



ISSN: 2447-3359

REVISTA DE GEOCIÊNCIAS DO NORDESTE

Northeast Geosciences Journal

v. 12, nº 1 (2026)

<https://doi.org/10.21680/2447-3359.2026v12n1ID41844>



Vulnerabilidade social relacionada a riscos de origem hidrogeológicos na região sudeste do estado de São Paulo

Social vulnerability related to hydrogeological risks in the southeastern region of the state of São Paulo

Tanara Vieira Pascoto; Anna Silvia Palcheco Peixoto

- ¹ Universidade Estadual Paulista, Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, Bauru/SP, Brasil. Email: tamara.pascoto@unesp.br
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9892-5973>
- ² Universidade Estadual Paulista, Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, Bauru/SP, Brasil. Email: anna.peixoto@unesp.br
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5867-2684>

Resumo: O risco a desastres de uma região está relacionado à sua vulnerabilidade social. O artigo tem como objetivo avaliar a vulnerabilidade social à desastres hidrogeológicos na região sudeste do estado de São Paulo, área que possui um elevado número de ocorrência desses desastres. Os dados do Censo Demográfico do IBGE foram processados por meio da Análise Fatorial para gerar duas cartas em SIG (Sistema de Informação Geográfica): uma utilizando o método do desvio padrão e outra o método da igual contagem. A validação foi realizada através da comparação das cartas de vulnerabilidade com o inventário dos desastres de origem hidrogeológica. Observou-se que a carta gerada pelo método do desvio padrão apresentou uma melhor correspondência com o inventário de desastres, do que a carta gerada pelo método da igual contagem. A carta gerada auxilia na destinação de ações a regiões mais vulneráveis a fim de diminuir o impacto desses eventos climáticos extremos na região.

Palavras-chave: Índice de vulnerabilidade social; Análise fatorial; Carta de vulnerabilidade social; desastres hidrogeológicos

Abstract: A region's disaster risk is intrinsically linked to its social vulnerability. This article aims to assess social vulnerability to hydrogeological disasters in the southeastern region of the state of São Paulo, an area characterized by a high incidence of such events. Data from the IBGE Demographic Census were processed using Factor Analysis to generate two GIS-based maps: one employing the standard deviation method and the other the equal count method. Validation was conducted by comparing these vulnerability maps with an inventory of hydrogeological disasters. It was observed that the map generated by the standard deviation method showed a better correspondence with the disaster inventory than the map generated by the equal count method. The resulting map serves as a valuable tool for directing actions towards more vulnerable regions, thereby mitigating the impact of extreme climatic events in the area.

Keywords: Social Vulnerability Index; Factor Analysis; Social Vulnerability Chart, Hydrogeological Disasters.

Recebido: 20/10/2025; Aceito: 15/05/2026; Publicado: 12/06/2026.

1. Introdução

Eventos climáticos extremos têm consequências diretas e indiretas para a população mundial, uma vez que, comunidades são diretamente afetadas pela destruição de infraestruturas, perda de moradias, danos à agricultura e fontes de subsistência comprometidas. Em 2022, o Emergency Event Database EM-DAT registrou 387 perigos e desastres naturais em todo o mundo, resultando na perda de 30.704 vidas e afetando 185 milhões de pessoas. As perdas econômicas totalizaram cerca de US\$ 223,8 bilhões (USAID, 2023).

Dessa maneira, desenvolver cartas de suscetibilidade para regiões de elevada propensão à ocorrência de desastres, é de extrema importância para a prevenção. Entretanto, devem ser analisadas em conjunto das taxas de precipitação, no caso dos desastres desencadeados por ação das chuvas, e também da vulnerabilidade da população local (UNITED NATIONS, 2015; UNDRR, 2022). Isso porque, o risco está diretamente relacionada a esses conceitos, uma vez que risco resulta da interação do perigo com a vulnerabilidade social, e o perigo, por sua vez com a suscetibilidade ambiental e os agentes desencadeadores, como por exemplo, as chuvas intensas e as elevadas taxas de precipitação (SANDES, 2023; IPCC, 2022).

As taxas de precipitação têm apresentado variações ao longo dos anos, com a crescente recorrência de eventos climáticos extremos. As projeções de mudanças no regime climático indicam uma tendência de agravamento desse cenário, com provável redução da pluviosidade na região Norte do Brasil e aumento nas regiões Sul e Sudeste (GREVE *et al.*, 2018).

Populações vulneráveis, como aquelas em áreas de baixa renda nos países em desenvolvimento e regiões costeiras, são particularmente impactadas pelos desastres, uma vez que possuem menos recursos para se adaptarem e se recuperarem dos impactos (NEUMAYER E PLÜMPER, 2007; SAITO, 2011).

Estudos e pesquisas têm sido realizados para compreender e medir a vulnerabilidade social em diferentes contextos, visando identificar grupos e áreas geográficas mais suscetíveis a riscos sociais e econômicos. Cutter *et al.* (2003), um dos pioneiros nesses estudos, gerou o SoVI, um índice de vulnerabilidade social, para os Estados Unidos. Foi gerado um modelo aditivo advindo da análise de fatores, embasados inicialmente em 250 variáveis disponibilizados pelo censo. Guillard-Gonçalves *et al.* (2015) utilizaram uma adaptação da metodologia SoVI para determinar a vulnerabilidade em uma região de Portugal.

Diversos são os parâmetros utilizados para explicar a vulnerabilidade social, independentemente da metodologia utilizada na análise desses parâmetros, em uma determinada área. Entre esses parâmetros estão renda e emprego, idade, raça/etnia, educação, saúde, habitação, segurança alimentar, acesso a serviços públicos e participação social (CUTTER *et al.*, 2003). A depender da área escolhida, a influência de um parâmetro pode ser maior que a outra. Por exemplo, para Cutter *et al.* (2003), que estudou os Estados Unidos, as variáveis mais importantes foram a riqueza da população, idade, seguido da densidade do ambiente construído. Marcelino *et al.* (2006) indicaram que as três variáveis mais importantes para Santa Catarina foram a densidade demográfica seguida da intensidade de pobreza e a população idosa. Para Guillard-Gonçalves *et al.* (2015), que teve como área de estudo Lisboa, Portugal, as variáveis com maior importância foram a população idosa, construções sem esgoto e proporção da população com um estrangeiro.

Hummell *et al.* (2016) aplicaram o modelo desenvolvido por Cutter *et al.* (2003) com dados do censo do IBGE, Ministério da Assistência Social e do Ministério da Saúde, para todo o Brasil, com nível de detalhe de município. Para essa análise, foram consideradas 58 variáveis, permitindo a classificação do país em cinco categorias de vulnerabilidade.

Nascimento Jr e Sant'Anna Neto (2020) desenvolveram um índice de vulnerabilidade social seguindo o modelo de Cutter *et al.* (2003) para a cidade de Santos-SP. Para isso, foram utilizados setores censitários para análise das variáveis, uma vez que é a menor divisão em que os dados dos censos brasileiros são disponibilizados. Ao todo foram analisadas 117 variáveis iniciais, as quais foram utilizadas 77 na geração do modelo. O Índice gerado foi mapeado usando a técnica do desvio padrão em seis classes de vulnerabilidade: muito baixa, baixa, moderada, baixa, moderada alta, alta e muito alta. Torres *et al.* (2021) analisaram a vulnerabilidade e fizeram uma análise de risco no contexto da legislação brasileira para a região metropolitana de São Paulo.

Hummell *et al.* (2016), que estudou o Brasil como um todo, apontaram a pobreza, o desenvolvimento urbano/rural e a migração como as três variáveis de maior influência na vulnerabilidade. Hader *et al.* (2021), que analisaram a cidade de Cubatão- São Paulo, apontaram a densidade demográfica, seguida da população idosa e o índice de pobreza como os parâmetros mais importantes, corroborando Marcelino *et al.* (2006). Nascimento Jr e Sant'Anna Neto (2020), por sua vez, que estudaram a cidade de Santos, São Paulo, indicaram os domicílios sem rendimento mensal nominal per capita, a alfabetização e o gênero e raça como as principais variáveis.

A mídia tem destacado o aumento do número de impactos causados por eventos extremos de alta precipitação e intensidade na região sudeste (CORRÁ, 2023; ARREGUY, 2024). Entre os anos de 1996 a 2020 ao todo ocorreram 950 desastres de origem geológica nas regiões administrativas de Registro, São Paulo, Baixada Santista e São José dos Campos (PASCOTO *et al.*, 2022). Entre esses desastres se encontram as quedas de barreiras, deslizamentos e escorregamentos. Entretanto esse número pode ser maior, uma vez que os autores quantificaram esses desastres em função dos dados disponíveis no site da Defesa Civil do Estado, podendo assim, ter uma subnotificação dessas ocorrências.

A avaliação da vulnerabilidade social em alta resolução espacial, especialmente na escala de setores censitários, bem como a validação desses modelos com dados observados de desastres na região sudeste do estado de São Paulo, evidenciam uma lacuna quanto à disponibilidade de metodologias replicáveis. Este artigo propõe a elaboração de uma carta de vulnerabilidade social para quatro regiões administrativas do estado (São José dos Campos, Baixada Santista, São Paulo e Registro), com base nos dados do Censo Demográfico de 2010 do IBGE, em nível de setor censitário, utilizando os métodos de desvio padrão e de igual contagem no QGIS.

2. Metodologia

O estudo tem como objetivo determinar um índice de vulnerabilidade social a desastres (SoVI) para as regiões administrativas de São Paulo, São José dos Campos, Baixada Santista e Registro, com base na metodologia proposta por Hummell *et al.* (2016), que desenvolveram um índice de vulnerabilidade social para todo o Brasil em nível municipal. Para isso, os autores utilizaram variáveis provenientes do Censo do IBGE de 2010, do Ministério de Assistência Social (2010) e do Ministério da Saúde (2011), totalizando 58 variáveis, das quais 12 foram descartadas após teste de multicolinearidade. Com as 45 variáveis remanescentes, aplicaram Análise Fatorial com extração por componentes principais e rotação ortogonal do tipo Varimax, identificando 10 fatores responsáveis por explicar 67% da variabilidade dos dados. O SoVI foi então obtido pela soma desses fatores para cada município, sem atribuição de pesos diferenciados.

Diferentemente do estudo original, que utilizou dados em escala municipal, esta pesquisa emprega dados do Censo Demográfico de 2010 em nível de setor censitário, permitindo maior detalhamento espacial. Após a exclusão de setores com dados incompletos, foram analisados 38.494 setores.

Foi adotado o Censo Demográfico de 2010 na presente análise, considerando que o inventário de desastres abrange o período de 2000 a 2020 e que a avaliação do risco se fundamenta, em geral, em eventos pretéritos. Nesse contexto, a utilização de dados de vulnerabilidade deve ser compatível com o período de ocorrência dos desastres, de modo a representar adequadamente as condições da população à época dos eventos.

Foram analisadas 13 variáveis: índice de pobreza; moradia; renda feminina; porcentagem de mulheres; população branca; população preta; população parda; população asiática; população indígena; taxa de analfabetismo; menores de 14 anos; idosos; e densidade demográfica.

Para o cálculo do índice de pobreza, expresso pela equação (1), foram utilizadas as variáveis do IBGE referentes aos domicílios particulares sem renda mensal (V01), domicílios particulares com rendimento nominal mensal domiciliar per capita de até 1/8 do salário mínimo (V02) e domicílios particulares com rendimento nominal mensal domiciliar per capita de 1/8 a 1/4 do salário mínimo (V03). A escolha dessas três variáveis deve-se ao fato de que a renda de até 1/4 do salário mínimo equivale a aproximadamente R\$ 330,00/mês (US\$60,50/mês). Essa seleção baseou-se no parâmetro da linha de pobreza, avaliado desde setembro de 2022 em US\$2,15/dia (DIAZ-BONILLA *et al.*, 2022).

$$\text{Índice de pobreza} = V01 + V02 + V03 \quad (1)$$

A análise da moradia buscou identificar as moradias consideradas mais vulneráveis. Para tanto, foram utilizadas as variáveis do IBGE dos “moradores que vivem em domicílios coletivos e particulares” (V04) e “moradores em domicílios permanentes” (V05). Domicílios permanentes são aqueles construídos exclusivamente com a finalidade residencial, podendo ser particular ou coletiva. Moradias coletivas são aquelas em que a relação interpessoal é restrita a normas de subordinação administrativa. Por moradias improvisadas entende-se todas as edificações que não foram projetadas com a finalidade de moradia e são ocupadas como tal (IBGE, 2016). O cálculo do parâmetro moradia por meio da subtração de V05 de V04 (equação 2) permite isolar domicílios coletivos e improvisados, sem gerar valores negativos, uma vez que V05 (domicílios permanentes) é subconjunto de V04 (domicílios coletivos, permanentes e improvisados).

$$\text{Moradia} = V04 - V05 \quad (2)$$

A renda feminina (Equação 3) foi definida pela soma das mulheres sem rendimento e com renda de até ½ salário mínimo, com base nas variáveis V06 e V07, respectivamente, do IBGE.

$$\text{Renda feminina} = V06 + V07 \quad (3)$$

A análise do número das mulheres considerou a relação entre o número de mulheres em cada setor censitário (V08) e o número total de pessoas no setor (V09), conforme equação (4).

$$\text{Porcentagem de mulheres} = V08/V09 \quad (4)$$

A variável cor/raça foi representada pela proporção dos principais grupos populacionais (branca - V10, preta – V11, parda- V12, asiática – V13 e indígena- V14) em relação à população total de cada setor (V09), conforme as Equações (5) a (9).

$$\text{População branca} = V10/V09 \quad (5)$$

$$\text{População preta} = V11/V09 \quad (6)$$

$$\text{População parda} = V12/V09 \quad (7)$$

$$\text{População asiática} = V13/V09 \quad (8)$$

$$\text{População indígena} = V14/V09 \quad (9)$$

A taxa de analfabetismo foi estimada como a proporção de indivíduos não alfabetizados em relação à população total, obtida pela diferença entre o total de habitantes (V09) e a população alfabetizada acima de 15 anos (V15), conforme a Equação (10). Escolheu-se a idade de 15 anos, pois é no ensino fundamental, que deve ser concluído até os 14 anos, que a criança e o adolescente deve ter pleno domínio da leitura e da escrita (Lei nº 9.394, 1996).

$$\text{Taxa de analfabetismo} = (V09 - V15)/V09 \quad (10)$$

A estrutura etária foi representada pelas variáveis “menores de 14 anos” e “idosos”. A primeira foi definida pela proporção de indivíduos com menos de 14 anos (V16) em relação à população total do setor (V09) (Equação 11). A adoção do limite de 14 anos considera que, a partir dessa idade, é possível o ingresso no mercado de trabalho como menor aprendiz (Lei nº 10.097, 2000), o que pode contribuir para maior resiliência em comparação aos indivíduos mais jovens.

$$\text{Menores de 14 anos} = V16/V09 \quad (11)$$

Para a variável Idosos, estabeleceu-se a relação entre a quantidade de pessoas com mais de 60 anos (V17) e a quantidade total de pessoas do setor (V09), conforme a equação (12). A escolha da idade de 60 anos foi feita devido à legislação nacional considerar como pessoas idosas aquelas acima dos 60 anos (Lei nº 10.741, 2003).

$$\text{Idosos} = V17/V09 \quad (12)$$

Por fim, a densidade demográfica foi o último fator determinado. Foi calculado pela razão entre a quantidade de habitantes (V09) pela área do setor censitário, em km² (equação 13).

$$\text{Densidade demográfica} = V09/\text{Área} \quad (13)$$

Todas as 13 variáveis foram normalizadas utilizando a equação (14) para que pudessem ter o mesmo intervalo de valores de 0 a 1.

$$x_n = \frac{(x - x_{\min})}{(x_{\max} - x_{\min})} \quad (14)$$

Em que: X_n = variável n normalizada, x = variável a ser normalizada, $x_{\min}$ = valor mínimo obtido nesse critério entre todos os setores censitários e $x_{\max}$ = valor máximo obtido nesse critério entre todos os setores censitários

O SoVI foi determinado utilizando a técnica de análise de fatores por componentes principais. Por essa razão, o banco de dados contendo as 13 variáveis passou por testes de multicolinearidade e análise de correlação. A redução para 10 variáveis ocorreu devido à baixa correlação resultante da análise fatorial.

A adequação dos dados à análise fatorial foi verificada pelos testes de Bartlett ($p < 0,05$) e KMO (MSA entre 0,5 e 1,0), garantindo a consistência do modelo (HAIR JR. *et al.*, 2014). Em seguida, aplicou-se a análise fatorial por componentes principais, com rotação Varimax, adotando-se como critérios autovalores superiores a 1,0 e variância acumulada mínima de 70%. A interpretação dos fatores baseou-se nas cargas fatoriais mais significativas ($>|0,5|$), sendo que valores positivos indicam aumento da vulnerabilidade e negativos, redução.

Cada fator foi calculado de forma isolada pela equação (14), em que F_n representa o fator para cada setor censitário, W_{P1} é a carga fatorial do fator para uma variável específica, e P_n é a variável de cada setor, determinada pelas equações de (1) a (12), após normalização pela equação (13). Para uma visualização mais clara, cada fator foi mapeado individualmente no QGIS.

$$F_n = W_{P1}P_1 + W_{P2}P_2 + \dots + W_{Pn}P_n \quad (15)$$

Finalmente o SoVI foi calculado pela soma dos valores dos fatores (F) para cada setor censitário (Equação 16). O modelo considerado foi aditivo, ou seja, sem suposição sobre a importância de cada fator na soma total do índice.

$$\text{SoVI} = F_1 + F_2 \dots + F_n \quad (16)$$

A carta de vulnerabilidade foi gerada utilizando duas classificações de vulnerabilidade distintas no GIS: pelo método do desvio padrão e pelo método de igual contagem, ambos com cinco categorias de vulnerabilidade: muito baixa vulnerabilidade, baixa vulnerabilidade, média vulnerabilidade, alta vulnerabilidade e muito alta vulnerabilidade.

Para validar a melhor carta de vulnerabilidade da região, foi realizado um levantamento quantitativo do número de desastres e da quantidade de vítimas fatais associados a cada classe de vulnerabilidade, considerando os eventos ocorridos na área de estudo entre os anos de 1996 e 2020.

3. Área de estudo

A área de estudo compreende na região sudeste do estado de São Paulo, composta pelas áreas administrativas de São José dos Campos, Baixada Santista, Registro e São Paulo, que ocupa em torno de 38.672,7 km², sendo 6,2% (2.417,9 km²) da área da baixada santista, 41,8% (16.174,9 km²) de São José dos Campos, 31,4% (12.131,7 km²) de Registro e 20,6% (7.948,2 km²) de São Paulo (Figura 1). A escolha foi devido a região apresentar 61,4% de todos os desastres de origem geológica que ocorreu no estado de São Paulo, entre os anos de 1996 a 2020 (PASCOTO *et al.*, 2022).

Hummell *et al.* (2016) classificaram a vulnerabilidade dessa área de estudo em diferentes níveis, com predomínio de áreas de média vulnerabilidade, além de regiões com classificações alta (região administrativa de São Paulo), baixa e muito baixa (região administrativa de São José dos Campos). Essa distribuição é corroborada pelo inventário de desastres entre os anos de 1996 e 2020 (Figura 2), elaborado a partir de dados do IPMET (PELLEGRINA, 2011), no qual eventos similares, como deslizamentos e escorregamentos, bem como enchentes, inundações e alagamentos, foram agrupados devido à sobreposição conceitual nos registros.

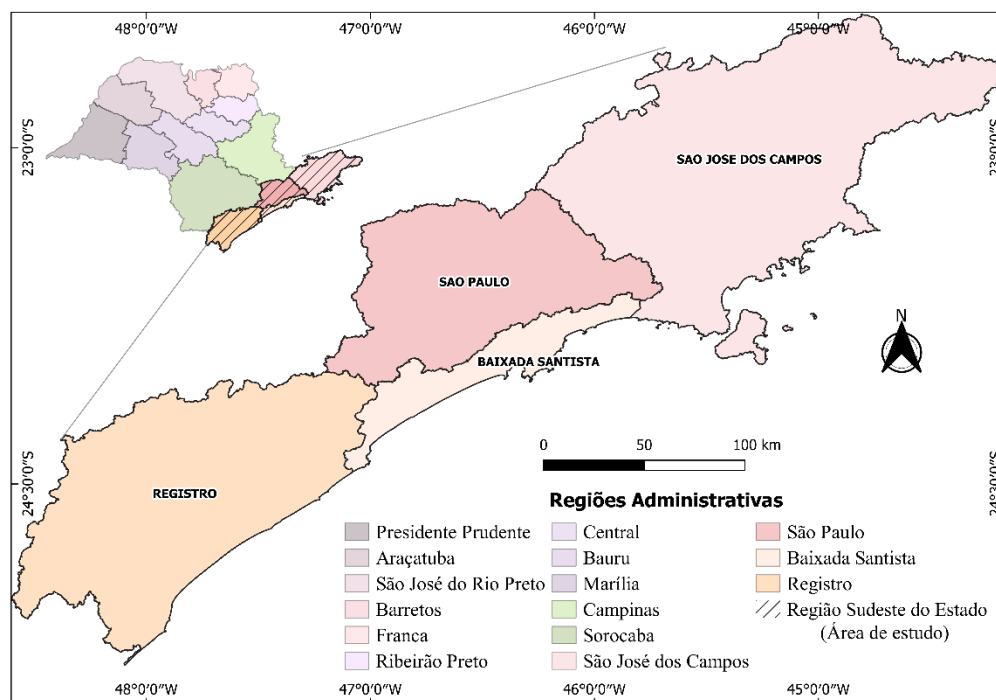


Figura 1 - Área de estudo
Fonte: Elaborada pelos autores (2025)

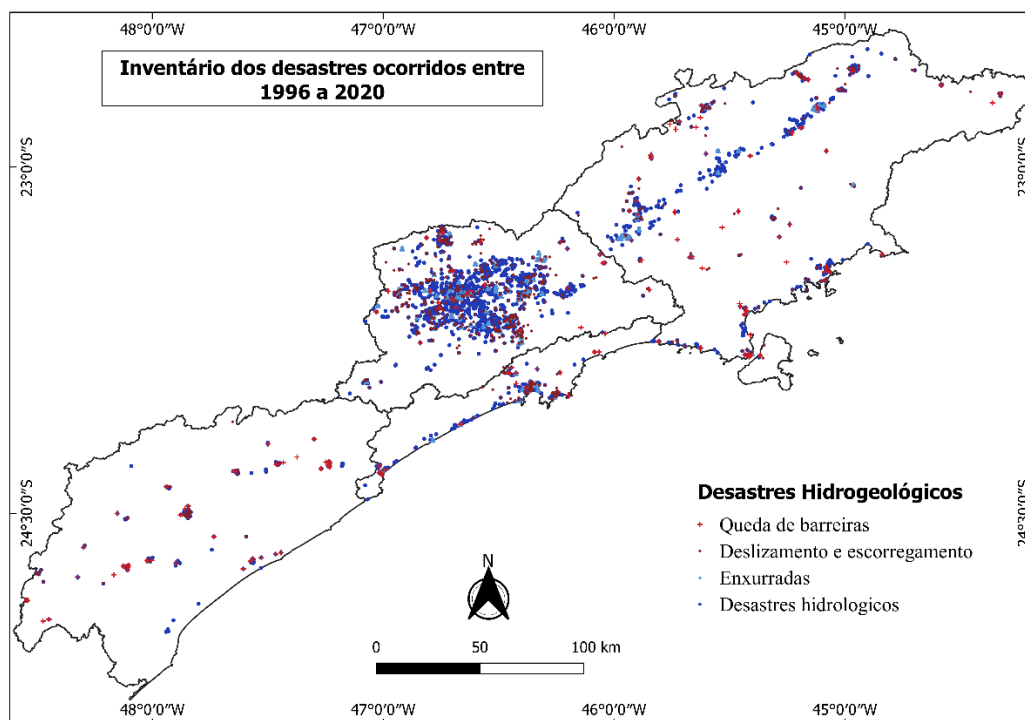


Figura 2 - Inventário dos desastres hidrológicos na área estudada entre os anos de 1996 a 2020
Fonte: Elaborada pelos autores (2025).

4. Resultados e discussões

Inicialmente, realizou-se o teste de multicolinearidade, no qual foram identificadas baixas correlações para as variáveis relacionadas à população asiática, indígena e ao número de mulheres, que, por esse motivo, foram excluídas. A adequação dos dados à análise fatorial foi confirmada pelos testes de Bartlett ($p < 0,001$), indicando significância estatística, e de KMO, que apresentou índice geral de MSA de 0,689 e valor mínimo de 0,545 para a variável moradia (Tabela 1), ambos acima do limite aceitável, evidenciando a viabilidade do modelo (HAIR et al., 1987).

Tabela 1 - Medida de adequabilidade amostral do teste de KMO

Variáveis	MSA
Geral	0,689
Índice de pobreza	0,690
Moradia	0,545
Renda feminina	0,560
População Branca	0,661
População Preta	0,744
População Parda	0,710
Analfabetismo	0,805
Menores de 14 anos	0,702
Idosos	0,848
Densidade demográfica	0,615

Fonte: Elaborada pelos autores (2025)

A definição do número de fatores baseou-se nos autovalores e na variância acumulada (Tabela 2). Os dois primeiros fatores apresentaram autovalores superiores a 1,0, enquanto o terceiro (0,996) mostrou-se próximo ao limite, diferentemente do quarto (0,732). Considerando que os três primeiros fatores explicam 77,6% da variância total, optou-se pela extração dos três primeiros fatores.

Tabela 2 – Autovalores e variância acumulada dos fatores

Fatores	Autovalor	% da variância	Variância acumulada %
1	4,5133	45,133	45,1
2	2,2486	22,486	67,6
3	0,9958	9,958	77,6
4	0,7324	7,324	84,6
5	0,4780	4,780	89,7
6	0,4390	4,390	94,1
7	0,3047	3,047	97,1
8	0,2061	2,061	99,2
9	0,0602	0,602	99,8
10	0,0219	0,219	100,0

Fonte: Elaborada pelos autores (2025)

A Tabela 3 apresenta as cargas fatoriais dos três fatores extraídos. O fator 1 está associado à cor/raça, analfabetismo e idade, com cargas positivas para população preta e parda, analfabetos e menores de 14 anos, e negativas para população branca e idosos. A população de cor preta e parda, representando cerca de 38,03% da população total da área de estudo, pode ser mais vulnerável devido à falta de acesso a recursos para recuperação de perdas em caso de desastres e para mitigação dos riscos. A maior vulnerabilidade desses grupos relaciona-se a desigualdades no acesso a recursos e à marginalização social (CUTTER et al., 2003; KOKS et al., 2015). O analfabetismo reduz a capacidade de resposta a desastres, dificultando a compreensão de alertas (PINHO et al., 2019; SAITO, 2011), enquanto menores de 14 anos apresentam maior vulnerabilidade frente a esses eventos (LIU et al., 2002; UNITED NATIONS, 2015).

Tabela 3 - Cargas fatoriais dos fatores extraídos

Variável	Componente			Singularidade
	1	2	3	

Índice de pobreza		0,788		0,3005
Moradia		0,947		0,0958
Renda feminina		0,975		0,0362
População Branca	-0,882			0,1901
População Preta	0,573			0,5229
População Parda	0,892			0,1832
Analfabetismo	0,846			0,2555
Menores de 14 anos	0,874			0,1953
Idosos	-0,787			0,3312
Densidade demográfica			0,920	0,1317

Fonte: Elaborada pelos autores (2025)

O fator 2 está associado à renda e à habitação da população. O índice de pobreza, a situação habitacional e a renda das mulheres contribuem positivamente para esse fator. Isso indica que um aumento desses parâmetros amplia a vulnerabilidade do setor. Pessoas com renda mais baixa tendem a ser menos resilientes aos impactos dos desastres do que aquelas com maior renda. Além disso, indivíduos de baixa renda enfrentam maiores dificuldades para acessar recursos destinados à prevenção (NEUMAYER E PLÜMPER, 2007; PINHO *et al.*, 2019; SAITO, 2011). No que diz respeito à renda das mulheres, em 2019, os salários femininos foram, em média, 77,7% dos salários masculinos (IBGE, 2020). Portanto, as mulheres geralmente encontram mais obstáculos para se recuperar dos desastres, além de estarem mais vulneráveis. A condição habitacional também está relacionada à vulnerabilidade do local. Habitações precárias influenciam no potencial de ocorrência de desastres, seja pela falta de infraestrutura ou pela localização inadequada (MARQUES *et al.*, 2020).

O fator 3 está estritamente relacionado à densidade demográfica, de forma positiva. Isso significa que quanto maior a densidade demográfica, maior é a vulnerabilidade do local. Uma densidade demográfica elevada pode dificultar um eventual processo de evacuação em caso de desastres e geralmente resulta em um maior número de afetados (ALVINO-BORBA *et al.*, 2020).

Os três fatores foram equalizados (equações 17, 18 e 19) e espacializados, segundo a Figura 3. A Figura 3a ilustra o fator 1 (cor e raça, analfabetismo e idade), a Figura 3b representa o fator 2 (renda e moradia) e a Figura 3c descreve o fator 3 (densidade demográfica). As cinco classes de vulnerabilidade para cada fator foram divididas em porções iguais: 0 a 0,2; 0,2 a 0,4; 0,4 a 0,6; 0,6 a 0,8; e 0,8 a 1,0.

$$\text{Fator 1} = -0,882 * \text{População Branca} + 0,573 * \text{População preta} + 0,892 * \text{População parda} + 0,846 * \text{Analfabetismo} + 0,874 * \text{Menores de 14 anos} - 0,787 * \text{Idosos} \quad (17)$$

$$\text{Fator 2} = 0,788 * \text{Índice de pobreza} + 0,947 * \text{Moradia} + 0,975 * \text{Renda feminina} \quad (18)$$

$$\text{Fator 3} = 0,920 * \text{Densidade demográfica} \quad (19)$$

Ao comparar os três fatores, observa-se que os fatores 2 e 3 indicam maior vulnerabilidade da população, com mais de 85% da área apresentando valores entre 0,8 e 1 (Tabela 4), enquanto o fator 1 aponta menor vulnerabilidade na área estudada, com mais de 65% da área apresentando valores de até 0,4 (Tabela 4). Isso pode estar relacionado ao alto e negativo valor da carga fatorial da população branca (-0,882), uma vez que a população branca é a mais numerosa. A carga negativa da população idosa (-0,787) também contribui para que esse fator tenha valores mais baixos de vulnerabilidade.

Os três fatores foram combinados conforme a equação (16) para obter o SoVI. O SoVI foi espacializado para gerar a carta de vulnerabilidade utilizando duas formas distintas de dividir as cinco classes: uma utilizando o método do desvio padrão (Figura 4) e outra através do método da igual contagem (Figura 5).

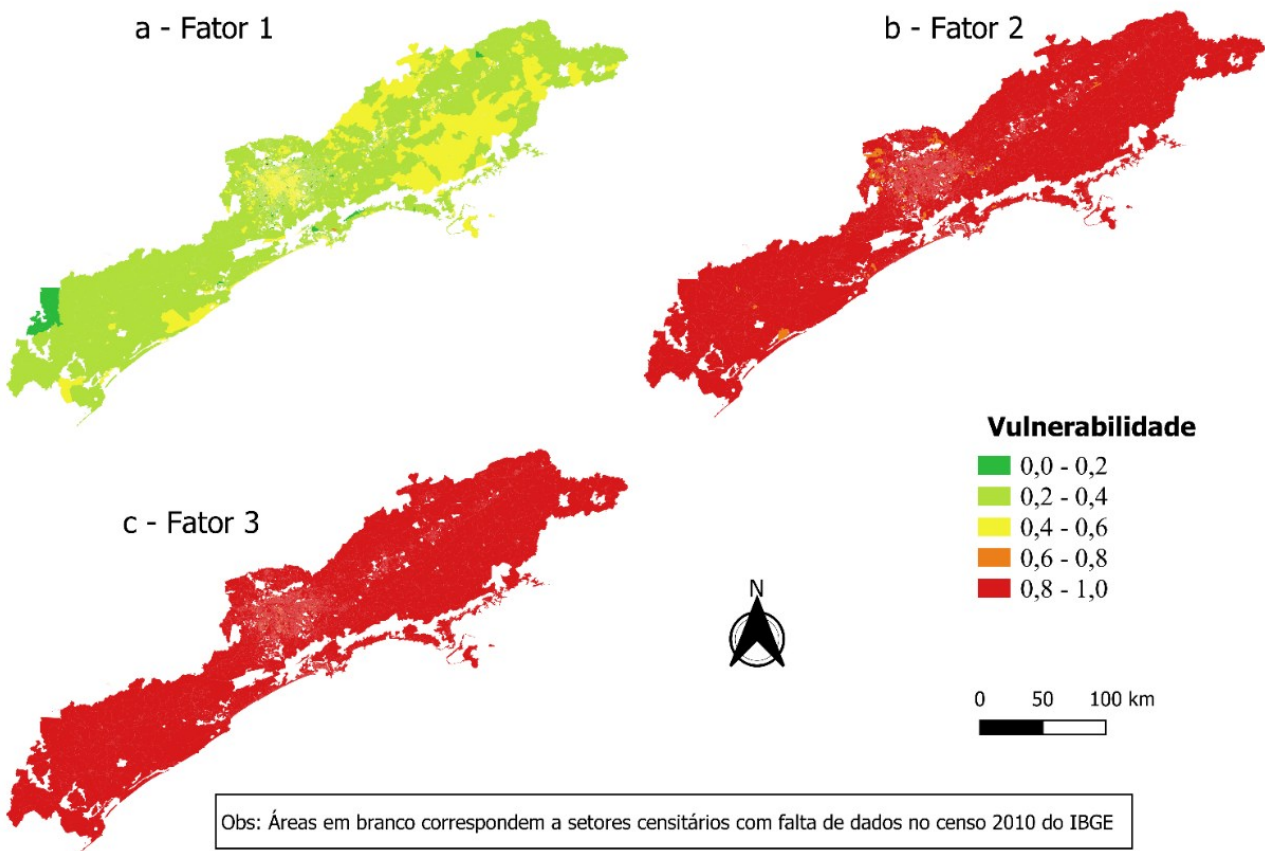


Figura 3 - Distribuição geográfica dos fatores individuais do Índice de Vulnerabilidade Social (SoVI)
Fonte: Elaborada pelos autores (2025)

Tabela 4 – Áreas classificadas em função da vulnerabilidade para cada fator

Vulnerabilidade	Fator 1		Fator 2		Fator 3	
	Área		Área		Área	
	Km ²	%	Km ²	%	Km ²	%
0-0,2	653,98	1,69%	2,43	0,01%	0,03	0,00%
0,2-0,4	25.823,83	66,78%	4,40	0,01%	2,79	0,01%
0,4-0,6	7.797,94	20,16%	21,05	0,05%	9,10	0,02%
0,6-0,8	6,31	0,02%	427,56	1,11%	73,03	0,19%
0,8-1	0,05	0,00%	33.826,69	87,47%	34.197,18	88,43%
Sem classificação	4.390,58	11,35%	4.390,59	11,35%	4.390,58	11,35%
Total	38.672,7	100,00%	38.672,7	100,00%	38.672,7	100,00%

Fonte: Elaborada pelos autores (2025)

No método do desvio padrão (Figura 4), a variação do índice gerado é levada em consideração para a classificação nas cinco classes de vulnerabilidade de forma mais rigorosa. Isso porque esse método de classificação mostra como os valores de vulnerabilidade de um setor censitário veriam em relação ao valor médio de vulnerabilidade da área toda. Assim, observa-se na carta uma extensa área classificada como de alta e muito alta vulnerabilidade (66,13% e 5,69%, respectivamente), enquanto as classes de vulnerabilidade muito baixa e baixa são pouco representadas na carta (Tabela 5).

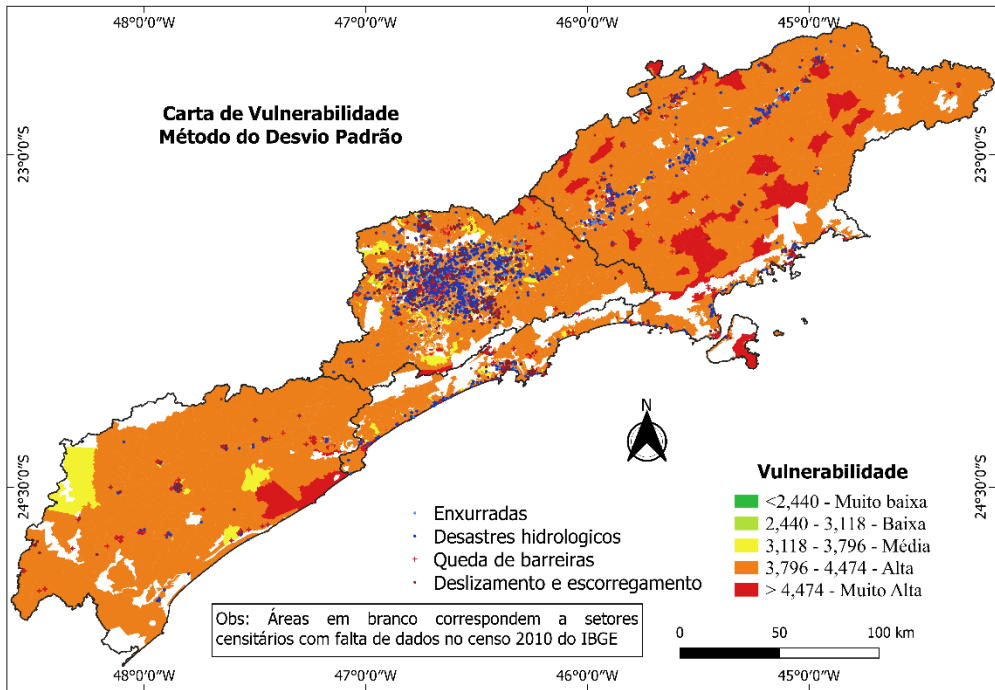


Figura 4 – Carta de vulnerabilidade pelo método do desvio padrão para a área de estudo, por setor censitário.
Fonte: Elaborada pelos autores (2025)

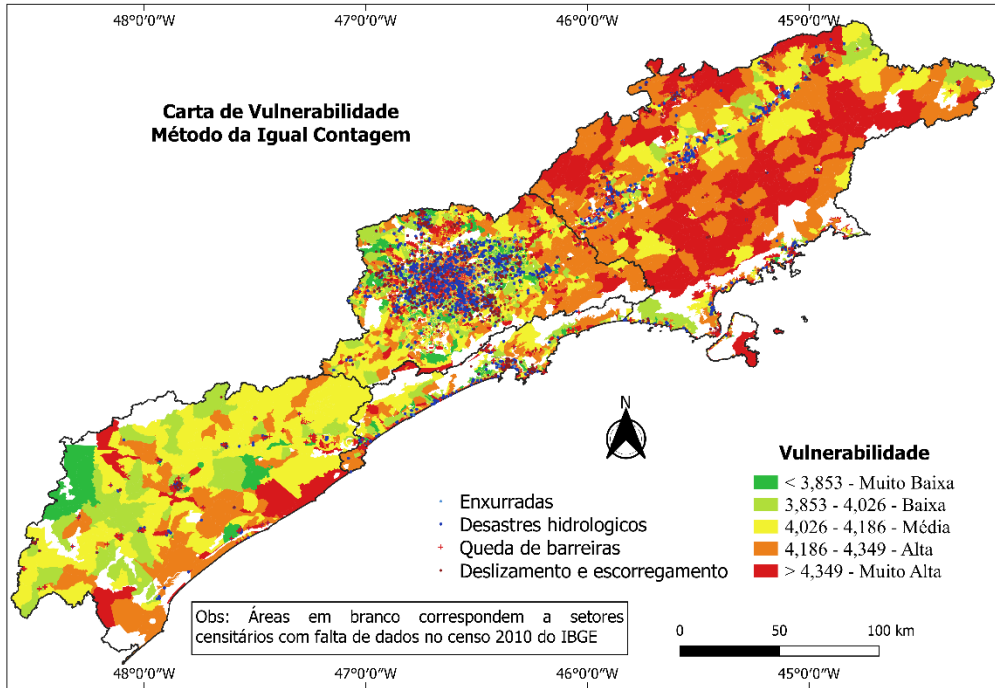


Figura 5 – Carta de vulnerabilidade pelo método da igual contagem para a área de estudo, por setor censitário.
Fonte: Elaborada pelos autores (2025)

Tabela 5 – Métrica das cartas desenvolvidas em relação ao números de desastres e de vítimas fatais

Vulnerabilidade	Área		Número de desastres		Vítimas Fatais	
	Desvio Padrão	Igual Contagem	Desvio Padrão	Igual Contagem	Desvio Padrão	Igual Contagem
Muito Baixa	0,01%	4,79%	0,03%	12,09%	0,00%	14,23%
Baixa	0,04%	12,98%	0,49%	18,49%	2,66%	12,52%
Média	28,13%	30,07%	8,33%	21,69%	6,64%	13,66%
Alta	66,13%	30,03%	79,68%	20,78%	75,52%	26,57%
Muito Alta	5,69%	22,13%	11,47%	26,95%	15,18%	33,02%

Fonte: Elaborada pelos autores (2025)

A análise com a sobreposição do inventário dos desastres possibilitou a observação de que grande parte das ocorrências aconteceram nas regiões de alta vulnerabilidade (79,68%) e de muito alta vulnerabilidade (11,47%). As regiões de baixa, muito baixa e média vulnerabilidade somam juntas 8,85% das ocorrências dos desastres (Tabela 5). Isso sugere que a carta é capaz de retratar adequadamente a vulnerabilidade da região.

No método da igual contagem (Figura 5), ao contrário do método anterior que leva em consideração o SoVI, as classes de vulnerabilidade foram divididas de forma que cada uma delas tivesse a mesma quantidade de setores censitários. No entanto, este método não garantiu uma igualdade de áreas para cada classe, uma vez que cada setor possui um tamanho distinto. Assim, as áreas classificadas como de muito baixa e baixa vulnerabilidade representam, respectivamente, 4,79% e 12,98%. As áreas classificadas como de média vulnerabilidade representam 30,07%, enquanto as de alta e muito alta vulnerabilidade representam 30,03% e 22,13%, respectivamente. Observa-se nesta carta uma distribuição das áreas muito mais ampla do que a apresentada no anterior, onde 66,13% da área foi classificada em uma única classe de vulnerabilidade (Tabela 5).

Em relação a quantidade de desastres ocorrido em cada classe de vulnerabilidade, nesse método, muito baixa, baixa e média vulnerabilidade possuem 12,09%, 18,49% e 21,69% das ocorrências dos desastres, respectivamente. Adicionalmente, as áreas classificadas como alta e muito alta possuem 20,78% e 26,95% (Tabela 5). Apesar da classe de alta vulnerabilidade ter registrado o maior número de incidências, as demais classes apresentam uma distribuição mais ampla dos desastres, o que pode indicar uma limitação na utilização desta carta.

Este método também resulta em uma carta que difere da carta de vulnerabilidade proposto por Hummell *et al.* (2016). Ainda que não se espere uma correspondência exata entre os resultados, buscava-se uma carta que corroborasse com o proposto por esses autores, o que foi alcançado com a carta da Figura 4. Isso se deve ao fato de que este estudo abrange uma área menor e, consequentemente, oferece um nível mais detalhado de análise, uma vez que foram utilizados dados do censo do IBGE de 2010 por setores censitários, ao invés de dados das cidades como proposto no estudo anterior.

Também foi analisado o método do desvio padrão com a sobreposição da quantidade de vítimas fatais desses desastres (Figura 6). No período analisado, os desastres resultaram em 527 vítimas fatais. Dessas, 90,7% aconteceram em locais classificados como alta e muito alta vulnerabilidade (Tabela 5). As vítimas fatais dos desastres concentraram-se, em sua grande maioria, na região da Grande São Paulo.

A sobreposição das vítimas fatais foi também realizada para o método de contagem igual (Figura 7). Ao contrário da carta de vulnerabilidade feito por desvio padrão, no método de igual contagem, apesar das regiões classificadas como alta e muito alta possuírem as maiores quantidades de vítimas fatais (59,59%), é possível observar que as classes de baixa e muito baixa vulnerabilidade, apresentaram uma quantidade significativa de vitimas (26,75%, Tabela 5), o que também reforça a indicação do método de desvio padrão como o mais apropriado para o desenvolvimento da carta.

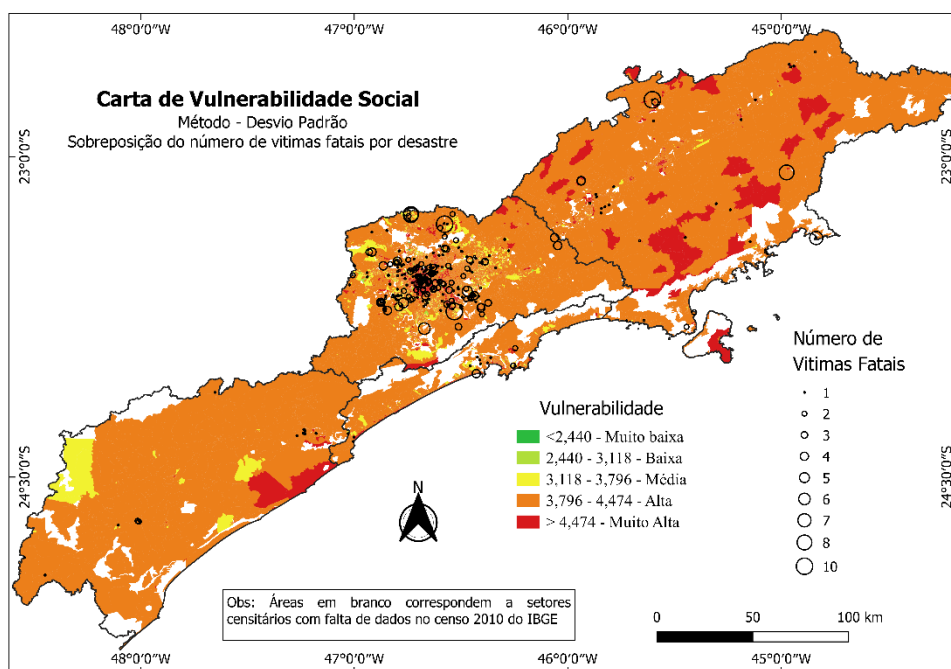


Figura 6 – Carta de vulnerabilidade pelo método do desvio padrão para a área de estudo, por setor censitário, com a sobreposição do número de vítimas fatais dos desastres.

Fonte: Elaborada pelos autores (2025)

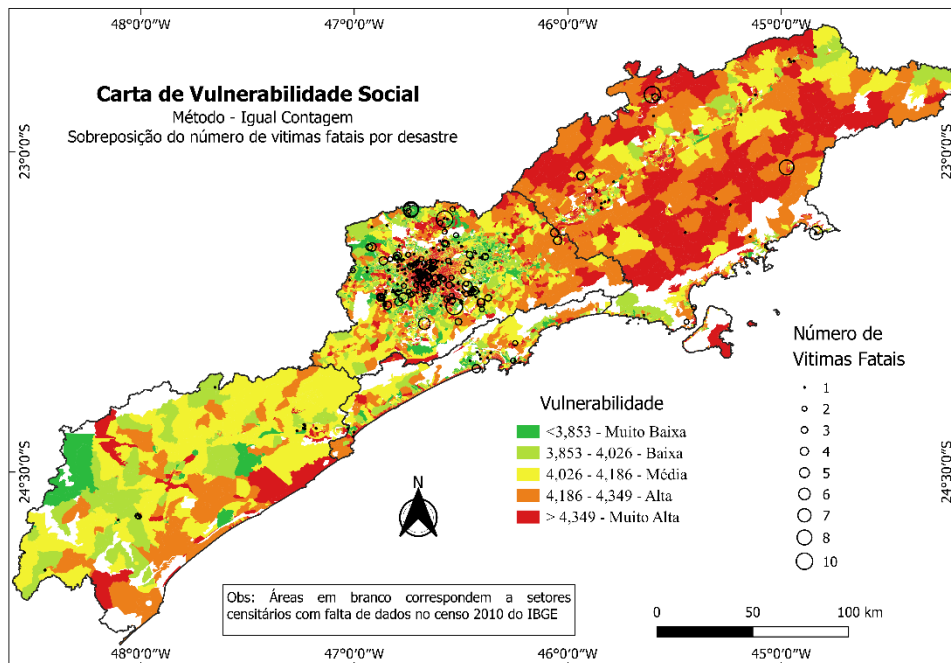


Figura 7 – Carta de vulnerabilidade pelo método da igual contagem para a área de estudo, por setor censitário, com a sobreposição do número de vítimas fatais dos desastres.

Fonte: Elaborada pelos autores (2025)

5. Considerações finais

O presente estudo visou a identificação de áreas de elevada vulnerabilidade social a desastres naturais nas regiões administrativas de São José dos Campos, São Paulo, Baixada Santista e Registro. Para tal, a análise baseou-se nos dados do Censo Demográfico do IBGE de 2010 e empregou a Análise Fatorial por Componentes Principais, uma ferramenta metodológica já consolidada para esse fim.

A metodologia resultou na geração de duas cartas de vulnerabilidade. A carta gerada pelo método do desvio padrão foi considerada a mais adequada para as áreas analisadas, evidenciando maior compatibilidade tanto com estudos prévios quanto com o inventário de desastres naturais ocorridos na região, em contraste com a carta elaborada pelo método da igual contagem. Observou-se que o método da igual contagem promoveu uma distorção significativa entre o nível de vulnerabilidade mapeado e a realidade dos desastres. Por exemplo, na Região Administrativa de São José dos Campos, as áreas classificadas como alta e muito alta vulnerabilidade não corresponderam aos locais de maior incidência de desastres, que, conforme o inventário, se concentraram em zonas de média vulnerabilidade. Similarmente, na Região Administrativa de São Paulo, a carta de igual contagem classificou como muito baixa, baixa e média vulnerabilidade diversas áreas com alta ocorrência de desastres. Por outro lado, a carta gerada pelo desvio padrão demonstrou maior precisão, classificando estas mesmas áreas como de média e alta vulnerabilidade, alinhando-se de forma mais consistente ao inventário. Em face desses resultados, os autores recomendam enfaticamente que, para a espacialização de cartas de vulnerabilidade no contexto da região estudada, seja adotado o método do desvio padrão.

A relevância desta avaliação reside no seu potencial em subsidiar os governos locais e regionais, fornecendo uma ferramenta essencial para o direcionamento estratégico de recursos financeiros e ações de atenção especial às áreas de maior vulnerabilidade, minimizando os potenciais danos decorrentes dos impactos das mudanças climáticas na região.

Agradecimentos

Os autores agradecem à CAPES pela bolsa de doutorado concedida ao primeiro autor.

Referências

- Alvino-Borba, A., Guerra, P. M., Moreira, L. A. G., Sacht, H. M., Almeida, J. A., & Mata-Lima, H. (2020). Desastres Naturais No Brasil E No Mundo: Uma Análise Holística Com Ênfase Nos Impactos Dos Eventos Hidrológicos E Meteorológicos/Natural Disasters in Brazil and Over the World: an Analysis Emphasizing Hydrological and Meteorological Events. *Brazilian Journal of Development*, 6(9), 73718–73740. <https://doi.org/10.34117/bjdv6n9-724>
- Arreguy, J. (2024, fevereiro 18). *Como está São Sebastião 1 ano após a tragédia provocada pelas chuvas*. Jornal Metrópoles.
- Corrá, D. (2023). *Deslizamento de terra que devastou Caraguatatuba completa 50 anos*. G1 - Vale do Paraíba. <https://g1.globo.com/sp/vale-do-paraiba-regiao/noticia/2017/03/deslizamento-de-terra-que-devastou-caraguatatuba-completa-50-anos.html>
- Cutter, S. L., Boruff, B. J., & Shirley, W. L. (2003). Social vulnerability to environmental hazards. *Social Science Quarterly*, 84(2), 242–261. <https://doi.org/10.1111/1540-6237.8402002>
- Diaz-Bonilla, C., Sabatino, C., Wu, H., & Nguyen, M. C. (2022). October 2022 Update to the Multidimensional Poverty Measure. *Global Poverty Monitoring Technical Note*, 26(October). <https://doi.org/10.1596/38203>
- Greve, P., Gudmundsson, L., & Seneviratne, S. I. (2018). Regional scaling of annual mean precipitation and water availability with global temperature change. *Earth System Dynamics*, 9(1), 227–240. <https://doi.org/10.5194/esd-9-227-2018>
- Guillard-Gonçalves, C., Cutter, S. L., Emrich, C. T., & Zêzere, J. L. (2015). Application of Social Vulnerability Index (SoVI) and delineation of natural risk zones in Greater Lisbon, Portugal. *Journal of Risk Research*, 18(5), 651–674. <https://doi.org/10.1080/13669877.2014.910689>
- Hader, P.R.P.; Reis, F.A.G.V.; Peixoto, A.S.P. Landslide risk assessment considering socionatural factors: methodology and application to Cubatão municipality, São Paulo, Brazil. *Natural Hazards* 110 (2), 1273-1304, 2022.

-
- Hair, J. F., Anderson, R. E., & Tatham, R. L. (1987). *Multivariate data analysis with readings* (2° ed). Collier Macmillan.
- Hair Jr., J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2014). *Multivariate Data Analysis (MVDA). Em Pharmaceutical Quality by Design: A Practical Approach* (7° ed). Pearson. <https://doi.org/10.1002/9781118895238.ch8>
- Hummell, B. M. de L., Cutter, S. L., & Emrich, C. T. (2016). Social Vulnerability to Natural Hazards in Brazil. *International Journal of Disaster Risk Science*, 7(2), 111–122. <https://doi.org/10.1007/s13753-016-0090-9>
- Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). (2016). *Metodologia do censo demográfico de 2010* (2° ed).
- Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). (2020). *Pesquisa nacional por amostra de domicílio contínua - 2019*.
- IPCC. *Climate Change 2022: Impacts, Adaptation and Vulnerability*. Cambridge: Cambridge University Press, 2022.
- Koks, E. E., Jongman, B., Husby, T. G., & Botzen, W. J. W. (2015). Combining hazard, exposure and social vulnerability to provide lessons for flood risk management. *Environmental Science and Policy*, 47, 42–52. <https://doi.org/10.1016/j.envsci.2014.10.013>
- Lei nº 9.394, de 20 de dezembro de 1996 (1996, 21 de dezembro). Estabelece as diretrizes e bases da educação nacional. Presidência da República. https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/l9394.htm
- Lei nº 10.741, de 1° de outubro de 2003 (2003, 2 de outubro). Dispõe sobre o Estatuto da Pessoa Idosa e dá outras providências. Presidência da República. [https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/2003/l10741.htm#:~:text=LEI No 10.741%2C DE 1º DE OUTUBRO DE 2003.&text=Dispõe sobre o Estatuto do Idoso e dá outras providências.&text=Art.,a 60 \(sessenta\) anos](https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/2003/l10741.htm#:~:text=LEI No 10.741%2C DE 1º DE OUTUBRO DE 2003.&text=Dispõe sobre o Estatuto do Idoso e dá outras providências.&text=Art.,a 60 (sessenta) anos)
- Lei nº 10.097, de 19 de dezembro de 2000 (2000, 20 de dezembro). Altera dispositivos da Consolidação das Leis do Trabalho – CLT, aprovada pelo Decreto -Lei nº 5.452, de 1° de julho de 1943. Presidência da República. https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/l10097.htm
- Liu, X., Yue, Z. Q., Tham, L. G., & Lee, C. F. (2002). Empirical assessment of debris flow risk on a regional scale in Yunnan province, Southwestern China. *Environmental Management*, 30(2), 249–264. <https://doi.org/10.1007/s00267-001-2658-3>
- Marcelino, E. V., Nunes, L. H., & Kobiyama, M. (2006). Mapeamento De Risco De Desastres Naturais Do Estado De Santa Catarina. *Caminhos de Geografia*, 7(17), 72–84.
- Marques, J. M. da R., Queiroz de Lima, J. S., & Santos, J. D. O. (2020). Fragilidade ambiental, vulnerabilidade social e riscos de desastres no baixo curso do rio Maranguapinho, Fortaleza-Ceará-Brasil. *Territorium*, 27(27(I)), 25–35. https://doi.org/10.14195/1647-7723_27-1_3
- Nascimento JR, L., Sant’Anna Neto, J. L. (2020). Índice De Vulnerabilidade Social. *Revista de Geociências do Nordeste*, 6, 8.
- Neumayer, E., Plümper, T. (2007). The gendered nature of natural disasters: The impact of catastrophic events on the gender gap in life Expectancy, 1981-2002. *Annals of the Association of American Geographers*, 97(3), 551–566. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8306.2007.00563.x>
- Pascoto, T. V., Rodrigues, J., & Peixoto, A. S. P. (2022). Carta de Suscetibilidade Geomorfológica a Movimentos de Massa para as Regiões Administrativas de São Paulo , São José dos Campos , Baixada Santista e Registro. *VIII Conferencia Brasileira sobre Estabilidade de Encostas*, 1, 212.
- Pellegrina, G. J. (2011). *Proposta de um procedimento metodológico para o estudo de problemas geoambientais com base em banco de dados de eventos atmosféricos severos* [Dissertação]. Universidade Estadual Paulista.

-
- Pinho, G. M., Oliveira, L. C., Rocha, M. de M., & Barros, A. P. B. G. (2019). Mapeamento da Vulnerabilidade de Evacuação em Caso de Desastres Naturais Empregando a Sintaxe Espacial. *Revista Brasileira de Cartografia*, 71(2), 328–366. <https://doi.org/10.14393/rbcv71n2-45150>
- Saito, S. M. (2011). *Dimensão Socioambiental Na Gestão De Risco Dos Assentamentos Precários Do Maciço Do Morro Da Cruz, Florianópolis - Sc*. Universidade Federal de Santa Catarina.
- Sandes, M. DOS S. **Mapeamento de risco de movimentos de massa em corredores rodoviários: estudo de caso na BR-116 entre os municípios de Jacareí e Queluz (SP)**. Dissertação (Mestrado). Universidade Estadual Paulista (Unesp), Faculdade de Engenharia de Bauru, 2023.
- Torres, P. H. C., Gonçalves, D. A., Collaço, F. M. de A., Dos Santos, K. L., Canil, K., de Sousa Júnior, W. C., & Jacobi, P. R. (2021). Vulnerability of the São Paulo macro metropolis to droughts and natural disasters: Local to regional climate risk assessments and policy responses. *Sustainability (Switzerland)*, 13(1), 1–16. <https://doi.org/10.3390/su13010114>
- United Nations, UN. (2015). Sendai Framework for Disaster Risk Reduction 2015-2030. Em *Third United Nations World Conference on Disaster Risk Reduction*. Sendai.
- United Nations Office for Disaster Risk Reduction (UNDRR). *Global Assessment Report on Disaster Risk Reduction 2022: Our World at Risk: Transforming Governance for a Resilient Future*. Geneva: UNDRR, 2022.
- USAID. (2023). *Disasters year in Review 2022*. 70, 2.