

DETERMINANTES ESPAÇO-TEMPORAIS DA LEPTOSPIROSE NO BRASIL: EVIDÊNCIAS A PARTIR DE MODELOS DE PAINEL ESPACIAL

Naanda Kaanna Matos de Souza

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

Bruno César Brito Miyamoto

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

Lisiane Bueno Peitz

Graduanda em Estatística pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS);
lisiane.peitz@gmail.com

Luís Abel da Silva Filho

Professor Adjunto do Departamento de Economia da Universidade Regional do Cariri (URCA); Pesquisador Visitante da DIRUR/IPEA; Pesquisador Associado do NEREUS-USP;
luis.abel@urca.br

Resumo

Este estudo investiga os determinantes espaciais e temporais da prevalência da leptospirose nos municípios brasileiros, integrando variáveis climáticas, ambientais e socioeconômicas por meio de modelagem econométrica espacial. Foram utilizados dados em painel de 2007 a 2023 e o modelo Spatial Durbin Model (SDM). O artigo identifica autocorrelação espacial significativa nos casos da doença, destacando a influência tanto de fatores locais quanto de municípios vizinhos. As variáveis relacionadas à umidade (severa e extrema), temperatura e uso da terra (especialmente agricultura) mostraram impactos relevantes, com efeitos diretos e indiretos. A análise dos mapas LISA confirmou a persistência de clusters Alto-Alto no Rio de Janeiro, Espírito Santo (até 2019), Rio Grande do Sul e Santa Catarina, indicando condições ambientais e sociais propícias à transmissão. Em contrapartida, clusters Baixo-Baixo foram observados em estados como Tocantins, Bahia e Pará. O estudo reforça a importância de abordagens integradas, que combinem vigilância epidemiológica, planejamento urbano e intervenções regionais, considerando os efeitos de vizinhança. Ao unir evidências empíricas e teóricas, o artigo contribui para o aprimoramento das políticas públicas de controle da leptospirose no Brasil, especialmente em um cenário de mudanças climáticas e desigualdade territorial.

Palavras-chave: Leptospirose; Análise Espaço-temporal; Determinantes socioambientais.

Abstract

This study investigates the spatial and temporal determinants of leptospirosis prevalence in Brazilian municipalities by integrating climatic, environmental, and socioeconomic variables through spatial econometric modeling. Panel data from 2007 to 2023 were used, employing the Spatial Durbin Model (SDM). The study identifies significant spatial autocorrelation in disease cases, highlighting the influence of both local and neighboring municipal factors. Variables related to humidity (severe and extreme), temperature, and land use (particularly agriculture) showed relevant impacts, with both direct and indirect effects. The analysis of LISA maps confirmed the persistence of High-High clusters in Rio de Janeiro, Espírito Santo (until 2019),

Rio Grande do Sul, and Santa Catarina, indicating environmental and social conditions favorable to transmission. Conversely, Low-Low clusters were observed in states such as Tocantins, Bahia, and Pará. The study reinforces the importance of integrated approaches that combine epidemiological surveillance, urban planning, and regional interventions, taking into account neighborhood effects. By bridging empirical evidence and theoretical insights, this paper contributes to improving public policies for leptospirosis control in Brazil, especially in the context of climate change and territorial inequality.

Keywords: Leptospirosis; Spatiotemporal analysis; Socio-environmental determinants.

Área de Submissão: Análise de Dados Espaciais e Econometria Espacial.

Classificação JEL: C21; I10; Q54

1. Considerações iniciais

A leptospirose é uma doença infecciosa de grande relevância para ações de políticas de saúde pública, cuja ocorrência é influenciada por uma complexa interação entre fatores ambientais, climáticos e socioeconômicos. Sua distribuição espacial e temporal apresenta padrões heterogêneos, refletindo as particularidades ecológicas e sociais de diferentes territórios, chamando a atenção para ações pontuais e oportunas em locais de grande prevalência. A literatura recente tem evidenciado a relevância de variáveis como temperatura, precipitação, umidade do solo e cobertura de áreas agrícolas e de pastagem para explicar a variabilidade da doença, tanto em contextos internacionais quanto nacionais (Zhao et al., 2016; Cristaldi et al., 2022; Shirzad et al., 2023; Cunha et al., 2022; Baquero & Machado, 2018).

No cenário internacional, estudos como os de Zhao et al. (2016), Cristaldi et al. (2022) e Shirzad et al. (2023) ressaltaram o papel dos fatores climáticos e ambientais na determinação da distribuição da leptospirose, enquanto pesquisas de Warnasekara et al. (2021) e Cunha et al. (2022) destacaram a importância do comportamento temporal das variáveis meteorológicas na incidência da doença. Paralelamente, investigações recentes enfatizaram a influência da vulnerabilidade socioeconômica na amplificação do risco de leptospirose, como demonstrado por Cristaldi et al. (2022) e Gutiérrez e Tapias-Rivera (2024), indicando que as condições de desigualdade social intensificam a exposição às condições ambientais desfavoráveis.

No contexto brasileiro, a literatura também evidencia a importância da integração entre fatores ambientais e sociais para a compreensão da dinâmica da leptospirose. Baquero e Machado (2018) identificaram padrões espaço-temporais distintos para a morbidade e letalidade no país, enquanto Borges Costa et al. (2022) e Silva et al. (2022) apontaram a relevância da precipitação e de eventos hidrológicos extremos, como enchentes, na explicação dos surtos da doença. Estudos recentes que adotaram abordagens baseadas em análise espacial e em conceitos de One Health, como os de Sohn-Hausner et al. (2023) e Teles et al. (2023), evidenciaram a necessidade de uma abordagem integrada entre saúde humana, animal e ambiental para aprimorar a vigilância epidemiológica.

Dessa forma, o presente artigo busca contribuir para a compreensão acerca dos determinantes socioeconômicos e edafoclimáticos das taxas de prevalência da leptospirose no Brasil por meio de uma análise espaço-temporal abrangente, incorporando variáveis climáticas, ambientais e socioeconômicas. Ao integrar métodos de análise espacial, com modelagem de defasagens espaciais, pretende-se avançar na identificação dos fatores que explicam as variações na prevalência da doença, fornecendo subsídios para o aprimoramento de estratégias de prevenção e controle em saúde pública.

Para alcançar esse objetivo, o artigo está estruturado em cinco seções. Após esta introdução, a segunda seção apresenta uma revisão da literatura nacional e internacional sobre

os determinantes ambientais, climáticos e socioeconômicos da leptospirose, destacando os avanços metodológicos recentes na análise espaço-temporal da doença. A terceira seção descreve os procedimentos metodológicos adotados, incluindo a seleção de variáveis, a construção do banco de dados em painel, a análise descritiva, a elaboração das variáveis espaciais e a estimação do modelo Spatial Durbin Model (SDM). Na quarta seção, são apresentados e discutidos os resultados empíricos, com base nos mapas de agrupamento espacial (LISA), nas estatísticas descritivas e nos coeficientes estimados pelo SDM. Por fim, a quinta seção reúne as considerações finais, sintetizando os principais achados e discutindo suas implicações para políticas públicas de saúde, planejamento urbano e vigilância epidemiológica no Brasil.

2. Revisão da literatura

A seção de revisão da literatura tem como objetivo contextualizar teoricamente os fatores que influenciam a dinâmica espaço-temporal da leptospirose, tanto no cenário internacional quanto nacional. Inicialmente, são discutidos os principais determinantes ambientais e climáticos associados à incidência da doença, com destaque para variáveis como precipitação, temperatura, umidade do solo e cobertura do uso da terra. Em seguida, são analisados os impactos das condições socioeconômicas, que modulam a vulnerabilidade das populações expostas. A literatura recente também é explorada no que tange aos avanços metodológicos, incluindo o uso de modelos estatísticos, análise espacial e técnicas de machine learning para predição de risco. Ao abordar estudos conduzidos em diferentes regiões do mundo e no Brasil, esta seção busca evidenciar as múltiplas dimensões que compõem o risco de leptospirose, ressaltando a complexidade de sua determinação e a necessidade de abordagens integradas para sua compreensão e enfrentamento.

2.1.Revisão da literatura internacional

A relação entre fatores ambientais e a distribuição espacial da leptospirose tem sido amplamente discutida na literatura recente. Zhao et al. (2016) analisaram dados da China e apontaram que variáveis como temperatura média anual e precipitação total são fundamentais para explicar a distribuição da doença, utilizando modelos de regressão logística e de máxima entropia. A mesma ênfase nos fatores climáticos é encontrada em Cristaldi et al. (2022) que, ao analisar a região de Santa Fé, na Argentina, demonstraram que a adequação ambiental, determinada por aspectos como cobertura vegetal e umidade do solo, influencia a maior incidência de leptospirose, ainda que com uma correlação moderada. Em estudo semelhante, Shirzad et al. (2023) empregaram o modelo MaxEnt para mapear a prevalência da doença no Irã e reforçaram que altitude e precipitação são determinantes principais, enquanto outros fatores como inclinação e proximidade a corpos d'água tiveram influência secundária. Esses estudos evidenciam que, embora o clima seja um elemento central para a compreensão do padrão geográfico da leptospirose, a precisão das análises depende da integração com informações socioambientais locais.

No tocante à influência das variáveis climáticas ao longo do tempo, pesquisas como as de Warnasekara et al. (2021) e Cunha et al. (2022) avançam ao incorporar séries temporais na análise da dinâmica da doença. Warnasekara et al. (2021), estudando o Sri Lanka, aplicaram modelos SARIMA e ARDL e demonstraram que a precipitação, a umidade e o número de dias chuvosos têm efeitos positivos sobre a incidência da leptospirose, enquanto temperatura e radiação solar apresentam associações negativas.

O papel das condições socioeconômicas como moduladoras do risco de leptospirose também tem sido enfatizado em estudos recentes. Cristaldi et al. (2022) apontaram que áreas periurbanas com piores condições socioeconômicas concentram maior adequação ambiental para a transmissão da doença, enquanto Gutiérrez e Tapias-Rivera (2024) demonstraram que, na Colômbia, a pobreza multidimensional amplifica o efeito de variáveis ambientais como o escoamento superficial sobre a incidência de casos. Estes resultados reforçam a ideia de que a vulnerabilidade social atua como fator de intensificação do risco, compondo um quadro em que fatores físicos e socioeconômicos se sobrepõem. Assim, enquanto o ambiente cria as condições para a sobrevivência do agente infeccioso, a desigualdade social define quem estará mais exposto e menos protegido contra a doença.

O avanço na modelagem preditiva de risco utilizando métodos de aprendizado de máquina representa outro campo promissor no estudo da leptospirose. Govan et al. (2025) realizaram uma análise espaço-temporal na Nova Caledônia e alcançaram alta acurácia ao integrar variáveis meteorológicas, topográficas e demográficas, destacando a importância da precipitação acumulada e da umidade defasada. De forma semelhante, Douchet et al. (2024) aplicaram algoritmos de machine learning para modelar a sazonalidade da leptospirose em ilhas tropicais de diferentes oceanos, mostrando que precipitação e temperatura são determinantes robustos da dinâmica sazonal, embora insuficientes para explicar plenamente surtos interanuais, que dependem também de fatores locais. Estes trabalhos sugerem que a integração de novas tecnologias analíticas, aliada à compreensão ecológica e social do território, pode potencializar o desenvolvimento de sistemas de alerta precoce para a doença.

A influência dos fenômenos climáticos de grande escala, como o El Niño e a La Niña, na incidência da leptospirose foi abordada de maneira explícita por Rees et al. (2023). Em estudo realizado em Fiji, os autores mostraram que condições associadas à La Niña aumentam a incidência de casos, além de confirmar a importância da precipitação acumulada e da temperatura mínima como variáveis críticas. Essa constatação converge com os achados de Douchet et al. (2024) e Govan et al. (2025), que também identificaram padrões climáticos de larga escala como moduladores da sazonalidade da doença em ilhas tropicais. Assim, o cenário emergente é o de que a leptospirose, embora fortemente influenciada por fatores locais, é sensível também a padrões climáticos globais, o que impõe desafios adicionais para o planejamento em saúde pública, exigindo estratégias de vigilância flexíveis e adaptáveis.

De modo geral, os estudos revisados (Zhao et al., 2016; Warnasekara et al., 2021; Cristaldi et al., 2022; Chadsuthi et al., 2022; Shirzad et al., 2023; Rees et al., 2023; Douchet et al., 2024; Gutiérrez e Tapias-Rivera, 2024; Govan et al., 2025) convergem para a evidência de que a leptospirose é uma doença fortemente condicionada por fatores ambientais, climáticos e socioeconômicos, cuja interação complexa define sua distribuição espacial e temporal.

A precipitação intensa, a alta umidade e temperaturas amenas emergem como principais condicionantes ambientais (Zhao et al., 2016; Cunha et al., 2022; Rees et al., 2023), enquanto a pobreza e a precariedade das condições de saneamento amplificam os efeitos desses fatores sobre populações vulneráveis (Cristaldi et al., 2022; Gutiérrez e Tapias-Rivera, 2024).

A integração de métodos estatísticos tradicionais com abordagens baseadas em machine learning e análise espacial (Douchet et al., 2024; Govan et al., 2025) tem permitido avanços importantes na identificação de áreas de risco e no desenvolvimento de sistemas preditivos. Contudo, permanece o desafio de combinar dados ambientais, climáticos e sociais de forma a capturar plenamente a complexidade do fenômeno, garantindo respostas mais eficientes e equitativas para a prevenção e controle da leptospirose.

2.2. Revisão da literatura nacional

A influência dos fatores ambientais e socioeconômicos na dinâmica da leptospirose no Brasil foi abordada em diversas frentes nos estudos revisados. Baquero e Machado (2018) modelaram os padrões espaço-temporais da morbidade e letalidade por leptospirose no Brasil entre 2000 e 2016, evidenciando que a morbidade apresenta maior componente espacial, enquanto a letalidade é melhor explicada pela interação espaço-temporal. A pesquisa confirmou que o aumento de umidade do solo, precipitação e pobreza foram fatores de risco, enquanto a coleta adequada de lixo e temperaturas mais elevadas atuaram como fatores protetores. Gutiérrez et al. (2019), analisando dados da Colômbia, também observaram a influência significativa de variáveis climáticas e socioeconômicas, como educação e pobreza, sobre a incidência de leptospirose. Ambos os estudos reforçam que a interação entre condições ambientais e desigualdades sociais é central para entender a distribuição da doença, ainda que atuem em escalas geográficas distintas.

A influência climática específica sobre os padrões temporais da leptospirose foi detalhada por Borges Costa et al. (2022), que utilizaram modelos ARMAX para analisar a contribuição da precipitação nos casos da doença em diferentes regiões do Brasil entre 2007 e 2019. Os autores observaram uma distribuição heterogênea da leptospirose no país, com maior incidência nos períodos chuvosos, mas com a Região Sul mostrando comportamento menos associado às chuvas. Essa variabilidade regional também foi investigada por Silva et al. (2022), que analisaram tendências em Santa Catarina e mostraram que, além das chuvas, enchentes fluviais e temperaturas máximas estavam fortemente associadas a picos de incidência. Estes trabalhos sugerem que, embora a precipitação seja um fator dominante na maioria dos contextos, sua influência pode ser modulada por condições ambientais locais específicas, como a geomorfologia e a infraestrutura urbana.

Já Cunha et al. (2022), em estudo conduzido em Salvador, Bahia, Brasil, mostraram que chuvas acima do padrão sazonal aumentam significativamente o risco de novos casos, com defasagens temporais de uma a duas semanas. Este estudo revela a importância de se considerar o comportamento defasado das variáveis meteorológicas no planejamento de políticas de vigilância, pois permitem antecipar períodos de maior risco e implementar medidas de mitigação de forma mais eficaz.

Expandindo a abordagem, Sohn-Hausner et al. (2023) aplicaram o conceito de One Health para estudar a leptospirose em humanos e cães no Brasil de 2001 a 2020, revelando uma importante sobreposição espacial entre áreas de casos humanos, de casos caninos e de eventos de inundação. A pesquisa reforçou a tese de que cães podem atuar como sentinelas da leptospirose humana, especialmente em áreas de baixa renda com infraestrutura precária, onde o contato com roedores infectados é comum. Em linha semelhante, Teles et al. (2023) analisaram a dinâmica espaço-temporal da leptospirose no estado do Rio Grande do Sul entre 2007 e 2019, identificando clusters persistentes de alta incidência em regiões metropolitanas e agrícolas. Estes estudos revelam que a integração de dados de saúde humana e animal, combinada à análise espacial, pode aprimorar significativamente a vigilância epidemiológica da doença.

Ao considerar os diferentes enfoques metodológicos, observa-se que enquanto Baquero e Machado (2018) e Gutiérrez et al. (2019) utilizaram modelagens ecológicas e regressões para identificar determinantes socioambientais, Borges Costa et al. (2022) e Silva et al. (2022) incorporaram análises de séries temporais para captar o comportamento sazonal e tendências de longo prazo. Já Sohn-Hausner et al. (2023) e Teles et al. (2023) empregaram análises espaciais mais refinadas e técnicas de previsão, indicando uma evolução metodológica na pesquisa sobre a leptospirose, em direção à integração de múltiplas dimensões de análise. As divergências entre os trabalhos se concentram principalmente na magnitude da influência dos fatores climáticos, evidenciando que o contexto local – incluindo aspectos socioeconômicos e ambientais – modula fortemente a relação entre clima e doença.

Assim sendo, os estudos revisados (Baquero & Machado, 2018; Gutiérrez et al., 2019; Borges Costa et al., 2022; Silva et al., 2022; Sohn-Hausner et al., 2023; Teles et al., 2023) convergem para a evidência de que a leptospirose é uma doença determinada por fatores ambientais, climáticos e socioeconômicos interconectados. A precipitação intensa, a ocorrência de enchentes e a alta umidade se destacam como principais condicionantes ambientais (Baquero & Machado, 2018; Borges Costa et al., 2022; Silva et al., 2022), enquanto pobreza, infraestrutura urbana inadequada e exposição ocupacional ampliam a vulnerabilidade das populações (Gutiérrez et al., 2019; Sohn-Hausner et al., 2023). A integração de métodos estatísticos, modelagens preditivas e abordagens One Health tem permitido avanços importantes na identificação de áreas de risco e no desenvolvimento de estratégias de prevenção. Todavia, permanece o desafio de articular dados ambientais, climáticos e sociais de forma sistêmica, visando intervenções mais eficazes e equitativas no controle da leptospirose. Nesse sentido, a seção que se segue busca apresentar os procedimentos metodológicos adotados à compreensão analítica proposta nesta investigação.

3. Procedimentos Metodológicos

O presente estudo realizou uma análise espaço-temporal dos determinantes da prevalência da leptospirose nos municípios brasileiros. A metodologia foi estruturada em quatro etapas principais, buscando assegurar a robustez na avaliação dos fatores climáticos, ambientais e socioeconômicos associados à doença.

3.1. Seleção das variáveis e construção do banco de dados

Com base na literatura recente sobre leptospirose, foram selecionadas variáveis edafoclimáticas e socioeconômicas potencialmente associadas à taxa de prevalência da leptospirose. Para avaliar o efeito dos extremos de temperatura e de precipitação na taxa de prevalência da doença, foram criadas variáveis a partir das séries climáticas disponíveis no grid BR-DWGD. Esse grid, desenvolvido por Xavier et al. (2022), vem sendo utilizado em uma variedade de estudos sobre mudanças climáticas e eventos extremos (MEDEIROS ET AL., 2022; RASERA ET AL., 2023; LUCAS ET AL., 2021; COSTA ET AL., 2020). O BR-DWGD contém valores diários de precipitação, temperatura máxima, temperatura mínima, evapotranspiração, umidade relativa, radiação solar e velocidade do vento para todo o território brasileiro, com resolução espacial de $0,1^\circ \times 0,1^\circ$, no período de 1961 a 2024.

Séries diárias de precipitação e temperatura do BR-DWGD, agregadas ao nível municipal, foram inicialmente utilizadas para calcular dois índices climáticos recomendados pela Organização Meteorológica Mundial (WMO), por meio do ETCCDI (Expert Team on Climate Change Detection Indices), com o objetivo de monitorar eventos extremos de calor e precipitação: o percentual de dias do ano com temperatura máxima acima do 90º percentil histórico (tx90p) e a precipitação total nos dias do ano com valores acima do 99º percentil histórico (r99ptot). Como são construídos a partir de percentis baseados nas condições climáticas locais, esses índices consideram a variabilidade histórica de cada região e, ao mesmo tempo, permitem comparações entre regiões distintas, uma vez que não se baseiam em limiares absolutos.

Considerando que a taxa de prevalência de leptospirose pode ser influenciada por condições de precipitação e umidade com maior persistência temporal, valores mensais de precipitação e evapotranspiração foram utilizados para construir séries históricas municipais do SPEI (Standardized Precipitation-Evapotranspiration Index), das quais se derivaram variáveis de contagem. O SPEI, desenvolvido por Vicente-Serrano et al. (2010), é um índice capaz de

identificar e monitorar condições de seca e de umidade excessiva em diferentes escalas temporais, permitindo a detecção de eventos de curto, médio e longo prazo. Neste estudo, utilizou-se a escala de 1 mês, o que implica que as condições observadas em determinado mês de um ano são comparadas às condições históricas desse mesmo mês ao longo da série temporal. A intensidade dos eventos foi classificada conforme segue:

Tabela 1: Intensidade dos eventos climáticos extremos de precipitação segundo o SPEI

SPEI Values	Interpretation
≥ 2.0	Extremely wet
1.5 to 1.99	Very wet
1.0 to 1.49	Moderately wet
-0.99 to 0.99	Normal conditions
-1.0 to -1.49	Moderate drought
-1.5 to -1.99	Severe drought
≤ -2.0	Extreme drought

A partir das séries históricas do SPEI-1 e dos intervalos de classificação apresentados na Tabela 1, foram construídas variáveis que indicam, para cada município i e ano t , o número de meses classificados como moderadamente úmidos, severamente úmidos e extremamente úmidos. As variáveis foram definidas da seguinte forma:

- Moderately Wet (MW):

$$MW_{i,t} = \sum_{m=1}^{12} \delta (1.0 \leq SPEI_{i,t,m} < 1.5) \quad (1)$$

- Severely Wet (SW):

$$SW_{i,t} = \sum_{m=1}^{12} \delta (1.5 \leq SPEI_{i,t,m} < 2.0) \quad (2)$$

- Extremely Wet (EW):

$$EW_{i,t} = \sum_{m=1}^{12} \delta (SPEI_{i,t,m} \geq 2.0) \quad (3)$$

Onde $SPEI_{i,t,m}$ representa o valor do SPEI-1 para o município i no ano t e no mês m , e $\delta(\cdot)$ é a função indicadora definida como:

$$\delta(\cdot) = \begin{cases} 1, & \text{se a condição for satisfeita} \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}$$

Além das variáveis climáticas, os valores anuais de área de pastagem (pasture), área ocupada com agricultura (agriculture) e área ocupada por superfícies de água (sup. water) dos municípios brasileiros foram utilizados a partir do Projeto MapBiomass, mais especificamente da Coleção Uso e Cobertura da Terra – Divisão Política (Souza et al., 2020). Além disso, para calcular a taxa de prevalência da leptospirose nos municípios brasileiros (txprev_lep), utilizou-

se a série histórica do número de casos da doença disponível na plataforma DATASUS, do Ministério da Saúde. Todas as variáveis foram organizadas no formato de painel de dados para os municípios brasileiros (Quadro 1).

Quadro 1: descrição das variáveis utilizadas para o estudo sobre impactos de variáveis socioeconômicas e edafoclimáticas sobre as taxas de prevalência da leptospirose nos municípios brasileiros

txprev_le p	Taxa de prevalência de casos de Leptospirose nos municípios brasileiros – 2007-2023	
tx90p	Dias com Tmax acima do 90º percentil histórico	+
r99ptot	Precipitação total em dias acima do percentil 99	+
EW	Número de Meses com umidade extrema ($SPEI-1 \geq 2$)	+
SW	Número de Meses com umidade severa ($1.5 \leq SPEI-1 < 2$)	+
MW	Número de Meses com umidade moderada ($-1 < SPEI-1 < 1.5$)	+
pasture	Pastagens (naturais ou plantadas para pecuária)	+
agricultur e	Área agrícola (lavouras temporárias e permanentes)	+
sup.Water	Superfície de água do município em hectares	+

Fonte: elaboração dos autores com dados da pesquisa

3.2. Análise estatística descritiva

Procedeu-se à descrição estatística das variáveis selecionadas, com cálculo de média, mediana, desvio padrão, valores mínimo, máximo e quartis. Essa análise visou caracterizar a distribuição das variáveis e identificar padrões, outliers ou heterogeneidades relevantes que poderiam impactar as estimativas subsequentes.

3.3. Construção de variáveis espaciais e análise da dependência espacial

Reconhecendo-se que a leptospirose apresenta dependência espacial, ou seja, que a situação de um município pode ser influenciada pelas condições dos seus vizinhos, foram construídas variáveis defasadas espaciais (lags espaciais) a partir de matrizes de vizinhança baseadas em contiguidade. Foram calculados os lags espaciais das variáveis climáticas e de uso da terra. Em seguida, a dependência espacial foi verificada por meio da estatística de Moran's I global, indicando autocorrelação positiva significativa, o que justificou a adoção de modelos de econometria espacial.

Os valores apresentados no Quadro 2, referentes ao Índice Global de Moran para a taxa de prevalência de leptospirose nos municípios brasileiros entre 2007 e 2022, revelam de forma consistente a presença de autocorrelação espacial positiva e estatisticamente significativa em todos os anos da série ($p < 0,001$). Os coeficientes variam de 0,13 a 0,29, indicando que municípios com altas taxas da doença tendem a estar cercados por outros com prevalências igualmente elevadas, e o mesmo se aplica a áreas com baixa incidência. Esse padrão persistente de agrupamento espacial (clusters Alto-Alto e Baixo-Baixo) reforça a hipótese de que a distribuição territorial da leptospirose não é aleatória, mas responde a fatores ambientais, sociais e estruturais comuns entre localidades vizinhas. Tal comportamento espacial viola os pressupostos dos modelos tradicionais de regressão linear, que assumem independência entre as observações, o que torna inadequado o uso exclusivo de abordagens econométricas convencionais.

Quadro 2: Índice Global de Moran para a taxa de prevalências dos casos de leptospirose nos municípios brasileiros

Ano	Índice de Moran	p_valor
2007	0,25	<0.001
2008	0,28	<0.001
2009	0,24	<0.001
2010	0,26	<0.001
2011	0,29	<0.001
2012	0,21	<0.001
2013	0,23	<0.001
2014	0,20	<0.001
2015	0,25	<0.001
2016	0,22	<0.001
2017	0,21	<0.001
2018	0,18	<0.001
2019	0,22	<0.001
2020	0,13	<0.001
2021	0,14	<0.001
2022	0,17	<0.001

Fonte: elaboração dos autores com dados da pesquisa

Diante dessa evidência, justifica-se a adoção de modelos espaciais, em especial o Spatial Durbin Model (SDM), utilizado no estudo. O SDM permite captar tanto os efeitos diretos das variáveis explicativas sobre a taxa de prevalência da leptospirose nos próprios municípios, quanto os efeitos indiretos, oriundos das condições presentes nos municípios vizinhos (efeitos de spillover). Essa abordagem é particularmente relevante para doenças como a leptospirose, cuja dinâmica de transmissão pode extrapolar os limites administrativos e ser influenciada por fatores compartilhados regionalmente, como regime de chuvas, infraestrutura sanitária e uso do solo. Assim, a significância estatística do Índice de Moran valida empiricamente a necessidade de incorporar a estrutura espacial nos modelos explicativos, garantindo maior precisão nas estimativas e maior aderência aos padrões territoriais observados, o que fortalece o embasamento científico das estratégias de vigilância e controle da doença. Diante disso, o modelo SDM está abaixo especificado.

3.4. Estimação do modelo Spatial Durbin Model (SDM)

Para analisar os determinantes espaço-temporais da prevalência da leptospirose, foi estimado o modelo Spatial Durbin Model (SDM), conforme proposto por LeSage e Pace (2009) e com base nos fundamentos de Anselin (1988). O SDM é apropriado para capturar tanto efeitos locais (efeitos diretos) quanto efeitos de spillover espacial (efeitos indiretos provenientes dos municípios vizinhos).

Matematicamente, o modelo pode ser representado como:

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

Onde, y_{it} : variável dependente no município (ou unidade) i , no tempo t ; ρ : coeficiente de defasagem espacial da variável dependente (efeito espacial autorregressivo); w_{ij} : elemento da matriz de pesos espaciais W , que indica a vizinhança entre unidades i e j ; X_{it} : vetor de variáveis explicativas locais; WX_{jt} : vetor de médias espaciais das variáveis explicativas (efeitos espaciais indiretos); β : vetor de coeficientes de efeitos diretos; θ : vetor de coeficientes de

efeitos indiretos (spillovers); μ_i : efeito fixo individual (diferenças estruturais entre municípios); λ_t : efeito fixo temporal (shocks ou eventos comuns a todos os municípios no tempo t); ε_{it} : termo de erro idiossincrático.

A estimação foi realizada por máxima verossimilhança (ML), e a significância dos parâmetros foi avaliada a 1%, 5% e 10%. A escolha do SDM em detrimento de modelos mais restritivos, como o Spatial Lag Model ou o Spatial Error Model, foi fundamentada pela necessidade de capturar tanto os efeitos locais quanto os indiretos, conforme discutido por Elhorst (2014). A presença de autocorrelação espacial significativa validou o uso de modelos espaciais. Assim, a metodologia adotada permite captar a complexa interação entre fatores climáticos, ambientais e socioeconômicos locais e vizinhos na dinâmica de prevalência da leptospirose no Brasil, oferecendo subsídios robustos para políticas públicas mais eficientes.

4. Resultados e discussões

Na seção de resultados e discussões, a apresentação está estruturada em três partes principais. Inicialmente, são analisados os padrões espaciais da leptospirose no Brasil por meio dos mapas LISA, destacando a formação de clusters Alto-Alto e Baixo-Baixo ao longo do período de 2007 a 2022. Em seguida, são discutidas as estatísticas descritivas das variáveis climáticas, ambientais e socioeconômicas utilizadas na modelagem, com ênfase na variabilidade entre os municípios. Por fim, são apresentados e interpretados os resultados do modelo Spatial Durbin Model (SDM), com detalhamento dos efeitos locais e espaciais das variáveis explicativas sobre a taxa de prevalência da leptospirose.

4.1. Índice LISA para o logaritmo natural das taxas de prevalências de leptospirose nos municípios brasileiros

A análise dos mapas de agrupamentos espaciais LISA, referentes à taxa de prevalência da leptospirose nos municípios brasileiros entre 2007 e 2022, revela padrões espaço-temporais persistentes e concentrados em determinadas regiões do país. Entre os estados que mais frequentemente apresentam clusters do tipo Alto-Alto (em vermelho), destacam-se o Rio de Janeiro, o Espírito Santo, o Rio Grande do Sul e Santa Catarina. Essa configuração indica a presença de municípios com alta prevalência da doença, cercados por vizinhos com perfil epidemiológico semelhante, sugerindo a atuação de fatores estruturais e ambientais compartilhados. A continuidade desses agrupamentos em distintos períodos evidencia a manutenção de condições favoráveis à transmissão da leptospirose e corrobora a existência de autocorrelação espacial positiva nas regiões afetadas.

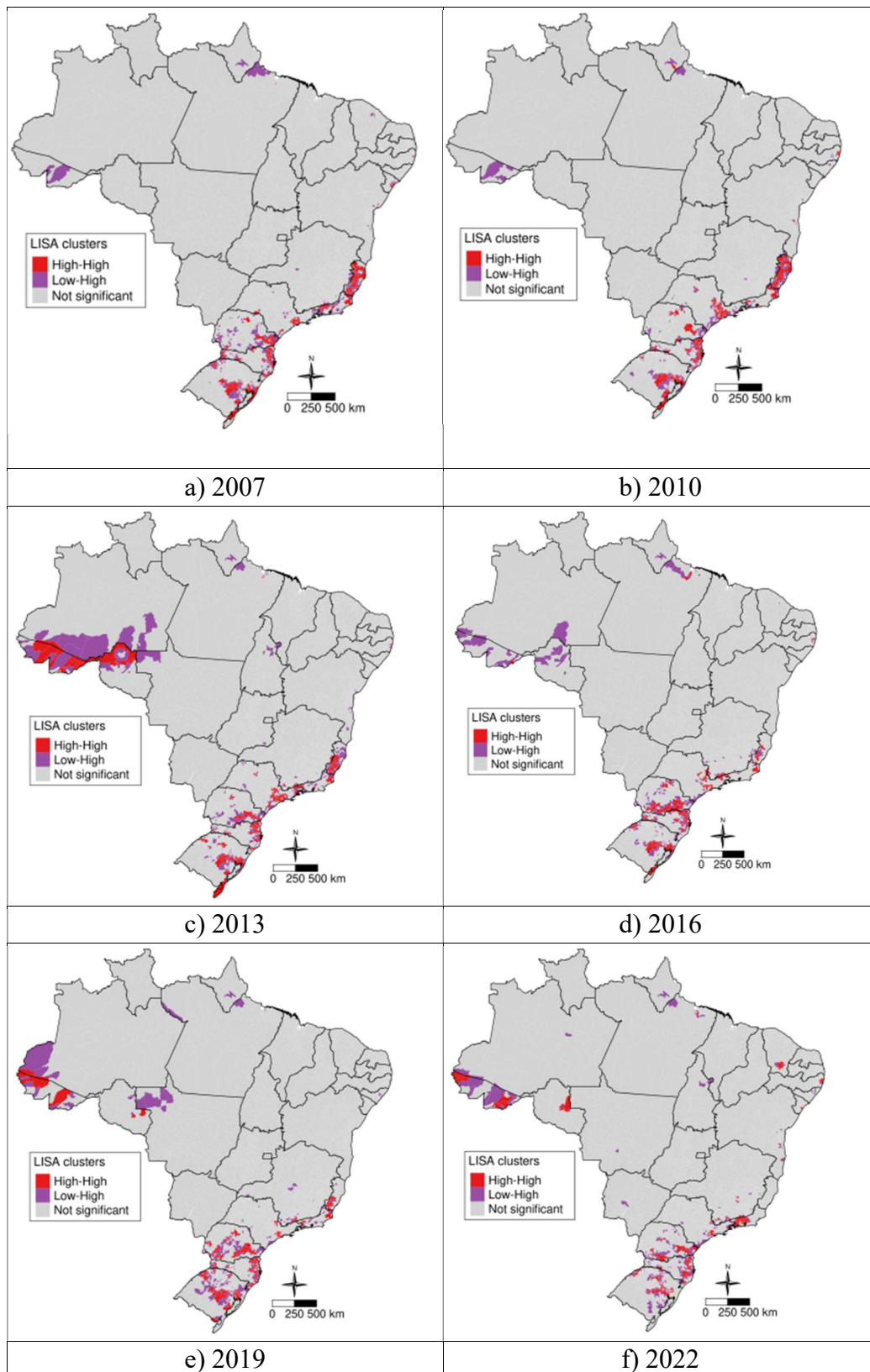


Figura 1. Mapas de agrupamentos espaciais (LISA) da taxa de prevalência dos casos de leptospirose nos anos de 2007, 2010, 2013, 2016, 2019 e 2022.

O estado do Espírito Santo apresenta agrupamentos Alto-Alto de forma contínua entre 2007 e 2019, concentrados principalmente na porção central e meridional do território estadual. Esse padrão espacial sugere a sobreposição de fatores ambientais críticos – como elevada

pluviosidade e umidade do solo – a condições socioeconômicas adversas, tais como infraestrutura urbana precária, ocupação irregular e saneamento deficiente. Segundo Baquero e Machado (2018), a morbidade por leptospirose no Brasil está diretamente associada ao aumento da umidade e à pobreza, enquanto Cunha et al. (2022) identificaram que chuvas intensas, quando defasadas de uma a duas semanas, elevam significativamente o risco da doença em áreas densamente urbanizadas e mal equipadas. A ausência de agrupamentos Alto-Alto no Espírito Santo em 2022 pode sinalizar mudanças nas estratégias locais de prevenção e controle, melhorias em saneamento ou alterações climáticas pontuais.

O estado do Rio de Janeiro também se destaca pela recorrência de agrupamentos Alto-Alto, sobretudo em municípios da região metropolitana e da faixa litorânea. A estrutura urbana densa, aliada à ocupação de áreas de risco e à precariedade de infraestrutura em regiões periféricas, favorece a propagação da doença, especialmente em períodos de alta pluviosidade. Cristaldi et al. (2022) mostram que áreas periurbanas mal urbanizadas concentram maior adequação ambiental para a leptospirose, pois combinam fatores como solo encharcado, presença de lixo acumulado e canais de drenagem ineficientes. Essa mesma associação entre vulnerabilidade urbana, enchentes e exposição humana foi evidenciada por Sohn-Hausner et al. (2023), que identificaram uma relação direta entre leptospirose humana, eventos de inundação e presença de cães infectados em áreas pobres. A constância dos clusters no Rio de Janeiro confirma a necessidade de políticas intersetoriais de habitação, drenagem urbana e vigilância em saúde.

Na região Sul do país, os estados do Rio Grande do Sul e Santa Catarina mantêm agrupamentos Alto-Alto em diversos anos, com destaque para áreas rurais e de transição urbano-rural. No Rio Grande do Sul, os clusters se concentram no noroeste e centro-leste, regiões marcadas por atividades agropecuárias, cultivo de arroz irrigado e histórico de enchentes fluviais. Segundo Teles et al. (2023), esses elementos configuram um cenário de risco permanente, com sazonalidade bem definida e exposição ocupacional relevante. Em Santa Catarina, os agrupamentos são frequentes na região sul e no litoral, indicando influência de alagamentos, alta umidade e temperaturas elevadas, como demonstrado por Silva et al. (2022). Esses padrões confirmam os achados de Baquero e Machado (2018), que afirmaram que a morbidade por leptospirose responde fortemente à estrutura ambiental e se manifesta de maneira concentrada, quando associada a vulnerabilidades locais persistentes.

Por outro lado, os mapas também mostram a formação contínua de clusters do tipo Baixo-Baixo (em lilás escuro) em estados como Mato Grosso (2013 e 2019), Tocantins (2013 e 2022), Bahia (2007, 2010, 2013 e 2022), Pará (todos os anos), dentre outros, conforme pode ser visto na figura. Esses agrupamentos indicam baixa prevalência da leptospirose em municípios e vizinhanças inteiras, sugerindo a presença de fatores protetivos estruturais ou ambientais. Gutiérrez et al. (2019), ao analisarem o contexto colombiano, identificaram que variáveis como acesso à educação, menor pobreza e maior cobertura de saneamento estão negativamente associadas à incidência da doença, mesmo em regiões tropicais. Portanto, a presença de agrupamentos Baixo-Baixo pode refletir tanto políticas locais de sucesso quanto características geográficas menos propícias à sobrevivência da bactéria.

Em conjunto, os mapas LISA e a literatura científica convergem para a interpretação de que a distribuição da leptospirose no Brasil responde a um padrão geográfico estruturado, condicionado pela interação entre fatores ambientais, climáticos e socioeconômicos. A persistência de clusters Alto-Alto nos estados do Rio de Janeiro, Espírito Santo (até 2019), Rio Grande do Sul e Santa Catarina demanda políticas públicas territorializadas, que combinem ações de saneamento, planejamento urbano, educação em saúde e intervenções preventivas em áreas de risco. Por outro lado, a presença de agrupamentos Baixo-Baixo deve ser compreendida não como zona neutra, mas como resultado de arranjos locais que precisam ser mantidos e reforçados. A análise espacial, portanto, não apenas confirma os achados do modelo

econométrico, mas também permite delinear com maior precisão o território da doença, subsidiando estratégias mais eficazes e equitativas de vigilância e controle.

A Figura 2 apresenta a distribuição temporal, entre 2007 e 2022, do número de meses classificados como moderadamente úmidos, severamente úmidos e extremamente úmidos, com base no índice SPEI-1 (Standardized Precipitation-Evapotranspiration Index com escala de um mês). Esse índice capta as anomalias de umidade atmosférica a partir do balanço entre precipitação e evapotranspiração, sendo amplamente utilizado para caracterizar episódios de umidade e seca.

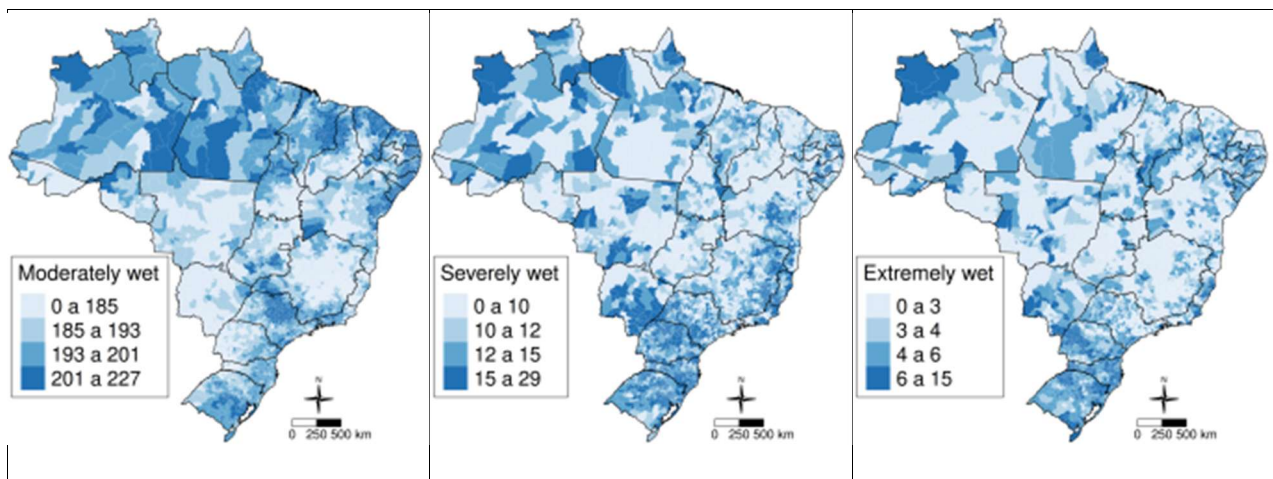


Figura 2. Número de meses do ano, entre 2007 e 2022, classificados como moderadamente úmidos, severamente úmidos e extremamente úmidos pelo SPEI-1

Ao longo do período analisado, observa-se uma variação considerável na frequência de meses úmidos, com oscilações que sugerem padrões interanuais possivelmente associados a eventos climáticos como El Niño e La Niña. Em geral, os meses classificados como moderadamente úmidos apresentaram maior prevalência ao longo dos anos, o que é coerente com a natureza transitória e mais frequente desse tipo de condição hidrometeorológica. Já os meses severamente úmidos e, sobretudo, extremamente úmidos ocorreram com menor frequência, refletindo eventos mais intensos e localizados de excesso de umidade.

Notam-se picos de umidade extrema ao longo dos anos específicos, indicando a ocorrência de episódios atípicos de precipitação excessiva, os quais podem ter implicações relevantes para a saúde pública, como no aumento da incidência de doenças de veiculação hídrica, a exemplo da leptospirose. Esses dados reforçam a importância de monitoramento climático contínuo e da incorporação de variáveis ambientais em modelos explicativos de doenças sensíveis ao clima. Além disso, a alternância entre anos com maior ou menor número de meses úmidos revela a necessidade de políticas adaptativas voltadas à resiliência climática e à infraestrutura sanitária, especialmente em municípios mais vulneráveis.

A Figura 3 apresenta a intensidade da média anual, entre 2007 e 2022, do número de meses classificados como moderadamente úmidos, severamente úmidos e extremamente úmidos, segundo o índice SPEI-1, para os municípios brasileiros. Trata-se de uma representação total da incidência destes fenômenos nos municípios, complementarmente a figura 2, onde diferentes gradações de cores indicam a variação da média anual de ocorrência desses eventos de umidade ao longo do período analisado.

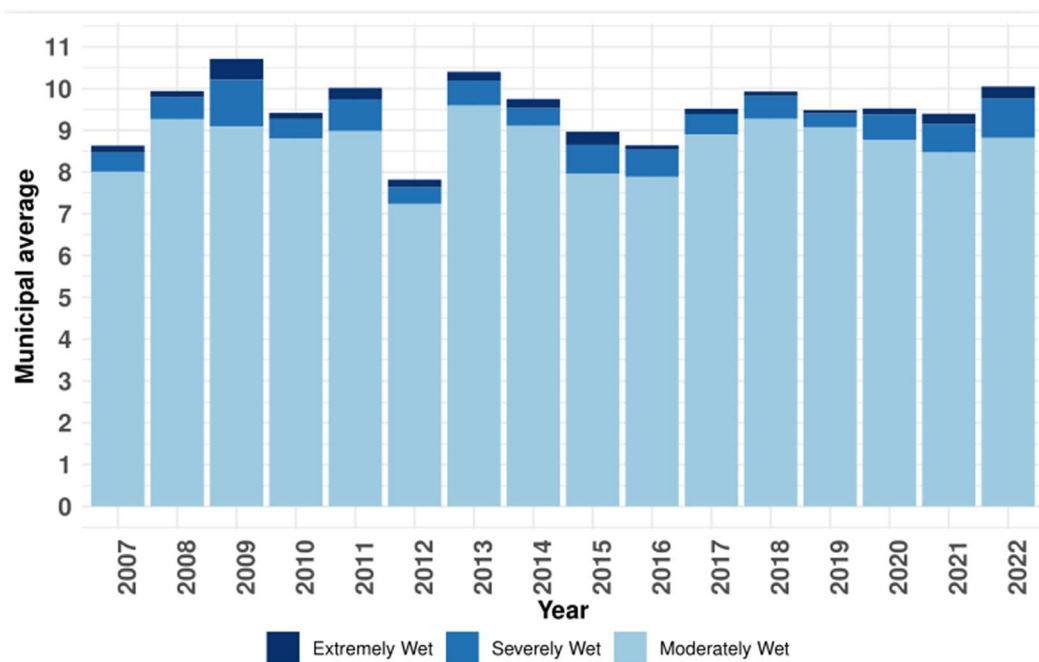


Figura 3: número de meses do ano entre 2007 e 2022, classificados como moderadamente úmidos, severamente úmidos e extremamente úmidos pelo SPEI-1

Pela figura é possível perceber a predominância de meses moderadamente úmidos, em detrimento das demais classificações. A umidade severa e extrema ocupa o segundo e o terceiro lugar, respectivamente, na soma total anual para os municípios brasileiros.

4.2. Análise descritiva e análise de dados espaciais

A Tabela 2 apresenta as estatísticas descritivas das variáveis socioeconômicas e edafoclimáticas utilizadas para avaliar a prevalência da leptospirose nos municípios brasileiros, já descritas no Quadro 1. Os indicadores resumem medidas de tendência central (média e mediana), dispersão (desvio-padrão) e distribuição (mínimo, quartis e máximo) de nove variáveis consideradas relevantes para a compreensão dos fatores que potencialmente influenciam a incidência da doença. A apresentação dessas estatísticas permite identificar a variabilidade e as diferenças estruturais entre os municípios brasileiros em relação a fatores ambientais e socioeconômicos.

Tabela 2: Estatística descritiva das variáveis socioeconômicas e edafoclimáticas que podem impactar as taxas de prevalência os casos de leptospirose nos municípios brasileiros

Variável	Média	Mediana	Desvio_Padrão	Mínimo	Q1	Q3	Máximo
txprev_lep	32,5	16,0	61,1	7,3	16,0	24,2	1.419,3
tx90p	253,7	247,5	78,3	16,0	200,2	301,9	585,3
r99ptot	1.570,6	1.460,0	726,2	16,0	1.042,1	2.008,7	5.505,8
EW	3,4	3,0	2,3	0,0	2,0	5,0	16,0
SW	9,7	9,0	3,5	1,0	7,0	12,0	26,0
MW	137,9	140,0	16,5	16,0	132,0	146,0	168,0
pasture	470.212,0	153.583,1	1.032.660,9	0,0	44.537,7	437.487,5	25.098.734,7
agriculture	154.061,6	17.834,8	481.510,9	0,0	780,1	118.766,7	9.607.185,3
sup.water	46.427,0	2.336,8	268.403,5	0,0	548,6	11.527,9	7.262.350,8

Fonte: elaboração dos autores com dados da pesquisa

Em termos metodológicos, diversas pesquisas anteriores também incorporaram variáveis semelhantes para análise da leptospirose. Zhao et al. (2016) e Shirzad et al. (2023) utilizaram temperatura média anual e precipitação como variáveis explicativas em modelos de distribuição espacial da doença. Warnasekara et al. (2021) e Cunha et al. (2022) consideraram dias de chuva e indicadores de umidade para modelar o comportamento temporal da leptospirose. Estudos como Cristaldi et al. (2022) e Gutiérrez e Tapias-Rivera (2024) integraram aspectos do uso da terra, como cobertura vegetal e infraestrutura hídrica, para compreender o padrão de incidência. Além disso, trabalhos brasileiros como Baquero e Machado (2018) e Silva et al. (2022) também incluíram dados climáticos e socioeconômicos em suas modelagens, reforçando a adequação da seleção de variáveis realizada neste estudo.

A presença de variáveis relacionadas ao uso do solo, como Pasture e Agriculture, é coerente com abordagens recentes que buscam integrar aspectos ambientais e sociais na análise da leptospirose. Sohn-Hausner et al. (2023) e Teles et al. (2023) destacaram a importância de se considerar a presença de áreas agrícolas, pastagens e corpos d'água como proxies para exposição ao agente infeccioso em seus estudos de análise espacial no Brasil. Da mesma forma, Douchet et al. (2024) e Govan et al. (2025) demonstraram em estudos internacionais o valor preditivo dessas variáveis em modelos baseados em machine learning, focados na identificação de hotspots de risco. Dessa maneira, a seleção das variáveis na Tabela 1 está em consonância com as melhores práticas metodológicas observadas na literatura recente.

Por fim, observa-se que a variabilidade presente nos dados reforça a necessidade de se aplicar metodologias que capturem a heterogeneidade espacial e temporal, como a modelagem espacial e a análise multivariada. Trabalhos como os de Rees et al. (2023) e Chadsuthi et al. (2022) também destacaram a importância de lidar com a alta dispersão dos dados ambientais para evitar inferências equivocadas sobre os determinantes da leptospirose. Assim, a Tabela 2 oferece uma visão inicial relevante que fundamenta a aplicação de modelos espaciais e de regressão avançada, como o Spatial Durbin Model analisado a seguir.

4.3. Análise econométrica espacial – Spatial Durbin Model (SDM)

A Tabela 3 apresenta os resultados do Spatial Durbin Model (SDM) aplicado para identificar os determinantes das taxas de prevalência da leptospirose no Brasil. O modelo é apropriado para capturar não apenas os efeitos locais das variáveis, mas também os efeitos espaciais, ou seja, o impacto das características dos municípios vizinhos. O parâmetro lambda (0,216558), altamente significativo ($p < 0,001$), indica a existência de autocorrelação espacial positiva, justificando a escolha por uma modelagem espacial em detrimento de métodos tradicionais. As variáveis independentes incluem indicadores climáticos (temperatura, precipitação, umidade) e variáveis de uso da terra (áreas agrícolas, pastagens e superfícies de água). Tanto os efeitos diretos (no próprio município) quanto os efeitos indiretos (via municípios vizinhos) foram estimados, permitindo uma interpretação abrangente dos fatores que influenciam a propagação da leptospirose.

Tabela 3: Spatial Durbin Model para os determinantes das taxas de prevalência da leptospirose no Brasil

lambda 0.216558	Pr(> t) lambda < 0.00000000000000022 ***			
Variáveis	Coefficients: Estimate	Std. Error	t-value	Pr(> t)
log(tx90p)	0,0100	0,0032	30842,0000	0,0020**
log(r99ptot)	0,0000	0,0004	-0,0416	0,9668
EW	0,0035	0,0022	16194,0000	0,1054
SW	0,0030	0,0013	24047,0000	0,0162*
MW	0,0017	0,0007	25241,0000	0,0116*
log(agriculture)	-0,0009	0,0012	-0,7209	0,4710
log(pasture)	0,0031	0,0040	0,7818	0,4343
log(sup.water)	0,0018	0,0024	0,7607	0,4468
lag_tx90p	-0,0059	0,0036	-16387,0000	0,1013
lag_r99ptot	0,0003	0,0005	0,6059	0,5446
lag_EW	0,0103	0,0042	24791,0000	0,0132*
lag_SW	0,0071	0,0029	24707,0000	0,0135*
lag_MW	-0,0010	0,0066	-0,1462	0,8838
lag_agriculture	0,0063	0,0018	35753,0000	0,0004***
lag_pasture	-0,0122	0,0051	-23897,0000	0,0169*
lag_sup.water	0,0011	0,0034	0,3177	0,7507

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Fonte: elaboração dos autores com dados da pesquisa

No que tange aos efeitos locais, observa-se que o logaritmo dos dias com temperatura extrema ($\log(\text{tx90p} + 1)$) apresentou coeficiente positivo e significativo, sugerindo que o aumento de dias muito quentes contribui para o aumento da prevalência de leptospirose. Este achado converge com os resultados de Warnasekara et al. (2021), que identificaram associação entre extremos térmicos e maior risco da doença. No entanto, a precipitação extrema ($\log(\text{r99ptot} + 1)$) não se mostrou significativa, o que contrasta com os resultados de Borges Costa et al. (2022) no Brasil e de Zhao et al. (2016) na China, que atribuíram à precipitação um papel determinante na incidência da doença. Essa divergência pode ser explicada por particularidades locais, como infraestrutura de drenagem urbana e capacidade de adaptação a eventos extremos. As variáveis de umidade severa (SW) e moderada (MW) apresentaram efeitos positivos e significativos, alinhando-se com os achados de Rees et al. (2023), que destacaram a umidade como um dos principais fatores ambientais favoráveis à leptospirose.

Nos efeitos espaciais (variáveis defasadas espacialmente), destaca-se que a umidade extrema e severa nas áreas vizinhas (EW1 e SW) apresentaram coeficientes positivos e estatisticamente significativos. Esse resultado sugere que condições ambientais favoráveis nos municípios adjacentes elevam o risco local de leptospirose, reforçando a noção de que a dinâmica da doença ultrapassa as fronteiras administrativas. Esses achados são coerentes com as conclusões de Shirzad et al. (2023) e Douchet et al. (2024), que também encontraram fortes efeitos espaciais em seus estudos aplicados. Além disso, o coeficiente positivo e altamente significativo para a variável lag_agriculture evidencia que a proximidade de áreas agrícolas aumenta a prevalência da doença, corroborando evidências de Teles et al. (2023) e Sohn-Hausner et al. (2023) sobre a relação entre práticas agrícolas e risco de leptospirose.

Por outro lado, o lag_pasture apresentou um efeito negativo e significativo, indicando que a presença de áreas de pastagem nos municípios vizinhos está associada a menor risco de leptospirose. Este resultado diverge de parte da literatura, já que atividades pecuárias são frequentemente relacionadas ao aumento do risco zoonótico. No entanto, ele pode ser

interpretado à luz dos achados de Sohn-Hausner et al. (2023), que observaram que em regiões com predominância de pastagens, especialmente em áreas de baixa densidade urbana, há menos contato entre humanos e roedores infectados. Essa heterogeneidade reforça a necessidade de abordagens contextuais para a vigilância epidemiológica da leptospirose. Portanto, a análise da Tabela 3 evidencia que fatores climáticos, socioeconômicos e espaciais interagem de maneira complexa na determinação da doença, sendo necessário incorporar essas dimensões na formulação de políticas públicas de prevenção e controle.

5. Considerações finais

A análise desenvolvida neste estudo permitiu compreender, com base em métodos de econometria espacial e análise exploratória dos dados, os principais determinantes edafoclimáticos e socioeconômicos da prevalência da leptospirose nos municípios brasileiros. Os resultados obtidos confirmaram a existência de autocorrelação espacial positiva, indicando que as condições de municípios vizinhos influenciam significativamente os casos locais da doença. A partir da estimação do modelo Spatial Durbin Model (SDM), foi possível captar tanto os efeitos diretos das variáveis explicativas quanto os spillovers espaciais, fornecendo uma interpretação mais robusta da disseminação territorial da leptospirose. As variáveis de umidade extrema e severa, bem como as áreas agrícolas vizinhas, apresentaram forte associação positiva com os casos de leptospirose, o que reforça a necessidade de incorporar a dimensão territorial na formulação de estratégias de saúde pública.

A análise dos mapas de agrupamentos espaciais LISA reforça a interpretação de que a leptospirose apresenta distribuição geograficamente estruturada e persistente em algumas regiões do país. Os clusters do tipo Alto-Alto foram identificados de forma recorrente nos estados do Rio de Janeiro, Espírito Santo (até 2019), Rio Grande do Sul e Santa Catarina, evidenciando territórios com elevada e contínua prevalência da doença. Esses agrupamentos estão, em muitos casos, concentrados em regiões com urbanização densa, infraestrutura precária, alta vulnerabilidade social ou forte presença de atividades agropecuárias. A literatura revisada sustenta essas conclusões, apontando que as áreas com maior risco são aquelas em que se sobrepõem precariedade urbana, chuvas intensas, umidade elevada e contato com ambientes contaminados.

Os achados relativos aos efeitos locais e espaciais das variáveis climáticas e de uso da terra demonstram que a leptospirose no Brasil é condicionada por um conjunto complexo de fatores interdependentes. A temperatura extrema apresentou efeito positivo e estatisticamente significativo, sugerindo que o aumento de dias muito quentes intensifica a transmissão da doença. Ainda que a precipitação extrema (r_{99ptot}) não tenha sido significativa no modelo, as variáveis relacionadas à umidade mostraram influência relevante, tanto no município quanto em sua vizinhança. Isso sugere que o acúmulo de umidade no solo, resultante de chuvas frequentes ou prolongadas, cria condições ambientais propícias à sobrevivência do agente infeccioso. Por sua vez, a presença de áreas agrícolas nos municípios vizinhos foi associada a maior prevalência da doença, ao passo que áreas de pastagem tiveram efeito oposto, indicando possíveis diferenças nos padrões de exposição ocupacional e uso do solo.

A contribuição metodológica deste artigo reside na combinação entre análise econométrica espacial e leitura geográfica qualitativa dos padrões regionais da leptospirose. O uso do SDM, associado à construção de variáveis defasadas espacialmente, permitiu captar com precisão os efeitos de vizinhança e compreender como fatores ambientais extrapolam os limites municipais. Essa abordagem mostrou-se adequada para avaliar uma doença de natureza difusa e dependente do território, como a leptospirose. Além disso, a análise estatística descritiva das variáveis evidenciou a heterogeneidade entre os municípios brasileiros, revelando contrastes

relevantes que justificam a adoção de políticas diferenciadas por região. O estudo também reforça a importância de abordagens integradas, alinhadas ao conceito de One Health, considerando a interação entre saúde humana, condições ambientais e dinâmicas socioeconômicas locais.

Do ponto de vista das implicações práticas, os resultados obtidos neste trabalho podem subsidiar políticas públicas mais eficazes de vigilância, prevenção e controle da leptospirose no Brasil. Municípios inseridos em regiões com histórico de agrupamentos Alto-Alto devem ser prioritariamente considerados em ações de infraestrutura, saneamento e gestão de riscos climáticos. O reconhecimento dos efeitos espaciais reforça a necessidade de articulação entre municípios vizinhos e governos estaduais na formulação de políticas territoriais integradas. Além disso, os achados sobre o papel da umidade, da temperatura e do uso da terra indicam que medidas de controle não devem ser uniformes, mas sim adaptadas às condições ambientais e sociais locais. A identificação de áreas agrícolas como fator de risco indireto, por exemplo, aponta para a urgência de campanhas de educação em saúde voltadas à população rural, especialmente em períodos de alta umidade e calor.

Em síntese, este artigo evidencia que a leptospirose é uma doença marcada por forte determinação territorial, influenciada simultaneamente por variáveis climáticas, ambientais e socioeconômicas. A persistência de agrupamentos de alta prevalência em determinadas regiões do país e os efeitos espaciais confirmados econometricamente demonstram que os casos de leptospirose não são aleatórios, mas refletem desigualdades estruturais e padrões ambientais persistentes. A combinação entre evidências empíricas e fundamentação teórica permitiu oferecer uma leitura abrangente e crítica da distribuição da doença no Brasil. Estudos futuros podem ampliar essa abordagem incorporando variáveis institucionais, dados de saúde animal e aspectos de mobilidade populacional. Finalmente, políticas públicas voltadas ao enfrentamento da leptospirose devem reconhecer a natureza multifatorial e territorializada do problema, promovendo ações integradas entre setores e escalas de governo.

6. Referências bibliográficas

Anselin, L. (1988). *Spatial econometrics: Methods and models*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-94-015-7799-1>

Baquero, O. S., & Machado, G. (2018). Spatiotemporal dynamics and risk factors for human leptospirosis in Brazil. *Scientific Reports*, 8(1), 15170. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-33381-3>

Borges Costa, A. C. T. R., Pereira, C. R., Sáfiadi, T., Heinemann, M. B., & Dorneles, E. M. S. (2022). Climate influence on human leptospirosis cases in Brazil, 2007–2019: a time series analysis. *Transactions of the Royal Society of Tropical Medicine and Hygiene*, 116(2), 124–132. <https://doi.org/10.1093/trstmh/trab092>

Chadsuthi, S., Chalvet-Monfray, K., Geawduanglek, S., Wongnak, P., & Cappelle, J. (2022). Spatial–temporal patterns and risk factors for human leptospirosis in Thailand, 2012–2018. *Scientific Reports*, 12, 5066. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-09079-y>

Costa, R. L., Baptista, G. M. M., Gomes, H. B., Silva, F. D. S., Rocha Jr, R. L., Salvador, M. A., & Herdies, D. L. (2020). Analysis of climate extremes indices over Northeast Brazil from 1961 to 2014. *Weather and Climate Extremes*, 28, 100254. <https://doi.org/10.1016/j.wace.2020.100254>

Cristaldi, M. A., Catry, T., Pottier, A., Herbreteau, V., Roux, E., Jacob, P., & Previtali, M. A. (2022). Determining the spatial distribution of environmental and socio-economic suitability

for human leptospirosis in the face of limited epidemiological data. *Infectious Diseases of Poverty*, 11(1), 86. <https://doi.org/10.1186/s40249-022-01010-x>

Cunha, M., Costa, F., Ribeiro, G. S., Carvalho, M. S., Reis, R. B., Nery, N. Jr., Pischel, L., Gouveia, E. L., Santos, A. C., Queiroz, A., Wunder, E. A. Jr., Reis, M. G., Diggle, P. J., & Ko, A. I. (2022). Rainfall and other meteorological factors as drivers of urban transmission of leptospirosis. *PLOS Neglected Tropical Diseases*, 16(4), e0007507. <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0007507>

Douchet, L., Menkes, C., Herbreteau, V., Larrieu, J., Bador, M., Goarant, C., & Mangeas, M. (2024). Climate-driven models of leptospirosis dynamics in tropical islands from three oceanic basins. *PLOS Neglected Tropical Diseases*, 18(4), e0011717. <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0011717>

Elhorst, J. P. (2014). *Spatial econometrics: From cross-sectional data to spatial panels*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-40340-8EconPapers+3SCIRP+3SpringerLink+3>

Govan, R., Scherrer, R., Fougeron, B., Laporte-Magoni, C., Thibeaux, R., Genthon, P., Fournier-Viger, P., Goarant, C., & Selmaoui-Folcher, N. (2025). Spatio-temporal risk prediction of leptospirosis: A machine-learning-based approach. *PLOS Neglected Tropical Diseases*, 19(1), e0012755. <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0012755>

Gutiérrez, J. D., & Tapias-Rivera, J. (2024). Pooled lagged effect of runoff on leptospirosis cases in Colombia. *Heliyon*, 10, e32882. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e32882>

Gutiérrez, J. D., Martínez-Vega, R. A., Botello, H., Ruiz-Herrera, F. J., & Arenas-López, L. C. (2019). Environmental and socioeconomic determinants of leptospirosis incidence in Colombia. *Cadernos de Saúde Pública*, 35(3), e00118417. <https://doi.org/10.1590/0102-311X00118417>

LeSage, J., & Pace, R. K. (2009). *Introduction to spatial econometrics*. Chapman and Hall/CRC. <https://doi.org/10.1201/9781420064254Taylor & Francis>

Lucas, E. W. M., Sousa, F. D. A. S. D., Silva, F. D. D. S., Rocha Júnior, R. L. D., Pinto, D. D. C., & Silva, V. D. P. R. D. (2021). Trends in climate extreme indices assessed in the Xingu River Basin – Brazilian Amazon. *Weather and Climate Extremes*, 31, 100306. <https://doi.org/10.1016/j.wace.2021.100306>

Medeiros, F. J., Oliveira, C. P., & Avila-Diaz, A. (2022). Evaluation of extreme precipitation climate indices and their projected changes for Brazil: From CMIP3 to CMIP6. *Weather and Climate Extremes*, 38, 100511. <https://doi.org/10.1016/j.wace.2022.100511>

Rasera, J. B., Silva, R. F. D., Piedade, S., Mourão Filho, F. D. A. A., Delbem, A. C. B., Saraiva, A. M., Sentelhas, P. C., & Marques, P. A. A. (2023). Do gridded weather datasets provide high-quality data for agroclimatic research in citrus production in Brazil? *AgriEngineering*, 5(2), 924–940. <https://doi.org/10.3390/agriengineering5020057>

Rees, E. M., Lotto Batista, M., Kama, M., Kucharski, A. J., Lau, C. L., & Lowe, R. (2023). Quantifying the relationship between climatic indicators and leptospirosis incidence in Fiji: A modelling study. *PLOS Global Public Health*, 3(10), e0002400. <https://doi.org/10.1371/journal.pgph.0002400>

Shirzad, R., Alesheikh, A. A., Asgharzadeh, M., Hoseini, B., & Lotfata, A. (2023). Spatio-temporal modeling of human leptospirosis prevalence using the maximum entropy model. *BMC Public Health*, 23, 2521. <https://doi.org/10.1186/s12889-023-17391-z>

Silva, A. E. P., Latorre, M. R. D. O., Chiaravalloti Neto, F., & Conceição, G. M. S. (2022). Temporal trends in leptospirosis incidence and association with climatic and environmental factors in the state of Santa Catarina, Brazil. *Ciência & Saúde Coletiva*, 27(3), 849-860. <https://doi.org/10.1590/1413-8123202273.45982020>

Sohn-Hausner, N., Kmetiuk, L. B., & Biondo, A. W. (2023). One Health approach to leptospirosis: Human–dog seroprevalence associated with socioeconomic and environmental

risk factors in Brazil over a 20-year period (2001–2020). *Tropical Medicine and Infectious Disease*, 8(7), 356. <https://doi.org/10.3390/tropicalmed8070356>

Souza, C. M., Siqueira, J. V., Sales, M. H., Fonseca, A. V., Ribeiro, J. G., Numata, I., ... & Azevedo, T. (2020). Reconstructing three decades of land use and land cover changes in Brazilian biomes with Landsat archive and Earth Engine. *Remote Sensing*, 12(17), 2735. <https://doi.org/10.3390/rs12172735>

Teles, A. J., Bohm, B. C., Silva, S. C. M., Bruhn, N. C. P., & Bruhn, F. R. P. (2023). Spatial and temporal dynamics of leptospirosis in South Brazil: A forecasting and nonlinear regression analysis. *PLOS Neglected Tropical Diseases*, 17(4), e0011239. <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0011239>

Vicente-Serrano, J. M., Beguería, S., & López-Moreno, J. I. (2010). The standardized precipitation evapotranspiration index (SPEI) revisited. *Journal of Climate*, 23(7), 1696–1718. <https://doi.org/10.1175/2009JCLI2909.1>

Warnasekara, J., Agampodi, S., & Abeynayake, R. (2021). Time series models for prediction of leptospirosis in different climate zones in Sri Lanka. *PLOS ONE*, 16(5), e0248032. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0248032>

Zhao, J., Liao, J., Huang, X., Zhao, J., Wang, Y., Ren, J., Wang, X., & Ding, F. (2016). Mapping risk of leptospirosis in China using environmental and socioeconomic data. *BMC Infectious Diseases*, 16(1), 343. <https://doi.org/10.1186/s12879-016-1653-5>