

ELABORAÇÃO DE UM ÍNDICE DE VULNERABILIDADE ÀS MUDANÇAS CLIMÁTICAS PARA OS MUNICÍPIOS BRASILEIROS¹

Davi Winder Catelan, Vinicius de Almeida Vale; Kênia Barreiro de Souza

RESUMO

A extensão e a diversidade do território brasileiro fazem com que tanto os impactos, quanto a vulnerabilidade regional às mudanças climáticas, sejam heterogêneos no espaço. Nesse contexto, este estudo tem como objetivo avaliar a vulnerabilidade às mudanças climáticas nos municípios brasileiros e identificar os seus fatores determinantes. Para tal, propõem-se a elaboração de um Índice de Vulnerabilidade às Mudanças Climáticas Municipal a partir da definição de vulnerabilidade proposta pelo IPCC, que inclui três componentes: sensibilidade, exposição e capacidade adaptativa. Para a construção do Índice, este estudo utiliza dados socioeconômicos, de segurança, agrícolas, climáticos, de saúde e territoriais e emprega o método de análise fatorial. Além disso, utiliza-se a análise exploratória de dados espaciais para averiguar a existência de padrões de associação espacial no Índice e nos seus componentes. Verificou-se que as UF's das regiões Norte e Nordeste concentram os municípios mais vulneráveis às mudanças do clima, enquanto as UF's do Sul, Sudeste e o Distrito Federal concentram os menos vulneráveis. A principal causa da vulnerabilidade nos municípios do Nordeste é a baixa capacidade adaptativa, enquanto nos municípios da Região Norte é a elevada exposição.

Palavras-chave: Vulnerabilidade às Mudanças Climáticas. Análise Fatorial. Capacidade Adaptativa. Exposição. Sensibilidade.

ABSTRACT

The extension and diversity of the Brazilian territory mean that both the impacts and regional vulnerability to climate change are heterogeneous across space. In this context, this study aims to assess vulnerability to climate change in Brazilian municipalities and identify its determining factors. To this end, we propose the development of a Municipal Climate Change Vulnerability Index based on the definition of vulnerability proposed by the IPCC, which includes three components: sensitivity, exposure, and adaptive capacity. To construct the Index, this study uses socioeconomic, security, agricultural, climate, health and territorial data and employs the factor analysis method. Furthermore, exploratory spatial data analysis is used to investigate the existence of spatial association patterns in the Index and its components. It was found that the UF's in the North and Northeast regions concentrate the municipalities most vulnerable to climate change, while the FUs in the South, Southeast and the Federal District concentrate the least vulnerable. The main cause of vulnerability in municipalities in the Northeast is low adaptive capacity, while in municipalities in the North Region it is high exposure.

Key-words: Climate Change Vulnerability. Factor Analysis. Adaptive Capacity; Exposure. Sensitivity.

¹ Os autores agradecem o financiamento do CNPq 408904/2021-6 e 409833/2022-3.

1 INTRODUÇÃO

O crescente interesse de pesquisadores e formuladores de política nas mudanças climáticas reflete a progressiva compreensão dos impactos adversos desse fenômeno na sociedade e no meio ambiente. As alterações no padrão de precipitação e de temperatura, por exemplo, tendem a causar tanto efeitos diretos, como secas, inundações e geadas, quanto efeitos indiretos, como migrações e proliferação de doenças (SANTOS et al., 2019).

A literatura aponta um conjunto de fatores sociais, econômicos, ambientais e tecnológicos como determinantes do grau de vulnerabilidade às mudanças climáticas (VINCENT, 2004; DERESSA; HASSAN; RINGLER, 2008; CONFALONIERI et al., 2014; JHA; GUNDIMEDA, 2019). Além disso, destaca a importância de se considerar o aspecto regional dessa vulnerabilidade (BROOKS; ADGER; KELLY, 2005; MALONE; ENGLE, 2011). Segundo Malone e Engle (2011), mesmo países desenvolvidos podem ter comunidades altamente vulneráveis, o que impõe a necessidade de se analisar o tema de forma desagregada, considerando dados locais. Nesse contexto, o uso de índices é frequentemente empregado para avaliar a vulnerabilidade de populações e territórios às mudanças climáticas, o que permite a comparação entre diferentes regiões (VINCENT, 2004; MALONE; ENGLE, 2011; MENEZES et al., 2018).

Alguns índices foram desenvolvidos para avaliar a vulnerabilidade às mudanças climáticas no Brasil (CONFALONIERI; MARINHO; RODRIGUEZ, 2009; TORRES et al., 2012) e nas suas sub-regiões, como na Região Nordeste (CONFALONIERI et al. 2014), nas UF's de Minas Gerais (BARBIERI et al., 2015, QUINTÃO et al., 2017), Amazônia (MENEZES et al. 2018), Espírito Santo (SANTOS et al., 2019), Maranhão (VOMMARO; MENEZES; BARATA, 2020) e Rio de Janeiro (BARATA; CONFALONIERI, 2011). Em suma, essa literatura mostra que as localidades com menores níveis de desenvolvimento socioeconômico, maior incidência de desastres ambientais e piores projeções climáticas são as mais vulneráveis às mudanças climáticas.

O Brasil se destaca como um país bastante suscetível às alterações climáticas e isso está associado à sua grandeza populacional e territorial, características geoclimáticas e elevados níveis de desigualdade social e pobreza (CONFALONIERI; MARINHO; RODRIGUEZ, 2009). Essa vulnerabilidade, por sua vez, se manifesta de forma heterogênea no território brasileiro, refletindo as diferentes características socioeconômicas, ambientais e climáticas (CONFALONIERI; MARINHO; RODRIGUEZ, 2009). Como consequência, conforme discutem Deressa, Hassan e Ringler (2008), Jha e Gundimeda (2019) e Vommaro, Menezes e Barata (2020), as políticas de mitigação e adaptação às mudanças climáticas dependem de informações sobre os níveis de vulnerabilidade local, pois esse conhecimento pode auxiliar na identificação das regiões mais vulneráveis e no direcionamento de recursos e de políticas específicas (DERESSA; HASSAN; RINGLER, 2008; JHA; GUNDIMEDA, 2019; VOMMARO; MENEZES; BARATA, 2020).

Nesse contexto, o objetivo deste estudo é avaliar a vulnerabilidade às mudanças climáticas nos municípios brasileiros e identificar os seus fatores determinantes. Para tal, propõem-se a elaboração de um Índice de Vulnerabilidade às Mudanças Climáticas Municipal (IVMC-M) a partir da definição de vulnerabilidade proposta pelo IPCC (2001), que inclui três componentes: sensibilidade, exposição e capacidade adaptativa. Para a construção do Índice, este estudo utiliza dados socioeconômicos, de segurança, agrícolas, climáticas, de saúde e territoriais e emprega o método de análise fatorial. Além disso, utiliza-se a análise exploratória de dados espaciais para averiguar a existência de padrões de associação espacial no IVMC-M e nos componentes de capacidade adaptativa, sensibilidade e exposição.

Desse modo, este estudo busca contribuir para a formulação de políticas de mitigação e adaptação mapeando os municípios mais vulneráveis aos impactos das mudanças climáticas

e identificando os fatores explicativos. Além disso, espera-se que este trabalho colabore para o aperfeiçoamento e a disseminação dos estudos no tema ao propor um índice de vulnerabilidade às mudanças climáticas e ao apresentar novas evidências sobre o tema.

2 REVISÃO DE LITERATURA

Vulnerabilidade às mudanças climáticas é um termo difuso na literatura, não obstante, como argumentam Ford e Smit (2004), há certo consenso de que essa vulnerabilidade está associada à suscetibilidade de um sistema aos danos atrelados a um ou mais estímulos climáticos. Em geral, a literatura acomoda um conjunto de perspectivas que transitam entre abordagens biofísicas e socioeconômicas.

Na abordagem biofísica, a vulnerabilidade às mudanças climáticas é determinada pela natureza do evento físico ao qual o sistema humano está exposto, a probabilidade ou frequência de ocorrência do evento, a extensão da exposição humana e a sensibilidade do sistema aos impactos dos eventos climáticos (BROOKS, 2003; FORD; SMIT, 2004; DERESSA; HASSAN; RINGLER, 2008). Nesse sentido, o papel do sistema humano na modificação do evento é limitado e o foco é predominantemente no próprio evento, em termos de amplitude, frequência, velocidade e distribuição geográfica. Essa abordagem investiga os impactos finais que determinado distúrbio ambiental causa nos sistemas sociais e biológicos, desconsiderando a capacidade de resposta da sociedade a esses eventos de forma antecipada ou reativa (BROOKS, 2003; MARTINS; FERREIRA, 2012). Assim, estudos que seguem tal abordagem investigam, por exemplo, os impactos das mudanças climáticas na agricultura, na saúde da população, na disponibilidade de alimentos e de água no ecossistema. O dano é usualmente estimado a partir de cenários de projeção climática ou por meio de indicadores de sensibilidade, identificando perigos potenciais ou reais e sua frequência (DERESSA; HASSAN; RINGLER, 2008).

Por sua vez, a abordagem socioeconômica analisa os determinantes ou impulsionadores humanos da vulnerabilidade, isto é, os fatores políticos, econômicos, sociais e institucionais. Esse enfoque surgiu do reconhecimento de que os desastres ambientais não resultam somente de eventos físicos, mas também das condições sociais, econômicas e políticas (BROOKS, 2003; FORD; SMIT, 2004; DERESSA; HASSAN; RINGLER, 2008; LINDOSO, 2017). Desse modo, a vulnerabilidade às mudanças climáticas é vista como uma construção social, de raízes históricas explicadas por fatores políticos, econômicos, culturais e institucionais que inibem a capacidade dos sistemas de responderem eficientemente aos impactos externos (DERESSA; HASSAN; RINGLER, 2008; LINDOSO, 2017). Assim, essa linha de interpretação foca na capacidade adaptativa da sociedade com base em suas características internas.

A principal limitação da abordagem socioeconômica é que ela se concentra apenas nas variações dentro da sociedade, ou seja, nas diferenças entre indivíduos ou grupos. No entanto, as sociedades apresentam níveis variados de vulnerabilidade não apenas por fatores sociopolíticos, mas também por fatores ambientais. Em geral, essa abordagem considera as intensidades, frequências e probabilidades de choques ambientais como exógenos (DERESSA; HASSAN; RINGLER, 2008). Além disso, não considera a disponibilidade de recursos naturais para neutralizar os impactos negativos desses choques.

Abordagens mais recentes da vulnerabilidade têm incorporado explicitamente as dimensões social e biofísica (e.g., QUINTÃO et al., 2017; DERESSA; HASSAN; RINGLER, 2008; JHA; GUNDIMEDA, 2019). Esses estudos avaliaram a vulnerabilidade de comunidades, regiões e países aos perigos associados ao clima em termos de eventos físicos, levando em conta as capacidades socioeconômica, política e institucional de reação e adaptação a esses eventos.

A própria definição de vulnerabilidade às mudanças climáticas sugerida pelo Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas (IPCC) integra as abordagens biofísica e socioeconômica, como sugerem Füssel e Klein (2006), Füssel (2007), Deressa, Hassan e Ringler (2008) e Jha e Gundimeda (2019). Segundo o IPCC:

“Vulnerabilidade às mudanças climáticas é o grau em que um sistema é suscetível ou incapaz de lidar com os efeitos adversos das mudanças climáticas, incluindo a variabilidade e os extremos climáticos. A vulnerabilidade é uma função do caráter, magnitude e taxa de mudança e variação do clima a que um sistema está exposto, sua sensibilidade e sua capacidade de adaptação” (IPCC, 2001, p. 6).

Nesse sentido, a vulnerabilidade possui três componentes: sensibilidade, exposição e capacidade adaptativa. Exposição é a natureza e o grau em que um sistema está exposto a variações climáticas significativas (IPCC, 2001). Usualmente, as variáveis classificadas nesse componente estão associadas a ocorrência de eventos climáticos extremos e dos decorrentes desastres naturais (MENEZES et al., 2018; QUINTÃO et al., 2017; SANTOS et al., 2019; VOMMARO; MENEZES; BARATA, 2020), questões ambientais (MENEZES et al., 2014; QUINTÃO et al., 2017; SANTOS et al., 2019, VOMMARO; MENEZES; BARATA, 2020) e mudanças climáticas futuras projetadas (DERESSA; HASSAN; RINGLER, 2008; GEBREHIWOT; VAN DER VEEN, 2013; MONTERROSO et al., 2014).

Sensibilidade é a intensidade com que um sistema é afetado, adversa ou benéficamente, por estímulos relacionados ao clima (IPCC, 2001). O efeito pode ser direto, como uma alteração na produtividade agrícola, ou indireto, como um dano causado pelo aumento na frequência de inundações induzido pelo aumento do nível do mar. A literatura inclui neste componente variáveis relativas ao estado de saúde da população (DERESSA; HASSAN; RINGLER, 2008; MENEZES et al., 2018; QUINTÃO et al., 2017; SANTOS et al., 2019; VOMMARO; MENEZES; BARATA, 2020; EDMONDS; LOVELL; LOVELL, 2020) e ao grau de dependência econômica da agricultura e dos recursos naturais (GEBREHIWOT; VAN DER VEEN, 2013; MONTERROSO et al., 2014), por exemplo.

Capacidade adaptativa é a capacidade de um sistema de se ajustar às mudanças climáticas para moderar danos, aproveitar oportunidades ou lidar com as suas consequências (IPCC, 2001). É a capacidade de um sistema de se mover para uma condição menos vulnerável e modificar ou antecipar os motores dessas mudanças (O'BRIEN et al., 2004; MONTERROSO et al., 2014). Os territórios e grupos socioeconômicos mais vulneráveis são aqueles altamente expostos às mudanças do clima e têm sua capacidade de adaptação limitada (GEBREHIWOT; VAN DER VEEN, 2013), portanto são consideradas neste componente variáveis socioeconômicas, políticas e institucionais (O'BRIEN et al. 2004; DERESSA; HASSAN; RINGLER, 2008; GEBREHIWOT; VAN DER VEEN, 2013; MONTERROSO et al., 2014; EDMONDS; LOVELL; LOVELL, 2020).

Os estudos que integram as vulnerabilidades biofísica e social tendem a incluir esses três componentes, porém, como argumentam Deressa, Hassan e Ringler (2008), também apresentam limitações, entre as quais a inexistência de método consensual para combinar os índices biofísicos e socioeconômicos. Agregar diferentes dados é um desafio, já que essas variáveis tendem a apresentar pesos diferentes e desconhecidos. Ainda assim, seja em escala nacional ou subnacional, a utilização de índices é recorrente. Alguns exemplos de estudos que analisaram a vulnerabilidade às mudanças climáticas a partir da definição proposta pelo IPCC (2001) são Vicente (2004), que elabora um índice para países da África, Gbetibouo et al. (2010) para a África do Sul, de Gebrehiwot e Van der Veen (2013) para a Etiópia e de Monterroso et al. (2014) para o México.

Para o Brasil, alguns índices foram desenvolvidos para avaliar a vulnerabilidade às mudanças climáticas ao nível nacional e regional. Por exemplo, Confalonieri, Marinho e

Rodriguez (2009) desenvolveram um índice de vulnerabilidade às mudanças climáticas para as UF's brasileiros, levando em conta aspectos socioeconômicos, epidemiológicos e climatológicos. Por sua vez, Torres et al. (2012) construíram um índice de vulnerabilidade às mudanças climáticas para todos os municípios brasileiros, incorporando variáveis climáticas, como precipitação média, variabilidade interanual da precipitação e temperatura média, e variáveis socioeconômicas, como IDH-M e densidade populacional.

Para as UF's brasileiras, há estudos que utilizaram a definição de vulnerabilidade climática proposta pelo IPCC para elaborar índices municipais, como os de Quintão et al. (2017), Menezes et al. (2018), Santos et al. (2019) e Vommaro, Menezes e Barata (2020). Esses trabalhos selecionaram variáveis como número de doenças endêmicas associadas ao clima, proporção de mulheres chefes de família com baixa escolaridade, proporção de domicílios com saneamento inadequado, mortalidade infantil, número de desastres naturais, Índice Firjan de Desenvolvimento Municipal (IFDM) e cobertura vegetal natural. Adicionalmente, foram levados em conta cenários climáticos projetados pelo IPCC para construir variáveis de anomalia climática.

Para Minas Gerais, Quintão et al. (2017) concluíram que os municípios localizados na região leste do estado foram os mais vulneráveis devido, principalmente, à alta incidência de desastres naturais e ao baixo percentual de cobertura vegetal natural. Já Menezes et al. (2018) analisaram os municípios do Estado do Amazonas e constataram que as projeções de mudanças climáticas representaram o componente de maior influência na vulnerabilidade dos municípios amazonenses.

Santos et al. (2019) construíram índices de vulnerabilidade às mudanças climáticas para os municípios do Espírito Santo e verificaram que os municípios situados na microrregião Noroeste do estado apresentaram vulnerabilidades maiores, em virtude dos piores resultados nos componentes de exposição e sensibilidade. A justificativa para tais resultados foi o histórico de exploração ambiental e migração observada na região durante a colonização do estado.

Vommaro, Menezes e Barata (2020), por sua vez, analisaram a vulnerabilidade dos municípios maranhenses às mudanças climáticas e demonstraram que os municípios localizados nas mesorregiões central e oeste do estado foram os mais vulneráveis em função do aumento das temperaturas e da redução das chuvas projetados, elevada pobreza e baixo desenvolvimento socioeconômico. Por outro lado, as regiões menos vulneráveis se concentraram na fronteira do estado, principalmente no leste e extremo sul.

3 METODOLOGIA E BASE DE DADOS

A metodologia proposta é composta de duas partes: a análise fatorial e a análise exploratória de dados espaciais. Além da apresentação da metodologia, na sequência, apresenta-se a base de dados, descrevendo-se as variáveis selecionadas, a fonte dos dados e o período abordado.

3.1 Análise fatorial

Algumas das maiores dificuldades na criação de índices, são relacionadas à seleção de variáveis e à determinação dos pesos que devem ser atribuídos a cada uma das variáveis para a construção de um índice geral (DERESSA, HASSAN E RINGLER, 2008; GEBREHIWOT E VAN DER VEEN, 2013; MONTERROSO et al., 2014). Existem três métodos para se atribuir pesos as variáveis: a) uso do conhecimento prévio de especialistas; b) escolha arbitrária de pesos iguais; ou c) uso de métodos estatísticos, como a AF ou a ACP.

Atribuir pesos iguais a cada variável pode resultar em uma estrutura desequilibrada no índice geral, pois nem todos os indicadores afetam igualmente a vulnerabilidade. Além disso, essa estratégia é considerada muito subjetiva (OCDE, 2008; GEBREHIWOT; VAN DER

VEEN, 2013). Por outro lado, a opção de ponderar as variáveis com base na opinião de especialistas também pode ser limitada pela falta de conhecimento especializado em comunidades menores e pelas dificuldades em se chegar a um consenso, como sugerem Gebrehiwot e Van der Veen (2013) e Monterroso et al. (2014).

A estratégia empregada neste estudo para a construção do índice de vulnerabilidade às mudanças climáticas pertence a categoria de métodos que utilizam técnicas estatísticas clássicas, o que evita, segundo Gebrehiwot e Van der Veen (2013) e Monterroso et al. (2014), a incerteza de atribuir pesos equânimes quando uma diversidade de variáveis é usada. No caso deste estudo especificamente, é aplicado o método de análise fatorial, que permite identificar e ponderar estatisticamente (não subjetivamente) as variáveis que mais contribuem para a construção do índice composto geral para cada município brasileiro.

Em síntese, a AF é utilizada para investigar se as variáveis originais coletadas podem ser agrupadas em subconjuntos de novas variáveis mutuamente não correlacionadas. Assim, se houver um certo número de variáveis correlacionadas entre si, é possível, por meio da AF, identificar fatores ou variáveis latentes não correlacionados que resumam as principais informações das variáveis originais (MINGOTI, 2005). Os fatores representam as dimensões latentes que resumem o conjunto original de variáveis, mantendo a representatividade das características das variáveis originais, sendo que as variáveis originais estão associadas aos fatores por meio de um modelo linear (JOHNSON; WICHERN, 2007).

Neste estudo é empregada a técnica de rotação de fatores por meio de uma transformação ortogonal para atingir uma melhor distinção entre os fatores e facilitar a interpretação (HAIR et al., 2005). Com relação ao número de fatores a serem extraídos, a literatura sugere a utilização de alguns critérios de escolha (HAIR et al. 2005; OCDE, 2008). Um desses critérios determina que a soma da variância acumulada explicada pelos fatores deve ser de, no mínimo, 60% (HAIR et al. 2005; OCDE, 2008). O critério de Kaiser é outra estratégia comumente utilizada para definir o número de fatores a serem extraídos do modelo. Nesse caso, sugere-se a extração dos fatores com autovalores acima de 1 (HAIR et al. 2005; OCDE, 2008). Por meio desses critérios, no presente estudo foram identificados seis fatores que influenciam a vulnerabilidade às mudanças do clima nos municípios brasileiros.

Após determinar o número de fatores a serem extraídos, é possível estimar as matrizes de coeficientes das cargas fatoriais e a matriz de variância por três métodos alternativos: método das componentes principais, método de fatores principais e método de máxima verossimilhança. Neste estudo, o método escolhido para a estimação das matrizes foi a de componentes principais, uma vez que o método de máxima verossimilhança assume que as variáveis tenham distribuição normal, o que não é o caso. O método de fatores principais, por seu turno, costuma apresentar alguns problemas relacionados ao seu processo iterativo. Um destes é o problema de Heywood, que pode gerar estimativas maiores do que 1 para as comunalidades e, com isso, as estimativas da variância específica podem resultar em valores maiores do que 1, o que é inconsistente com a definição de variância.

Ocasionalmente, a interpretação dos fatores pode ser dificultada pela similaridade nos valores das cargas fatoriais geradas. Para lidar com essa questão, é aconselhável rotacionar os fatores para facilitar as suas interpretações. Os critérios varimax, quartimax e orthomax são alguns dos métodos empregados para se determinar a matriz ortogonal. Neste estudo, foi utilizado o critério varimax, pois este gera soluções mais simples do que as dos demais e, também, porque é o mais aplicado na prática.

Após identificar e interpretar os fatores F_j relacionados com as variáveis Z_i , é necessário calcular os escores para cada elemento amostral. Nesse sentido, para cada elemento amostral k , $k = 1, 2, \dots, n$, o seu escore no fator F_j é calculado como:

$$\hat{F}_{jk} = w_{j1}Z_{1k} + w_{j2}Z_{2k} + \dots + w_{jp}Z_{pk} \quad (5)$$

em que $(Z_{1k}, Z_{2k}, \dots, Z_{pk})$ são os valores observados das variáveis padronizadas Z_i para o k -ésimo elemento amostral e os coeficientes w_{ji} , $i = 1, 2, \dots, p$, são os pesos de ponderação de cada variável Z_i no fator F_j . Os escores podem ser estimados pelo método de mínimos quadrados ponderados, pelo método de regressão ou pelo método *ad hoc*. Optou-se pelo método de regressão para a estimação dos referidos coeficientes, pois este é um método bastante utilizado na literatura, como foi feito por Melo e Parré (2007), Alves et al. (2018) e Haddad et al. (2021).

Os escores fatoriais de cada fator possuem distribuição normal, com média zero e variância unitária e podem ser utilizados para indicar a posição relativa de cada observação relativamente ao conceito expresso pelo fator. Assim, a partir dos escores fatoriais, é possível construir os índices para hierarquizar as observações (MELO; PARRÉ, 2007).

Vale destacar que os testes de Bartlett (BTS) e de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) foram aplicados para comprovar que a amostra é passível de ser analisada pelas técnicas da análise fatorial. O teste BTS é utilizado para verificar se a matriz de correlação é uma matriz identidade, ou seja, se há correlação perfeita entre as variáveis consideradas (JOHNSON; WICHERN, 2007). Neste estudo, o resultado do teste foi de 138.275.9 e estatisticamente significativo ao nível de 1%, levando a rejeição da hipótese nula de que a matriz de correlação é uma matriz identidade.

O teste KMO examina o ajuste dos dados e fornece uma informação sintética sobre eles, sendo que seu valor varia entre 0 e 1. Para a interpretação do KMO, considera-se: 0,90-1,00: excelente; 0,80-0,90: ótimo; 0,70-0,80: bom; 0,60-0,70: regular; 0,50-0,60: ruim; 0,00-0,50: inadequado (MELO; PARRÉ, 2007). Neste estudo o teste KMO global resultou em 0,86, indicando que os dados são adequados para a AF e as demais análises.

3.2 Construção do Índice de Vulnerabilidade às Mudanças Climáticas Municipal

A verificação do grau de vulnerabilidade às mudanças climáticas de cada município brasileiro é feita por meio dos escores fatoriais, ou seja, dos valores dos fatores para cada uma das 5.559 observações (municípios) selecionadas. Desse modo, o índice pode ser construído como segue:

$$IVMC-M = \frac{\sum_i \omega_i F_i}{\sum_i \omega_i} \quad (6)$$

sendo IVMC-M o Índice de Vulnerabilidade às Mudanças Climáticas Municipal, ω_i a proporção da variância explicada por cada fator e F_i os escores fatoriais. Essa estratégia é empregada em estudos que utilizam a AF para a elaboração de índices, como os de Melo e Parré (2007) e de Haddad et al. (2021). O método de extração por componentes principais permite que o primeiro fator contenha o maior percentual de explicação da variância total das variáveis da amostra, o segundo fator contenha o segundo maior percentual, e assim por diante. Portanto, a ponderação pela proporção de explicação da variância total exprime a importância relativa de cada fator (MELO; PARRÉ, 2007).

Contudo, é possível que a ponderação pela variância dos fatores resulte em um índice que atribua menor importância relativa a variáveis relevantes na determinação da vulnerabilidade às mudanças climáticas nos municípios brasileiros. Isso ocorre, porque o método de AF é projetado para deixar que a estrutura dos dados indique o modelo fatorial mais provável, desconsiderando o arcabouço teórico. Para lidar com esse problema, o presente estudo propõe uma modificação no índice apresentado na Equação (6), de modo a incorporar a definição de vulnerabilidade às mudanças climáticas proposta pelo IPCC (2001) e utilizada em estudos que analisam o assunto.

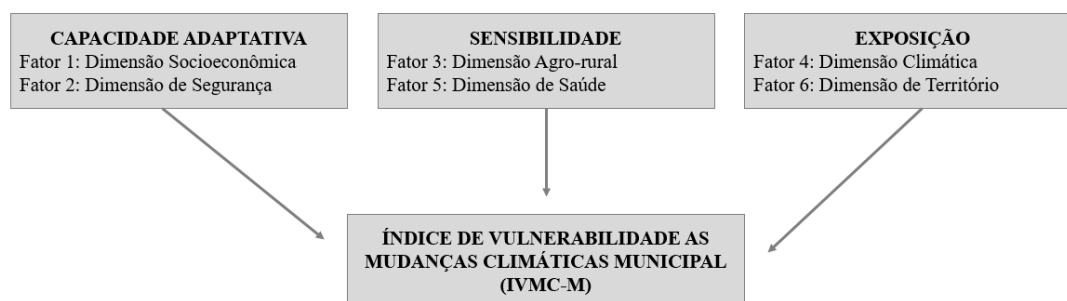
Conforme apontado, o IPCC (2001) define que a vulnerabilidade às mudanças do clima depende de três componentes: capacidade adaptativa, sensibilidade e exposição. Nesse

contexto, parte dos estudos que aborda o tema pondera igualmente esses três componentes na determinação do índice geral. Este é o caso dos estudos de Monterroso et al. (2014), Menezes et al. (2018), Quintão et al. (2017), Santos et al. (2019), Vommaro, Menezes e Barata (2020). Levando isso conta, a Equação (6) é reformulada para permitir que os três componentes tenham os mesmos pesos no cálculo do IVMC-M, como é apresentado a seguir:

$$\text{IVMC-M} = \frac{\sum_i \omega_i^{CA} F_i^{CA}}{\sum_i \omega_i^{CA}} + \frac{\sum_i \omega_i^{SE} F_i^{SE}}{\sum_i \omega_i^{SE}} + \frac{\sum_i \omega_i^{EX} F_i^{EX}}{\sum_i \omega_i^{EX}} \quad (7)$$

em que ω_i^{CA} e F_i^{CA} a proporção da variância explicada por cada fator e os escores fatoriais pertencentes ao componente de capacidade adaptativa, respectivamente. Semelhantemente, os termos ω_i^{SE} e F_i^{SE} representam a proporção da variância explicada pelos fatores e os escores fatoriais referentes ao componente de sensibilidade. Já os termos ω_i^{EX} e F_i^{EX} correspondem a proporção da variância explicada pelos fatores e os escores fatoriais referentes ao componente de exposição. Essa estratégia também permite que cada componente da vulnerabilidade seja analisado separadamente. A Figura 1 ilustra a estrutura do IVMC-M:

FIGURA 1 – ESTRUTURA DO IVMC-M



FONTE: Elaboração própria.

Por fim, o IVMC-M e seus componentes são padronizados para que apresentem a mesma faixa de variação, isto é, variem entre 0 e 1. Dessa forma, após a padronização, o valor máximo possível passa a ser 1, e o menor, 0. Logo, quanto mais próximo de 1, maior a é a vulnerabilidade às mudanças climáticas do município em questão. Por outro lado, quanto mais próximo de 0, menor é essa vulnerabilidade.

3.3 Análise exploratória de dados espaciais

Para examinar a autocorrelação espacial global, recorre-se a estatística I de Moran global e os Indicadores Locais de Associação Espacial (LISA), propostas por Anselin (1995). As estatísticas LISA classificam o tipo de autocorrelação espacial em mapas de *clusters*. Esses mapas, por sua vez, descrevem os locais com estatísticas I de Moran locais significativas e os classificam de acordo com o tipo de associação espacial: *cluster* Alto-Alto, *cluster* Baixo-Baixo, *cluster* Alto-Baixo e *cluster* Baixo-Alto. A classificação Alto-Alto indica um agrupamento espacial de valores altos da variável analisada, enquanto a categoria Baixo-Baixo mostra um agrupamento espacial de valores baixos. As categorias Alto-Baixo e Baixo-Alto exibem agrupamento de valores distintos. No primeiro caso, um local com valores altos da variável analisada está cercado por vizinhos com valores baixos. No segundo caso, locais com valores baixos estão cercados por vizinhos com valores altos (ALMEIDA, 2012).

3.4 Base de dados

As variáveis foram selecionadas com base na literatura sobre vulnerabilidade às mudanças climáticas e na disponibilidade dos dados, sendo coletadas informações para 5.559

municípios brasileiros relacionados a 159 variáveis de diferentes fontes⁵. A partir da AF, foram selecionadas 27 variáveis potenciais para formar variáveis latentes e construir o IVMC-M. A Tabela 1 apresenta as variáveis selecionadas, a fonte dos dados e o período abordado⁶.

TABELA 1– DESCRIÇÃO DAS VARIÁVEIS UTILIZADAS

Variável	Descrição	Fonte	Ano
Salário	Porcentagem de população com 10 anos ou mais que ganha até meio salário-mínimo	IBGE	2010
Mulher	Porcentagem de população que é mulher e negra	IBGE	2010
Pobreza	Porcentagem de população que recebe Bolsa Família	Ministério da Cidadania	2018-2019
Esgoto	Porcentagem de domicílios sem tratamento de esgoto	IBGE	2010
IDH-M	Índice de Desenvolvimento Humano Municipal	IBGE	2010
Lixo	Porcentagem de domicílios sem coleta de lixo	IBGE	2010
Afetados	Taxa de pessoas afetadas por desastres naturais (100.000 Habitantes)	Atlas Brasileiro de Desastres Naturais	2016-2019
Ocupa	Taxa de ocupação	IBGE	2018
Saúde	Gasto municipal per capita com saúde e saneamento básico	Secretaria do Tesouro Nacional	2014-2020
Homic_j	Taxa de homicídios de jovens de 15 a 29 anos (100.000 Habitantes)	IPEA	2015-2019
Homic_h	Taxa de homicídios do sexo masculino (100.000 habitantes)	IPEA	2015-2019
H_jov	Proporção de homicídios como causa de mortalidade de jovens	IPEA	2015-2019
H_hom	Proporção de homicídios como causa de mortalidade de homens	IPEA	2015-2019
Emprego	Porcentagem de trabalhadores inseridos na agropecuária	IBGE	2010
Rural	Porcentagem de população que vive na área rural	IBGE	2010
VA	Participação do valor adicionado da agropecuária no valor adicionado total	IPEA	2017-2019
Água	Porcentagem de domicílios sem água encanada	IBGE	2010
Emissão	Emissões de gases do efeito estufa per capita	SEEG	2016-2018
Precip	Anomalia de precipitação anual total (mm)	WorldClim	
T_max	Anomalia de média anual de temperatura máxima mensal (°C)	WorldClim	
T_min	Anomalia de média anual de temperatura mínima mensal (°C)	WorldClim	
M_canc	Taxa de óbitos por câncer de pulmão (100.000 Habitantes)	DataSus	2016-2020
M_cardio	Taxa de óbitos por doenças cardiovasculares (100.000 Habitantes)	DataSus	2016-2020
M_resp	Taxa de óbitos por doenças respiratórias (100.000 Habitantes)	DataSus	2016-2020
I_cardio	Taxa de internações por doenças cardiovasculares (100.000 Habitantes)	DataSus	2016-2020
Cobertura	Percentual de área de cobertura não natural (área não vegetada, agricultura, pecuária, infraestrutura urbana, floresta não natural)	INPE	2015-2019
Pastagem	Percentual de área destinada à pastagem	INPE	2015-2019

FONTE: Elaboração própria.

É importante ressaltar que a análise realizada neste estudo incorpora uma variedade de fontes de dados com diferentes períodos de observação. Enquanto algumas variáveis são

⁵ Embora existam 5.568 municípios, mais Distrito Federal e Distrito Estadual de Fernando de Noronha (IBGE, 2022), 11 municípios foram retirados da base de dados por ausência de informações sobre algumas das 27 variáveis selecionadas no estudo, resultando em 5.559 municípios.

⁶ As variáveis que possuem dados coletados para mais de um ano foram definidas a partir da média aritmética no período.

derivadas de conjuntos de dados mais recentes, outras estão baseadas em fontes mais antigas, como o Censo de 2010, o que decorre da disponibilidade limitada de dados atualizados. Apesar dessa limitação, para garantir a abrangência da análise, foi necessário utilizar os dados disponíveis mais relevantes para cada variável, considerando sua importância teórica e prática.

O primeiro grupo de variáveis selecionado (Salário, Mulher, IDH-M, Afetados, Ocupa, Pobreza) busca refletir características sociais e econômicas dos municípios brasileiros. Alguns estudos utilizaram variáveis similares na construção de índices de vulnerabilidade climática. Esse é o caso da taxa de pobreza (VINCENT, 2004; CONFALONIERI; MARINHO; RODRIGUEZ, 2009), do IDH-M (MMA, 2017), da taxa de pessoas afetadas por desastres naturais (CLIMAS GERAIS, 2022), da taxa de desemprego (BARBIERI et al., 2015) e da parcela da população que ganha até meio salário-mínimo (QUINTÃO et al., 2017; MENEZES et al., 2018; SANTOS et al., 2019; VOMMARO; MENEZES; BARATA, 2020). Há trabalhos que também consideraram aspectos relacionados ao gênero, como os de Quintão et al. (2017), Menezes et al. (2018), Santos et al. (2019) e de Vommaro, Menezes e Barata (2020).

Outro grupo de indicadores busca refletir o acesso da população aos serviços públicos e o efeito de gasto público no acesso a tais serviços, esse é o caso das variáveis Esgoto, Lixo, Água e Saúde. A literatura mostra que o saneamento inadequado, isto é, a má qualidade da água e os despejos indevidos do lixo e do esgoto no meio ambiente acentuam a vulnerabilidade às mudanças do clima, como é discutido por Confalonieri, Marinho e Rodriguez (2009), Malta, Costa e Magrini (2017), Quintão et al. (2017), Menezes et al. (2018), Santos et al. (2019) e Vommaro, Menezes e Barata (2020).

Uma outra categoria de variáveis selecionada representa aspectos relacionados à segurança da população (Homic_j, Homic_h, H_jov, H_hom). A literatura mostra que locais com conflitos armados e altos índices de violência tendem a ser mais afetados pelas mudanças climáticas, pois esses fatores enfraquecem a estabilidade institucional e, conseqüentemente, reduzem a capacidade adaptativa (VINCENT, 2004; BUHAUG; VON UEXKULL, 2021).

Por sua vez, as variáveis Emprego, Rural e VA representam as oportunidades de trabalho, em especial para a população rural. A agropecuária é um setor dependente das condições hídricas e climáticas, como temperatura, pluviosidade, umidade do solo e radiação solar, o que a torna bastante sensível às mudanças do clima. Essas mudanças podem causar diversos impactos na produção agrícola e nas áreas de produção animal (CLIMAS GERAIS, 2022). No caso da população rural, quanto maior sua representatividade, maior tende ser a vulnerabilidade em função da forte dependência de recursos naturais (VINCENT, 2004, BROOKS; ADGER; KELLY, 2005) e do setor agrícola (VINCENT, 2004; HIREMATH; SHIYANI, 2012; BARBIERI et al. 2015).

Uma outra classe de variáveis considerada visa retratar diretamente os efeitos das mudanças do clima na vulnerabilidade às mudanças climáticas (Precip, T_max e T_min). Vale destacar que as projeções climáticas utilizadas no cálculo das anomalias derivam dos Modelos Gerais de Circulação (GCMs)⁸. Os GCMs estão disponíveis como parte do Projeto de Intercomparação de Modelos Acoplados (CMIP) do Painel Intergovernamental de Mudanças Climáticas (IPCC). A sexta fase do CMIP (CMIP6) desenvolveu um conjunto de cenários de emissões, denominados de Caminhos Socioeconômicos Compartilhados (SSPs), que levam em conta o tamanho populacional, crescimento econômico, educação, urbanização e taxa de desenvolvimento tecnológico para criar cenários de emissão de gases do efeito estufa (GEE)

⁸ Os GCMs são modelos matemáticos que simulam os processos físicos, químicos e biológicos da atmosfera, terra e oceano como resposta do clima global em decorrência de diferentes cenários de emissões de gases de efeito estufa (HAUSFATHER, 2019).

(HAUSFATHER, 2019). As variáveis climáticas foram obtidas no banco de dados WorldClim⁹. O período histórico compreende o período 1970-2000, enquanto o futuro compreende o período 2021-2040, considerando o cenário SSP 2-4.5 que retrata um cenário de mitigação mais eficiente. As anomalias de precipitação e temperatura foram calculadas como a diferença entre a média do período futuro (2021-2040) e a média do período histórico (1970-2000) para os municípios brasileiros. Estudos, como os de Malta, Costa e Magrini (2017), Quintão et al. (2017), Menezes et al. (2018), Santos et al. (2019) e Vommaro, Menezes e Barata (2020), também abordam a vulnerabilidade às mudanças climáticas, levando em consideração anomalias de precipitação e temperatura.

As variáveis M_canc, M_cardio, M_resp e I_cardio representam indicadores de saúde. Estudos, como os de Friel et al. (2011) e Li et al. (2015), indicam que, à medida que a temperatura da superfície da Terra aumenta como consequência das mudanças climáticas, as incidências de ondas de calor severas, secas, tempestades e inundações aumentarão e se tornarão mais graves. Essas mudanças provavelmente levarão ao aumento dos números de casos e de mortes associados a doenças cardiovasculares e respiratórias, alguns tipos de câncer e desnutrição. Portanto, supõe-se que os municípios que já possuem elevadas taxas de internações e óbitos por essas doenças sejam mais vulneráveis.

Por último, outras duas variáveis incorporadas no modelo são o percentual de área de cobertura não natural¹⁰ (Cobertura) e o percentual de área destinada à pastagem (Pastagem). Estudos sugerem que os municípios que mantêm uma parcela maior do território preservado são menos vulneráveis, pois ecossistemas saudáveis garantem uma resiliência natural aos impactos negativos das mudanças climáticas (HIREMATH; SHIYANI, 2012; MALTA; COSTA; MAGRINI, 2017; QUINTÃO et al., 2017; MENEZES et al., 2018; SANTOS et al., 2019; VOMMARO; MENEZES; BARATA, 2020).

4 RESULTADOS

4.1 Análise fatorial

A análise fatorial foi aplicada, a partir das 27 variáveis listadas na Tabela 1, para avaliar quantitativamente essa vulnerabilidade e para permitir a comparação entre os diferentes municípios. Os autovalores, as variâncias explicadas por cada fator e a variância acumulada são apresentadas na Tabela 2. Por meio dos critérios discutidos na seção metodológica, foram identificados seis fatores que influenciam a vulnerabilidade às mudanças do clima nos municípios brasileiros. Os fatores explicam 69,9% da variância total das variáveis selecionadas.

TABELA 2 – AUTOVALORES, VARIÂNCIA EXPLICADA E VARIÂNCIA ACUMULADA

Fator	Autovalor	Variância explicada	Variância acumulada
Fator 1	5,97	0,221	0,221
Fator 2	3,86	0,143	0,364
Fator 3	2,35	0,087	0,451
Fator 4	2,35	0,087	0,538
Fator 5	2,30	0,085	0,623
Fator 6	2,06	0,076	0,699

FONTE: Elaboração própria.

⁹ WorldClima é uma base de dados de GCMs que disponibiliza nove modelos climáticos globais com *downscaling* e correção de viés. Na base mais recente, o WordClim v2.1 utiliza um cenário climático de referência (baseline), e proporciona nove modelos climáticos globais para os caminhos SSP1-2.6, SSP2-4.5, SSP3-7.0 e SSP5-8.5. Dados mensais de temperatura mínima, temperatura máxima, precipitação e variáveis bioclimáticas são disponibilizados como valores médios em períodos de 20 anos (2021-2040, 2041-2060, 2061-2080, 2081-2100).

¹⁰ A área de cobertura não natural inclui infraestrutura urbana, floresta plantada, área não vegetada, agricultura e pastagem.

A Tabela 3 apresenta as cargas fatoriais rotacionadas, as comunicações e as variâncias específicas, o que possibilita interpretar as variáveis que compõem cada um dos seis fatores extraídos na análise fatorial. Para sua interpretação, foram consideradas apenas as cargas fatoriais com valores superiores a 0,40 (destacadas em negrito). Os valores encontrados para as comunicações revelam que praticamente todas as variáveis têm sua variabilidade captada e representada pelos fatores considerados, ainda que para algumas variáveis a comunicação seja baixa. Como discutem Hair et al. (2005), a baixa comunicação pode ser atribuída à complexidade do constructo em análise, que pode ser influenciado por diversos fatores não totalmente capturados pelas variáveis avaliadas. Nesses casos, a inclusão de variáveis com comunicações baixas se justifica pela relevância teórica e pela necessidade de uma abordagem abrangente para compreender a totalidade do fenômeno em questão.

TABELA 3 – CARGAS FATORIAIS ROTACIONADAS, COMUNICAÇÕES E VARIÂNCIAS ESPECÍFICAS

Variável	Cargas Fatoriais						Comunicação	Variância específica
	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	Fator 5	Fator 6		
Salário	0,90	0,09	0,12	-0,06	-0,07	-0,10	0,86	0,14
Mulher	0,67	0,36	-0,19	0,36	-0,14	-0,10	0,78	0,22
Pobreza	0,86	0,22	0,01	0,10	-0,13	-0,15	0,84	0,16
Esgoto	0,69	-0,05	0,09	0,08	-0,04	-0,30	0,58	0,42
IDH-M	-0,87	-0,20	-0,19	-0,08	0,20	0,11	0,90	0,10
Lixo	0,72	-0,08	0,50	0,11	-0,12	-0,17	0,83	0,17
Afetados	0,53	0,01	0,00	-0,20	0,06	-0,10	0,34	0,66
Ocupa	-0,67	-0,10	-0,20	-0,14	0,18	0,01	0,55	0,45
Saúde	-0,42	-0,25	0,14	-0,03	-0,03	0,09	0,27	0,73
Homic_j	0,10	0,87	-0,16	-0,01	0,05	0,00	0,79	0,21
Homic_h	0,15	0,92	0,01	0,13	-0,08	-0,08	0,90	0,10
H_jov	0,06	0,93	-0,09	-0,04	0,01	0,03	0,87	0,13
H_hom	0,12	0,95	-0,02	0,01	0,00	0,00	0,92	0,08
Emprego	0,56	-0,17	0,69	-0,08	-0,17	0,03	0,86	0,14
Rural	0,51	-0,15	0,69	-0,14	-0,17	-0,12	0,83	0,17
VA	-0,18	-0,13	0,67	0,13	-0,16	0,17	0,57	0,43
Água	0,33	-0,02	0,53	0,11	-0,15	-0,18	0,46	0,54
Emissão	-0,16	0,05	0,37	0,48	-0,08	-0,13	0,42	0,58
Precip	-0,36	-0,28	0,09	-0,62	0,15	-0,03	0,62	0,38
T_max	-0,13	-0,12	0,03	0,88	-0,07	0,13	0,82	0,18
T_min	0,22	0,01	0,06	0,79	-0,06	-0,21	0,72	0,28
M_canc	-0,27	-0,08	0,02	-0,17	0,64	-0,01	0,51	0,49
M_cardio	0,11	0,02	-0,09	-0,09	0,67	0,01	0,48	0,52
M_resp	-0,14	0,00	-0,18	-0,04	0,84	0,04	0,76	0,24
I_cardio	-0,14	0,01	-0,14	0,02	0,67	0,01	0,49	0,51
Cobertura	-0,35	-0,02	-0,06	-0,09	0,02	0,89	0,93	0,07
Pastagem	-0,24	-0,03	0,01	-0,02	0,01	0,95	0,96	0,04

FONTE: Elaboração própria.

Nota-se que o Fator 1 está positivamente correlacionado com as variáveis Salário, Mulher, Pobreza, Esgoto, Lixo e Afetados e negativamente correlacionado com as variáveis IDH-M, Ocupa e Saúde, sendo denominado como “Dimensão Socioeconômica”. É importante destacar que os valores positivos estão associados à maior vulnerabilidade, enquanto os negativos estão associados à menor vulnerabilidade, conforme a definição de cada variável. O Fator 2, por sua vez, está positivamente correlacionado com as variáveis Homic_j, Homic_h, H_jov e H_hom, sendo rotulado, portanto, como “Dimensão de Segurança”. Com relação ao Fator 3, este se associa positivamente com as variáveis Emprego, Rural, VA e Água, indicadores que captam a importância econômica da agropecuária para os municípios, bem

como a parcela da população que vive no meio rural, sendo denominado como “Dimensão Agro-rural”. A possível justificativa para a inclusão da variável Água nesse grupo é que uma parcela substancial da população rural reside em domicílios sem água encanada.

No que diz respeito ao Fator 4, este se relaciona positivamente com as variáveis Emissao, T_max, e T_min e negativamente com a variável Precipitação, sendo denominado como “Dimensão Climática”. Em geral, municípios com anomalias positivas de temperatura apresentam anomalias negativas de precipitação, sugerindo que os aumentos de temperatura máxima e mínima projetados deverão ser acompanhados por reduções no volume de chuvas na maioria dos municípios brasileiros, explicando a relação positiva das variáveis de temperatura e a associação negativa da variável de precipitação com o Fator 4. O Fator 5, por sua vez, se associa positivamente com as variáveis M_canc, M_cardio, M_resp e I_cardio, representando a “Dimensão de Saúde”. Como discutido, a poluição do ar pode levar ao crescimento no número de casos e de mortes associados a essas doenças, elevando a vulnerabilidade às mudanças climáticas. O Fator 6, denominado de “Dimensão de Território”, se relaciona positivamente com as variáveis Cobertura e Pastagem, refletindo maiores vulnerabilidades para municípios com maior percentual de território caracterizado por áreas não vegetadas, agricultura, pecuária, infraestrutura urbana e florestas não naturais.

Uma vez verificadas as cargas fatoriais, o passo seguinte é observar os escores fatoriais, ou seja, o valor do fator para cada município brasileiro. A análise do fator deve ser feita levando em conta que seus escores estimados, quando considerados todos os municípios em conjunto, têm média zero. A Tabela 4 apresenta as estatísticas descritivas para os coeficientes dos escores relativos aos seis fatores para os municípios analisados e a classificação dos fatores segundo os componentes da vulnerabilidade às mudanças climáticas.

TABELA 4 – ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS DOS ESCORES FATORIAIS

Fator	Desvio padrão	Mínimo	Máximo	Componente
Fator 1 - Dimensão Socioeconômica	0,974	-2,152	2,776	Capacidade Adaptativa
Fator 2 - Dimensão de Segurança	0,982	-1,488	5,303	Capacidade Adaptativa
Fator 3 - Dimensão Agro-rural	0,933	-2,164	3,759	Sensibilidade
Fator 4 - Dimensão Climática	0,949	-2,305	4,160	Exposição
Fator 5 - Dimensão de Saúde	0,915	-1,437	8,530	Sensibilidade
Fator 6 - Dimensão de Território	0,982	-2,448	2,182	Exposição

FONTE: Elaboração própria.

NOTA: Os escores fatoriais foram estimados pelo método de regressão.

Seguindo o arcabouço conceitual do IPCC (2001) e a literatura especializada, as dimensões Socioeconômica e de Segurança compuseram o componente de capacidade adaptativa (CA), as dimensões Climática e de Território formaram o componente de Exposição (EX) e as dimensões Agro-rural e de Saúde constituíram a sensibilidade (SE). Por meio da Equação (7), obteve-se o IVMC-M, bem como os seus três componentes, conforme a Equação (10):

$$IVMC-M = \underbrace{\frac{(0,221F1 + 0,143F2)}{0,364}}_{CA} + \underbrace{\frac{(0,087F3 + 0,085F5)}{0,172}}_{SE} + \underbrace{\frac{(0,087F4 + 0,076F6)}{0,163}}_{EX} \quad (10)$$

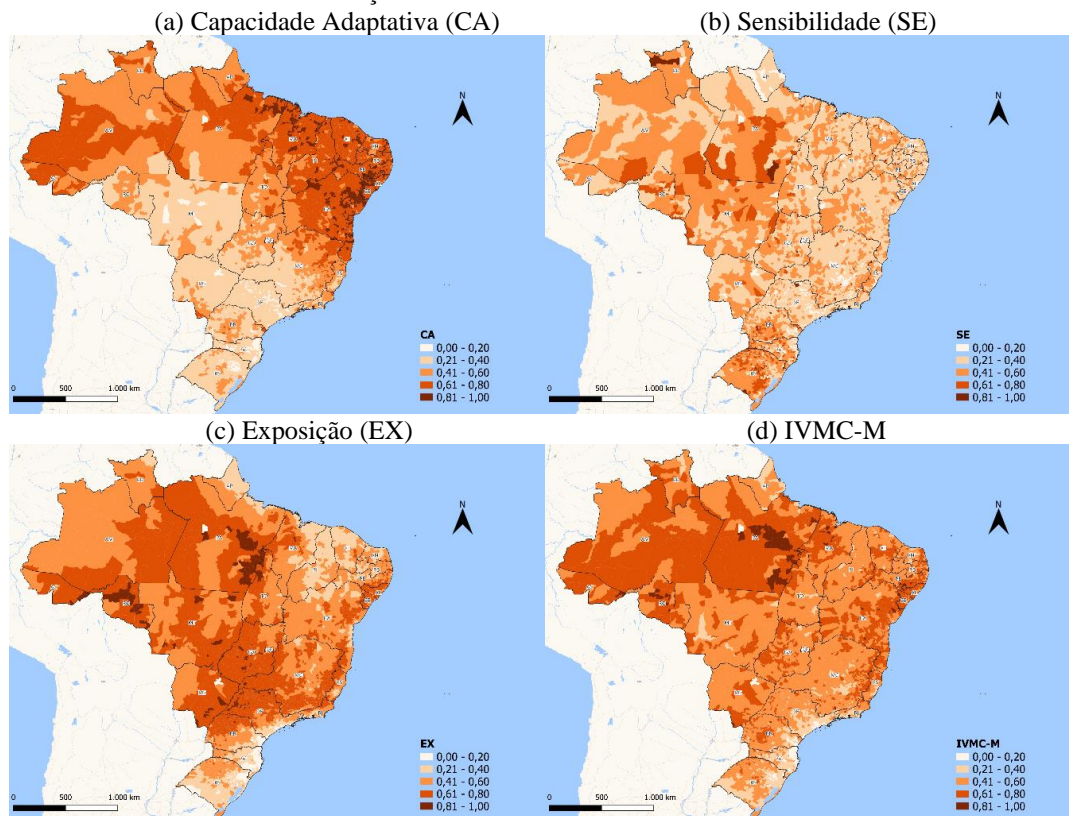
A Figura 3 apresenta a distribuição espacial do IVMC-M e dos respectivos componentes. Quanto à capacidade adaptativa, observa-se que os municípios localizados nas UF's das regiões Nordeste e Norte apresentam as maiores vulnerabilidades, enquanto o Sudeste e o Sul concentram os menos vulneráveis.

Notadamente, os municípios mais vulneráveis ficam em Alagoas, na Bahia, no Pará e no Maranhão, enquanto São Paulo, Rio Grande do Sul, Santa Catarina e Paraná contêm os municípios menos vulneráveis. Se, por um lado o primeiro grupo de UF's exibe desempenhos

relativamente ruins nos indicadores socioeconômicos e de segurança, por outro lado, o segundo grupo ostenta resultados melhores do que os demais municípios brasileiros.

Resultados semelhantes foram obtidos por Confalonieri, Marinho e Rodriguez (2009) e por Torres et al. (2012), cujos estudos mostraram que grande parte da vulnerabilidade às mudanças do clima nas UF's e municípios do Nordeste advém de níveis de desenvolvimento socioeconômico comparativamente baixos. Em um estudo para o Maranhão, Vommaro, Menezes e Barata (2020) mostraram que o estado é vulnerável, principalmente no que diz respeito à pobreza e ao desenvolvimento socioeconômico, o que demonstra a necessidade da melhoria da infraestrutura, dos serviços de saneamento e das instituições em todo o estado.

FIGURA 2 – DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DO IVMC-M E SEUS COMPONENTES



FONTE: Elaboração própria.

No que diz respeito ao componente de sensibilidade, a distribuição espacial não apresenta um padrão tão evidente, porque é constituído pelos fatores que também ostentam padrões espaciais menos claros, isto é, as dimensões de Saúde e Agro-rural. Nesse caso, os municípios mais vulneráveis se localizaram em áreas do Rio Grande do Sul, Minas Gerais, Goiás, Rio de Janeiro, Paraná, Pará, Mato Grosso e Mato Grosso do Sul e os menos vulneráveis em áreas de Minas Gerais, São Paulo, Goiás, Paraíba e Bahia.

A alta sensibilidade do primeiro grupo é justificada, por um lado, pela importância da agricultura e da pecuária para a geração de renda e emprego, particularmente, nos pequenos e médios municípios dessas UF's. Os altos índices de morbidade e internações por doenças associadas aos clima também contribuem para os resultados, principalmente no que diz respeito aos municípios gaúchos, paranaenses, paulistas e mineiros.

Essas evidências mostram que, mesmo nas UF's mais desenvolvidas economicamente, há diferenças regionais na vulnerabilidade referente à sensibilidade, como é o caso de Minas Gerais, Goiás, Santa Catarina, Paraná e Rio Grande do Sul, o que também é verificado por Quintão et al. (2017) para Minas Gerais. Segundo os autores, a região norte do estado depende

fortemente da agricultura, de modo que as anomalias climáticas terão o potencial de impactar os meios de subsistência e a economia desta área.

Quanto ao componente de exposição, os municípios pior avaliados estão localizados em áreas de Rondônia, Pará, Acre, Tocantins, Goiás, Mato Grosso, Mato Grosso do Sul, Paraná e São Paulo e os menos vulneráveis ficam em áreas de Santa Catarina, Rio Grande do Sul e Paraná. Os elevados níveis de emissões de GEE, os expressivos aumentos de temperatura e redução de precipitação projetados e o alto grau de predação de áreas naturais justificam a maior vulnerabilidade do primeiro grupo.

Novamente, notam-se desigualdades nos níveis de vulnerabilidade, mesmo entre municípios da mesma UF, como é o caso do Paraná. Se, por um lado alguns dos municípios brasileiros menos expostos às mudanças climáticas ficam na Mesorregião Metropolitana de Curitiba, por outro lado, alguns dos mais expostos ficam na Mesorregião Oeste Paranaense.

Por último, a Figura 3 apresenta os resultados para o IVMC-M. O padrão espacial deste índice indica que os municípios mais vulneráveis às mudanças climáticas se concentram nas UF's das regiões Nordeste e Norte e os menos vulneráveis nas UF's do Sul e Sudeste e no Distrito Federal. Os municípios com os piores resultados para o IVMC-M estão situados no Rio Grande do Norte, Goiás, Pará e Bahia e os municípios mais bem avaliados em Santa Catarina, Rio Grande do Sul, São Paulo e Paraná. As maiores vulnerabilidades dos municípios das regiões Nordeste e Norte, frente aos do Sudeste e Sul, também são observados por Confalonieri, Marinho e Rodriguez (2009). Contudo, vale ressaltar que as razões que tornam os municípios do Norte e Nordeste vulneráveis são um pouco diferentes. Enquanto os municípios nordestinos têm suas vulnerabilidades bastante atreladas a baixa capacidade de adaptação, os municípios nortistas têm as vulnerabilidades explicadas, em grande medida, pela elevada exposição. Os melhores resultados para os municípios gaúchos e catarinenses, por outro lado, decorrem da maior capacidade de adaptação e dos menores níveis de exposição. Quanto aos municípios paulistas e paranaenses, as menores vulnerabilidades estão associadas, principalmente, a maior capacidade adaptativa.

4.2 Análise Exploratória de Dados Espaciais

O grau de autocorrelação espacial global para o IVMC-M e seus componentes é apresentado na Tabela 6 por meio da estatística I de Moran. A matriz de pesos espaciais utilizada no cálculo do I de Moran e dos Indicadores Locais de Associação Espacial é a *k-nearest* de ordem 2, pois essa matriz garantiu os maiores valores para a autocorrelação espacial do IVMC-M e dos seus componentes.

TABELA 5 – AUTOCORRELAÇÃO ESPACIAL GLOBAL – ESTATÍSTICA I DE MORAN

	I de Moran	Z-valor
Capacidade Adaptativa (CA)	0,924	74,907
Sensibilidade (SE)	0,518	42,012
Exposição (EX)	0,912	73,951
Índice de Vulnerabilidade às Mudanças Climáticas Municipal (IVMC – M)	0,779	63,215

FONTE: Elaboração própria.

NOTA: (a) A matriz de pesos espaciais *k-nearest* ($k = 2$) foi utilizada na análise espacial. (b) Todos os valores da estatística I de Moran são estatisticamente significativos ao nível de 1%.

Todos os valores são positivos e estatisticamente significativos, indicando que os municípios com altos (baixos) níveis de vulnerabilidade são vizinhos de outros municípios com altos (baixos) níveis de vulnerabilidade. Em especial, nota-se elevados valores para a autocorrelação espacial global dos componentes de capacidade adaptativa e exposição e para o IVMC-M. A sensibilidade exibiu um valor menor para essa estatística, confirmando o padrão espacial menos evidente no território brasileiro.

O mesmo pode ser dito sobre uma parcela dos municípios menos vulneráveis, ou seja, estes tendem a ser vizinhos de municípios com baixa vulnerabilidade.

Nesse contexto, o estudo contribui para a literatura ao utilizar a AEDE para confirmar o padrão espacial sistemático da vulnerabilidade às mudanças do clima nos municípios e dos seus componentes. Como argumenta Almeida (2012), é necessária a utilização de técnicas estatísticas para refutar a aleatoriedade da distribuição espacial das variáveis de interesse, pois a simples visualização pode levar a conclusões equivocadas. A AEDE não apenas evidencia a heterogeneidade da vulnerabilidade climática em todo o Brasil, mas também fornece *insights* valiosos para a formulação de políticas de adaptação e mitigação. No que diz respeito ao IVMC-M, os municípios pertencentes ao cluster Alto-Alto, por exemplo, enfrentam desafios significativos em termos de resiliência climática e podem se beneficiar de estratégias de adaptação direcionadas, como investimentos em infraestrutura e saneamento básico, programas de transferência de renda e o fortalecimento das redes de alerta a desastres naturais. Por outro lado, municípios no cluster Baixo-Baixo podem priorizar ações que visem a manutenção dos baixos níveis de vulnerabilidade, como a conservação ambiental, a implementação de práticas agrícolas sustentáveis e a diversificação da economia local. A análise também revelou a presença de clusters Baixo-Alto e Alto-Baixo, caracterizados por padrões mistos de vulnerabilidade climática. Esses clusters indicam que alguns municípios podem enfrentar desafios específicos que os distinguem de seus vizinhos, exigindo abordagens adaptadas e direcionadas localmente para políticas de adaptação.

No entanto, é importante ressaltar que a vulnerabilidade climática não está restrita aos municípios nos clusters identificados. Municípios fora desses clusters também podem enfrentar desafios significativos em termos de adaptação e mitigação às mudanças climáticas, seja devido a fatores locais específicos ou a interações espaciais complexas. Dessa forma, políticas específicas devem ser desenvolvidas levando em consideração as interações espaciais entre os municípios, promovendo a cooperação intermunicipal e a partilha de recursos e conhecimentos. Estratégias de adaptação que transcendam os limites municipais e considerem as dinâmicas espaciais são essenciais para enfrentar os desafios das mudanças climáticas de forma eficaz e sustentável em todo o Brasil.

4.3 Discussão sobre os resultados

A avaliação da vulnerabilidade dos sistemas socioecológicos às mudanças do clima pode contribuir para o planejamento de estratégias de adaptação e redução dos potenciais impactos dessas mudanças, como apontam Vommaro, Menezes e Barata (2020). Isto posto, são discutidos, nesta seção, os principais resultados alcançados no intuito de contribuir para o planejamento das referidas estratégias de adaptação.

Em primeiro lugar, verificou-se que os municípios das regiões Norte e Nordeste são os mais vulneráveis às mudanças climáticas, enquanto os municípios das regiões Sul, Sudeste e o Distrito Federal são os menos vulneráveis. A principal razão da maior vulnerabilidade no Nordeste é a sua baixa capacidade de adaptação, enquanto na Região Norte é a elevada exposição às mudanças do clima. Resultados um pouco distintos foram apresentados por Confalonieri, Marinho e Rodriguez (2009) e por Torres et al. (2012), cujos estudos revelaram que as UF's e os municípios do Nordeste ostentam níveis muito superiores de vulnerabilidade quando comparados aos da Região Norte. No primeiro caso, uma das razões é que os autores não consideraram variáveis relacionadas ao componente de exposição e que penalizam, sobretudo, as UF's e os municípios do Norte e do Centro-Oeste, como projeções de anomalias climáticas, percentual do território com vegetação não natural e emissões de GEE. Nesse sentido, o presente estudo contribui para a literatura ao fazer uso das referidas variáveis, as

quais ampliam os potenciais efeitos da vulnerabilidade, representando o componente de exposição, para todos os municípios brasileiros.

Ademais, Torres et al. (2012) e Confalonieri, Marinho e Rodriguez (2009) reconhecem que as variáveis socioeconômicas tiveram um peso elevado no cálculo dos índices finais, elevando a vulnerabilidade dos municípios nordestinos. Outra contribuição do presente estudo consiste no uso do método de análise fatorial para identificar e ponderar estatisticamente as variáveis mais relevantes para a elaboração do IVMC-M, ao mesmo tempo em que as três dimensões de vulnerabilidade são reconhecidas e colocadas como igualmente importantes.

Em particular, não foram encontrados estudos que recorrem a AF ou a ACP, embasados na terminologia do IPCC (2001), para a construção de índices de vulnerabilidade às mudanças do clima para todos os municípios brasileiros, como foi feito por Deressa, Hassan e Ringler, (2008), Gbetibouo et al. (2010), Gebrehiwot e Van der Veen (2013) e Monterroso et al. (2014) para a Etiópia, a África do Sul e o México.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A avaliação da vulnerabilidade às mudanças climáticas é fundamental para aumentar a compreensão dos seus determinantes, para direcionar esforços políticos e financeiros para as regiões mais vulneráveis e para desenvolver estratégias de adaptação a essas mudanças. Nesse contexto, este estudo avaliou a vulnerabilidade às mudanças climáticas nos municípios brasileiros, identificando os seus determinantes. Para tal, foi construído um índice de vulnerabilidade às mudanças climáticas para os municípios brasileiros com o auxílio do método de análise fatorial, considerando a definição de vulnerabilidade proposta pelo IPCC (2001), e foi empregada a técnica de análise exploratória de dados espaciais para verificar a existência de padrões de associação espacial no índice e nos seus componentes.

Verificou-se que os municípios das regiões Norte e Nordeste são os mais vulneráveis às mudanças do clima, enquanto os municípios das regiões Sul, Sudeste e o Distrito Federal são os menos vulneráveis. A principal razão da maior vulnerabilidade nos municípios nordestinos é a sua baixa capacidade de adaptação, enquanto na Região Norte é a elevada exposição. Com relação à capacidade adaptativa, observou-se que as UF's das regiões Nordeste e Norte concentram os municípios com as maiores vulnerabilidades nesse aspecto, enquanto o Sudeste e o Sul contêm os menos vulneráveis, o que é explicado pelos piores indicadores socioeconômicos e de segurança verificados para o primeiro grupo.

No que diz respeito a sensibilidade, os municípios mais vulneráveis se localizam em áreas do Rio Grande do Sul, Minas Gerais, Goiás, Rio de Janeiro, Paraná, Pará, Mato Grosso e Mato Grosso do Sul devido à maior dependência do setor agropecuário nesses municípios, à maior parcela de indivíduos residindo no meio rural e ao maior número de mortes por câncer de pulmão, doenças respiratórias e doenças cardiovasculares. Os municípios menos sensíveis se situam em áreas de Minas Gerais, São Paulo, Goiás, Paraíba e Bahia.

Quanto à exposição, os municípios mais vulneráveis estão situados em áreas de Rondônia, Pará, Acre, Tocantins, Goiás, Mato Grosso, Mato Grosso do Sul e Paraná em função dos elevados níveis de emissões de GEE, dos expressivos aumentos de temperatura e redução de precipitação projetados e do alto grau de predação de áreas naturais. Já os municípios menos vulneráveis estão localizados em áreas de Santa Catarina, Rio Grande do Sul e Paraná.

As conclusões deste estudo destacam não apenas a necessidade, mas a urgência de ações coordenadas em níveis municipais, estaduais e nacionais para enfrentar os desafios das mudanças climáticas. Os resultados evidenciam que a vulnerabilidade às mudanças climáticas varia significativamente entre os municípios brasileiros, com algumas regiões mais vulneráveis e menos adaptadas do que outras. Portanto, políticas e estratégias adaptativas devem ser ajustadas às realidades locais, levando em consideração as especificidades de cada região.

A nível municipal, é crucial investir em medidas de adaptação que fortaleçam a resiliência das comunidades locais, como o desenvolvimento de planos de contingência para desastres naturais, a criação de áreas verdes urbanas para mitigação do calor e o estabelecimento de sistemas de alerta precoce. Nos níveis estadual e nacional, políticas integradas e abrangentes são necessárias para enfrentar os desafios das mudanças climáticas. Isso inclui a implementação de regulamentações mais rigorosas para reduzir as emissões de gases de efeito estufa, o incentivo ao uso de energias renováveis e tecnologias limpas, e o fortalecimento das políticas de conservação ambiental e uso sustentável dos recursos naturais. Além disso, a cooperação entre diferentes esferas de governo é essencial para garantir uma abordagem holística e coordenada na luta contra as mudanças climáticas. A integração de políticas municipais, estaduais e nacionais pode promover sinergias e maximizar os impactos positivos das medidas adotadas.

REFERÊNCIAS

- ALMEIDA, E. **Econometria espacial**. Campinas: Alínea, 2012.
- ALVES, D. F.; LIMA JÚNIOR, F. O.; SIQUEIRA, R. M.; FILHO, P. J. R. Estrutura Produtiva nas Mesorregiões do Nordeste Brasileiro: uma análise fatorial. **Informe Gepec**, v. 22, n. 2, p. 81-98, 2018.
- ANSELIN, L. Local indicators of spatial association – LISA. **Geographical Analysis**, v. 27, n. 2, p. 93-115, 1995.
- BARATA, M. M. L.; CONFALONIERI, U. E. C. **Mapa de vulnerabilidade da população do estado do Rio de Janeiro aos impactos das mudanças climáticas nas áreas social, saúde e ambiente**. Relatório Executivo nº 4. Rio de Janeiro: Fiocruz, 2011. Disponível em: <https://bit.ly/2QnOL2w>. Acesso em: 22 abr. 2022.
- BARBIERI, A. F.; GUEDES, G. R.; NORONHA, K.; QUEIROZ, B. L.; DOMINGUES, E. P.; RIGOTTI, J. I. R.; MOTTA, G. P.; CHEIN, F.; CORTEZZI, F.; CONFALONIERI, U. E.; SOUZA, K. Population transitions and temperature change in Minas Gerais, Brazil: a multidimensional approach. **Revista Brasileira de Estudos de População**, v. 32, p. 461-488, 2015.
- BROOKS, N. **Vulnerability, risk and adaptation: A conceptual framework**. Tyndall Centre for climate change research, 2003. (Working Paper, n. 38).
- BROOKS, N.; ADGER, W. N.; KELLY, P. M. Social vulnerability to climate change and the architecture of entitlements. **Mitigation and adaptation strategies for global change**, v. 4, n. 3, p. 253-266, 2005.
- BUHAUG, H.; VON UEXKULL, N. Vicious circles: Violence, vulnerability, and climate change. **Annual Review of Environment and Resources**, v. 46, n.1, p. 545-568, 2021.
- CEPED – CENTRO UNIVERSITÁRIO DE ESTUDOS E PESQUISAS SOBRE DESASTRES. **Atlas brasileiro de desastres naturais: 1991 a 2012**. Volume Brasil. 2. ed. Florianópolis: Ceped UFSC, 2013.
- CLIMAS GERAIS. **Vulnerabilidade às mudanças climáticas**. Belo Horizonte. Disponível em: <http://clima-gerais.meioambiente.mg.gov.br/vulnerabilidade-territorial>. Acesso em: 30 mar. 2022.
- CONFALONIERI, U. E. C.; MARINHO, D. P.; RODRIGUEZ, R. E. Public health vulnerability to climate change in Brazil. **Climate research**, v. 40, n. 2-3, p. 175-186, 2009.
- CONFALONIERI, U. E. C.; LIMA, A. C. L.; BRITO, I.; QUINTÃO, A. F. Social, environmental and health vulnerability to climate change in the Brazilian Northeastern Region. **Climatic Change**, v. 127, n. 1, p. 123-137, 2014.
- DERESSA, T.; HASSAN, R. M.; RINGLER, C. Measuring Ethiopian farmers' vulnerability to climate change across regional states. **International Food Policy Research Institute**, 2008. (Discussion Paper, n. 806).
- D'ARRIGO, R. C.; LORINI, M. L.; RAJÃO, H. A seleção de áreas para conservação na Mata Atlântica Brasileira: Revisão dos estudos voltados para priorização espacial. **Biodiversidade Brasileira**, n. 2, p. 36-49, 2020.

- EDMONDS, H. K.; LOVELL, J. E.; LOVELL, C. A. K. A new composite climate change vulnerability index. **Ecological Indicators**, v. 117, p. 106529, 2020.
- FORD, J. D.; SMIT, B. A framework for assessing the vulnerability of communities in the Canadian Arctic to risks associated with climate change. **Arctic**, v. 57, n. 4, p. 389-400, 2004.
- FRIEL, S.; BOWEN, K.; CAMPBELL-LENDRUM, D.; FRUMKIN, H.; MCMICHAEL, A. J.; RASANATHAN, K. Climate change, noncommunicable diseases, and development: the relationships and common policy opportunities. **Annual review of public health**, v. 32, n. 1, p. 133-147, 2011.
- FÜSSEL, H.; KLEIN, R. J. T. Climate change vulnerability assessments: an evolution of conceptual thinking. **Climatic change**, v. 75, n. 3, p. 301-329, 2006.
- FÜSSEL, H. Vulnerability: A generally applicable conceptual framework for climate change research. **Global environmental change**, v. 17, n. 2, p. 155-167, 2007.
- GEBREHIWOT, T.; VAN DER VEEN, A. Climate change vulnerability in Ethiopia: disaggregation of Tigray Region. **Journal of Eastern African Studies**, v. 7, n. 4, p. 607-629, 2013.
- GBETIBOUO, G. A.; RINGLER, C.; HASSAN, R. **Vulnerability of the South African farming sector to climate change and variability: An indicator approach**. Natural Resources Forum. Oxford, UK: Blackwell Publishing Ltd, p. 175-187, 2010.
- HADDAD, E. A.; VALE, V. A.; ROMAN, P. A. G.; JARAMILLO, E. A. Dimensions of local development in the Colombian Pacific Region. **Regional Science Policy & Practice**, v. 13, n. 4, p. 1348-1370, 2021.
- HAIR, J. F.; BLACK, C. W.; BABIN, J. B.; ANDERSON, R. E.; TATHAM, R. L. **Análise multivariada de dados**. 5. ed. Porto Alegre: Bookman, 2005.
- HAUSFATHER, Z. **CMIP6: the next generation of climate models explained**. Carbon Brief: Clear on Climate. 2019. Disponível em: <https://www.carbonbrief.org/cmip6-the-nextgeneration-of-climate-models-explained>. Acesso em: 28 out. 2022.
- HIREMATH, D. B.; SHIYANI, R. L. Evaluating regional vulnerability to climate change: a case of Saurashtra. **Indian Journal of Agricultural Economics**, v. 67, n. 9, 2012.
- INTERGOVERNMENTAL PANEL ON CLIMATE CHANGE (IPCC). **TAR Climate Change 2001: Impacts, Adaptation, and Vulnerability**. Cambridge: Cambridge University Press, 2001. Disponível em: <https://www.ipcc.ch/report/ar3/wg2/>. Acesso em: 15 abr. 2022.
- JHA, R. K.; GUNDIMEDA, H. An integrated assessment of vulnerability to floods using composite index – A district level analysis for Bihar, India. **International Journal of Disaster Risk Reduction**, v. 35, p. 1-15, 2019.
- JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. **Applied Multivariate Statistical Analysis**. New Jersey: Prentice Hall, 2007. 773p.
- LI, T.; J., BAN; HORTON, R. M.; BADER, D. A., HUANG, G., SUN, Q.; KINNEY, P. L. Heat-related mortality projections for cardiovascular and respiratory disease under the changing climate in Beijing, China. **Scientific reports**, v. 5, n. 1, p. 1-8, 2015.
- LINDOSO, D. P. Vulnerabilidade e resiliência: potenciais, convergências e limitações na pesquisa interdisciplinar. **Ambiente & Sociedade**, v. 20, n. 4, p. 131-148, 2017.
- MALONE, E. L.; ENGLE, N. L. Evaluating regional vulnerability to climate change: purposes and methods. **Wiley Interdisciplinary Reviews: Climate Change**, v. 2, n. 3, p. 462-474, 2011.
- MALTA, F. S.; COSTA, E. M.; MAGRINI, A. Índice de vulnerabilidade socioambiental: uma proposta metodológica utilizando o caso do Rio de Janeiro, Brasil. **Ciência & Saúde Coletiva**, v. 22, p. 3933-3944, 2017.
- MARTINS, R. D.; FERREIRA, L. C. Vulnerabilidade, adaptação e risco no contexto das mudanças climáticas. **Mercator - Revista de Geografia da UFC**, v. 11, n. 26, p. 237-251, 2012.
- MELO, C. O. de; PARRÉ, J. L. Índice de desenvolvimento rural dos municípios paranaenses: determinantes e hierarquização. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, v. 45, n. 2, 2007.
- MENEZES, J. A.; CONFALONIERI, U.; MADUREIRA, A. P.; DUVAL, I. B.; SANTOS, R. B.; MARGONARI, C. Mapping human vulnerability to climate change in the Brazilian Amazon: the construction of a municipal vulnerability index. **PloS ONE**, v. 13, n. 2, p. 1-30, 2018.
- MINGOTI, S. A. **Análise de dados através de métodos de estatística multivariada: uma abordagem aplicada**. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2005. 279p.

- MINISTÉRIO DO MEIO AMBIENTE (MMA). **Índice de Vulnerabilidade aos desastres naturais relacionados as secas no contexto da mudança do clima**. Sumário Executivo. 1 ed. DF: Brasília, 2017.
- MONTERROSO, A.; CONDE, C.; GAY, C.; GÓMES, D.; LÓPEZ, J. Two methods to assess vulnerability to climate change in the Mexican agricultural sector. **Mitigation and Adaptation Strategies for Global Change**, v. 19, p. 445-461, 2014.
- O'BRIEN, K.; LEICHENKO, R.; KELKAR, U.; VENEMA, H.; AANDAHL, G.; TOMPKINS, H.; JAVED, A.; BHADWAL, S.; BARG, S.; NYGAARD, L.; WEST, J. Mapping vulnerability to multiple stressors: climate change and globalization in India. **Global environmental change**, v. 14, n. 4, p. 303-313, 2004.
- ORGANIZAÇÃO PARA A COOPERAÇÃO E DESENVOLVIMENTO ECONÔMICO (OCDE). **Handbook on constructing composite indicators: Methodology and user guide**. Paris: OECD publications, 2008.
- QUINTÃO, A. F.; BRITO, I.; OLIVEIRA, F.; MADUREIRA, A.P.; CONFALONIERI, U. Social, environmental, and health vulnerability to climate change: the case of the municipalities of Minas Gerais, Brazil. **Journal of Environmental and Public Health**, 2017.
- SANTOS, R. S. dos; COSTA, L. C.; SEDIYAMA, G. C.; LEAL, B. G.; OLIVEIRA, R. A.; JUSTINO, F. A. Avaliação da relação seca/produzividade agrícola em cenário de mudanças climáticas. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 26, n. 2, p. 313-321, 2011.
- SANTOS, R. B.; MENEZES, J. A.; CONFALONIERI, U.; MADUREIRA, A. P.; DUVAL, I. B.; GARCIA, P. P.; MARGONARI, C. Construção e aplicação de um índice de vulnerabilidade humana à mudança do clima para o contexto brasileiro: a experiência do estado do Espírito Santo. **Saúde e Sociedade**, v. 28, p. 299-321, 2019.
- TORRES, R. R.; LAPOLA, D. M.; MARENGO, J. A.; LOMBARDO M. A. Socio-climatic hotspots in Brazil. **Climatic change**, v. 115, p. 597-609, 2012.
- VINCENT, K. Creating an index of social vulnerability to climate change for Africa. **Tyndall Centre for Climate Change Research**, 2004. (Working Paper, v. 56)
- VOMMARO, F.; MENEZES, J. A.; BARATA, M. M. L. Contributions of municipal vulnerability map of the population of the state of Maranhão (Brazil) to the sustainable development goals. **Science of The Total Environment**, v. 706, p. 1-15, 2020.
- WOLF, S.; HINKEL, J. Clarifying vulnerability definitions and assessments using formalisation. **International Journal of Climate Change Strategies and Management**, v. 5, n. 1, p. 54-70, 2013.