

Desmatamento, Uso da Terra e Incidência de Malária na Amazônia brasileira: Uma análise Espacial

Luan Marca¹
Marco Tulio Aniceto Franca²
Evandro Tatim da Silva³
Augusto Mussi Alvim⁴

Resumo: Esse estudo visa uma compreensão mais precisa da influência de fatores antrópicos (retirada de vegetação para agricultura) sobre a incidência de malária. Além do desmatamento, consideramos o impacto de outras variáveis ambientais, socioeconômicas e demográficas sobre a ocorrência de casos na Amazônia Legal Brasileira. 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. Os dados abrangem o período de 2007 a 2020. Os resultados apontam uma associação significativa entre o incremento anual de área desmatada e a incidência de malária, destacando o papel crucial de fatores ecológicos na proliferação do vetor da doença. Em média, para cada 100 km² (ou dez mil hectares) de desmatamento, ocorrem 3,74 casos de malária por mil habitantes no município em si. Além disso, observou-se um efeito de transbordamento do desmatamento, onde a desflorestação em municípios vizinhos também contribui para o aumento da incidência de malária em um determinado município. Para cada 100 km² de floresta desmatada em municípios vizinhos, gera-se um aumento médio de 2,94 casos por mil habitantes em um município.

Palavras-chave: Malária, Amazônia, Desmatamento, Fronteira agrícola, Econometria Espacial

Deforestation, Land Use, and Malaria Incidence in the Brazilian Amazon: A Spatial Analysis

Abstract: This study aims for a more precise understanding of the influence of anthropic factors (vegetation removal for agriculture) on the incidence of malaria. In addition to deforestation, we consider the impact of other environmental, socioeconomic, and demographic variables on the occurrence of cases in the Brazilian Legal Amazon. For this, we opted for the use of spatial panel models (SAR, SEM and SDM). This methodology allows municipalities to be treated as units of analysis, enabling the consideration of spatial and temporal interactions among the variables of interest. The data cover the period from 2007 to 2020. The results indicate a significant association between the annual increase in deforested area and the incidence of malaria, highlighting the crucial role of ecological factors in the proliferation of the disease vector. On average, for every 100 km² (or ten thousand hectares) of deforestation, there are 3.74 cases of malaria per thousand inhabitants in the municipality itself. Furthermore, a spillover effect of deforestation was observed, where deforestation in neighboring municipalities also contributes to the increase in malaria incidence in a given municipality. For every 100 km² of deforested forest in neighboring municipalities, there is an average increase of 2.94 cases per thousand inhabitants in a municipality.

Keywords: Malaria, Amazon, Deforestation, Agricultural Frontier, 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 Doutor em Desenvolvimento Econômico pela Universidade Federal do Paraná; professor adjunto do Programa de Pós-graduação em Economia do Desenvolvimento na PUCRS. Email. marco.franca@pucrs.br. Bolsista produtividade do Cnpq nível 1D.

³ Graduando em Medicina pela Unijuí. E-mail: Evandro.silva@sou.unijui.edu.br

⁴ 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 enfermidade infecciosa provocada por protozoários unicelulares pertencentes ao gênero *Plasmodium*⁵. É uma das doenças de maior impacto na morbidade e na mortalidade da população de países situados em regiões tropicais e subtropicais do planeta, representando um importante desafio para a saúde humana. Anualmente, entre 200 e 500 milhões de casos são relatados globalmente, especialmente em áreas economicamente desfavorecidas e socialmente marginalizadas (Sachs & Malaney, 2002; Piñeros, 2010, WHO, 2023). Em 2022, foram reportados 249 milhões de casos, aumento de 2,5% em relação ao ano anterior. Apesar do aumento de casos da doença, o número de vidas perdidas diminuiu 1,8% em relação a 2021 (608.000). 94% dos casos e 95% das mortes ocorreram no continente Africano (WHO, 2023).

Além dos efeitos diretos a saúde, áreas endêmicas podem sofrer impactos econômicos significativos, seja sobre a produtividade do trabalho, afetada pelos sintomas, que incluem fadiga e febres recorrentes; ou por efeitos mais amplos, que podem se refletir sobre a atividade turística e sobre o nível de investimento direto estrangeiro. Esses efeitos combinados representam um custo substancial que pode atuar como um obstáculo ao desenvolvimento econômico em regiões com maior incidência da doença (Cutler *et al.*, 2010).

No Brasil, foram registrados 129,1 mil casos em 2022, com redução de 8,1% em relação a 2021. A Amazônia legal é considerada área endêmica, registrando 99% dos casos autóctones⁶ (Brasil, 2024). Essa região, que abrange mais da metade do território brasileiro (59%), abriga todo o bioma Amazônia e cerca de um quinto do volume total de água doce do planeta (IBGE, 2024). Mesmo com uma disponibilidade significativa de recursos naturais, 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) (IBGE, 2019).

Em regiões com condições socioeconômicas precárias, o risco de infecção pode ser maior devido à falta de saneamento básico e acesso a medidas preventivas (Sonko *et al.*, 2014). Além disso, a expansão das fronteiras florestais na Amazônia, impulsionada por atividades humanas como o desmatamento, pode acarretar alterações significativas no meio ambiente, levando à extinção de predadores naturais de mosquitos e a criação de ambientes propícios para a proliferação de vetores (Bauch *et al.*, 2015). A agropecuária tem sido identificada como um dos principais impulsionadores do desmatamento e das mudanças no uso da terra na Amazônia (Maranhão *et al.*, 2019). Essas práticas podem intensificar o contato humano com áreas endêmicas da malária (Laporta *et al.*, 2021).

Esse estudo visa uma compreensão mais precisa da influência desses fatores sobre a incidência de malária. Além do desmatamento, consideramos o impacto de outras variáveis ambientais, socioeconômicas e demográficas sobre a ocorrência de casos na Amazônia Legal Brasileira. Para isso, optamos pela utilização de modelos espaciais em painel (SAR, SEM e SDM), seguindo a abordagem proposta por Elhorst (2010). 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. Os dados abrangem o período de 2007 a 2020 e incluem informações sobre casos da doença, uso da terra, cobertura vegetal, renda, acesso a profissionais de saúde, temperatura média e precipitação.

⁵ Parasita unicelular protozoário, que infecta os eritrócitos, causando a malária.

⁶ Fora da região amazônica, mais de 80% dos casos registrados são importados dos estados pertencentes à área endêmica e outros países amazônicos ou do continente africano.

2. Materiais e Métodos

2.1. Referencial Teórico

2.1.1. Impactos na saúde e economia

A malária é uma doença infecciosa, febril, aguda e potencialmente grave causada pelo parasita do gênero *Plasmodium*, transmitido ao homem, na maioria das vezes pela picada de mosquitos infectados do gênero *Anopheles*. Das espécies que infectam humanos, as mais comuns são *P. malariae*, *P. vivax* e *P. falciparum*⁷. Sinais mais graves da infecção podem ocorrer em gestantes, vulneráveis a efeitos insidiosos, como anemia materna grave e morte perinatal, neonatal ou pós-neonatal (Duff & Desowitz, 2001; Andronescu *et al.*, 2022). Em crianças, os sintomas podem ser igualmente graves, incluindo prostração, diminuição da consciência, dificuldade respiratória, anemia aguda e retardo no crescimento (Andronescu *et al.* 2023; Poespoprodjo *et al.*, 2023). Além disso, a doença pode deixar sequelas como cegueira cortical, epilepsia, surdez, distúrbios comportamentais, dificuldades de linguagem e comprometimento cognitivo (Lucas, 2010; Song *et al.* 2022).

Regiões endêmicas de malária são geralmente mais pobres e apresentam menores taxas de crescimento econômico⁸, Sachs & Malaney, (2002) demonstram uma diferença de cinco vezes entre o PIB médio de países maláricos e não maláricos. Essa disparidade econômica pode ser atribuída a uma série de fatores, destacados no quadro 1.

Quadro 1 – Impactos econômicos

Impactos	Descrição
Produtividade	Os sintomas debilitantes da malária, que podem incluir febre persistente, fadiga extrema, mal-estar generalizado, náuseas, tonturas, dores de cabeça intensas e dores musculares, frequentemente resultam em uma redução significativa na capacidade de trabalho das pessoas afetadas. Essa diminuição não se limita apenas ao período de doença aguda, mas também pode persistir a longo prazo devido a efeitos persistentes, como comprometimento cognitivo e redução do desempenho escolar (em crianças), impactando negativamente a vida profissional e acadêmica dos indivíduos.
Custos de Tratamento	Os custos associados ao tratamento são substanciais, especialmente em casos graves que requerem hospitalização. Esses custos incluem não apenas despesas médicas diretas, como exames, medicamentos e internações, mas também os custos indiretos relacionados à perda de produtividade do paciente e dos cuidadores, além dos recursos necessários para manter e operar sistemas de saúde sobrecarregados.
Turismo	A presença da malária representa uma ameaça significativa para a indústria do turismo e a economia local. O risco de contrair a doença dissuade potenciais turistas de visitar áreas afetadas, resultando em uma redução no número de visitantes, cancelamentos de viagens e uma diminuição nas receitas relacionadas, afetando negativamente a sustentabilidade econômica dessas regiões.
Investimentos	A incidência de malária pode desencorajar investidores estrangeiros devido às preocupações com a saúde pública e a estabilidade econômica. Essa relutância em investir pode retardar o crescimento econômico e o desenvolvimento de infraestrutura nessas áreas, perpetuando um ciclo de pobreza e subdesenvolvimento.
Perda de capital humano	A malária contribui para a perda prematura de vidas, especialmente entre crianças e mulheres grávidas. Além do impacto emocional e social dessas perdas, há também consequências econômicas substanciais, uma vez que a perda de capital humano reduz a força de trabalho disponível e mina os esforços de desenvolvimento econômico e social.
Despesas adicionais	Para combater eficazmente a malária, são necessários investimentos significativos em programas de controle de vetores, como a distribuição de mosquiteiros tratados com inseticida, a pulverização de inseticidas em áreas de alto risco e o treinamento de profissionais de saúde para diagnóstico e tratamento adequados. Esses investimentos representam uma carga adicional para os orçamentos públicos e exigem um compromisso contínuo de recursos financeiros e humanos.

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

⁷ É a forma mais perigosa de malária e pode ser fatal sem tratamento. Do total de casos autóctones registrados no país em 2021, 17% foram de malária por *P. falciparum* e malária mista, sendo os outros 83% de malária por *P. vivax* e outras espécies.

⁸ Entre 1965 e 1990, países nos quais uma grande proporção da população vivia em regiões com malária causada pelo *Plasmodium falciparum* experimentaram um crescimento médio no PIB per capita de 0,4% ao ano, enquanto o crescimento médio em outros países foi de 2,3% ao ano.

O baixo nível de desenvolvimento econômico limita o acesso da população a médicos, enfermeiros e outros profissionais de saúde (Santos *et al.*, 2012). Isso pode resultar em um diagnóstico tardio, tratamento inadequado e falta de acompanhamento, contribuindo para a propagação da doença. Além disso, em regiões mais pobres, a falta de saneamento adequado (acesso adequado a água limpa, sistemas de esgoto e eliminação adequada de resíduos) também pode levar à proliferação de vetores da malária (Sonko *et al.*, 2014). Nesse contexto, a infecção não pode ser analisada apenas em termos médicos e biológicos; as relações entre atividades econômicas e a incidência da doença também são importantes para entender sua dinâmica de propagação (Singer & Castro, 2001).

2.1.2. Desmatamento e Meio Ambiente

Regiões com altos índices de desmatamento tendem a apresentar maior incidência de infecção por malária (Vittor *et al.*, 2006; Garg, 2014; Bauch *et al.*, 2015; Chaves *et al.*, 2021). Para Laporta *et al.* (2021), a alta incidência da doença é diretamente proporcional as consequentes alterações ecológicas associadas a desflorestação, como a intensa ocupação humana das áreas desmatadas com finalidade agrícola. Os autores afirmam ainda que, em locais recentemente colonizados e altamente desmatados, o risco de transmissão aumenta, enquanto locais preservados ou ocupados há mais tempo (antigos assentamentos) apresentam menor risco de transmissão. Na mesma linha, Santos e Almeida (2018), utilizando modelos espaciais em painel (Dados de 2006-2012), encontram evidências de que, para cada 100 km² (ou dez mil hectares) de área desmatada na região da Amazônia legal brasileira, ocorrem 11,76 casos de malária por mil habitantes.

Apesar de uma ampla gama de evidências que apontam uma associação positiva entre desmatamento e incidência de malária, essa relação pode não ser linear. Santos e Almeida (2018) indicam um ponto de inflexão, de modo que o desmatamento está positivamente relacionado aos casos de malária desde que não exceda 363 km². Segundo os autores, essa inflexão, possivelmente ocorre devido ao aumento da distância entre a nova borda da floresta e os centros urbanos mais próximos e a eliminação de hospedeiros intermediários do *plasmodium*, dificultando a propagação da doença. As causas do desmatamento na Amazonia são complexas e multifatoriais, envolvendo tanto fatores econômicos, como a expansão da fronteira agrícola e a exploração madeireira, quanto fatores sociais, como a ocupação desordenada do território e a falta de governança ambiental efetiva (Nepstad, 2009). Segundo Maranhão *et al.* (2019), o desmatamento na Amazonia é impulsionado predominantemente pela atividade pecuária.

Diferentes interações entre culturas agrícolas e malária têm sido documentadas. Yasuoka e Levins (2007) exploram o impacto de certas culturas na incidência da doença, identificando a cana-de-açúcar, borracha, chá e cacau como positivamente correlacionadas com a prevalência da doença. Além disso, os autores afirmam ainda que a produção de arroz, que requer irrigação intensiva, pode propiciar ambientes favoráveis para a proliferação do vetor, prolongando sua temporada de reprodução. De acordo com Wielgoz *et al.* (2012), o cultivo de milho é reconhecido como contribuinte para o aumento dos índices parasitários de malária, alguns vetores, em sua fase larval, se alimentam do pólen dessa cultura. Recentemente, Santos e Almeida (2018), encontraram uma relação direta positiva entre culturas de lavouras temporárias (algodão, arroz, cacau, café, cana-de-açúcar, milho) com os casos de malária na região da Amazônia brasileira. No que se refere a Soja, os mesmos autores encontram uma associação não significativa.

O impacto da pecuária bovina na incidência da doença também tem sido objeto de estudo. O efeito da criação de gado pode variar entre diferentes vetores e práticas pecuárias. O sangue dos animais pode servir como fonte de alimento para o mosquito transmissor, aumentando a

quantidade de insetos devido à disponibilidade de alimentos e, conseqüentemente, elevando o risco da doença para os seres humanos (Wielgoz *et al.*, 2012). No entanto, Santos e Almeida (2018) encontram uma relação negativa, afirmando que, para alguns vetores, o sangue bovino pode ser preferível ao sangue humano, resultando na redução de casos. Além disso, as distâncias geográficas entre as áreas de criação de gado e os aglomerados urbanos podem influenciar essa correlação.

2.2. Método

2.2.1. Amostra

A amostra de pesquisa é composta por 756 dos 772 municípios que compõem a Amazonia legal brasileira, representando 97,9% do total. A análise abrange o período de 2007 a 2020⁹. Os dados foram organizados em painel. Segundo Grier & Tullock (1989), dados em painel são caracterizados por observações repetidas (geralmente anuais) nas mesmas unidades políticas fixas (geralmente estados, países ou municípios).

2.2.2. Variáveis de Pesquisa

Os dados de incidência de malária por município foram obtidos através do Sistema de Informação de Agravos de Notificação (SINAN). O SINAN é responsável por coletar, processar e analisar informações sobre casos de malária e outras doenças no Brasil. O quadro 2 apresenta as variáveis utilizadas na pesquisa, além do SINAN, foram extraídos dados da base Sidra IBGE, do Programa de Cálculo do Desflorestamento da Amazônia (PRODES), do Centro Europeu de Previsões Meteorológicas (ERA5-Land) e da rede colaborativa MapBiomas.

Quadro 2 – Variáveis utilizadas na Pesquisa.

	Variável	Descrição	med
y	Incidência de malária	É calculada como a razão entre o número de casos de malária e a população dos municípios, representando a proporção da população afetada pela doença. A medida é expressa como o número de casos por unidade de população.	n/pop
x_1	Area desmatada	incremento anual da área desmatada por município, refletindo a extensão do desmatamento ao longo do período de estudo.	(ha)
x_2	PIB per capita	Produto Interno Bruto (PIB) per capita, que reflete o valor médio agregado por indivíduo, em moeda corrente e a preços de mercado, dos bens e serviços finais produzidos.	(R\$)
x_3	Densidade Populacional	Expressa a distribuição da população em um determinado território, medida como o número de habitantes por quilômetro quadrado.	(n/km ²)
x_4	VAB Agropecuário	Proporção de participação do setor agropecuário no PIB dos municípios	(%)
x_5	Mecanização	Numero de tratores de esteira por município	n
x_6	Densidade pecuária	Razão entre o número de cabeças de gado e área de pastagem	n/ha
x_7	Soja	Área total destinada ao cultivo da soja	(ha)
x_8	Outras lavouras temporárias	Área total destinada ao cultivo de lavouras temporárias (excluindo a cultura da soja)	(ha)
x_9	Profissionais de Saúde	Calculada como a razão entre o número de profissionais de saúde e a população dos municípios, refletindo a disponibilidade de recursos humanos na área da saúde. A medida é expressa como o número de profissionais de saúde por unidade de população.	(n/pop)
x_{10}	Temperatura	Temperatura média por município	°C
x_{11}	Precipitação	Água proveniente do vapor de água da atmosfera depositada na superfície terrestre sob qualquer forma: chuva, granizo, neblina etc..	mm

Fonte: Da pesquisa, 2024.

⁹ Dados referentes ao ano de 2012 estão ausentes na amostra. Isso ocorre devido à falta de informações sobre a renda dos municípios na base SIDRA do IBGE para esse ano específico.

Os dados foram tratados e analisados por meio de linguagem de programação estatística R, sendo utilizado o software livre R-Studio.

2.2.3. Procedimentos Estatísticos

Matriz de Pesos Espaciais

A matriz de pesos, também conhecida como matriz de proximidade geográfica, constitui o primeiro passo essencial na análise econométrica espacial. Ela é uma matriz quadrada de dimensão n por n , contendo pesos espaciais W_{ij} que refletem o grau de conexão entre as regiões vizinhas, caracterizando a influência da região j sobre a região i .

No contexto desta pesquisa, optou-se pela escolha da matriz de pesos espaciais do tipo "queen". Essa matriz considera duas regiões como vizinhas se compartilham uma fronteira comum, 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 às relações geográficas. Ela considera os pesos espaciais de forma binária, onde W_{ij} é igual a 1 se as regiões i e j são contíguas e 0 se não o são.

Para assegurar uma representação precisa, a diagonal principal da matriz é composta por valores nulos ($W_{ii} = 0$), excluindo a região vizinha de si própria da análise. Essa abordagem evita distorções ao considerar a influência espacial nas unidades de maneira consistente e alinhada com as nuances da análise econômica espacial.

Teste de correlação espacial: I de Moran

A autocorrelação espacial descreve a propensão de observações semelhantes estarem próximas umas das outras no espaço geográfico. O Índice de Moran emerge como uma ferramenta amplamente adotada para quantificar essa dependência espacial, fornecendo o coeficiente de autocorrelação espacial I por meio da autocovariância cruzada, conforme expresso por Bivand *et al.* (2008):

$$I = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (y_i - \bar{y})(y_j - \bar{y})}{S^2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}} \quad (1)$$

Onde, $S^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2$ e $\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i$, n é o número de municípios, y_i representa os valores da variável de interesse no município i , w_{ij} é o peso espacial entre os municípios i e j .

O Índice de Moran compara os valores de uma variável em uma localização específica com os valores das localizações vizinhas. Sua escala varia de -1 a 1, onde valores positivos indicam autocorrelação espacial positiva (ou seja, áreas com valores semelhantes agrupados), valores negativos apontam autocorrelação espacial negativa (ou seja, áreas com valores opostos agrupados), e um valor de 0 sugere ausência de autocorrelação espacial (Anselin, 1995). Esse índice é essencial para a compreensão dos padrões espaciais que podem influenciar significativamente a distribuição de variáveis em análises geográficas.

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 de Regressão Espacial Autorregressivo (SAR) pressupõe que o valor da variável dependente em um local é parcialmente determinado pela média ponderada dos valores dessa variável em outras regiões. Em termos simples, ele considera a influência espacial das observações vizinhas sobre a unidade de análise atual. Essa abordagem permite a apreensão do efeito de contágio espacial, isto é, a propagação dos efeitos de uma unidade espacial para suas vizinhas (LeSage & Pace, 2009). O modelo SAR é especificado como Elhorst, (2014):

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

O y é a variável dependente, representando o número de casos de malária em razão da população em um determinado município, ι_N é um vetor de identidade associado ao parâmetro de termo constante α a ser estimado, X é a matriz com as variáveis explicativas e de controle do modelo (Quadro 1). O coeficiente β representa a matriz de coeficientes a serem estimados, ρ representa o coeficiente de autorregressão espacial, sendo $-1 < \rho < 1$. Se ρ for positivo, infere-se que existe uma autocorrelação espacial global positiva, ou seja, um alto valor de Y nas regiões vizinhas aumenta o valor de Y na região i . De forma similar, um baixo valor de Y nas regiões vizinhas diminui o valor de Y na região i .

Ao considerar a dependência espacial, o modelo SAR permite investigar como mudanças em uma unidade podem afetar as unidades vizinhas e vice-versa. Essa perspectiva é crucial para entender os mecanismos de interação espacial e analisar a propagação de efeitos ao longo do espaço.

SEM - Spatial Error Model

Esse método parte do pressuposto de que o termo de erro no modelo exibe autocorrelação espacial, indicando que os termos de erro das unidades espaciais vizinhas estão correlacionados. Essa abordagem permite a estimativa simultânea da dependência espacial e dos determinantes da variável dependente (Anselin, 2002). A especificação do modelo, conforme proposto por Elhorst (2014), é dada por:

$$\begin{aligned} Y &= \alpha \iota_N + X\beta + u \\ u &= \lambda Wu + \varepsilon \end{aligned} \quad (3)$$

Presume-se que o termo de erro segue um processo de autocorrelação espacial, onde unidades espaciais vizinhas compartilham termos de erro semelhantes. Isso é representado pelo termo de erro autorregressivo espacial u e o coeficiente de autocorrelação espacial λ , também conhecido como intensidade de contágio.

Os erros associados a qualquer observação são uma média dos erros nas regiões vizinhas, acrescido de um componente de erro aleatório. Nota-se que se $|\lambda| < 1$, cada região é autocorrelacionada com todas as outras, mas a intensidade dessa autocorrelação decresce à medida que $|\lambda| < 1$. Isso implica que o impacto de um choque é global, propagando-se por todo o espaço.

Ao incorporar a variável dependente espacialmente defasada e o termo de erro espacialmente autocorrelacionado, o SEM aborda possíveis vieses e ineficiências que podem surgir na presença de dependência espacial (Anselin, 2002). Essa estrutura analítica é crucial para compreender os efeitos interativos e a difusão de impactos ao longo do espaço, refinando a

modelagem e contribuindo para estimativas mais precisas em contextos nos quais a autocorrelação espacial desempenha um papel significativo.

SDM - Spatial Durbin Model

O Modelo Durbin Espacial (SDM) combina elementos do Modelo SAR e do Modelo SEM, oferecendo uma abordagem abrangente para investigar tanto os efeitos diretos quanto os efeitos espaciais indiretos das variáveis explicativas na variável dependente. Esse modelo incorpora termos de erro espacialmente autocorrelacionados tanto para a variável dependente quanto para as variáveis explicativas defasadas, capturando de maneira abrangente os efeitos diretos e indiretos que as variáveis explicativas exercem sobre a variável dependente. A forma geral do SDM, conforme delineada por Elhorst (2014), é expressa da seguinte maneira:

$$Y = \rho WY + \alpha \iota_N + X\beta + WX\theta + \varepsilon \quad (4)$$

Nessa formulação, destaca-se o coeficiente de autocorrelação das variáveis independentes θ . O coeficiente θ é interpretado como um vetor unitário de parâmetros desconhecidos, e, portanto, $WX\theta$ representa o efeito de interação exógena. A inclusão dos termos de erro espacialmente autocorrelacionados tanto para a variável dependente quanto para as variáveis explicativas defasadas permite a captura eficiente dos efeitos espaciais indiretos. Esses efeitos representam como as unidades vizinhas influenciam a variável dependente por meio das variáveis explicativas.

Além disso, o coeficiente ρ destaca a intensidade da dependência espacial na variável dependente, proporcionando insights valiosos sobre a extensão e a força da interconexão espacial (Elhorst, 2014). A abordagem do SDM, ao integrar elementos do SAR e SEM, emerge como uma ferramenta robusta para análise espacial, permitindo uma compreensão mais completa dos mecanismos que regem as relações entre as variáveis em contextos geográficos.

Escolha dos Modelos e Estimação

A seleção do modelo apropriado para analisar os dados requer uma consideração cuidadosa da presença de heterogeneidade não observada. É fundamental avaliar os modelos de efeitos fixos (*within*) e efeitos aleatórios (*random*) para determinar a adequação à estrutura dos dados. Essa avaliação é conduzida por meio do teste de Hausman, que verifica 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.

A robustez dos modelos é verificada pela detecção de dependência espacial, utilizando testes baseados no Multiplicador de Lagrange, tais como LME, LML, RLME e RLML. Esses testes

avaliam a significância dos efeitos espaciais nos modelos econométricos, sendo sua aplicação fundamental 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, o *likelihood* e o R^2 são utilizados para avaliar o ajuste do modelo espacial aos dados observados. A estatística *likelihood* busca maximizar seu valor, enquanto o R^2 indica a proporção da variabilidade total da variável dependente que é explicada. Quanto maior o R^2 , melhor o ajuste do modelo, proporcionando uma métrica abrangente para a avaliação do desempenho do modelo em termos de explicação da variabilidade observada (Anselin *et al.*, 2002).

3. Resultados

3.1. Análise descritiva dos dados

A tabela 1 apresenta as estatísticas descritivas das variáveis utilizadas na pesquisa, a análise das médias proporciona uma compreensão mais profunda das tendências ao longo do tempo e dos padrões observados na região da Amazônia Legal Brasileira.

Tabela 1 – Médias 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	x ₁₁
2007	0,0240	15,153	6,842	22,866	0,231	0,1481	4,580	84,896	35,293	0,0074	29,940	0,005
2008	0,0150	17,523	8,037	23,013	0,253	0,1772	4,651	87,833	36,614	0,0074	29,906	0,005
2009	0,0149	8,630	8,492	23,334	0,240	0,1944	3,888	91,386	36,044	0,0077	29,911	0,006
2010	0,0150	8,346	9,481	23,334	0,246	0,2354	4,327	97,102	33,651	0,0083	29,976	0,005
2011	0,0116	7,389	11,179	24,002	0,256	0,2791	4,430	96,885	35,848	0,0084	29,907	0,006
2013	0,0080	7,126	14,046	24,834	0,264	0,4246	6,321	110,628	39,063	0,0093	29,921	0,005
2014	0,0067	6,755	15,048	25,122	0,255	0,5119	4,586	121,498	38,786	0,0099	29,918	0,005
2015	0,0070	8,094	15,929	25,412	0,253	0,5529	3,833	136,267	35,723	0,0103	29,978	0,004
2016	0,0058	9,573	17,523	25,676	0,252	0,5833	3,410	145,232	35,765	0,0106	29,983	0,005
2017	0,0084	9,617	18,629	25,927	0,241	0,5793	2,939	152,602	37,684	0,0114	29,965	0,005
2018	0,0083	9,730	19,818	26,190	0,228	0,5992	2,671	157,182	37,594	0,0119	29,927	0,005
2019	0,0075	14,550	20,730	26,429	0,224	0,6402	2,923	162,109	37,322	0,0123	29,966	0,005
2020	0,0083	13,949	25,975	26,664	0,262	0,6759	6,728	162,449	38,720	0,0130	29,973	0,005

Fonte: da pesquisa, 2024.

Observa-se uma tendência geral de queda na incidência de malária (y) até 2016 (embora com flutuações anuais). Esse declínio pode estar relacionado a adoção de medidas de controle e prevenção implementadas nas últimas décadas. Políticas como o Programa Nacional de

Controle da Malária (PNCM)¹⁰, Programa Saúde da Família (PSF)¹¹ e o Mais Médicos (PMM)¹² são exemplos de programas implementados que visam, entre outros objetivos, diminuir a carência de profissionais de saúde em regiões prioritárias, promover estratégias de diagnóstico precoce, tratamento, monitoramento epidemiológico e controle vetorial em regiões com maior incidência de casos da doença.

Em relação ao incremento anual de área desmatada (x_1), verifica-se uma tendência de queda até 2014. A partir de 2015, observa-se um aumento notável. 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). Além disso, a crescente mecanização do campo, ilustrada pelo aumento significativo no número de tratores de esteira (x_5), principalmente a partir de 2013, pode ter contribuído para a implementação de projetos massivos de desflorestação. Nas mesorregiões norte mato-grossense, sul-amazonense, vale do Acre, sudoeste e sudeste paraense, sul de Roraima e em todo o estado do Tocantins, houve um aumento significativo no número de máquinas pesadas entre 2006 e 2017 (Silva *et al.*, 2020)

Além disso, o avanço da fronteira agrícola, que se verifica através da expansão da pecuária (x_6) e de lavouras (temporárias) (x_7 e x_8) e o estímulo à agropecuária, com aumento da participação desse setor no PIB dos municípios (x_4) pode ter exercido pressão adicional sobre as florestas, levando a um aumento no desmatamento. A busca por terras para atividades agropecuárias, incluindo culturas como soja e pastagem para gado, frequentemente implica na conversão de áreas florestais em áreas agrícolas, contribuindo para o desmatamento (Maranhão *et al.*, 2019).

O aumento contínuo do número de profissionais de saúde (x_8) pode ser explicado pelo "Efeito Renda". À medida que o nível de renda cresce (x_2) e o padrão de vida da população melhora, há uma demanda crescente por serviços de saúde de qualidade. Isso leva a um aumento dos recursos disponíveis para investimentos, como contratação de mais profissionais, expansão de infraestrutura médica e melhorias nos serviços de atendimento (Santos *et al.*, 2012).

3.2. Padrão Geográfico

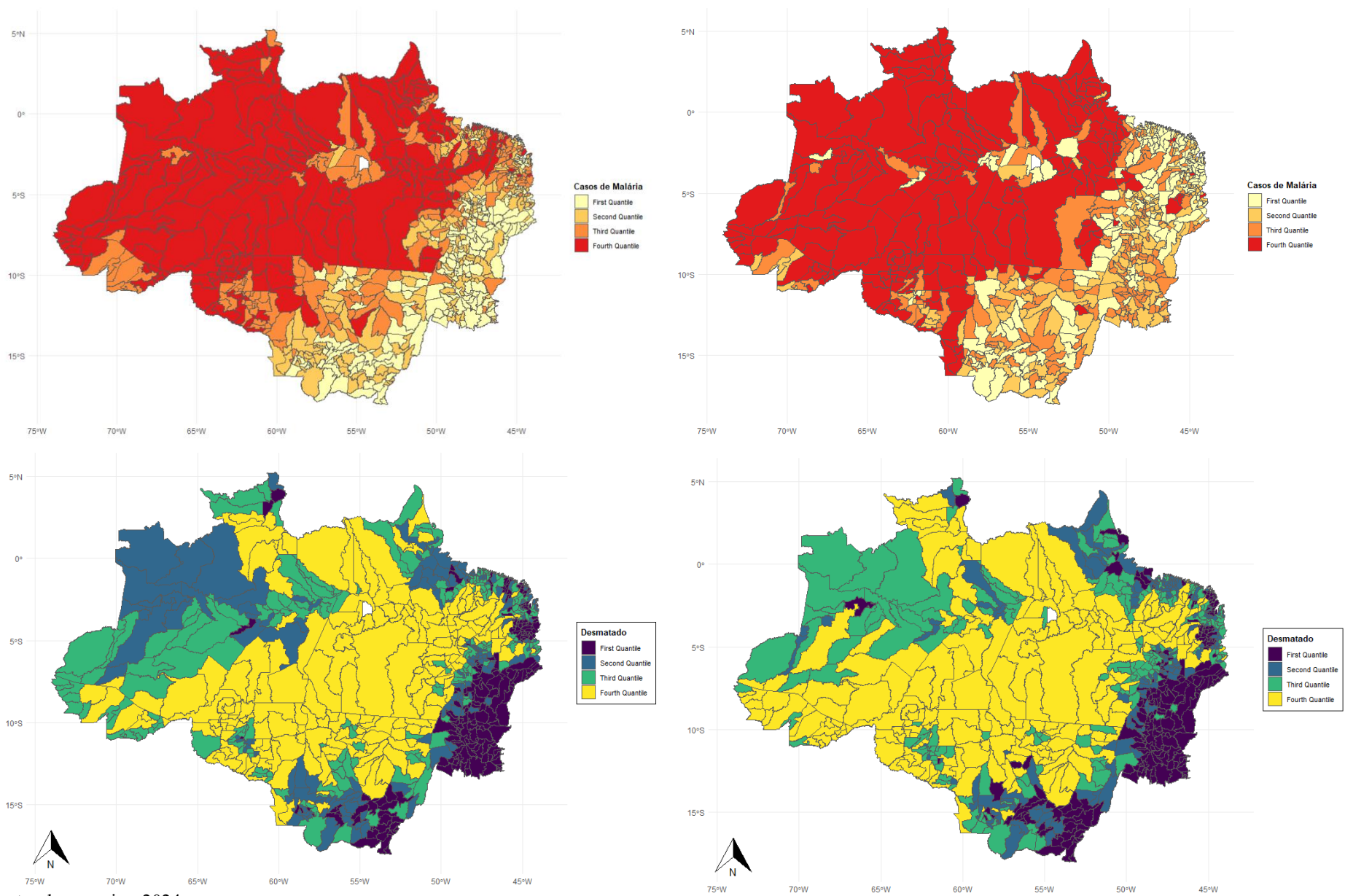
O padrão geográfico de incidência da malária e da prática de desmatamento podem ser observados nos mapas apresentados na figura 1. Eles ilustram a distribuição desagregada por quantis nos municípios localizados na região da Amazônia Legal nos anos de 2007 e 2020.

¹⁰ O PNCM, criado em 2002, é alicerçado nos seguintes componentes: apoio à estruturação dos serviços locais de saúde; diagnóstico e tratamento; fortalecimento da vigilância da malária; capacitação de recursos humanos; educação em saúde, comunicação e mobilização social; controle seletivo de vetores; pesquisa e monitoramento.

¹¹ Oficialmente implantado pelo Ministério da Saúde (MS) em 1991, é uma estratégia desenvolvida com o objetivo de oferecer a atenção básica/primária de forma mais resolutiva e humanizada, sendo fundamental à consolidação do Sistema Único de Saúde (SUS).

¹² Criado em 2013, o programa é parte de um esforço do Governo Federal, com apoio de estados e municípios, para a melhoria do atendimento aos usuários do SUS. Um dos objetivos do PMM é levar médicos para regiões onde há escassez ou ausência desses profissionais.

Figura 1 – Distribuição geográfica da malária e desmatamento na Amazônia legal (2007-2020)



Fonte: da pesquisa, 2024

As cores indicam a magnitude da incidência de malária nos municípios (mapas superiores), sendo que os municípios destacados em vermelho pertencem ao último quantil (Q_4), representando aqueles com maior número de casos. É possível observar que os estados do Pará, Amazonas, Roraima e Amapá apresentam maior incidência (em ambos os períodos), enquanto os municípios localizados nos estados de Mato grosso, Tocantins e Maranhão, destacados em cores mais claras, apresentam menor incidência. O padrão geográfico apresenta algumas mudanças, observasse uma redução significativa de casos no decorrer do período nos municípios localizados na região norte do estado do Pará.

Em relação ao incremento anual de área desmatada, observasse que o padrão da distribuição dos municípios que mais desmatam (destacados em amarelo) não apresenta mudanças significativas no período. Concentrando-se essencialmente nos estados do Pará, sul do Amazonas, oeste do Maranhão e norte do Mato Grosso. No estado do Acre e em Roraima, verifica-se um aumento no número de municípios com padrão elevado de desmatamento, assim como na região norte do estado do Amazonas.

3.3. Estatística I de Moran

A Tabela 2 apresenta os resultados do Índice de Moran, com essa medida é possível verificar se existe autocorrelação espacial, ou seja, se a incidência de malária em uma determinada localidade está correlacionada com os valores em localidades vizinhas.

Tabela 2 - Estatísticas I de Moran para autocorrelação espacial (2007-2020)

Ano	Moran I	Z	Ano	Moran I	Z
2007	0,541***	24,370	2015	0,612***	28,008
2008	0,551***	24,725	2016	0,665***	31,494
2009	0,327***	15,969	2017	0,578***	26,668
2010	0,353***	16,524	2018	0,508***	23,323
2011	0,322***	15,241	2019	0,447***	20,477
2013	0,608***	27,879	2020	0,243***	12,606
2014	0,639***	29,269	-	-	-

Fonte: da pesquisa, 2024.

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

Os valores indicam uma autocorrelação espacial positiva e significativa ($p < 0,01$) em todos os períodos. Os valores elevados indicam que os municípios com maior incidência de malária tendem a ser geograficamente próximos uns aos outros, enquanto aqueles que apresentam menos casos também compartilham proximidade espacial. Esse padrão sugere a presença de clusters espaciais na região. A capacidade do *Anopheles darlingi*¹³ (e de outras espécies de *Anopheles*) 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). A variação nos valores ao longo dos anos (0,243 – 0,665) sugere que a intensidade da aglomeração espacial pode ter variado. Em suma, os resultados confirmam preliminarmente a escolha por modelos econométricos espaciais.

3.4. Modelos Espaciais

Os testes de dependência espacial LM (*Lagrange Multiplier*) e LM robustos (tabela 3) são utilizados para avaliar a presença e a natureza da dependência espacial, que ocorre quando as observações em uma determinada região estão correlacionadas com as observações em regiões vizinhas, o que pode violar a suposição de independência em modelos de regressão tradicionais.

¹³ É o principal vetor relacionado a malária humana na Bacia Amazônica e em Rondônia, e é também a espécie mais abundante nas áreas endêmicas.

A rejeição da hipótese nula (H_0) no teste de Hausman indica que o modelo de efeitos fixos (*within*) se ajusta melhor aos dados.

Tabela 3 – Testes de dependência espacial

<i>within</i>	LM	GL	<i>p</i>
LME	246,81	1	0,0000
LML	250,09	1	0,0000
RLME	1,5829	1	0,2083
RLML	4,8703	1	0,0273

Fonte: Da pesquisa, 2024.

Não se rejeita a hipótese nula (H_0) no teste RLME, isso sugere que a inclusão de um termo autorregressivo espacial (SAR) no modelo é apropriada. Os modelos SAR são adequados para capturar a dependência espacial, pois incorporam essa relação de dependência entre as observações em locais próximos (Elhorst, 2014). Portanto, o uso do modelo SAR é justificado para melhor compreender e modelar os padrões de interdependência entre as observações em diferentes localizações. A tabela 4 apresenta os resultados dos modelos espaciais estimados (SAR, SEM e SDM).

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 – Desmatado	0.0355* (0.0155)	0.1081*** (0.0123)	0.0374* (0.0171)	0.0971*** (0.0158)	0.0188 (0.0172)	0.0500* (0.0291)	0.0496** (0.0161)	0.1274*** (0.0224)
X_2 – PIB per cta	-1.2291*** (0.0847)	-0.7237*** (0.0673)	-1.6959*** (0.1017)	-0.8002*** (0.0943)	-0.2662* (0.1395)	-1.6751*** (0.1830)	0.0510 (0.1065)	-1.1482*** (0.1416)
X_3 – Dens Pop	-2.2142*** (0.2201)	-0.6272*** (0.0491)	-3.3242*** (0.2442)	-0.7672*** (0.0753)	-1.3249*** (0.2844)	0.1718 (0.4398)	-0.6357*** (0.0804)	-0.1220 (0.0987)
X_4 – VAB Agro	2.9462*** (0.4080)	0.5710* (0.3274)	2.6107*** (0.4736)	-0.0012 (0.3889)	1.1774* (0.4883)	4.5121*** (0.7255)	0.1793 (0.3863)	1.7562** (0.5879)
X_5 – Mecanização	-0.0691** (0.0213)	0.0163 (0.0163)	-0.0639** (0.0214)	0.0170 (0.0166)	-0.0541* (0.0214)	-0.1418** (0.0465)	0.0049 (0.0165)	0.0441 (0.0357)
X_6 – Pecuária	-0.1527* (0.0756)	-0.2035*** (0.0501)	-0.1329 (0.0851)	-0.2536*** (0.0653)	-0.1696* (0.0845)	0.0172 (0.1099)	-0.2478*** (0.0627)	0.1845* (0.0732)
X_7 – Soja	-0.0028* (0.0014)	-0.0089*** (0.0012)	-0.0022 (0.0015)	-0.0061*** (0.0014)	-0.0007 (0.0015)	-0.0106*** (0.0028)	-0.0018 (0.0014)	-0.0179*** (0.0021)
X_8 – Out Lav T.	-0.0008 (0.0020)	-0.0052** (0.0017)	-0.0024 (0.0022)	-0.0061** (0.0020)	-0.0005 (0.0021)	0.0057 (0.0040)	-0.0014 (0.0020)	-0.0021 (0.0031)
X_9 – Prof Saúde	-0.2345* (0.1303)	-0.2213* (0.1152)	-0.6568*** (0.1378)	-0.3076* (0.1258)	0.0228 (0.1441)	0.6324* (0.2565)	0.0110 (0.1243)	0.0741 (0.2143)
X_{10} – Temp	96.565*** (28.746)	-25.387 (19.512)	50.760 (50.018)	-149.61*** (39.451)	134.93*** (29.402)		-19.925 (19.977)	
X_{11} – Prec	106.83* (45.482)	130.61*** (35.091)	106.999 (76.460)	380.88*** (68.518)	128.20** (46.025)		63.308* (36.326)	
<i>int</i>		82.040 (66.478)		496.63*** (134.26)				65.208 (68.208)
<i>Lambda</i>	0.4677*** (0.0118)	0.5712*** (0.0101)			0.4384*** (0.0123)		0.5286*** (0.0109)	
<i>rho</i>			0.4635*** (0.0121)	0.5963*** (0.0113)				
R^2	0.8025	-1.3765	0.7576	0.3504	0.8041		-1.0605	
<i>Likelihood</i>	-22310.34	-23561.99	-53629.9	-23719.31	-22240.2		-23455.7	

Fonte: da pesquisa, 2024.

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

O valor mais elevado do coeficiente de determinação R^2 (0,8025) e o valor de *likelihood* sugerem que a relação espacial entre os municípios, incorporada pelo modelo SAR (*within*), é mais eficaz para explicar as mudanças observadas na variável dependente quando comparado ao modelo SEM, corroborando os resultados obtidos pelos testes (LM). Infere-se, com base no coeficiente de determinação (R^2), que as variáveis independentes utilizadas na pesquisa explicam 80,2% da variação na incidência de malária nos municípios da Amazônia brasileira.

A estimativa do termo espacialmente defasado (Lambda) é crucial para entender a natureza da dependência espacial entre as observações. Ela indica o grau de interdependência espacial entre os municípios. O valor positivo e significativo ($p < 0,01$) em todos os modelos confirma a existência de autocorrelação espacial, reforçando a ideia de que a incidência de malária em um município está correlacionada positivamente com a incidência nos municípios vizinhos. Considerando o modelo SAR (*within*), o termo espacialmente defasado indica que um aumento de 1% na proporção de incidência da doença em um município, incide em um aumento no 0,47% em média nos municípios que os circundam. 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	0.0374** (0.0162)	0.02935** (0.0129)	0.06676** (0.0290)
x_2 - PIB per capita	-1.2938*** (0.0843)	-1.0155*** (0.0866)	-2.3093*** (0.1639)
x_3 - Densidade Populacional	-2.3307*** (0.2316)	-1.8294*** (0.1934)	-4.1602*** (0.4141)
x_4 - VAB Agropecuário	3.1011*** (0.3950)	2.4342*** (0.3330)	5.5353*** (0.7171)
x_5 - Mecanização	-0.0727** (0.0244)	-0.0571** (0.0194)	-0.1298** (0.0437)
x_6 - Densidade pecuária	-0.1607* (0.0867)	-0.1261* (0.0691)	-0.2869* (0.1556)
x_7 - Soja	-0.0029* (0.0015)	-0.0023* (0.0012)	-0.0053* (0.0028)
x_8 - Outras lavouras temporárias	-0.0008 (0.1282)	-0.0006 (0.1015)	-0.0015 (0.2295)
x_9 - Profissionais de saúde	-0.2468* (0.1282)	-0.1937* (0.1015)	-0.4406* (0.2295)

Fonte: da pesquisa, 2024.

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

Os efeitos diretos representam o impacto imediato de uma mudança na variável independente em um determinado município, enquanto os efeitos indiretos capturam as influências secundárias ou mediadas por outras variáveis do modelo, refletindo como as mudanças em uma unidade espacial podem afetar as unidades espaciais vizinhas. De modo geral, é possível observar que os impactos tendem a se dissipar no espaço, já que a magnitude dos coeficientes dos efeitos diretos apresenta valores superiores aos efeitos indiretos. Embora tais variáveis possuam a capacidade de influenciar a incidência da doença nos municípios vizinhos, o maior efeito se concentra, principalmente, dentro do próprio território.

4. Discussão

Os resultados apontam uma associação positiva significativa entre o incremento anual da área desmatada nos municípios (x_1) e a incidência de malária, fortalecendo o argumento de que a

transmissão é intensificada por fatores ecológicos (desmatamento e perda de biodiversidade), que favorecem o aumento do vetor da doença e a taxa de infecção (Barros & Honório, 2015; Chaves *et al.*, 2021). A remoção da cobertura florestal cria condições propícias para a proliferação de vetores, aumentando o contato humano com esses mosquitos e, conseqüentemente, a transmissão (Laporta *et al.*, 2021). Em média, para cada 100 km² (ou dez mil hectares) de desmatamento, ocorrem 3,74 casos de malária por mil habitantes no município em si. Esse achado demonstra uma redução na incidência de casos associados ao desmatamento, considerando o estudo de Santos e Almeida (2018)¹⁴, que, analisando dados de 2006 a 2012, encontraram um aumento de 7,26 casos de malária por mil habitantes.

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 2,94 casos por mil habitantes em um município. Santos e Almeida (2018) encontram resultados similares (aumento médio de 4,52 casos), atribuindo esse efeito à capacidade de migração do *Anopheles* (de 7 a 12 km), que estende o efeito do desmatamento para municípios contíguos. Além disso, o desmatamento próximo às fronteiras municipais pode aproximar os mosquitos e as populações dos municípios vizinhos.

A redução do número de casos associados ao desmatamento pode ser resultado da crescente mecanização do campo. Para cada aumento em uma unidade no número de tratores de esteira por município, há uma redução média de 7,27 casos de malária por mil habitantes. Considerando também os efeitos indiretos, esse impacto aumenta para 12,98 casos por mil habitantes (Efeitos totais). Houve um aumento de 50% na frota de máquinas pesadas (tratores) entre 2006 e 2017 (Silva *et al.*, 2020). Esse fenômeno pode ter diminuído o contato humano com áreas endêmicas na Amazônia (Trabalhadores em borda de floresta).

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), incorrendo em menor disponibilidade de recursos de saúde, e conseqüentemente menor capacidade de detecção, tratamento e prevenção da doença (Sachs & Malaney, 2002).;

O coeficiente que representa os efeitos da Soja (x_7) apresenta um sinal negativo e significativo, tanto para efeitos diretos como indiretos. Laporta *et al.* (2021) fornece um contexto para se entender a dinâmica da transmissão da doença em áreas de expansão agrícola e pecuária 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. Os resultados obtidos nesse estudo fortalecem esse argumento, haja visto que a soja tende 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.

A literatura apresenta evidências que associam culturas como o milho e o arroz a incidência de malária (Yasuoka & Levins, 2007; Kebede *et al.*, 2015). Porém, o efeito de outras culturas como o algodão, sorgo e mandioca ainda carecem de investigação. Nesse contexto, a não significância

¹⁴ Vale ressaltar que apenas 5 municípios excederam o ponto de inflexão destacado pelos autores, onde a partir de 363 km² de área desmatada o desmatamento passaria a ter uma relação negativa em relação a incidência de malária. Os municípios são: Porto Velho – RO, Novo Repartimento – PA, São Félix do Xingu – PA, Altamira – PA e Lábrea – AM.

da variável que representa outras culturas de lavouras temporárias (x_8), pode estar relacionada a heterogeneidade da mesma.

No que se refere a pecuária (x_6), apontada como a principal responsável pelo desmatamento na Amazonia (Maranhão *et al.*, 2019), a relação negativa em relação ao número de casos pode ser inicialmente contraintuitiva. Entretanto, Santos e Almeida (2018) encontram resultados similares, atribuindo essa relação ao fenômeno conhecido como *zooprofilaxia*, ou o desvio de insetos patogênicos de humanos para animais. Para alguns vetores, o sangue do gado é preferível ao sangue humano (Nhavoto, 2020). A relação entre a criação de gado e o desmatamento em massa pode ser uma justificativa alternativa para o sinal negativo do coeficiente, já que a introdução de pastagens tem a capacidade de alterar abruptamente o ecossistema local e até aumentar a distância entre a floresta e a população.

Os resultados são consistentes para densidade populacional (x_3), a relação negativa pode ser derivada da alta correlação dessa variável com urbanização, o que muitas vezes implica uma maior distância entre a população e a borda da floresta, e, portanto, menor exposição humana aos mosquitos (Santos & Almeida, 2018). Além disso, a malária é mais comum em áreas rurais e em regiões menos desenvolvidas economicamente, onde a infraestrutura de saúde pode ser precária, o que justifica a relação negativa significativa encontrada também para a variável PIB per capita (x_1) (Sachs & Malaney, 2002; Suárez-Mutis & Coura, 2007). Municípios mais ricos tendem a ter uma maior disponibilidade de recursos de saúde, o que pode resultar em uma melhor capacidade de detecção, tratamento e prevenção da doença (Sachs & Malaney, 2002). O sinal negativo encontrado na variável "profissionais de saúde" (x_8) reforça esse argumento.

Como esperado, as variáveis climáticas¹⁵ desempenharam um papel significativo. observasse efeitos positivos e estatisticamente significativos da temperatura e precipitação nos casos de infecção por malária (tabela 4), explicados pelo aumento na capacidade de reprodução dos mosquitos (Bosello *et al.*, 2006, Liu *et al.*, 2024). Estes fatores atuam proporcionando locais para a criação e prolongando a vida dos mosquitos (Symes *et al.*, 1962). A humidade também pode ter um efeito considerável sobre a taxa de sobrevivência dos vetores (Clyde, 1987).

5. Conclusões

Esse estudo buscou uma compreensão mais precisa da influência de fatores antrópicos (retirada de vegetação para agricultura) sobre a incidência de malária nos municípios da Amazônia legal brasileira. Além do desmatamento, consideramos o impacto de outras variáveis ambientais, socioeconômicas e demográficas. Utilizando análise espacial em painel, identificamos uma associação significativa entre o incremento anual de área desmatada e a incidência de malária, destacando o papel crucial de fatores ecológicos na proliferação do vetor da doença. Além disso, observou-se um efeito de transbordamento do desmatamento, onde a desflorestação em municípios vizinhos também contribui para o aumento da incidência de malária em um determinado município.

A constatação de uma relação negativa entre a pecuária e o número de casos de malária, possivelmente devido ao fenômeno da *zooprofilaxia*, onde insetos patogênicos são desviados de humanos para animais, reforça com maior robustez (dada a abrangência temporal do estudo) evidências já apresentadas pela literatura científica. Além disso, um achado inovador deste estudo é a identificação do efeito negativo significativo da cultura da soja. Este resultado contribui para a literatura, uma vez que não havia, até então, evidências robustas do impacto da

¹⁵ Optamos por não considerar os efeitos secundários dessas variáveis devido às particularidades espaciais que poderiam distorcer os resultados. Assim, os efeitos diretos e totais foram tratados como equivalentes neste contexto.

soja sobre a propagação da malária. A dinâmica de propagação da doença diminui à medida que as áreas desmatadas empurram as bordas da floresta, e a soja, que se alastra na Amazônia em áreas anteriormente utilizadas pela pecuária, se insere nesse contexto. Esse resultado ressalta a complexidade das interações entre as atividades humanas e a propagação de doenças infecciosas.

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.

Além disso, outra descoberta inédita deste estudo é a observação de que a mecanização agrícola, representada pelo aumento do número de tratores de esteira por município, está associada a uma redução significativa no número de casos de malária, especialmente quando considerados os efeitos indiretos. Este achado contribui para preencher uma lacuna na literatura, destacando o papel da modernização agrícola na redução da incidência da doença associada ao desmatamento. A mecanização pode influenciar indiretamente a transmissão da malária, reduzindo o contato humano com áreas endêmicas. O aumento do uso de máquinas pesadas, como tratores de esteira, pode diminuir a necessidade de trabalho manual em áreas desmatadas, limitando assim a exposição da população aos mosquitos transmissores.

É importante destacar que este estudo se concentrou na região da Amazônia Brasileira e pode não ser diretamente generalizável para outras regiões tropicais, devido as diferentes características ambientais, socioeconômicas e de saúde que podem influenciar a dinâmica da malária. Entretanto, os resultados obtidos podem oferecer subsídios importantes para o desenvolvimento de políticas de saúde pública e estratégias de prevenção mais eficazes direcionadas a região amazônica. A compreensão dos determinantes da malária é fundamental para mitigar os impactos negativos da doença na saúde humana e no desenvolvimento socioeconômico das comunidades locais.

Referências

- Andronescu, L. R., Buchwald, A. G., Sharma, A. *et al.* (2023). Plasmodium falciparum infection and disease in infancy associated with increased risk of malaria and anaemia in childhood. *Malar J* 22, 217 (2023). <https://doi.org/10.1186/s12936-023-04646-8>
- 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*. 3ª 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).

Bivand, R., Pebesma, E., & Gomez-Rubio, V. (2008). *Applied Spatial Data Analysis with R.* Springer.

Brasil. (2022). Dez anos de luta contra a malária na Amazônia brasileira: História, Saúde e Cultura / Ministério da Saúde – Brasília. ISBN 978-65-5993-303-7

Bosello, F., Roson, R., Richard, S. J. (2006). Economic-Wide Estimates of the Implications of Climate Change: Human Health. *Ecological Economics*, 58(3): 579-591.

Brasil. Ministério da Saúde (MS). (2024). *Boletim Epidemiológico*: Dia da Malária nas Américas – um panorama da malária no Brasil em 2022 e 2023. Volume 55.

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>

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](https://doi.org/10.1093/oxfordjournals.epirev.a036303)

Dombrowsky, J. G., Gomes, L. C., Lorenz, C., Palasio, R. G. S., Marchesini, P., Epiphanyo, S., Marinho, C. R. F. (2022). Mapping and characterizing areas with high levels of malaria in pregnancy in Brazil: A spatiotemporal analysis. *The Lancet Regional Health – Americas.* Volume 12. <https://doi.org/10.1016/j.lana.2022.100285>

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>

Duffy, P. E., & Desowitz, R. S. (2001). Pregnancy malaria throughout history: Dangerous labors. In *Malaria in pregnancy: Deadly parasite, susceptible host* (ed. Duffy PE, Fried M), pp. 1–25. Taylor & Francis, New York. doi: [10.1101/cshperspect.a025551](https://doi.org/10.1101/cshperspect.a025551)

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](#).
- Guimarães, R. F. (2019). The Spatiotemporal Dynamics of Soybean and Cattle Production in Brazil. *Sustainability*, 11, 2150. <https://doi.org/10.3390/su11072150>
- 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>
- IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua. <http://www.atlasbrasil.org.br/> (accessed on 02/04/2024)
- IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. (2024). [Amazônia Legal](#).
- 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).
- Lucas, A. M. (2010). Malaria Eradication and Educational Attainment: Evidence from Paraguay and Sri Lanka. *Am Econ J Appl Econ*. 2010 Apr;2(2):46-71. [doi: 10.1257/app.2.2.46](https://doi.org/10.1257/app.2.2.46).
- 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>
- Nepstad, D., Soares-Filho, B. S., Merry, F., Lima, A., Moutinho, P., Carter, J., ... & Stickler, C. (2009). The end of deforestation in the Brazilian Amazon. *Science*, 326(5958), 1350–1351. [http://doi.org/10.1126/science.1182108](https://doi.org/10.1126/science.1182108)
- 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>
- Pereira, A. L. R. R., Miranda, C. D. S. C., Guedes, J. A., Oliveira, R. A. C., Campos, P. S. D. S., Palácios, V. R. D. C. M., Faria, C. M. C., Filgueiras, T. C. G. M., Figueiredo, R. C., & Gonçalves, N. V. (2021). The socio-environmental production of malaria in three municipalities in the Carajás region, Pará, Brazil. *Rev Saude Publica*. [doi: 10.11606/s1518-8787.2021055003463](https://doi.org/10.11606/s1518-8787.2021055003463).

Piñeros, J. G. (2010). Malaria y determinantes sociales de la salud: un nuevo marco heurístico desde la medicina social latinoamericana. *Biomédica*, Bogotá, DC, v. 30, n. 2, p. 178-187, 2010. DOI: <https://doi.org/10.7705/biomedica.v30i2.181>

Poespoprodjo, J. R., Douglas, N. M., Ansong, D., Kho, S., & Anstey, N. M. (2023). Malaria. *The Lancet*. Volume 402, Issue 10419. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(23\)01249-7](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(23)01249-7)

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

Santos, A. S., 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>

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>

Silva, R. P., Baricelo, L. G., Vian, C. E. F. (2020). Evolução, composição e distribuição regional do estoque de tratores e máquinas agrícolas no Brasil. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (Ipea). Brasília. I <http://dx.doi.org/10.38116/978-65-5635-011-0>

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

Singer, B. H., Castro, M. C. (2001). Agricultural Colonization and Malaria on the Amazon Frontier. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 954: 184–222.

Song, X., Wei, W., Cheng, W., Zhu, H., Wang, W., Dong, H., & Li, J. (2022). Cerebral malaria induced by *Plasmodium falciparum*: clinical features, pathogenesis, diagnosis, and treatment. *Front Cell Infect Microbiol.* Jul 25; 12:939532. doi: [10.3389/fcimb.2022.939532](https://doi.org/10.3389/fcimb.2022.939532).

Sonko, S. T., Jaiteh, M., Jafali, J. et al. (2014). Does socio-economic status explain the differentials in malaria parasite prevalence? Evidence from The Gambia. *Malar J* 13, 449. <https://doi.org/10.1186/1475-2875-13-449>

Suárez-Mutis, M. C., & Coura, J. R. (2007). Mudanças no padrão epidemiológico da malária em área rural do médio Rio Negro, Amazônia brasileira: análise retrospectiva. *Cad. Saúde Pública* 23 (4) • Abr 2007 • <https://doi.org/10.1590/S0102-311X2007000400007>

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>

Yasuoka, J., & R, Levins. (2007). Impact of Deforestation and Agricultural Development on Anopheline Ecology and Malaria Epidemiology. *American Journal of Tropical Medicine and Hygiene* 76 (3): 450–460. PMID: [17360867](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/17360867/)