abrangente que inclua outras regiões da Amazônia.

Em suma, este estudo destaca a importância de políticas integradas que abordem simultaneamente questões ambientais e de saúde pública, mostrando que a preservação da floresta amazônica não só protege a biodiversidade, mas também contribui para a saúde e o bem-estar das populações locais, reduzindo significativamente a incidência de malária.

Referências

Alencar, A., Silvestrini, R., Gomes, J., & Savian, G. (2022). Amazônia em chamas: O novo e alarmante patamar do desmatamento na Amazônia. Nota técnica. [IPAM Amazônia](#).

Anselin, L. (1995). Local Indicators of Spatial Association – LISA. In: *Geographical Analysis*, Vol. 27, No. 2. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338.x>

Anselin, L. (2002). Under the hood: Issues in the specification and interpretation of spatial regression models. *Agricultural Economics*, 27(3), 247-267. <https://doi.org/10.1111/j.1574-0862.2002.tb00120.x>

Baltagi, B. H. (2005). *Econometric Analysis of Panel Data*. 3^a Edition. Wiley & Sons, Incorporated, John.

Barros, F. S., & Honório, N. A. (2015). Deforestation and Malaria on the Amazon Frontier: Larval Clustering of *Anopheles darlingi* (Diptera: Culicidae) Determines Focal Distribution of Malaria. *Am J Trop Med Hyg*. [doi: 10.4269/ajtmh.15-0042](https://doi.org/10.4269/ajtmh.15-0042).

Bauch, S. C., Birkenbach, A. M., Pattanayak, S. K., & Sills, E. O. (2015). Public health impacts of ecosystem change in the Brazilian Amazon. *Proc Natl Acad Sci U S A*. [doi: 10.1073/pnas.1406495111](https://doi.org/10.1073/pnas.1406495111).

Brasil. (2023). [Boletim da Mineração 2023](#). Fundação Amazônia de Amparo a Estudos e Pesquisas (Fapespa). Governo do Estado do Pará.

Brasil. Ministério da Saúde (MS). (2023). [Boletim Epidemiológico](#): Dia da Malária nas Américas – um panorama da malária no Brasil em 2022 e no primeiro semestre de 2023. Volume 55.

Burt, J. E., Barber, G. M., & Rigby, D. L. (2009). *Elementary statistics for geographers*. New York, The Guilford Press.

Caldas, R. J. C., Nogueira, L. M. V., Rodrigues, I. L. A., Andrade, E. G. R., Costa, C. M. L., & Trindade, L. N. M. (2023). Incidência de malária entre indígenas associada à presença de garimpos. *Rev. Gaúcha Enferm.* 44 • 2023 • <https://doi.org/10.1590/1983-1447.2023.20220098.pt>

Camargo, E. P. (2003). Malária, Maleita, Paludismo. *Ciência e Cultura*. vol.55 no.1 São Paulo. [ISSN 2317-6660](#)

Castro, M. C, Monte-Mór, R. L., Sawyer, D. O., & Singer, B. H. (2006). Malaria risk on the Amazon frontier. *Proc Natl Acad Sci U S A.* 103(7):2452–7.

Chaves, L. S. M., Bergo, E. S., Conn, J. E., Laporta, G. Z., Prist, P. R., & Sallum, M. A. M (2021) Anthropogenic landscape decreases mosquito biodiversity and drives malaria vector proliferation in the Amazon rainforest. *PLoS ONE* 16(1): e0245087. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0245087>

Clyde, D. F. (1987). Recent trends in the epidemiology and control of malaria. *Epidemiol Rev.* 1987;9:219-43. doi: 10.1093/oxfordjournals.epirev.a036303. [DOI: 10.1093/oxfordjournals.epirev.a036303](#)

Collier, P., & Dercon, S. (2014). African Agriculture in 50 Years: Smallholders in a Rapidly Changing World?. *World Development* Volume 63. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2013.10.001>

Domingues, M. S., & Bermann, C. (2012). O arco de desflorestamento na Amazônia: da pecuária à soja. *Ambient. soc.* 15 (2). <https://doi.org/10.1590/S1414-753X2012000200002>

Elhorst, J. P. (2010). Spatial Panel Data Models. *Handbook of Applied Spatial. Handbook of Applied Spatial Analysis* pp 377–407. https://doi.org/10.1007/978-3-642-03647-7_19.

Elhorst, J. P. (2014). *Spatial Econometrics: From Cross-Sectional Data to Spatial Panels*. Springer. [ISSN 2192-0435](#).

Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária – Embrapa. (2018). Recuperação de pastagens degradadas. Brasília, DF. cap. 4, p. 105-138. [ISBN: 978-85-7035-855-4](#)

Griffing, S. M., Tauil, P. L., Udhayakumar, V., & Silva-Flannery, L. (2015). A historical perspective on malaria control in Brazil. *Review • Mem. Inst. Oswaldo Cruz* 110 (6) • <https://doi.org/10.1590/0074-02760150041>

Hidalgo, C. A., & Hausmann, R. (2009). The building blocks of economic complexity. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 106(26), 10570 - 10575. <https://doi.org/10.1073/pnas.0900943106>

Jain, V., Singh, P. P., Silawat, N., Patel, R., Saxena, A., Bharti, P. K., Shukla, M., Biswas, S., & Singh, N. A. (2010). Preliminary study on pro- and anti-inflammatory cytokine profiles in *Plasmodium vivax* malaria patients from central zone of India. *Acta Trop.* [doi: 10.1016/j.actatropica.2009.11.009](https://doi.org/10.1016/j.actatropica.2009.11.009).

Kaufmann, C., & Briegel, H. (2004). Flight performance of the malaria vectors *Anopheles gambiae* and *Anopheles atroparvus*. *J Vector Ecol.* 2004;29:140–153. PMID: 15266751

Laporta, G. Z., Ilacqua, R. C., Bergo, E. S. *et al.* (2021). Malaria transmission in landscapes with varying deforestation levels and timelines in the Amazon: a longitudinal spatiotemporal study. *Sci Rep* 11, 6477. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-85890-3>

LeSage, J., & Pace, K. R. (2009) *Introduction to Spatial Econometrics*. Chapman and Hall/CRC, London.

Liu, Q., Wang, Y., Deng, J., Yan, W., Qin, C., Du, M., Liu, M., & Liu, J. (2024). Association of temperature and precipitation with malaria incidence in 57 countries and territories from 2000 to 2019: A worldwide observational study. *J Glob Health.* [doi: 10.7189/jogh.14.04021](https://doi.org/10.7189/jogh.14.04021).

Lopes, A. M., Rocha, A.M.A., Rocha, A.C.P.N., Silva, B.N.R., Nascimento-Junior, J.D.B., Valente, M.A., & Sá, T.D.A. (2020). Pré-diagnóstico biofísico e socioeconômico da microrregião de Altamira visando às atividades de pesquisa e desenvolvimento. Embrapa Amazônia Oriental.

Maranhão, R. L. A., Carvalho Júnior, O. A., Hermuche, P. M., Gomes, R. A. T., McManus, C. M., & Guimarães, R. F. (2019). The Spatiotemporal Dynamics of Soybean and Cattle Production in Brazil. *Sustainability*, 11, 2150. <https://doi.org/10.3390/su11072150>

Nhavoto, V. M. (2020). Estudo do efeito do gado na transmissão da malária na localidade de Massavasse distrito de Chókwè, província de Gaza, Moçambique. *PuvbVet*, v. 14, n. 12. DOI: <https://doi.org/10.31533/pubvet.v14n12a701.1-9>

Sachs, J., & Malaney, P. (2002). The economic and social burden of malaria. *Nature* 415, 680–685. <https://doi.org/10.1038/415680a>

Salazar, P. M., Cox, H., Imhoff, H., Alexandre, J. S. F., & Buckee, C. O. (2021). The association between gold mining and malaria in Guyana: a statistical inference and time-series analysis. *The Lancet: Planetary Health.* DOI:[https://doi.org/10.1016/S2542-5196\(21\)00203-5](https://doi.org/10.1016/S2542-5196(21)00203-5)

Santos, A. M. A., Jacinto, P. A., & Tejada, C. A. O. (2012). Causalidade entre renda e saúde: uma análise através da abordagem de dados em painel com os estados do Brasil. • *Estud. Econ.* 42 (2) • Jun 2012 • <https://doi.org/10.1590/S0101-41612012000200001>

Santos, A. S., A, Almeida, A. N. (2018). The Impact of Deforestation on Malaria Infections in the Brazilian Amazon. *Ecological Economics*. Volume 154. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2018.08.005>

Schutz, E. A. S. (2011). Malária e atividade de mineração: o caso da área de influência do garimpo da terra indígena Roosevelt em Rondônia e as estratégias para a vigilância. Thesis em Pt | LILACS | [ID: lil-638273](#)

Vittor, A. Y., Gilman, R. H., Tielsch, J., *et al.* (2006). The effect of deforestation on the human-biting rate of anopheles darlingi, the primary vector of falciparum malaria in the peruvian amazon. The American Journal of Tropical Medicine and Hygiene. Volume 74. DOI: <https://doi.org/10.4269/ajtmh.2006.74.3>

Wielgoz, B., Mangheni., Tsegai., & Ringler, C. (2012). Malaria and Agriculture”. International Food Policy Research Institute: Discussion Paper 01232.

World Malaria Report – WML. (2023). Geneva: World Health Organization; 2023. Licence: CC BY-NC-SA 3.0 IGO. [ISBN 978-92-4-008617-3](#)

Yasuoka, J., & R, Levins. (2007). Impact of Deforestation and Agricultural Development on Anopheline Ecology and Malaria Epidemiology. America Journal of Tropical Medicine na Hygiene 76 (3): 450–460. [PMID: 17360867](#)