Risco de Inundação e Dependência Espacial no Brasil: identificação de áreas críticas municipais pelo Índice de Moran

Tereza Margarida Xavier de Melo Lopes [1]; Rebeca de Alencar Costa[2]; Yasmin Teixeira Bernardo Castelo Branco[3];Leonardo de Sousa Sampaio[4] & Samiria Maria Oliveira da Silva [5] .

RESUMO – As inundações representam um dos principais desafios para a gestão territorial e urbana, especialmente em países marcados por desigualdades socioespaciais e limitações de infraestrutura. Nesse contexto, este estudo teve como objetivo analisar os padrões de autocorrelação espacial do risco de inundação nos municípios brasileiros, utilizando como variável a parcela de domicílios em situação de risco de inundação, obtida a partir do Sistema Nacional de Informações sobre Saneamento para o ano de 2022. A metodologia foi baseada na aplicação do Índice de Moran Global e dos Indicadores Locais de Associação Espacial (LISA), considerando matrizes de contiguidade espacial dos tipos Queen e Rook. Os resultados indicaram autocorrelação espacial positiva para ambas as matrizes, com Índice de Moran Global igual a 0,214 e p-valor de 0,001, evidenciando que a distribuição municipal do risco de inundação no Brasil não ocorre de forma aleatória. A análise local identificou 401 municípios em clusters alto-alto, isto é, municípios com alto risco de inundação circundados por municípios que também apresentam alto risco, concentrados principalmente na Região Norte, no litoral do Nordeste e em partes do Sudeste. Também foram identificados 399 municípios em clusters baixo-baixo, caracterizados por municípios com baixo risco de inundação cercados por municípios igualmente classificados com baixo risco. Os resultados demonstram a relevância da análise espacial para identificar territórios prioritários e subsidiar políticas públicas de mitigação, adaptação climática, drenagem urbana e planejamento territorial.

ABSTRACT – Floods represent one of the main challenges for territorial and urban management, especially in countries marked by socio-spatial inequalities and infrastructure limitations. In this context, this study aimed to analyze the spatial autocorrelation patterns of flood risk across Brazilian municipalities, using as a variable the share of households located in flood-risk areas, obtained from the National Sanitation Information System for the year 2022. The methodology was based on the application of the Global Moran's Index and Local Indicators of Spatial Association (LISA), considering Queen and Rook spatial contiguity matrices. The results indicated positive spatial autocorrelation for both matrices, with a Global Moran's Index of 0.214 and a p-value of 0.001, showing that the municipal distribution of flood risk in Brazil does not occur randomly. The local analysis identified 401 municipalities in high-high clusters, that is, municipalities with high flood risk surrounded by municipalities that also present high risk, mainly concentrated in the North Region, along the northeastern coast, and in parts of the Southeast. In addition, 399 municipalities were identified in low-low clusters, characterized by municipalities with low flood risk surrounded by municipalities also classified as low risk. The results demonstrate the relevance of spatial analysis for identifying priority territories and supporting public policies for mitigation, climate adaptation, urban drainage, and territorial planning.

1) Doutoranda em Engenharia Civil (Recursos Hídricos), Universidade Federal do Ceará – Campus do Pici, lopes.melo.tereza@gmail.com.
2) Graduada em Engenharia Ambiental, Universidade Federal do Ceará – Campus do Pici, rebecaalcr@gmail.com
3) Graduando em Engenharia Ambiental, Universidade Federal do Ceará – Campus do Pici, yasmin.tbcb@alu.ufc.br
4) Mestrando em Modelagem e Métodos Quantitativos, Universidade Federal do Ceará – Campus do Pico, Leonardo.ssampaio95@gmail.com.
5) Professora do Departamento de Engenharia Hidráulica e Ambiental, Universidade Federal do Ceará – Campus do Pici, samiriamaria@gmail.com.

Palavras-Chave – risco de inundação; autocorrelação espacial; Índice de Moran.

INTRODUÇÃO

As inundações representam um dos perigos naturais mais frequentes e com impactos socioeconômicos mais severos em todo o mundo, um fenômeno que tem se agravado significativamente devido às mudanças climáticas e à rápida e desordenada expansão urbana (Fox *et al.*, 2024). Este cenário é particularmente crítico nos países de baixa e média renda, os quais abrigam cerca de 89% de toda a população global exposta a esses riscos hídricos (Rentschler *et al.*, 2022)

Para compreender a complexa interação entre os fatores geográficos e sociais que compõem o risco de inundações, a análise espacial tem se mostrado uma ferramenta indispensável. Variáveis urbanas e ambientais exibem forte dependência espacial, o que significa que os valores observados em uma localidade sofrem influência direta das áreas vizinhas (Kamila *et al*., 2025). Ignorar essas correlações pode levar a interpretações enviesadas dos padrões territoriais e a formulações ineficazes de políticas públicas. Nesse contexto, o uso de técnicas de autocorrelação espacial, como o Índice de Moran Global e os Indicadores Locais de Associação Espacial (LISA), permite diagnosticar se a distribuição dos riscos forma agrupamentos estatisticamente significativos (Kamila *et al*., 2025; Tate *et al*., 2021).

Diante disso, este estudo tem como objetivo analisar os padrões de autocorrelação espacial do risco de inundação nos municípios brasileiros, utilizando como variável a parcela de domicílios em situação de risco de inundação, obtida a partir do Sistema Nacional de Informações sobre Saneamento para o ano de 2022. Para isso, são aplicados os Índices de Moran Global e Local, de modo a verificar a existência de dependência espacial e identificar agrupamentos territoriais críticos, especialmente aqueles caracterizados por elevada concentração de domicílios em situação de risco.

METODOLOGIA

O processo metodológico é composto por duas etapas principais: i) coleta e organização dos dados; ii) identificação de padrões de autocorrelação espacial do risco de inundação.

Os dados utilizados neste estudo foram obtidos do Sistema Nacional de Informações sobre Saneamento (SNIS, 2022), abrangendo todos os municípios brasileiros e referindo-se ao ano de 2022. A variável selecionada está descritas na Tabela 1:

Tabela 1 – Descrição dos dados de entrada

Código	Nome	Unidade de Medida	Equação	Informações Envolvidas

IN040	Parcela de domicílios em situação de risco de inundação	%	(RI013 / GE008) × 100	GE008: Quantidade total de domicílios urbanos existentes no município RI013: Quantidade de domicílios sujeitos a risco de inundação

A espacialização dos dados foi realizada considerando os municípios como unidade de análise, permitindo uma avaliação geoespacial dos agrupamentos gerados. Esse processo possibilita a identificação de padrões regionais e a análise de disparidades espaciais relacionadas ao risco de inundação e infraestrutura urbana.

Índice De Moran

Matriz De Pesos Espaciais

A matriz de pesos espaciais, também denominada matriz de vizinhança, é fundamental para a representação gráfica de análises geoestatísticas. Essencialmente, essas matrizes estabelecem pesos nas relações espaciais entre unidades observacionais em um conjunto de dados georreferenciados. Tais pesos espaciais expressam medidas de conectividade ou proximidade geográfica, orientando análises subsequentes e permitindo a quantificação da influência das relações espaciais (Almeida, 2012).

Nesse contexto, a matriz de pesos espaciais (w) é configurada como uma matriz quadrada de dimensões n x n, proporcionando uma representação matemática que possibilita a estimativa dos pesos espaciais wij . Geralmente, essa matriz é expressa de forma binária, indicando se as unidades espaciais são vizinhas ou não. Dessa forma, atribui-se um valor unitário para sinalizar a presença de adjacência e um valor nulo para indicar a ausência de adjacência:

$$W_{i,j} = \{1\ se\ i\ e\ j\ são\ vizinhos;\ 0\ se\ i\ e\ j\ não\ são\ viznho. \quad (1)$$

Para definir o limite geográfico das unidades espaciais, foi adotada a convenção de contiguidade Rook e Queen (Figura 1).

Na matriz de pesos espaciais do tipo Rook, os pesos wij são atribuídos como 1 para unidades que compartilham uma fronteira (aresta) e 0 para aquelas que não possuem uma fronteira comum. Já na matriz do tipo Queen, os pesos wij são atribuídos como 1 para unidades que compartilham uma fronteira ou um vértice. Em resumo, a principal diferença entre as matrizes Rook e Queen está na inclusão dos vértices como critério de contiguidade (Almeida, 2012).

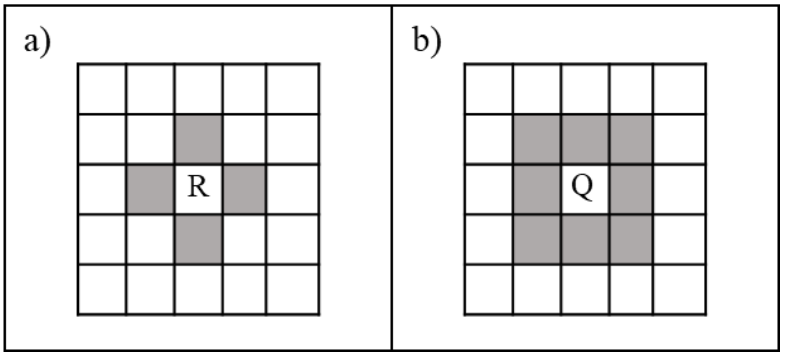


Figura 1 - Matriz de contiguidade do tipo Rook (a) e do tipo Queen (b).

Fonte: Almeida (2012).

Identificação Dos Padrões De Autocorrelação Espacial

A avaliação da autocorrelação espacial foi realizada a partir de duas perspectivas: global e local. A perspectiva global investiga o padrão em toda a extensão da área de estudo com o intuito de identificar aglomerados nos dados, sob a premissa de uma homogeneidade espacial. Em contrapartida, a perspectiva local desloca seu enfoque do panorama global para a identificação de aglomerados que possam exercer influência sobre o padrão global ou refletir heterogeneidades que se desviam do padrão global (Mathur, 2015).

Nos contextos de Sistemas de Informação Geográfica (SIG), a autocorrelação espacial é empregada para discernir similaridades entre vizinhos, a fim de determinar se o padrão espacial de um conjunto de características está agrupado, disperso ou segue uma distribuição aleatória (Longley et al., 2011).

No presente artigo, para avaliar a associação espacial ou autocorrelação dos dados, foram empregados o Índice de Moran Global (I) e o Índice de Moran Local (IL).

Índice De Moran Global

No Índice de Moran Global, a dependência espacial é verificada quando os valores das observações em unidades espaciais próximas ou adjacentes são semelhantes ou correlacionados (Anselin, 1995).

O Índice de Moran Global é estimado com base na seguinte expressão:

$$I = \frac{n}{W} \frac{\Sigma_{i=1}^{n} \Sigma_{j=1}^{n} w_{ij}(x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\Sigma_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2} \quad (2)$$

Em que:

n é o número de unidades espaciais; x_i e x_j representam o consumo de água em unidades espaciais, e w_{ij} representa cada um dos elementos da matriz de peso espacial que captura a estrutura espacial da área de estudo.

O índice varia de -1 a 1, indicando autocorrelação positiva para valores positivos, autocorrelação negativa para valores negativos, e ausência de autocorrelação para o valor zero. Com base em tais critérios, os valores do Índice de Moran Global foram avaliados para as matrizes de contiguidade do tipo *Rook* e *Queen* de primeira ordem. Posteriormente, prosseguiu-se com a análise espacial utilizando a matriz que apresentou a maior correlação espacial identificada durante a avaliação.

A significância do parâmetro é avaliada através de 999 permutações em um teste aleatório, com um nível de significância $p < 0,05$ (Medeiros, 2015).

Índice De Moran Local

Após avaliar a autocorrelação espacial em uma abordagem global, procedemos à análise local com o objetivo de identificar regiões com consumo crítico de água. Para isso, calculamos o Indicador Local de Associação Espacial (LISA) a partir do Índice de Moran Local.

A estatística LISA é derivada de um indicador de autocorrelação global que divide a contribuição local de cada observação em quatro categorias (Figura 2), cada uma correspondendo a um quadrante no gráfico de dispersão de Moran (Anselin, 2005).

Os quadrantes AA (alto-alto) e BB (baixo-baixo) sinalizam setores que contribuem para a manifestação de autocorrelação espacial positiva, enquanto BA e AB apontam para autocorrelação espacial negativa. Os quatro quadrantes revelam distintas expressões de dependência espacial, representadas em um diagrama de dispersão. Se a distribuição dos pontos se der nos quatro quadrantes, isso sugere a ausência de correlação espacial. Contudo, se os valores se concentrarem em uma diagonal que perpassa os quadrantes AA e BB, indicará uma autocorrelação espacial positiva para a variável. Em contrapartida, a dependência espacial será negativa caso os valores estejam centralizados em uma diagonal que atravessa os quadrantes BA e AB (Medeiros, 2015).

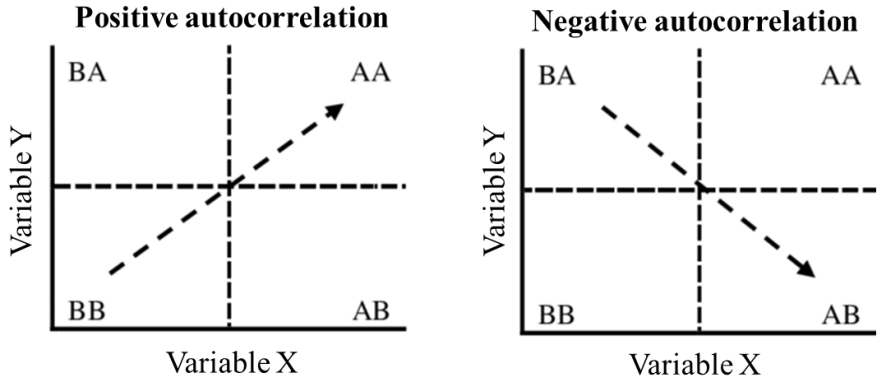


Figura 2 - Diagrama de dispersão de Moran
Fonte: Adaptado de Marconato *et al.* (2013)

Em síntese, o Índice de Moran Local é capaz de identificar clusters espaciais e *outliers* a partir da equação:

$$I_L = \frac{\left(y_i - \bar{y}\right)\sum_j w_{ij}\left(y_i - \bar{y}\right)}{\sum_i \left(y_i - \bar{y}\right)^2 / n} \qquad (3)$$

Em que n é o número de observações, y_i é a observação da variável estudada na região i, y_j é a observação da variável estudada na região j, $\bar{y}$ corresponde à média da variável estudada, e w_{ij} representa cada um dos elementos da matriz de pesos espaciais que captura a estrutura espacial da área de estudo.

RESULTADOS E DISCUSSÕES

A Tabela 2 apresenta os valores do Índice de Moran Global para o risco de inundação no Brasil, considerando duas matrizes de ponderação espacial de primeira ordem: Queen e Rook. Os resultados indicam que ambas as matrizes produziram o mesmo valor de autocorrelação espacial (I = 0,214), sugerindo um padrão semelhante de dependência espacial na distribuição do risco de inundação. Além disso, o p-valor altamente significativo (p = 0,001) para ambas as matrizes confirma que o padrão espacial identificado não é aleatório, mas sim uma característica da distribuição dos dados.

Tabela 2 - Índice de Moran Global para o risco de inundação conforme o tipo de matriz de ponderação (2022)

Área de abrangência	Matriz	Índice de Moran Global (I)	P-Valor
Brasil	Queen	0,214	0,001
	Rook	0,214	0,001

Fonte: Elaboração própria (2025)

Dado que os resultados do Índice de Moran foram idênticos para as duas matrizes de ponderação espacial, os mapas gerados apresentaram a mesma distribuição espacial dos clusters.

Dessa forma, para simplificação da análise e interpretação dos dados, os resultados subsequentes serão apresentados considerando apenas uma das matrizes.

A Figura 3 apresenta o gráfico de dispersão de Moran. A inclinação positiva da reta ajustada reforça a autocorrelação espacial positiva observada no Índice de Moran Global, indicando que municípios com alto risco de inundação tendem a estar próximos de outros municípios com características semelhantes, enquanto municípios com baixo risco se agrupam em regiões distintas.

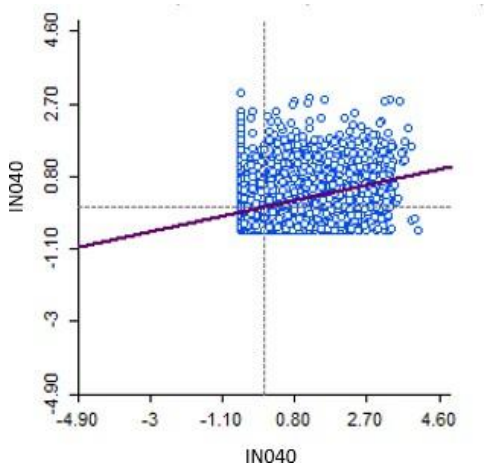


Figura 3 - Gráfico de dispersão para o risco de inundação referente ao índice de Moran (2022)

Além disso, a distribuição dos pontos no gráfico sugere a formação de clusters espaciais, com concentração de observações nos quadrantes alto-alto (municípios de alto risco próximos a outros municípios de alto risco) e baixo-baixo (municípios de baixo risco próximos a outros de baixo risco). A presença de pontos nos quadrantes alto-baixo e baixo-alto indica possíveis outliers espaciais, ou seja, municípios cujo risco de inundação contrasta com o dos vizinhos.

A Figura 4 apresenta os padrões de associação espacial do risco de inundação. Os clusters alto-alto (representados em vermelho) correspondem a 401 municípios onde há uma elevada concentração de domicílios em situação de risco de inundação, próximos a outros municípios com padrões semelhantes. Esses clusters são predominantes na Região Norte, abrangendo estados como Amazonas, Pará e Acre, além de ocorrências significativas no litoral do Nordeste e em partes do Sudeste do Brasil. Essas áreas críticas indicam a necessidade de estratégias prioritárias de mitigação e adaptação aos impactos das inundações.

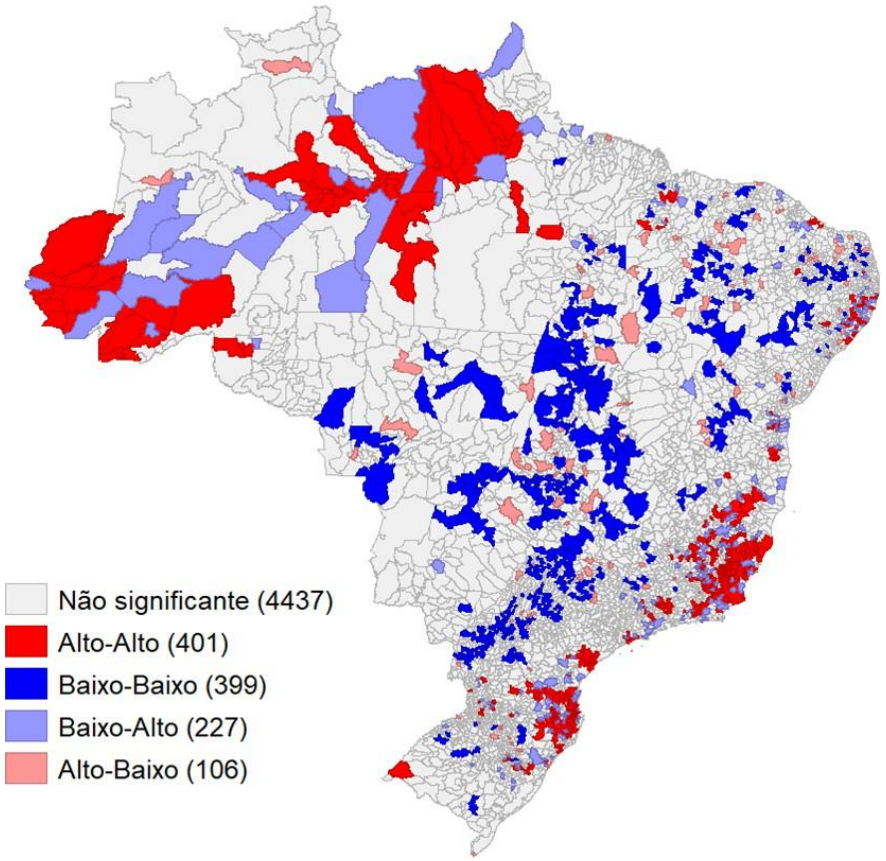


Figura 4 - Indicadores Locais de Associação Espacial (LISA) do risco de inundação do Brasil (2022)

Por outro lado, os clusters baixo-baixo (azul escuro) estão distribuídos em 399 municípios, destacando-se principalmente nas regiões Nordeste e Centro-Oeste do país, onde a proporção de domicílios em situação de risco é relativamente baixa. Estados como Bahia, Maranhão, Piauí e Tocantins apresentam maior presença desses agrupamentos, o que sugere que esses locais possuem menor vulnerabilidade estrutural ou características naturais que reduzem a exposição ao risco de inundação.

As categorias baixo-alto (azul claro) e alto-baixo (rosa) representam padrões de transição, indicando municípios que possuem um risco de inundação elevado cercados por municípios de baixo risco, e vice-versa. Essas áreas, que somam 227 (baixo-alto) e 106 (alto-baixo) municípios, merecem atenção especial, pois podem ser indicativas de efeitos de transbordamento ou de fatores locais específicos, como infraestrutura precária ou alterações recentes no uso e ocupação do solo.

Adicionalmente, 4.437 municípios (cor cinza) não apresentaram autocorrelação espacial significativa, indicando uma distribuição aleatória do risco de inundação. Isso reforça a complexidade do fenômeno, que pode estar associado a fatores variados, como topografia, padrões climáticos e condições socioeconômicas regionais.

A distribuição dos clusters revela disparidades inter e intra regionais expressivas. Como observado em estudos anteriores, o Norte do Brasil concentra grande parte dos municípios vulneráveis, principalmente devido à expansão urbana desordenada, à ocupação de áreas de várzea e à infraestrutura insuficiente de drenagem (Mendonça, Farias e Buffon, 2023). No Nordeste, o risco de inundação é mais disperso, enquanto no Sul e Sudeste, observa-se uma maior presença de clusters alto-alto no litoral, associada a áreas densamente urbanizadas e com histórico de eventos extremos.

Os dados reforçam a necessidade de políticas públicas regionais para gestão do risco de inundação, especialmente para os municípios classificados como alto-alto, que requerem investimentos em infraestrutura de drenagem, políticas habitacionais adequadas e mecanismos de adaptação às mudanças climáticas.

CONCLUSÃO

Este estudo evidenciou que o risco de inundação nos municípios brasileiros apresenta autocorrelação espacial positiva e estatisticamente significativa, indicando que sua distribuição territorial não ocorre de forma aleatória. A identificação de agrupamentos alto-alto revelou a existência de municípios com alto risco de inundação circundados por municípios também classificados com alto risco, especialmente na Região Norte, no litoral do Nordeste e em partes do Sudeste, configurando áreas prioritárias para ações de planejamento, mitigação e adaptação. Além disso, os agrupamentos baixo-baixo se destacam, principalmente, na região central do país, evidenciando áreas com menor risco.

Por outro lado, os sem autocorrelação significativa demonstram a heterogeneidade espacial do fenômeno, reforçando que o risco de inundação no Brasil não pode ser tratado de maneira uniforme em escala nacional.

Assim, os resultados destacam a relevância dos Índices de Moran Global e Local como ferramentas de apoio à gestão territorial, ao permitirem identificar padrões espaciais críticos e subsidiar políticas públicas mais direcionadas, sobretudo em infraestrutura de drenagem urbana, ordenamento do uso do solo, reassentamento seguro de populações expostas e estratégias de adaptação às mudanças climáticas.

REFERÊNCIAS

ALMEIDA, E. (2012). Econometria Espacial Aplicada. Editora Alínea, Campinas – SP.

ANSELIN, L. (2005). Exploring Spatial Data with GeoDaTM: A Workbook. Center for Spatially Integrated Social Science, Spatial Analysis Laboratory, Department of Geography, University of Illinois, Urbana-Champaign, Urbana – IL. Disponível em: http://sal.agecon.uiuc.edu/http://www.csiss.org/.

FOX, S.; AGYEMANG, F.; HAWKER, L.; NEAL, J. (2024). "Integrating social vulnerability into high-resolution global flood risk mapping". Nature Communications.

KAMILA, N.; GAMAL, A.; PRADANA, M.R.; INDRATMOKO, S.; ARDIANSYAH; MARTHANTY, D.R. (2025). "A Methodological Exploration: Understanding Building Density and Flood Susceptibility in Urban Areas". Urban Science.

LIU, C.; MOSTAFAVI, A. (2025). "FloodGenome: Interpretable machine learning for decoding features shaping property flood risk predisposition in cities". Environmental Research: Infrastructure and Sustainability, 5(1), p. 015018. Disponível em: https://doi.org/10.1088/2634-4505/adb800.

LONGLEY, P.A.; GOODCHILD, M.F.; MAGUIRE, D.J.; RHIND, D.W. (2011). Geographic Information Systems and Science. John Wiley & Sons, West Sussex, England, 540 p.

MARCONATO, M. et al. (2013). "Taxa de pobreza e população rural no Brasil: análise espacial dos períodos 2000 e 2010". Economia e Desenvolvimento, 27(1), pp. 183–201.

MATHUR, M. (2015). "Spatial Autocorrelation Analysis in Plant Population: An Overview". 7.

MEDEIROS, C.N.; CARVALHO, J.R.; OLIVEIRA, V.H. (2015). "Violência, desenvolvimento e demografia: uma análise espacial para a cidade de Fortaleza em anos recentes", in Economia do Ceará em Debate 2015. Org. por Barreto, F.A.F.D. et al., IPECE, Fortaleza – CE, pp. 8–41. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/319314947_Violencia_desenvolvimento_e_demografia_uma_analise_espacial_para_a_cidade_de_Fortaleza_em_anos_recentes. Acesso em: 03 maio 2026.

RENTSCHLER, J.; SALHAB, M.; JAFINO, B.A. (2022). "Flood exposure and poverty in 188 countries". Nature Communications.

TATE, E.; RAHMAN, M.A.; EMRICH, C.T.; SAMPSON, C.C. (2021). "Flood exposure and social vulnerability in the United States". Natural Hazards.