

Mapeamento de áreas suscetíveis à inundação no município de Mauá (SP) a partir de inferência fuzzy.

Maria Eduarda Soler da Angela¹, Maria Isabel Sobral Escada¹

¹Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE)
Caixa Postal 515 – 12.227-010 – São José dos Campos – SP – Brazil

{maria.angela, isabel.escada}@inpe.br

Abstract. Flood events are intensified by the urbanization process. This study presents flood susceptibility mapping for the municipality of Mauá (SP), located in the São Paulo Metropolitan Region, where 68% of the total area is classified as urbanized. The gamma operator of fuzzy logic was used to combine the variables elevation, slope, distance to the hydrographic network, flow accumulation, and impervious surface area. This approach allows for a gradual transition of flood-susceptible areas across the terrain. Scenarios were generated with γ values ranging from 0,85 to 0,90. The results indicate that areas of higher flood susceptibility are predominantly concentrated along low-elevation areas and the municipality's hydrographic network. However, the incorporation of information obtained through field surveys and historical flood event data is necessary for model validation.

Resumo. Eventos de inundação são intensificados pelo processo de urbanização. Este trabalho apresenta um mapeamento de suscetibilidade a inundação no município de Mauá (SP), localizado na Região Metropolitana de São Paulo, com 68% da área total classificada como urbanizada. Utilizou-se o operador gamma da lógica fuzzy para combinar as variáveis altitude, declividade, distância à rede hidrográfica, fluxo acumulado e área impermeável. Essa abordagem permite a transição gradual das áreas suscetíveis a inundação no terreno. Foram gerados cenários com valores de γ entre 0,85 e 0,90. Os resultados indicam que áreas de maior suscetibilidade à inundação concentram-se predominantemente ao longo das áreas de baixa altitude e da rede hidrográfica do município. Em contrapartida, a incorporação de informações obtidas em campo e dados históricos dos eventos de inundação é necessária para a validação do modelo.

1. Introdução

Inundação é o extravasamento das águas do canal de drenagem para as áreas marginais quando a enchente atinge a cota máxima da calha do rio (BRASIL, 2007). De acordo com Rentschler, Salhab e Jafino (2022), 1,81 bilhão de pessoas no mundo estão diretamente expostas a inundações, em que 1,24 bilhão estão localizadas no Sul e Leste da Ásia e, além disso, países de baixa e média renda abrigam 89% da população exposta a inundações. Já no Brasil, de acordo com o Atlas Digital de Desastres no Brasil (BRASIL, 2023), entre 1991 e 2025 foram registrados em torno de 6.400 eventos de inundação, o que resultou em 667 óbitos e mais de 4 milhões de desalojados.

O processo de urbanização intensifica tanto a ocorrência quanto a magnitude desses eventos. De acordo com o Relatório Mundial das Cidades, publicado em 2022 pela

ONU-Habitat (NAÇÕES UNIDAS BRASIL, 2022), até 2050, 68% da população do mundo será urbana. No Brasil, 87% da população reside em áreas urbanas e, no Sudeste, esse número chega a 94,4% (IBGE, 2024). O município de Mauá, área de estudo deste trabalho, possui grau de urbanização de 100%, o que significa que toda população reside em área urbana (FERNANDES; VALVERDE, 2017) e, além disso, 68% da área total da cidade é classificada como urbanizada (MapBiomas, 2024). Dados obtidos através do Atlas Digital de Desastres no Brasil (BRASIL, 2023), entre 1991 e 2025, eventos de inundação em Mauá resultaram em 3 óbitos, 813 desalojados e R\$ 20,57 milhões em danos materiais.

Diante das perdas físicas e humanas associadas a esses eventos, a análise da suscetibilidade, que é definida como o potencial físico do terreno para a ocorrência do fenômeno (BRASIL, 2007), mostra-se necessária. Para isso, modelos espaciais são desenvolvidos. A modelagem baseada na lógica booleana determina que as fronteiras das unidades dos mapas refletem uma mudança abrupta na paisagem, porém, na natureza, essa transição é gradual (MEIRELLES et al., 2007). Assim, a lógica fuzzy surge como alternativa, permitindo a atribuição de graus de pertinência entre 0 e 1 para representar a variação espacial das variáveis (ZADEH, 1965).

Tendo isso em vista, este trabalho tem como objetivo mapear as áreas suscetíveis à inundação no município de Mauá (SP) a partir da inferência fuzzy.

2. Material e métodos

2.1. Área de estudo

Mauá está localizada na região do ABC paulista, na Região Metropolitana de São Paulo (Figura 1). De acordo com o censo demográfico de 2022 (IBGE, 2022), o município possui 62,034 km², população de 418.261 habitantes e densidade demográfica de 6.753 hab/km², sendo um dos municípios mais adensados da região metropolitana.

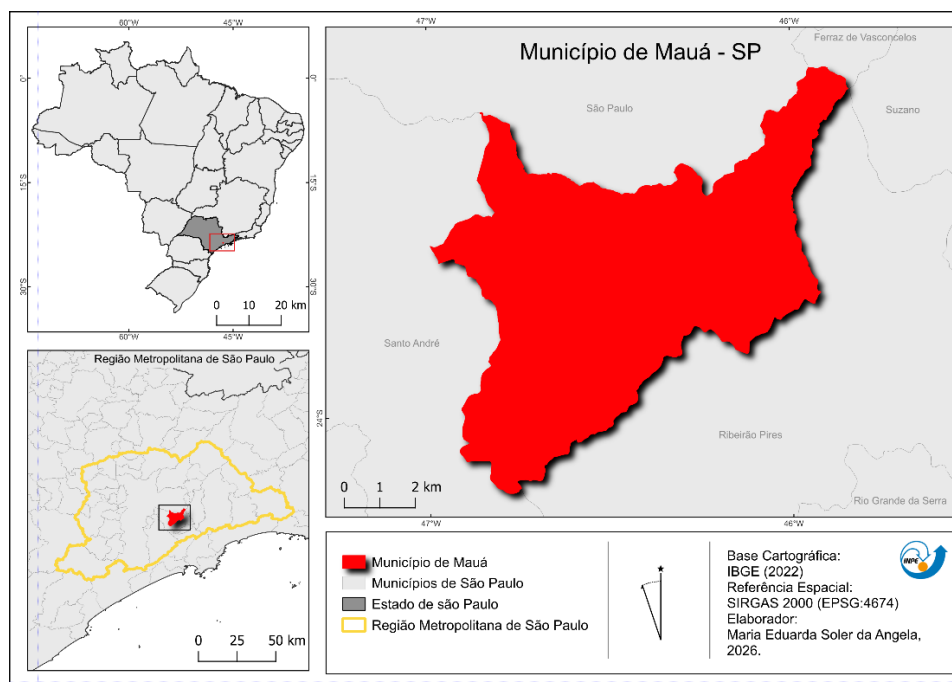


Figura 1. Mapa de localização do município de Mauá (SP). Fonte: Elaborado pela autora.

Além disso, de acordo com Fernandes e Valverde (2017), a cidade apresenta 100% de urbanização, em que toda a população reside em área urbana e, aproximadamente 4.231 ha (68% da área total) é classificada como área urbanizada (MapBiomass, 2024), mostrando, portanto, o elevado grau de impermeabilização do solo em Mauá.

De acordo com o Atlas Digital de Desastres no Brasil (BRASIL, 2023), entre 1991 e 2025 foram registrados em Mauá eventos de inundação que resultaram em 3 óbitos, 813 desalojados, 30 feridos e R\$ 20,57 milhões em danos materiais.

2.2. Dados

Para o desenvolvimento deste trabalho, foram utilizados diferentes bases de dados geoespaciais. Os dados estão descritos e especificados na Tabela 1.

Tabela 1: Base de dados. Fonte: Elaborado pela autora.

Dados	Tipo de dado	Fonte	Ano
Uso e cobertura do solo	Matricial	Discente Ana Júlia dos Santos Mariani e Silveira (resolução: 2m)	2025
Altitude	Matricial	Copernicus (resolução: 30m)	2011 - 2015
Declividade	Matricial	Gerado a partir do modelo digital de elevação do Copernicus (resolução: 30m)	2011 - 2015
Rede hidrográfica	Vetorial	Prefeitura de Mauá (escala: 1:1000)	2010

A escolha das variáveis utilizadas neste estudo foi fundamentada tanto na recorrência na literatura sobre mapeamento de suscetibilidade a inundações, quanto pela disponibilidade de dados para a área de estudo.

De acordo com Khaddari et al. (2023), a probabilidade de inundação é inversamente proporcional à altitude, sendo áreas baixas mais suscetíveis. A declividade, segundo Mansour, Mrad e Djebbar (2024), controla a velocidade do escoamento da água, logo, áreas com baixa declividade são mais suscetíveis a inundações. O uso e cobertura do solo, por sua vez, influenciam na capacidade de infiltração da água na superfície e no volume de escoamento superficial gerado após eventos de precipitação. Logo, áreas impermeáveis reduzem a capacidade de infiltração do solo e aumentam o volume de escoamento superficial (KHADDARI et al., 2023; PARSIAN et al., 2021).

Outro fator importante para estudos de suscetibilidade à inundações é a distância aos cursos d’água. Isso porque, de acordo com Wang et al. (2019), durante eventos de cheia, o transbordamento da água ocorre para as áreas mais próximas das margens fluviais. Por fim, o fluxo acumulado quantifica o número total de células que drenam para cada célula a jusante, possibilitando a identificação de áreas de fluxo. Segundo Kanani-Sadat et al. (2019), áreas de maior acúmulo de fluxo são mais suscetíveis à ocorrência de eventos de inundação.

2.3. Processamento dos dados

O processamento consistiu na manipulação dos dados adquiridos e descritos na seção 2.2. A primeira fase baseou-se a geração do produto declividade a partir do Modelo Digital de Elevação (MDE) do Copernicus. Essa operação calcula o ângulo de inclinação do terreno em relação a horizontal.

O produto de fluxo acumulado, por sua vez, foi gerado em três etapas, sendo elas o preenchimento das células cuja cota de altura é inferior à de todas as vizinhas, geração da direção de fluxo, que representa o escoamento de cada célula para sua vizinha mais íngreme, e, por fim, geração do fluxo acumulado, em que cada célula recebe o valor correspondente ao número total de células que drenam para ela.

Para a variável de distância à rede hidrográfica, utilizou-se o dado vetorial da rede hidrográfica de Mauá. O raster de distância foi gerado com base na distância euclidiana, definida como a distância de cada célula até a célula não nula mais próxima da rede hidrográfica.

A variável de área impermeabilizada foi derivada do produto de uso e cobertura do solo de 2m de resolução espacial, **cedido pela discente Ana Júlia dos Santos Mariani e Silveira**. A primeira etapa consistiu-se na reclassificação **dos usos** em duas classes, ~~sendo~~ ~~elas~~ permeável e impermeável. Em seguida, foi gerada uma grade de 30 por 30m, uma vez que todas as demais variáveis utilizadas apresentavam resolução espacial de 30m. Após isso, calculou-se a porcentagem de cada classe em cada célula da grade, obtendo um raster com a área impermeável do município de Mauá.

Por fim, todas as variáveis foram reprojetadas para o sistema de referência SIRGAS 2000 / UTM 23S e recortadas para o limite municipal. Cabe ressaltar que o **limite utilizado foi o derivado do produto de uso e cobertura do solo**, pois este não coincidia com a malha municipal estabelecida pelo IBGE e nem com a da Prefeitura de Mauá. Esse procedimento foi importante para garantir que todos os rasters apresentassem a mesma extensão.

2.4. Conjunto fuzzy e operador gamma

A abordagem fuzzy foi introduzida por Zadeh (1965), em que o dado original é escalonado em uma escala contínua entre 0 e 1 através de atribuição de valores de pertinência. Esse método permite definir zonas de transições graduais para dividir as classes, ao invés da utilização de fronteiras rígidas. Para determinar o nível de pertencimento de cada elemento de uma classe em um conjunto fuzzy são utilizadas as funções de pertinência (MEIRELLES et al., 2007). Cox (1995) apresenta exemplos de funções de pertinência fuzzy, sendo elas sigmoideal, linear, triangular, trapezoidal.

Para este trabalho foram adotadas as funções lineares crescentes e decrescentes (Figura 2).

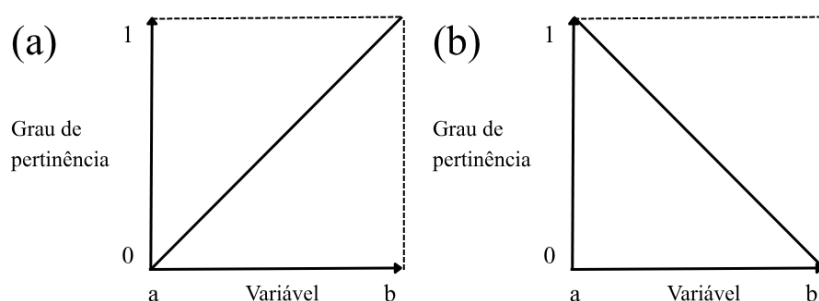


Figura 2. Funções de pertinência lineares: (a) crescente e (b) decrescente. Fonte: Adaptada de Cox (1995).

Para a variável declividade, altitude e distância à rede hidrográfica, a função linear decrescente foi utilizada, isso porque quanto maior o valor do dado original, menor será

o pertencimento dessa variável no conjunto das variáveis a áreas suscetíveis a inundação. Para o fluxo acumulado, por sua vez, áreas com fluxo maior são áreas com maior suscetibilidade a inundação, logo, maior será o grau de pertencimento desta variável para o conjunto. Assim, adotou-se a função linear crescente. Cabe ressaltar que, para a variável de área impermeável, não foi necessário aplicar uma função de pertinência fuzzy, visto que, após a reamostragem, os valores apresentados já estavam em uma escala entre 0 e 1.

Após a aplicação das funções de pertinência para cada variável, é necessário combinar esses valores. Esse procedimento é realizado a partir de operadores fuzzy, como por exemplo: AND, OR, produto algébrico fuzzy, soma algébrica fuzzy, operador gamma e soma convexa. Para este trabalho o operador gamma foi aplicado, porque inclui o produto algébrico fuzzy e a soma algébrica fuzzy (Equação 1), permitindo, portanto, a partir da escolha de γ , produzir valores de saída que equilibrem a tendência de crescimento da soma algébrica fuzzy e decrescimento do produto algébrico fuzzy. (MEIRELLES et al., 2007).

$$U_i = \left(1 - \prod_{i=1}^n W_i (1 - W_i) \right)^{\gamma} \cdot \left(\prod_{i=1}^n W_i \right)^{1-\gamma}$$

Equação 1. Operador gamma. Fonte: adaptada de Meirelles et al. (2007).

em que, W_i representa o valor de pertinência fuzzy para cada mapa que serão combinados e u_i o valor do pixel resultante.

Por fim, para garantir a comparação, os cenários gamma gerados foram reclassificados. Todos os mapas de suscetibilidade apresentaram valores entre 0 e 1, logo, o intervalo de cada classe foi definido para que os valores máximos de todos os produtos fossem atribuídos à última classe. As classes de suscetibilidade são: muito baixa, baixa, média, alta e muito alta.

3. Resultados e discussões

A Figura 3 apresenta os mapas das variáveis originais, enquanto a Figura 4 apresenta as variáveis após a aplicação das funções de pertinência fuzzy. Nos mapas das variáveis fuzzificadas, os valores de pertinência variam entre 0 e 1, em que regiões com valores próximos de zero indicam baixo grau de pertencimento ao conjunto de variáveis de suscetibilidade à inundação, portanto, são áreas pouco suscetíveis à inundação, enquanto regiões com valores próximos de 1 possuem alto grau de pertencimento, sendo caracterizadas por áreas mais suscetíveis à inundação.

É possível observar, portanto, que no mapa de altitude, maiores valores de pertinência ocorrem em áreas mais baixas do município. Para a declividade, as classes de alta suscetibilidade concentraram-se em regiões mais planas. O fluxo acumulado, por sua vez, apresenta elevado grau de pertinência ao longo dos principais cursos d'água de Mauá. No mapa de distância à rede hidrográfica observa-se maiores valores de pertinência nas áreas próximas aos cursos d'água, reduzindo à medida que a distância em relação à drenagem aumenta. Por fim, a variável de área impermeável apresenta elevada pertinência nos setores urbanizados.

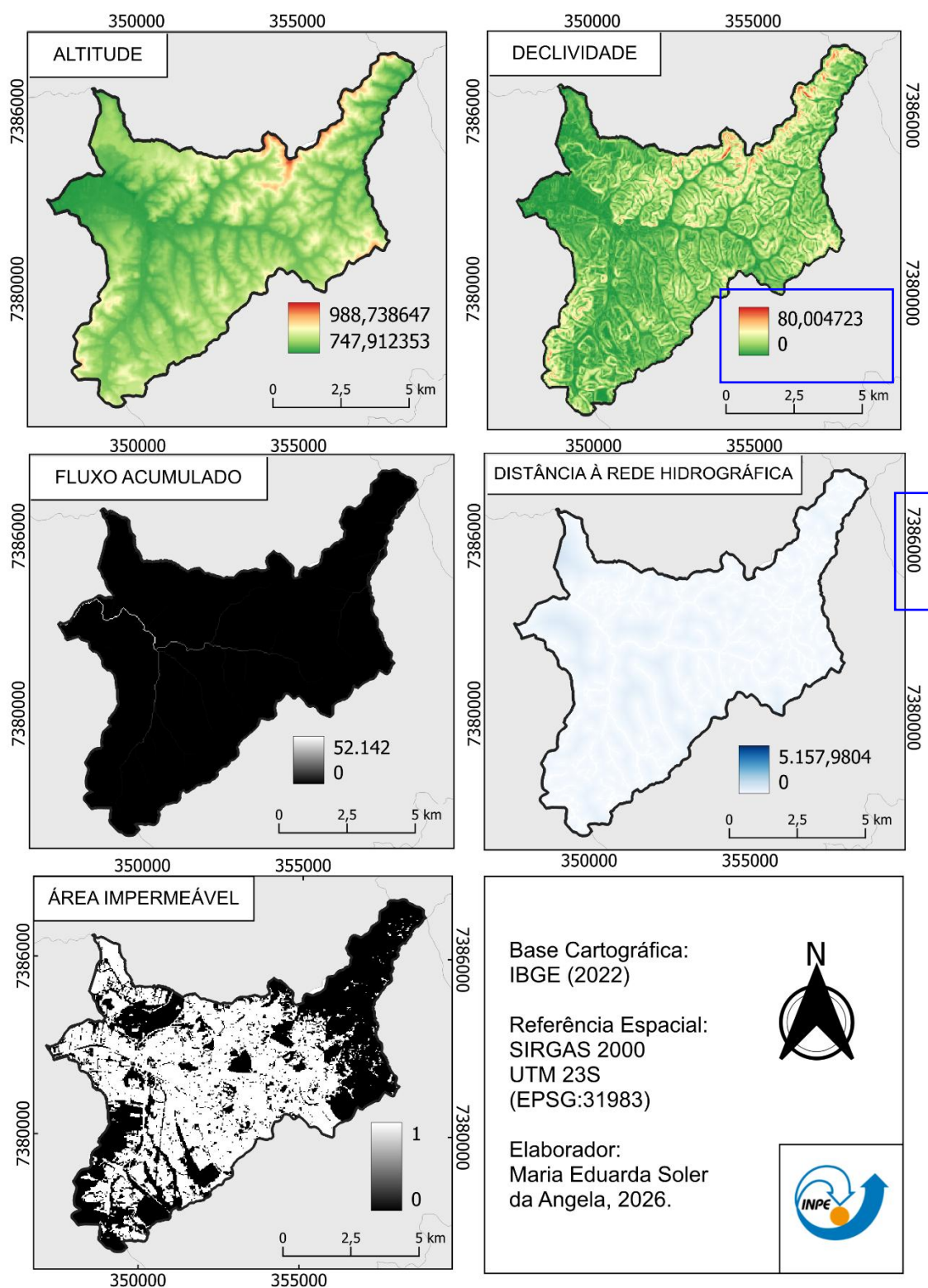


Figura 3. Mapas das variáveis originais. Fonte. Elaborada pela autora.

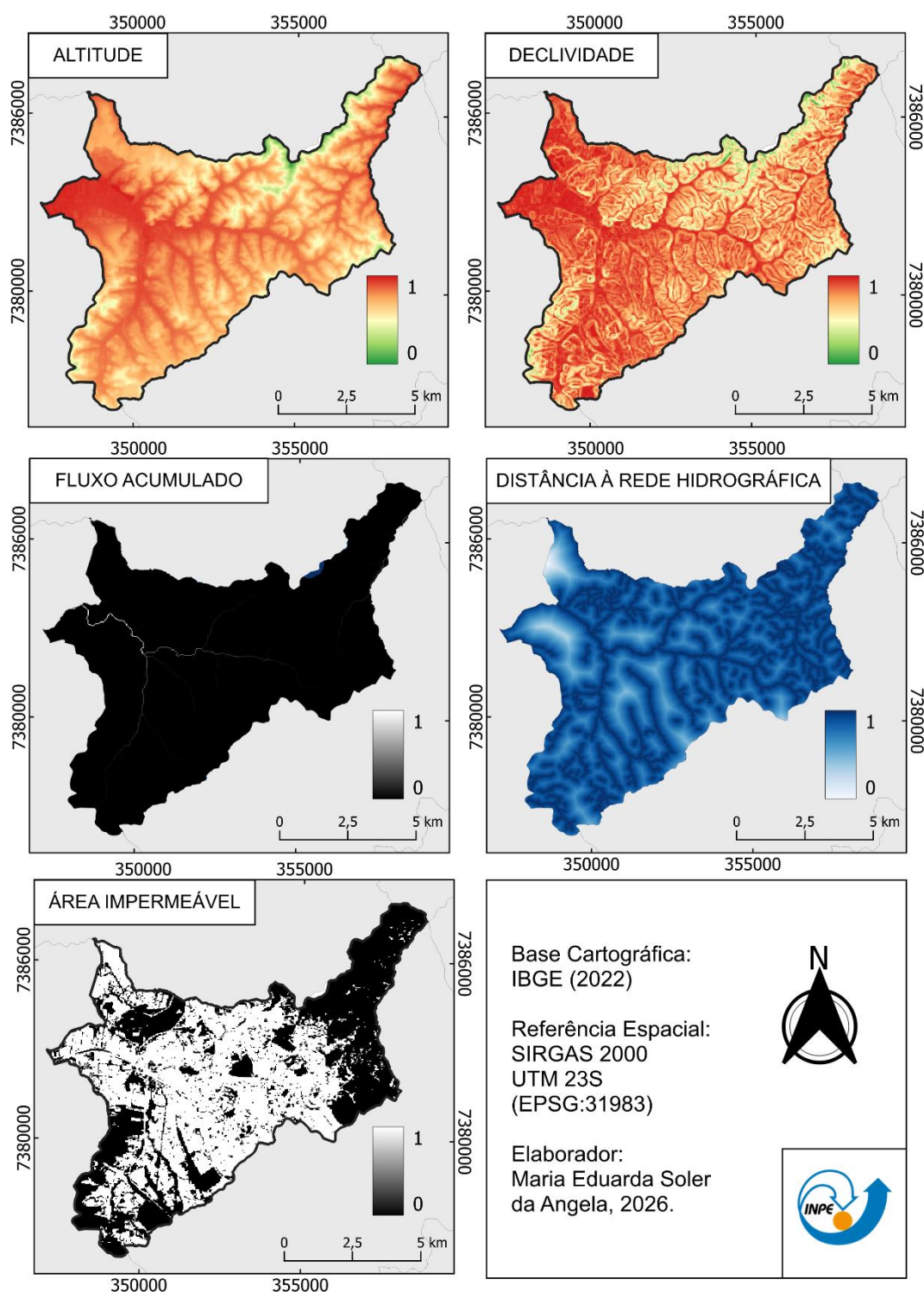


Figura 4. Mapas das variáveis fuzzificadas. Fonte. Elaborada pela autora.

Após a aplicação das funções de pertinência, conforme apresentado na Figura 4, foi possível implementar o operador gamma.

Para este estudo, os valores de gamma (γ) utilizados foram entre 0,85 e 0,90. De acordo com Bonham-Carter (1994, citado por Moreira et al., 2004, cap. 9, p. 12):

Os valores de gama entre 0 e 0,35 apresentaram um caráter

“diminutivo”, ou seja, sempre menor ou igual que o menor membro Fuzzy de entrada, valores gama entre 0,8 e 1,0 terão um caráter “aumentativo” onde o valor de saída será igual ou maior que o valor do maior membro Fuzzy de entrada. Por fim, para os valores de gama entre 0,35 e 0,8, não apresentaram nem um caráter “aumentativo” nem “diminutivo”.

Tendo isso em vista, é possível observar a partir da tabela 2, que, a medida que os valores de γ aumentam, as áreas classificadas como alta e muito alta suscetibilidade aumentam, enquanto as classes muito baixa e baixa permanecem estáveis. Além disso, cabe ressaltar também que foram testados valores de γ de 0,50, 0,60, 0,70 e 0,80, porém, estes superestimavam as classes mais baixas de suscetibilidade. Assim, a escolha dos valores de 0,85 a 0,90 ocorreu a partir da tentativa de encontrar um equilíbrio entre as classes de suscetibilidade.

Tabela 2. Percentual (%) das classes de suscetibilidade para diferentes operadores Gamma. Fonte: Elaborado pela autora.

	$\gamma = 0,85$	$\gamma = 0,86$	$\gamma = 0,87$	$\gamma = 0,88$	$\gamma = 0,89$	$\gamma = 0,90$
Muito Baixa	78,67	78,66	78,66	78,66	78,67	78,66
Baixa	18,99	27,69	32,14	31,64	30,26	27,56
Média	1,60	1,97	2,50	3,20	4,46	6,91
Alta	0,53	0,58	0,63	0,76	0,92	1,16
Muito Alta	0,21	0,23	0,26	0,27	0,31	0,34

Os cenários de suscetibilidade gerados estão apresentados na Figura 5.

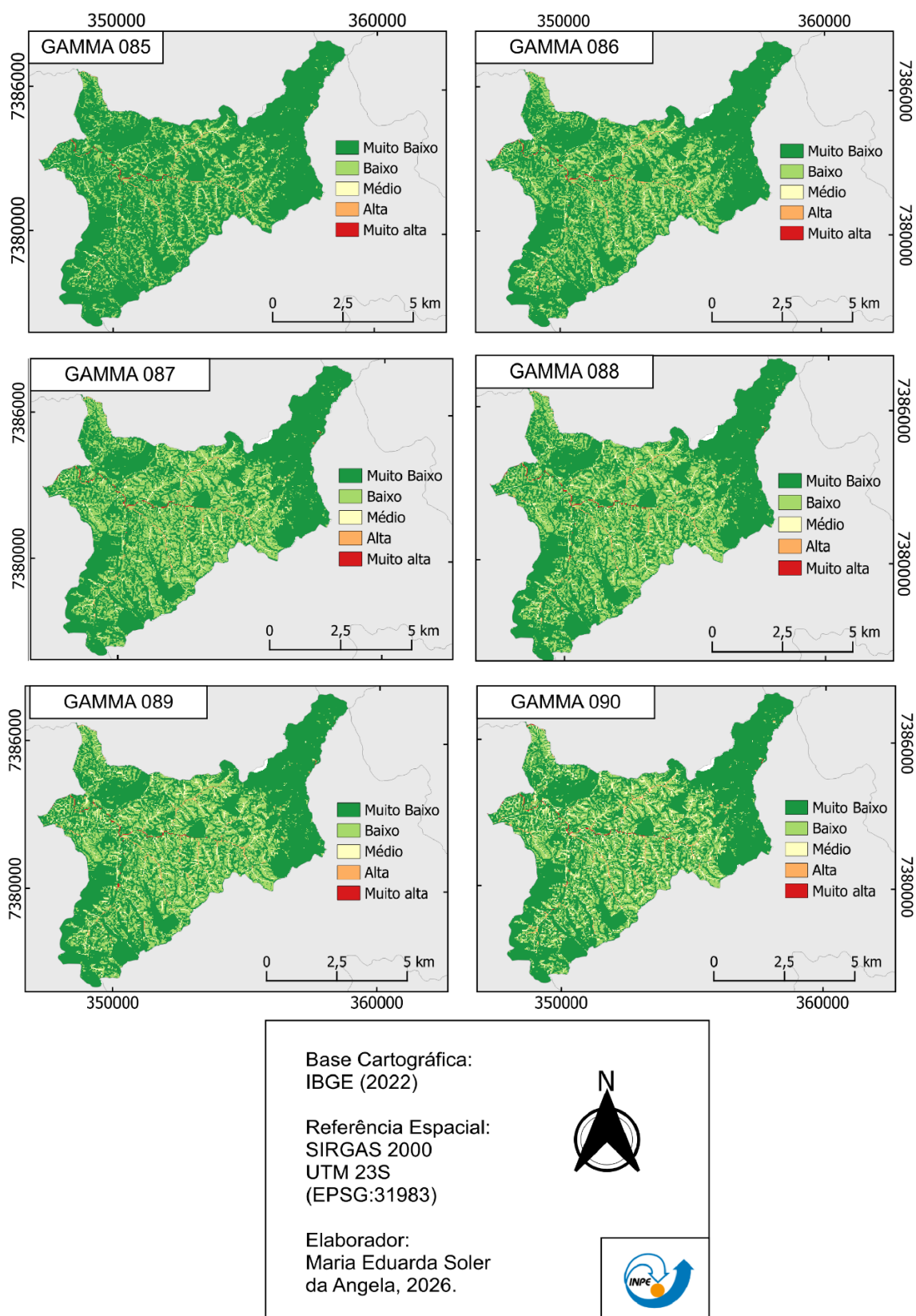


Figura 5. Mapas com cenários para diferentes valores de gamma. Elaborado pela autora.

Ao analisar a Figura 5, nota-se que as áreas de maior suscetibilidade à inundação concentram-se predominantemente ao longo dos principais fundos de vale e da rede

hidrográfica do município, ou seja, regiões que apresentam menores altitudes, baixas declividades e maior proximidade aos cursos d'água. Além disso, essas áreas coincidem com zonas urbanizadas e, conseqüentemente, intensamente impermeabilizadas, em que o escoamento superficial ocorre de forma mais rápida e concentrada.

Embora a metodologia tenha se mostrado eficiente para o mapeamento de áreas suscetíveis a inundações, algumas limitações devem ser consideradas.

A variável de área impermeável foi derivada da classificação de uso e cobertura da terra gerada ~~pela discente Ana Júlia Silveira~~ por meio do algoritmo Random Forest, com acurácia global de 86%. Entretanto, erros de classificação podem ocorrer, resultando em superestimação ou subestimação das áreas impermeabilizadas. Assim, a utilização desse dado de entrada no modelo pode propagar essas falhas no mapa final de suscetibilidade.

Outra limitação é a ausência de verdade de campo. A análise de características da paisagem, como obstrução de galerias pluviais, tipo de vegetação presente, densidade de edificações, arruamento pavimentado ou não pavimentado, pontos de descarte incorreto de resíduos, presença de áreas verdes em parques, canteiros e praças e presença de estruturas de drenagem pluvial, como por exemplo canaletas, poderia auxiliar na avaliação da correspondência entre a classificação atribuída pelo modelo a determinadas regiões do município e a realidade observada em campo. Esse procedimento permitiria determinar qual dos cenários gamma gerados melhor representa a área de estudo.

Além disso, registros históricos de ocorrências de inundação não foram incorporados na análise. Então, não foi possível verificar quantitativamente o grau de correspondência entre as áreas identificadas como suscetíveis pelo modelo implementado e os locais efetivamente afetados por eventos de inundação, reforçando a necessidade de análises complementares em estudos futuros.

4. Conclusão

A inferência fuzzy mostrou-se uma ferramenta **eficaz** para o mapeamento da suscetibilidade à inundação, pois permite atribuir transições graduais para a influência dos fatores condicionantes a esse evento, reduzindo as limitações associadas à classificação booleana. A integração das variáveis de altitude, declividade, fluxo acumulado, distância à rede hidrográfica e área impermeável possibilitou identificar setores potencialmente mais suscetíveis à ocorrência de inundações no município de Mauá.

A aplicação de diferentes valores de γ proporciona **flexibilidade** para geração de cenários de suscetibilidade, porém, existe uma limitação relacionada à dificuldade de interpretação desses cenários, fazendo com que, seja necessário atribuir informações obtidas, tanto através de trabalhos em campo, quanto de registros históricos de ocorrências de eventos de inundações para que seja possível identificar qual cenário gerado melhor representa a realidade da área de estudo.

Por fim, a integração de variáveis de exposição e de vulnerabilidade socioeconômica da população ao mapa de suscetibilidade à inundação é uma perspectiva

para trabalhos futuros.

Referências

- BRASIL. **Atlas Digital de Desastres no Brasil**. Brasília: Ministério da Integração e do Desenvolvimento Regional. Secretaria de Proteção e Defesa Civil. Universidade Federal de Santa Catarina. Centro de Estudos e Pesquisas em Engenharia e Defesa Civil, 2023. Disponível em: <https://atlasdigital.mdr.gov.br/paginas/index.xhtml>. Acesso em: 4 jun. 2026.
- BRASIL. Ministério das Cidades; INSTITUTO DE PESQUISAS TECNOLÓGICAS - IPT. **Mapeamento de riscos em encostas e margens de rios**. Brasília: Ministério das Cidades, 2007. 176 p. ISBN 978-85-60133-81-9. Disponível em: <https://planodiretor.mprs.mp.br/arquivos/mapeamento.pdf>. Acesso em: 04 jun. 2026.
- COX, E. **The fuzzy systems: handbook a practitioner's guide to building, using and maintaining fuzzy systems**. London: Academic Press, 1994. 625 p.
- FERNANDES, R. A.; VALVERDE, M. C. Analysis of the resilience to extreme weather of rainfall: a preliminary study in mauá region in abc paulista – são paulo. **Revista Brasileira de Ciências Ambientais**, n. 44, p. 1–17, 2017. Disponível em: https://www.rbciamb.com.br/Publicacoes_RBCIAMB/article/view/104/72. Acesso em: 04 jun. 2026.
- INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Censo 2022: 87% da população brasileira vive em áreas urbanas**. Rio de Janeiro: IBGE, 2024. Disponível em: <https://agenciadenoticias.ibge.gov.br/agencia-noticias/2012-agencia-de-noticias/noticias/41901-censo-2022-87-da-populacao-brasileira-vive-em-areas-urbanas>. Acesso em: 4 jun. 2026.
- INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Mauá (SP)**. Rio de Janeiro: IBGE, 2022. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/cidades-e-estados/sp/maua.html>. Acesso em: 3 jun. 2026.
- KANANI-SADAT, Y. et al. A new approach to flood susceptibility assessment in data-scarce and ungauged regions based on GIS-based hybrid multi criteria decision-making method. **Journal of Hydrology**, v. 572, p. 17-31, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.02.034>. Acesso em: 4 jun. 2026.
- KHADDARI, A. et al. A comparative analysis of analytical hierarchy process and fuzzy logic modeling in flood susceptibility mapping in the Assaka watershed, Morocco. **Journal of Ecological Engineering**, v. 24, n. 8, p. 62-83, 2023. Disponível em: <https://doi.org/10.12911/22998993/165958>. Acesso em: 4 jun. 2026.
- MANSOUR, A.; MRAD, D.; DJEBBAR, Y. Advanced modeling for flash flood susceptibility mapping using remote sensing and GIS techniques: a case study in Northeast Algeria. **Environmental Earth Sciences**, v. 83, n. 60, 2024. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s12665-023-11324-0>. Acesso em: 4 jun. 2026.
- MEIRELLES, M. S. P.; MOREIRA, F. R.; CÂMARA, G. **Técnicas de inferência espacial**. In: MEIRELLES, M. S. P. et al. (Org.). *Geomática: Modelos e Aplicações Ambientais*. Brasília: Embrapa Informação Tecnológica, 2007. p. 593.
- MOREIRA, F. et al. **Inferência geográfica e suporte à decisão**. In: CÂMARA, G.; DAVIS, C.; MONTEIRO, A. M. V. *Introdução à ciência da geoinformação*. São José

- dos Campos: INPE, 2004. Disponível em: <http://www.dpi.inpe.br/gilberto/livro/introd/>. Acesso em: 4 jun. 2026.
- NAÇÕES UNIDAS BRASIL. **ONU-Habitat: população mundial será 68% urbana até 2050**. Nações Unidas no Brasil, 2022. Disponível em: <https://brasil.un.org/pt-br/188520-onu-habitat-popula%C3%A7%C3%A3o-mundial-ser%C3%A1-68-urbana-at%C3%A9-2050>. Acesso em: 04 jun. 2026.
- PARSIAN, S. et al. Flood hazard mapping using fuzzy logic, analytical hierarchy process, and multi-source geospatial datasets. **Remote Sensing**, v. 13, n. 23, 4761, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.3390/rs13234761>. Acesso em: 4 jun. 2026.
- PROJETO MAPBIOMAS. **Coleção 10.1 da série anual de mapas de cobertura e uso da terra do Brasil**. 2024. Disponível em: <https://plataforma.brasil.mapbiomas.org/>. Acesso em: 3 jun. 2026.
- RENTSCHLER, J.; SALHAB, M.; JAFINO, B. A. Flood exposure and poverty in 188 countries. **Nature Communications**, v. 13, 3527, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1038/s41467-022-30727-4>. Acesso em: 4 jun. 2026.
- WANG, Y. et al. A hybrid GIS multi-criteria decision-making method for flood susceptibility mapping at Shangyou, China. **Remote Sensing**, v. 11, n. 1, 62, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.3390/rs11010062>. Acesso em: 4 jun. 2026.
- ZADEH, L. A. Fuzzy sets. **Information and Control**, v. 8, n. 3, p. 338–353, jun. 1965. Disponível em: [https://doi.org/10.1016/S0019-9958\(65\)90241-X](https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X). Acesso em: 03 jun. 2026.