

DISTRIBUIÇÃO E PERFIL DA POPULAÇÃO RESIDENTE EM ÁREAS SUSCETÍVEIS À INUNDAÇÃO EM MAUÁ (SP)

Maria Eduarda Soler da Angela¹

¹Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE, São José dos Campos - SP, Brasil, maria.angela@inpe.br

RESUMO

Este trabalho analisou a distribuição espacial e o perfil da população residente em áreas suscetíveis à inundação em Mauá (SP). A suscetibilidade foi modelada por inferência fuzzy, a partir de dados de altitude, declividade, distância à rede hidrográfica, fluxo acumulado e área impermeável. A partir dos pontos de endereço do CNEFE, os dados do Censo Demográfico 2022 foram desagregados para uma grade celular de 90 m. Entre todos os grupos analisados, apenas os idosos registram parcela residente em áreas de alta suscetibilidade superior à da população total (37,1% em comparação com 34,0% da população total). Os domicílios do tercil de menor rendimento apresentam menor exposição à inundação. A população residente em favela também ocupa áreas de menor suscetibilidade à inundação, o que está associado à ocupação das encostas do município. Porém, em qualquer faixa de suscetibilidade, esse grupo reúne atributos associados à menor capacidade de enfrentamento e de recuperação frente a esses eventos.

Palavras-chave — Inundação, lógica fuzzy, mapeamento dasimétrico, suscetibilidade, exposição.

ABSTRACT

This study analyzed the spatial distribution and profile of the population living in flood-susceptible areas in Mauá, São Paulo. Susceptibility was modeled through fuzzy inference based on data on elevation, slope, distance to the drainage network, flow accumulation, and impervious area. Using CNEFE address points, data from the 2022 Demographic Census were disaggregated onto a 90 m cell grid. Among all the groups analyzed, only older adults recorded a share living in areas of high susceptibility greater than that of the total population (37.1% compared with 34.0% of the total population). Households with the lowest income tercile show lower flood exposure. The population living in favelas also occupies areas of lower flood susceptibility, which is associated with the occupation of the municipality's hillslopes. However, across every susceptibility range, this group presents attributes associated with a lower capacity to cope with and recover from these events.

Key words — Flood, fuzzy logic, dasymetric mapping, susceptibility, exposure.

1. INTRODUÇÃO

Inundação é o extravasamento das águas do canal de drenagem para as áreas marginais [1]. 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 [2]. Já no Brasil, de acordo com o Atlas Digital de Desastres [3], 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.

Tendo em vista as perdas físicas e humanas associadas a esses eventos, faz-se necessário analisar a suscetibilidade, definida como o potencial físico do terreno para a ocorrência do fenômeno [1]. A lógica fuzzy permite atribuir transições graduais para as variáveis físicas, a partir da definição dos graus de pertinência [4].

Além disso, é necessário diferenciar suscetibilidade de risco. O risco resulta da interação entre o perigo, potencialidade de ocorrência do evento físico capaz de causar perdas e danos, a exposição, que é a presença de pessoas e bens em locais que podem ser adversamente afetados e a vulnerabilidade, compreendida como a propensão a ser adversamente afetado, que abrange a sensibilidade ao dano e a falta de capacidade de enfrentamento [5].

A estimativa da população exposta a eventos de inundação depende de dados populacionais. No Brasil, esses dados são divulgados pelo IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística) a nível de setor censitário. Porém, considera-se que os moradores estão distribuídos de maneira uniforme neste setor, o que atribui habitantes a porções desocupadas do território.

Dessa forma, este trabalho teve como objetivo analisar a distribuição espacial e o perfil da população residente em áreas suscetíveis à inundação em Mauá (SP), comparando áreas de favela e não-favela a partir de um modelo fuzzy de suscetibilidade e de dados do Censo Demográfico 2022 desagregados por mapeamento dasimétrico para uma grade celular de 90 m.

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 [6], 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.

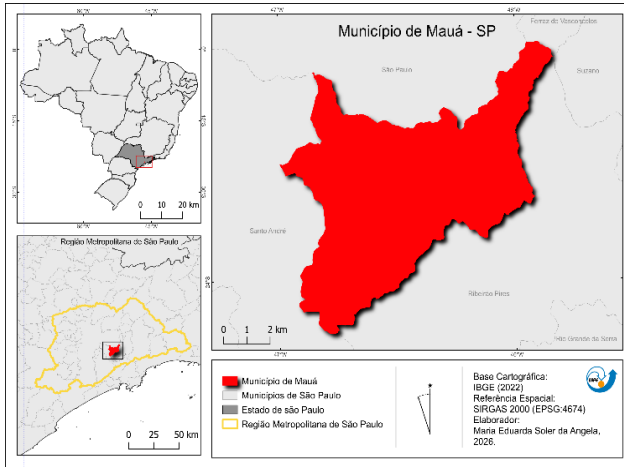


Figura 1. Mapa de localização do município de Mauá.

De acordo com o Atlas Digital de Desastres no Brasil [3], 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.

Além disso, no mapeamento elaborado pelo Plano Municipal de Redução de Riscos (PMRR), foram identificados 215 setores de risco, dos quais 9 (4,2%) apresentam inundação como o processo hidrológico gerador [7].

2.2. Modelo de suscetibilidade à inundação a partir de inferência fuzzy

Para mapear as áreas suscetíveis à inundação utilizou-se cinco variáveis apresentadas na Tabela 1.

Dados	Fonte	Resolução	Ano
Uso e cobertura do solo	Silveira	2m	2025
Altitude	Copernicus	30 m	2011 - 2025
Declividade	Derivada a partir do MDE	30m	2011 - 2025
Fluxo acumulado	Derivada a partir do MDE	30m	2011 - 2025
Rede hidrográfica	Prefeitura de Mauá	1:1000	2010

Tabela 1. Base de dados.

A probabilidade de inundação é inversamente proporcional à altitude, sendo áreas baixas mais suscetíveis [8]. A declividade controla a velocidade do escoamento, de modo que áreas de baixa declividade são mais suscetíveis [9]. O uso e cobertura do solo influencia a capacidade de infiltração e o volume de escoamento superficial, uma vez que áreas impermeáveis reduzem a infiltração e aumentam o escoamento [8, 10]. A distância a corpos d'água é relevante porque, durante eventos de cheia, o transbordamento ocorre

para as áreas mais próximas das margens fluviais [11]. Por fim, o fluxo acumulado quantifica o número total de células que drenam para cada célula a jusante, sendo as áreas de maior acúmulo mais suscetíveis [12].

Após isso, aplicou-se funções de pertinência fuzzy para escalonar os dados originais em uma escala contínua entre 0 e 1 [4]. A função linear decrescente foi aplicada à altitude, declividade e distância à corpos d'água e, para o fluxo acumulado, utilizou-se a função linear crescente. A combinação das variáveis após a aplicação da função de pertinência foi feita pelo operador gamma (Equação 1) [13].

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

onde, W_i representa o valor de pertinência fuzzy para cada mapa que serão combinados e U_i o valor do pixel resultante. Para este trabalho, adotou-se o valor de $\gamma = 0,90$.

2.3. Variáveis sociodemográficas

Para a análise do perfil da população residente em áreas suscetíveis à inundação, utilizaram-se os resultados do Universo do Censo Demográfico 2022, que, posteriormente, foram desagregados, a partir do mapeamento dasimétrico, para a unidade espacial de análise adotada neste estudo, uma grade celular de 90 m.

O mapeamento dasimétrico utiliza informações geográficas auxiliares relacionadas com o fenômeno de interesse, para melhorar sua representação cartográfica, limitando a distribuição espacial às áreas em que de fato ela ocorre [14]. Neste estudo, adotou-se um procedimento similar descrito por [15], em que os pontos de endereço do CNEFE (Cadastro Nacional de Endereços para fins Estatísticos) foram utilizados para calcular o número de pessoas residentes em cada célula da grade. Para isso, foi necessário assumir que os domicílios são habitados por um mesmo número de pessoas (Equação 2).

$$R_{ij} = \frac{D_{ij} R_j}{\sum_{i=1}^n D_{ij}} \quad (2)$$

onde R_{ij} representa o número de residentes estimados no ponto de endereço i do setor censitário j , D_{ij} o número de domicílios nesse ponto e R_j o total de residentes do setor censitário. Neste trabalho, cada registro do CNEFE corresponde a um domicílio particular, portanto, $D_{ij} = 1$ e os residentes do setor são distribuídos igualmente entre seus pontos de endereço.

A Tabela 2 apresenta as variáveis censitárias utilizadas neste estudo.

Tipo	Nome	Variáveis do Censo
Demográfica	% Crianças	V01031 + V01032 + V01033
	% Idosos	V01040 + V01041
	% Negros	V01318 + V01320
	% Brancos	V01317
	% Domicílios chefiados por mulheres	V01204

Socioeconômica	Valor do rendimento médio mensal	V06004
----------------	----------------------------------	--------

Tabela 2. Descrição das variáveis sociodemográficas.

Os valores foram desagregados para os pontos de endereço e somados para cada célula. Após isso, calculou-se a proporção de cada variável populacional em relação ao número de residentes por célula. A quantidade de moradores (V01006) foi um denominador comum a todas as variáveis populacionais, com exceção de % Domicílios chefiados por mulheres com filho e sem cônjuge, que utilizaram-se como denominador as variáveis V01191 a V01195. O rendimento médio mensal do responsável não foi desagregado. Assim, cada célula recebeu a média dos valores ponderada pelo número de pontos de endereço de cada setor.

A escolha das variáveis de proporção de crianças entre 0 e 14 anos (Equação 3) e de idosos com mais de 60 anos (Equação 4), fundamenta-se no fato de que esses grupos representam populações com mobilidade reduzida e maior dependência em situações de emergência [16].

$$\%Crianças = \frac{P_{0-14}}{M} \quad (3)$$

$$\%Idosos = \frac{P_{60+}}{M} \quad (4)$$

onde P_{0-14} é o número de pessoas de 0 a 14 anos, P_{60+} o de pessoas com 60 anos ou mais e M o número de moradores na célula.

A proporção de negros (Equação 5), que inclui pessoas pretas e pardas, por sua vez, baseia-se no fato de que enfrentam maior marginalização socioeconômica, residindo, frequentemente, em áreas de maior risco [16]. A variável de população branca (Equação 6) foi selecionada como termo comparativo.

$$\%Negros = \frac{P_{pp}}{M} \quad (5)$$

$$\%Branco = \frac{P_b}{M} \quad (6)$$

onde P_{pp} o de pessoas pretas e pardas, P_b o de pessoas brancas

Os domicílios chefiados por mulheres com filhos e sem cônjuge (Equação 7), de acordo com [16], enfrentam maiores dificuldades, pois precisam conciliar a responsabilidade financeira exclusiva com o cuidado dos filhos. Além disso, questões de gênero refletem em menores salários, o que compromete a capacidade financeira de se recuperar dos prejuízos materiais causados por inundações [16].

$$\%Mulheres = \frac{D_{mf}}{A} \quad (7)$$

onde D_{mf} número de domicílios chefiados por mulheres com filhos e sem cônjuge e A o total de arranjos familiares na célula.

Por fim, o rendimento médio mensal dos responsáveis pelo domicílio foi selecionado por representar a capacidade

de absorver as perdas decorrentes de eventos de inundação de maneira rápida [16]. Esta variável foi utilizada em seu valor absoluto, por já se tratar de uma média por domicílio.

2.4. Análise integrada da suscetibilidade e do perfil populacional

Para analisar os dados de suscetibilidade à inundação em conjunto com as variáveis sociodemográficas, calculou-se a média da suscetibilidade nas células de 90 m a partir dos centroides dos pixels de 30 m, excluindo as células sem população residente. Após isso, a suscetibilidade e as variáveis sociodemográficas foram classificadas em tercís, definindo classes baixa, média e alta para cada dado.

Assim, geraram-se mapas bivariados, que permitem visualizar as diferentes combinações entre proporção dos grupos populacionais e suscetibilidade à inundação, por exemplo, zonas de alta suscetibilidade e alta proporção das variáveis sociodemográficas, onde a exposição à inundação coincide com a concentração de grupos socialmente mais vulneráveis.

Para finalizar, analisaram-se também as áreas de favela e comunidades urbanas a partir dos polígonos do IBGE. Comparou-se, entre as áreas de favela e não-favela, a distribuição da população pelas classes de suscetibilidade à inundação e a composição sociodemográfica de cada uma delas.

3. RESULTADOS E DISCUSSÕES

A figura 2 mostra os pontos de endereço em cada célula da grade celular, resultando em 4032 células com população residente.

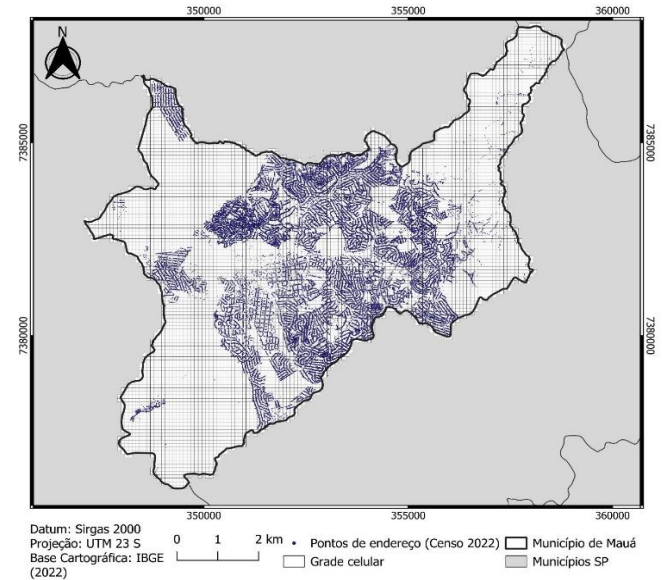


Figura 2. Distribuição dos pontos de endereço e das células selecionadas como unidade espacial de análise.

Assim, a Figura 3 apresenta a suscetibilidade à inundação apenas nas áreas onde há população. Nota-se que a classe alta concentra-se nos fundos de vale da porção central

do município, enquanto as classes baixas predominam, principalmente, nas bordas norte, de relevo mais elevado.

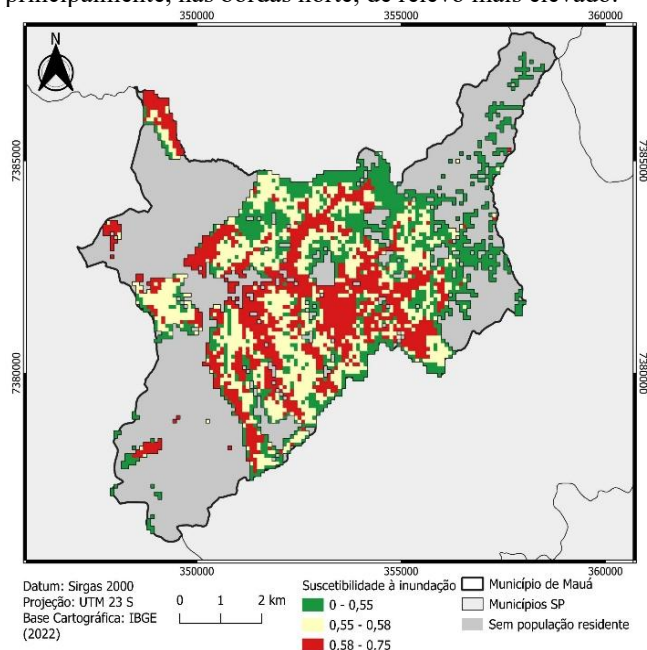


Figura 3. Classificação em tercis do modelo de suscetibilidade à inundação nas unidades de análise.

A figura 4 apresenta a espacialização das variáveis populacionais em tercis. As células com maior proporção de crianças (Figura 4a) e de população negra (Figura 4d) estão localizadas na porção norte de Mauá, que coincide com os domicílios de menor rendimento médio mensal (Figura 4f). Em contrapartida, as zonas centrais e a leste do município apresentam maiores proporções de idosos (Figura 4b) e de população branca (Figura 4c), além de apresentar os domicílios com rendimentos mais altos (Figura 4f). Os domicílios chefiados por mulheres com filhos e sem cônjuge (Figura 4e) não estão concentrados em uma porção específica do município, distribuindo-se de forma dispersa pelas áreas com população residente.

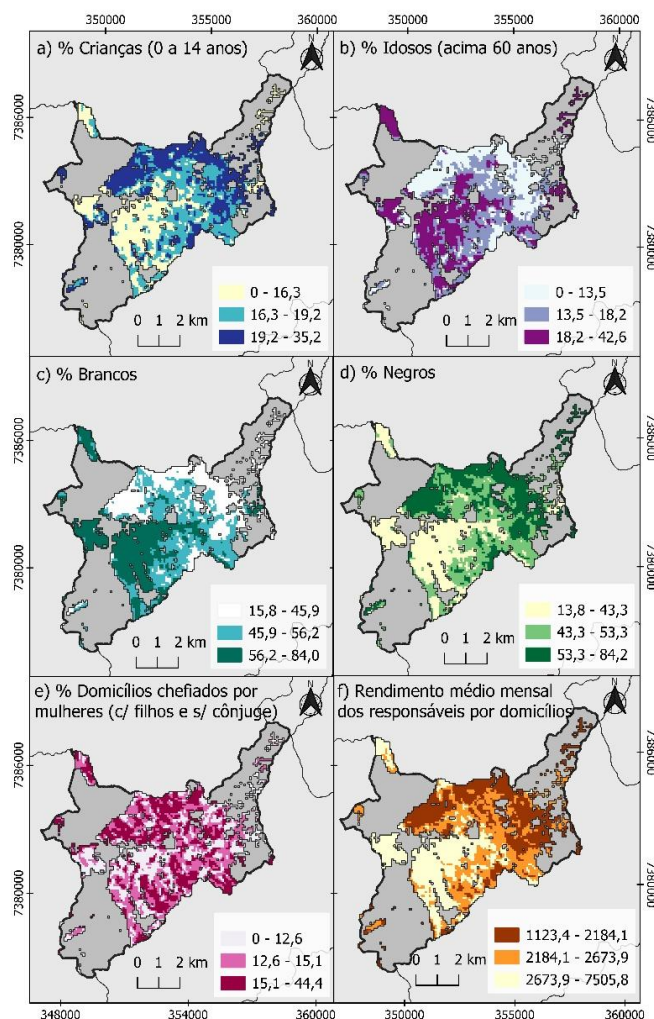


Figura 4. Classificação em tercis das variáveis populacionais e de renda nas unidades de análise.

A Figura 5 apresenta o cruzamento entre a suscetibilidade à inundação e as variáveis sociodemográficas. Nos painéis de proporção de idosos (Figura 5b) e população branca (Figura 5c), nota-se que as áreas em tons mais escuros, que representam a combinação entre alta suscetibilidade à inundação e alta proporção das variáveis sociodemográficas, estão concentradas na porção central do município. Enquanto isso, nos painéis de crianças (Figura 5a), população negra (Figura 5d) e rendimento médio mensal dos responsáveis (Figura 5f), as combinações entre alta suscetibilidade e alta proporção das variáveis ocorrem de forma pontual. É possível observar agrupamentos de menor extensão na porção leste do município, porém, a maior parte do território apresenta combinações entre alta suscetibilidade e baixa proporção das variáveis, representado pelos tons vermelhos.

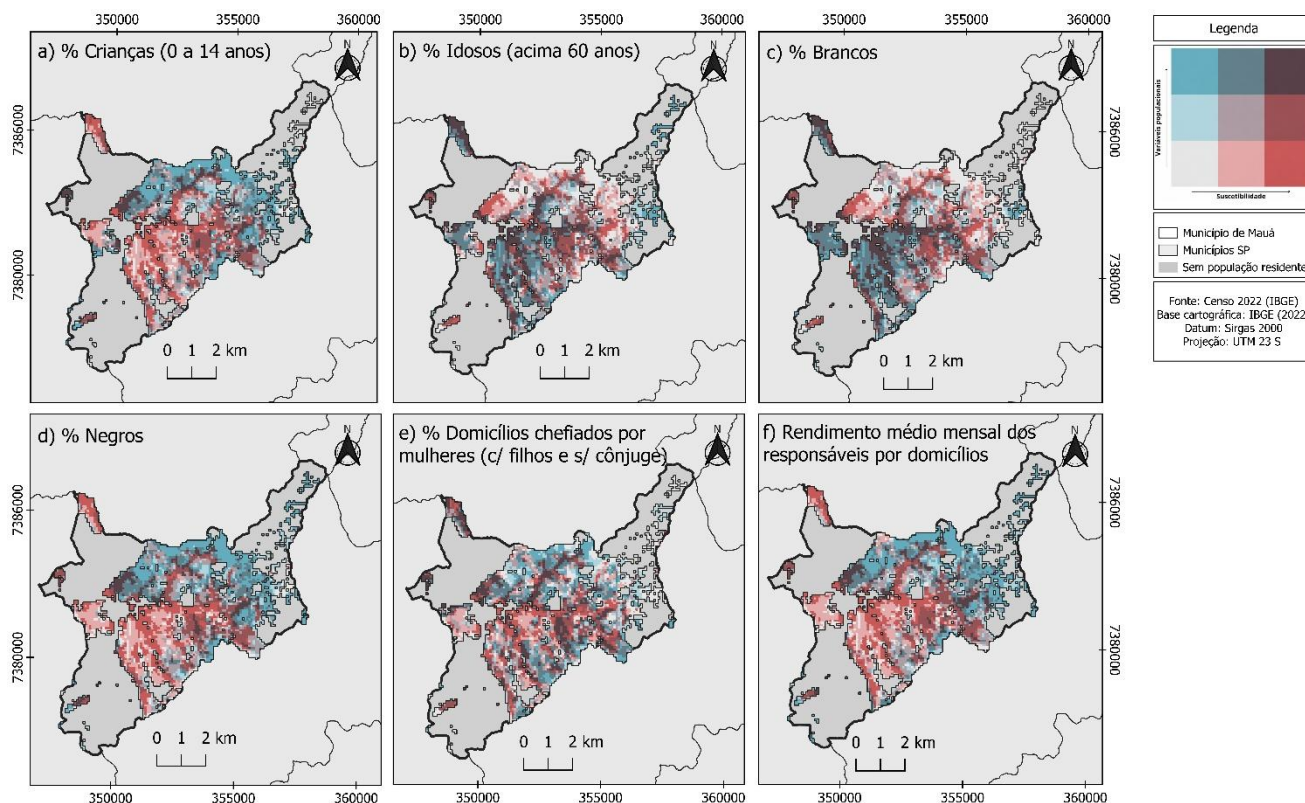


Figura 5. Mapas bivariados.

A Tabela 3 apresenta tanto a proporção da população total residente em cada classe de suscetibilidade, quanto a proporção de cada variável sociodemográfica. Para as áreas de alta suscetibilidade, crianças (33,0%), população negra (32,8%) e população branca (35,2%) apresentam diferenças inferiores a 1,5 ponto percentual em comparação com a população total (34,0%). O mesmo resultado é encontrado para os domicílios chefiados por mulheres (34,6%) em relação ao total de arranjos familiares (34,2%), com variação inferior a 0,5 ponto percentual. O grupo de idosos é o único que apresenta uma maior proporção residindo em células de alta suscetibilidade (37,1%), 3,1 pontos acima da população total (34,0%). Dessa forma, conclui-se que a exposição à inundação em Mauá não se distribui de forma seletiva segundo as variáveis raciais ou de composição domiciliar analisadas.

Grupo	Baixa	Média	Alta
População total (referência)	22,4	43,6	34,0
Crianças (0–14 anos)	24,3	42,7	33,0
Idosos (60 anos ou mais)	18,3	44,5	37,1
População negra	24,4	42,8	32,8
População branca	20,4	44,4	35,2
Total de arranjos (referência)	21,9	43,9	34,2

Arranjos monoparentais femininos	21,8	43,6	34,6
----------------------------------	------	------	------

Tabela 3. Percentual dos grupos populacionais em cada classe de suscetibilidade à inundação.

O tercil de menor rendimento apresenta 28,1% da população em células de alta suscetibilidade, em comparação com 37,5% do tercil superior (Tabela 4). Essa relação de renda e exposição à inundação é o contrário em relação ao esperado pela literatura de vulnerabilidade social, uma vez que a população de menor renda tende a ocupar as áreas de maior perigo [16, 17].

Entretanto, no contexto do município de Mauá, as áreas de fundo de vale correspondem à área central da cidade, que representa a porção de urbanização consolidada. Enquanto isso, a ocupação informal avançou predominantemente sobre as encostas, menos suscetíveis no modelo de suscetibilidade à inundação deste estudo.

Grupo	Baixa	Média	Alta
Renda Alta (R\$ 2.673,9 - R\$ 7505,8)	16,1	46,3	37,5
Renda Média (R\$ 2.184,1 - R\$ 2.673,9)	18,3	44,3	37,4
Renda Baixa (R\$ 1.123,4 - R\$ 2.184,1)	31,1	40,7	28,1

Tabela 4. Percentual da renda média dos responsáveis pelos domicílios em cada classe de suscetibilidade à inundação.

A Figura 6 apresenta a suscetibilidade à inundação nas áreas de favela e de não favela. Quanto à exposição da

população, 28,8% dos residentes em favelas ocupam áreas de alta suscetibilidade, enquanto 35,9% dos moradores de áreas externas às favelas se encontram nessas mesmas áreas.

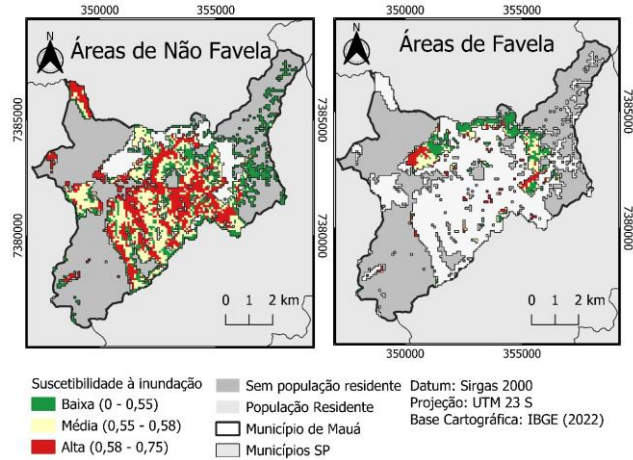


Figura 6. Suscetibilidade à inundação em áreas de não-favela e favela.

Em contrapartida, a Tabela 5 mostra que a composição sociodemográfica dos dois estratos é diferente. As áreas de favela apresentam maior proporção de crianças (22,0%), de população negra (61,4%), de domicílios chefiados por mulheres com filho e sem cônjuge (16,0%) e de rendimento médio dos responsáveis inferior em cerca de 35%, quando comparado com os domicílios fora de áreas de favela. Apenas a proporção de idosos que é maior em áreas de não-favela (16,2%).

Variáveis Sociodemográficas (%)	Favela	Não-Favela
Crianças	22,0	17,3
Idosos	9,7	16,2
População negra	61,4	44,8
População branca	38,4	54,6
Domicílios chefiados por mulheres	16,0	13,8
Rendimento médio mensal (R\$)	1.855,9	2.864,6

Tabela 5. Percentual de cada variável sociodemográfica nas áreas de não-favela e favela.

Tendo isso em vista, conclui-se que, apesar da população residente em favela apresentar menor exposição à eventos de inundação, ao considerar os resultados apresentados na Tabela 5 e Figura 7, para as diferentes classes de suscetibilidade, as áreas de favela apresentam atributos relacionados com uma menor capacidade de enfrentamento e recuperação desses eventos em relação ao restante do município, uma vez que apresentam maior dependência de terceiros para deslocamento, decorrente da proporção de crianças, maior concentração de arranjos domiciliares em que uma única pessoa responde pelo sustento e pelo cuidado dos dependentes e rendimento que limita a capacidade de absorver perdas materiais [17].

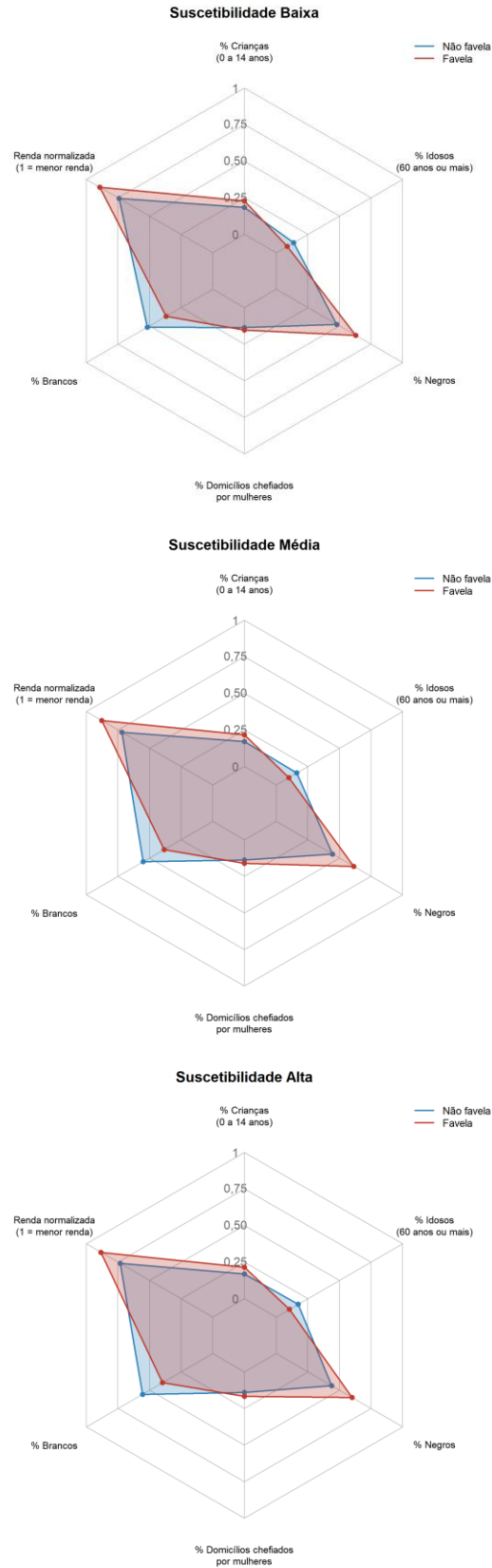


Figura 7. Perfil sociodemográfico da população em áreas de favela e não favela, por classe de suscetibilidade à inundação.

4. CONCLUSÕES

A desagregação dos dados censitários por mapeamento dasimétrico permitiu representar a população em uma grade celular, restringindo a análise às áreas efetivamente ocupadas. Como a escala do setor censitário pressupõe ocupação uniforme do território, esse procedimento capta as variações da distribuição das pessoas em seu interior.

O cruzamento entre a suscetibilidade à inundação e as variáveis sociodemográficas indica que crianças, população negra, população branca e domicílios chefiados por mulheres ocupam áreas de alta suscetibilidade em proporções próximas às da população total. Os idosos, por sua vez, apresentam maior exposição do que o restante da população. Além disso, as áreas de alta suscetibilidade são ocupadas por domicílios com rendimento médio mensal mais alto, o que inverte a relação descrita pela literatura de vulnerabilidade social.

Cabe ressaltar as limitações deste trabalho. O modelo de suscetibilidade adotado não foi validado com registros de ocorrências de inundação, assim, não é possível afirmar que o modelo representa, de fato, a dinâmica de inundação do município. A classificação das classes de suscetibilidade nas células derivou da média do centroide do modelo de inundação, procedimento que pode ter suavizado os valores extremos. Por fim, a desagregação dos dados dos setores censitários para as células pressupõe que cada domicílio abriga a mesma quantidade de moradores, subestimando a população em células com domicílios maiores que a média do setor.

5. REFERÊNCIAS

- [1] 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. Ibsn 978-85-60133-81-9. Disponível em: <https://planodiretor.mprs.mp.br/arquivos/mapeamento.pdf>. Acesso em: 10 set. 2026.
- [2] 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: 10 set. 2026.
- [3] 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: 10 set. 2026.
- [4] 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: 10 set. 2026.
- [5] IPCC, 2023: Summary for Policymakers. In: Climate Change 2023: Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Core Writing Team, H. Lee and J. Romero (eds.)]. IPCC, Geneva, Switzerland, pp. 1-34, doi: 10.59327/IPCC/AR6-9789291691647.001.
- [6] 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: 10 set. 2026.
- [7] UFABC; Mauá. Sumário Executivo: Plano Municipal de Redução de Riscos (PMRR) de Mauá. Santo André/Mauá: [s.n.], 2025. Financiado pela SNP/MCID e elaborado pela equipe técnica da UFABC com colaboração da Secretaria Municipal de Proteção e Defesa Civil (SPDC) e Fiocruz (TED 001/2023).
- [8] 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: 10 set. 2026.
- [9] 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: 10 set. 2026.
- [10] 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: 10 set. 2026.
- [11] 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: 10 set. 2026.
- [12] 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: 10 set. 2026.
- [13] 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.
- [14] SILVA, F. 2009. Modelação cartográfica e ordenamento do território: um ensaio metodológico de cartografia dasimétrica aplicado à região oeste e Vale do Tejo. Dissertação de Mestrado. Faculdade de Letras da Universidade do Porto <http://repositorio-aberto.up.pt/handle/10216/18045>.
- [15] ADORNO, B. Da identificação remota à análise da equidade espacial do Verde Urbano / Bruno Vargas Adorno. – São José dos Campos : INPE, 2022. 181 p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2022.

[16] Cutter, Susan L., et al. "Social Vulnerability to Environmental Hazards." *Social Science Quarterly*, vol. 84, no. 2, 2003, pp. 242–61. JSTOR, <http://www.jstor.org/stable/42955868>. Acesso em: 10 set. 2026.

[17] Tate, E., Rahman, M.A., Emrich, C.T. *et al.* Flood exposure and social vulnerability in the United States. *Nat Hazards* 106, 435–457 (2021). <https://doi.org/10.1007/s11069-020-04470-2>.