

ÍNDICE DE VULNERABILIDADE AS MUDANÇAS CLIMÁTICAS PARA OS MUNICÍPIOS BRASILEIROS

Davi Winder Catelan¹
Vinícius de Almeida Vale²
Kênia Barreiro de Souza³

RESUMO: A extensão e diversidade do território brasileiro faz com que tanto os impactos, quanto a vulnerabilidade regional às mudanças climáticas sejam heterogêneos no espaço. O objetivo deste estudo é identificar e avaliar os fatores determinantes para a vulnerabilidade às mudanças climáticas nos municípios brasileiros. Para tal, foi elaborado o Índice de Vulnerabilidade as Mudanças Climáticas Municipal a partir da definição de vulnerabilidade proposta pelo IPCC (2001), que inclui três componentes fundamentais: sensibilidade, exposição e capacidade adaptativa, analisados sob a luz da análise fatorial e da análise exploratória de dados espaciais. Verificou-se que os municípios das regiões Norte e Nordeste foram os mais vulneráveis as mudanças do clima, enquanto os municípios do Sul, Sudeste e o Distrito Federal foram os menos vulneráveis. A principal causa da vulnerabilidade nos municípios do Nordeste foi a sua baixa capacidade adaptativa, enquanto nos municípios da Região Norte foi a elevada exposição. Ademais, as regiões Nordeste e Norte concentraram os municípios com menores níveis de capacidade adaptativa, o que é explicado pelos piores resultados nos indicadores socioeconômicos e de segurança desses municípios. Quanto à sensibilidade, os municípios mais vulneráveis se localizaram no Rio Grande do Sul, em Goiás e em áreas de Minas Gerais devido à maior dependência do setor agropecuário, à parcela de indivíduos residindo no meio rural e ao maior número de mortes por câncer de pulmão, doenças respiratórias e doenças cardiovasculares. Com relação à exposição, os municípios mais vulneráveis se localizaram em Rondônia, no Acre e no Pará, áreas caracterizadas por piores projeções de anomalias climáticas, maiores emissões de gases do efeito estufa e grandes porções de território destinados a pastagens.

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

ABSTRACT: The extent and diversity of the Brazilian territory means that both the impacts and the regional vulnerability to climate change are heterogeneous in space. The objective of this study is to identify and evaluate the determining factors for vulnerability to climate change in Brazilian municipalities. To this end, the Municipal Climate Change Vulnerability Index was prepared based on the definition of vulnerability proposed by the IPCC (2001), which includes three fundamental components: sensitivity, exposure and adaptive capacity, analyzed in the light of factor analysis and exploratory analysis of spatial data. The municipalities in the North and Northeast regions were the most vulnerable to climate change, while the municipalities in the South, Southeast and the Federal District were the least vulnerable. The main cause of vulnerability in municipalities in the Northeast was their low adaptive capacity, while in municipalities in the North it was high exposure. Furthermore, the Northeast and North regions concentrated the municipalities with lower levels of adaptive capacity, which is explained by the worse results in the socioeconomic and security indicators of these municipalities. As for sensitivity, the most vulnerable municipalities were located in Rio Grande do Sul, Goiás and in areas of Minas Gerais due to

¹ Doutorando no Programa de Pós-Graduação em Desenvolvimento Econômico (PPGDE) da UFPR. E-mail: daviwindercatelan.ecae@gmail.com.

² Professor do Departamento de Economia e do Programa de Pós-Graduação em Desenvolvimento Econômico (PPGDE) da UFPR e Pesquisador do NEDUR. E-mail: vinicius.a.vale@gmail.com.

³ Professora do Departamento de Economia e do Programa de Pós-Graduação em Desenvolvimento Econômico (PPGDE) da UFPR, Pesquisadora PQ-2 do CNPq e Pesquisadora do NEDUR. E-mail: keniadesouza@gmail.com.

greater dependence on the agricultural sector, the share of individuals residing in rural areas and the greater number of deaths from lung cancer, respiratory diseases and cardiovascular diseases. As for the Sensitivity component, the most vulnerable municipalities were located in Rio Grande do Sul, Goiás and areas of Minas Gerais due to the greater dependence on the agricultural sector, the greater number of individuals residing in rural areas and due to the greater number of deaths from lung cancer, respiratory disease and cardiovascular disease. Regarding the exposure component, the most vulnerable municipalities were located in Rondônia, Acre and Pará, areas characterized by worse projections of climate anomalies, higher greenhouse gas emissions and large proportions of territory destined for pastures.

Keywords: Climate Change Vulnerability; Factor Analysis; Adaptive Capacity; Exposure; Sensitivity.

Área 11 - Economia Agrícola e do Meio Ambiente

Código JEL: C38; Q54; Q58.

1. Introdução

O crescente interesse de pesquisadores e formuladores de política nas mudanças climáticas reflete a progressiva compreensão dos impactos adversos dessas variações na sociedade e no meio ambiente. As alterações no padrão de precipitação e temperatura, por exemplo, tendem a causar efeitos diretos, como secas, inundações e geadas, e 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), na Região Nordeste (CONFALONIERI et al. 2014), nos estados de Minas Gerais (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 expostas às mudanças do clima.

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 heterogeneamente no território brasileiro refletindo as diferentes características socioeconômicas, ambientais e climáticas (CONFALONIERI; MARINHO; RODRIGUEZ, 2009).

Nesse contexto, o objetivo deste estudo é identificar e avaliar os fatores determinantes para a vulnerabilidade às mudanças climáticas nos municípios brasileiros. Para tal, será elaborado o Índice de Vulnerabilidade às Mudanças Climáticas Municipal (IVMC-M) a partir da definição de vulnerabilidade proposta pelo IPCC (2001), que inclui três componentes fundamentais: sensibilidade, exposição e capacidade adaptativa, analisados sob a luz da análise fatorial e da análise exploratória de dados espaciais.

Além desta introdução, o estudo está dividido em mais quatro seções. A segunda seção apresenta uma revisão de literatura sobre as abordagens conceituais da vulnerabilidade climática e sobre o uso de índices de vulnerabilidade às mudanças climáticas. A base de dados e a metodologia adotada são abordadas na seção posterior. A quarta seção apresenta e discute os resultados. Por fim, a quinta seção traz as considerações finais.

2. Vulnerabilidade às mudanças climáticas: abordagens conceituais

Vulnerabilidade às mudanças climáticas é um termo difuso na literatura, de modo que pesquisadores de diversas áreas a conceituam de forma diferenciada a depender dos objetivos pretendidos

e das metodologias utilizadas (DERESSA; HASSAN; RINGLER, 2008; MALONE; ENGLE, 2011). Essas diferenças impossibilitam uma definição única. No entanto, há certo consenso de que a vulnerabilidade às mudanças climáticas está associada à suscetibilidade de um sistema aos danos atrelados a um ou mais estímulos climáticos (FORD; SMIT, 2004). Em geral, a literatura que aborda o tema acomoda um conjunto de perspectivas que transitam entre abordagens biofísicas e socioeconômicas (BROOKS, 2003; FORD; SMIT, 2004; DERESSA; HASSAN; RINGLER, 2008; MARTINS; FERREIRA, 2012; LINDOSO, 2017).

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 de um evento particular (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 produtividade agrícola, na saúde da população, na disponibilidade de alimentos e de água no ecossistema (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. Esses fatores determinam o grau de exposição e a capacidade de planejamento e gerenciamento (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 explicada por fatores políticos, econômicos, culturais e institucionais que inibem a capacidade dos sistemas de responder eficientemente a impactos externos (DERESSA; HASSAN; RINGLER, 2008; LINDOSO, 2017).

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. Dois grupos sociais com características socioeconômicas similares e atributos ambientais distintos podem denotar diferentes níveis de vulnerabilidade. Em geral, essa abordagem considera as intensidades, frequências e probabilidades de choques ambientais como exógenas (DERESSA; HASSAN; RINGLER, 2008). Além disso, não considera a disponibilidade de recursos naturais para neutralizar os impactos negativos desses choques.

Abordagens recentes da vulnerabilidade incorporaram explicitamente as dimensões socioeconômica e biofísica (e.g., QUINTÃO et al., 2017; DERESSA; HASSAN; RINGLER, 2008; LINDOSO, 2017; 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. Alguns autores argumentam que a definição de vulnerabilidade às mudanças climáticas sugerida pelo Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas (IPCC) integra as abordagens biofísica e socioeconômica (FÜSSEL; KLEIN, 2006, FÜSSEL, 2007; DERESSA; HASSAN; RINGLER, 2008; JHA; GUNDIMEDA, 2019).

Para o IPCC (2001, p. 6), 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”. Portanto, deriva de três componentes fundamentais: 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 (QUINTÃO et al., 2017; MENEZES et al., 2018; SANTOS et al., 2019; VOMMARO; MENEZES; BARATA, 2020), questões ambientais (MENEZES et al., 2018; 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, 2011). 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) e ao grau de dependência da agricultura (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, 2008; GEBREHIWOT; VAN DER VEEN, 2013; MONTERROSO et al., 2014).

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. Uma delas é que não existe um método padrão para combinar os índices biofísicos e socioeconômicos. Agregar diferentes dados é um desafio, já que essas variáveis tendem a apresentar pesos diferentes e desconhecidos. Nesse contexto, o presente estudo se fundamenta nas abordagens biofísica e socioeconômica integradas para analisar a vulnerabilidade às mudanças climáticas nos municípios brasileiros, considerando os componentes de sensibilidade, exposição e capacidade adaptativa.

Seja em escala nacional ou subnacional, a utilização de índices é recorrente para a avaliação da vulnerabilidade as mudanças climáticas. Vincent (2004) investigou 49 países africanos e desenvolveu um índice a partir da agregação de cinco subíndices: bem-estar social e estabilidade econômica, estrutura demográfica, estabilidade institucional e infraestrutura pública, interconectividade global e dependência de recursos naturais. Enquanto Níger, Serra Leoa, Burundi, Madagascar, Burkina Faso e Uganda foram as nações mais vulneráveis, Djibuti, Maurício, Argélia, Tunísia e África do Sul foram as menos vulneráveis.

Alguns estudos analisaram a vulnerabilidade as mudanças climáticas a partir da definição proposta pelo IPCC (2001), isto é, a partir do pressuposto de que essa vulnerabilidade depende da capacidade adaptativa, sensibilidade e exposição. Com essa finalidade, desenvolveram índices de vulnerabilidade as mudanças do clima a partir de variáveis multidimensionais e com o auxílio de métodos multivariados, como a análise de componentes principais (ACP) ou a análise fatorial (AF). Esse é o caso dos estudos de 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.

Gbetibouo et al. (2010) analisaram a vulnerabilidade das província sul-africanas às mudanças climáticas, desenvolvendo um índice composto por dezenove variáveis ambientais e socioeconômicas que refletiram os três componentes da vulnerabilidade. Os autores utilizaram a ACP para atribuir pesos as variáveis na construção do índice e concluíram que as províncias mais vulneráveis foram aquelas com alta degradação do solo, elevada densidade populacional rural, alto desemprego, baixa alfabetização e pior infraestrutura.

De forma análoga, Gebrehiwot e Van der Veen (2013) investigaram a vulnerabilidade as mudanças climáticas para os estados da Etiópia, empregando a ACP. Os autores elaboraram um índice, considerando variáveis, como riqueza, taxa de alfabetização, tecnologia, instituições e infraestrutura, potencial de irrigação, frequência de extremos climáticos e mudanças futuras na temperatura e precipitação. Concluiu-se que as regiões menos desenvolvidas social e economicamente e com climas árido e semi-árido foram as mais vulneráveis.

Em outro estudo, Monterroso et al. (2014) examinaram a vulnerabilidade às mudanças climáticas nos municípios mexicanos, desenvolvendo um índice a partir de várias climáticas, ambientais, socioeconômicas, de saúde e setoriais. Os autores usaram a AF para estabelecer pesos para as variáveis e verificaram que 13% da população residia em municípios com vulnerabilidade alta e muito alta devido, principalmente, a problemas ambientais, grande número de famílias chefiadas por mulheres, baixo percentual de irrigação e baixo rendimento das culturas de milho e feijão.

Para o Brasil índices foram desenvolvidos para avaliar a vulnerabilidade às mudanças climáticas ao nível nacional (CONFALONIERI; MARINHO; RODRIGUEZ, 2009; TORRES et al., 2012), na Região Nordeste (CONFALONIERI et al., 2014), nos estados de Minas Gerais (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).

Confalonieri, Marinho e Rodriguez (2009) desenvolveram um índice de vulnerabilidade as mudanças climáticas para os estados brasileiros, levando em conta aspectos socioeconômicos, epidemiológicos e climatológicos. Segundo os autores, os estados da Região Nordeste foram os mais vulneráveis, como resultado de indicadores socioeconômicos ruins, clima semiárido propenso a variações extremas e maior persistência de doenças infecciosas endêmicas. Por outro lado, os maiores níveis de desenvolvimento socioeconômico dos estados do Sul e Sudeste contribuíram para seus menores níveis de vulnerabilidade.

Por sua vez, Torres et al. (2012) construíram um índice de vulnerabilidade as mudanças climáticas para todos os municípios brasileiros, incorporando cinco variáveis climáticas, tais como precipitação média, variabilidade interanual da precipitação e temperatura média do ar, e duas variáveis socioeconômicas, isto é, o IDH-M e a densidade populacional. Observou-se que os municípios nordestinos e as maiores regiões metropolitanas brasileiras foram os mais suscetíveis a essas mudanças, em função dos piores indicadores socioeconômicos e climáticos, no primeiro caso, e da elevada densidade populacional, no segundo caso.

Para os estados brasileiros, 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.

Quintão et al. (2017) examinaram a vulnerabilidade dos municípios de Minas Gerais e concluíram que a região leste do estado foi a mais vulnerável 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 de Amazonas e constataram que a região sul do estado foi a mais vulnerável devido à elevada pobreza e as piores projeções climáticas previstas para a área.

Santos et al. (2019) também construíram um índice de vulnerabilidade as mudanças climáticas para os municípios do Espírito Santo. Verificou-se que os municípios situados na microrregião Noroeste do estados apresentaram vulnerabilidades maiores, em virtude dos piores resultados socioeconômicos e ambientais. Vommaro, Menezes e Barata (2020), por sua vez, analisaram a vulnerabilidade dos municípios maranhenses às mudanças climáticas e demonstraram que as mesorregiões central e oeste do estado foram as mais vulneráveis em função do aumento das temperaturas e da redução das chuvas projetados, elevada pobreza e baixo desenvolvimento socioeconômico.

3. Metodologia

3.1 Análise fatorial

A pesquisa quantitativa sobre vulnerabilidade as mudanças climáticas tem sido dominada pelo uso de índices que buscam mensurar os principais fatores contribuintes para essa vulnerabilidade. Alguns estudos têm buscado avaliar a vulnerabilidade com base em variáveis socioeconômicas ou biofísicas ou na combinação de ambas. Se a vulnerabilidade é função da exposição, sensibilidade e capacidade adaptativa, então é necessário estabelecer como esses componentes se associam para determinar um índice geral.

A literatura têm revelado os problemas teóricos e práticos envolvidos na agregação de variáveis em índices de vulnerabilidade climática. Como argumentam Deressa, Hassan e Ringler (2008), Gebrehiwot e Van der Veen (2013) e Monterroso et al. (2014), algumas das maiores dificuldades são a seleção de variáveis e a determinação dos pesos que devem ser atribuídos a cada uma para a construção de um índice geral. Existem três métodos para se atribuir pesos as variáveis: a) usando o conhecimento prévio de especialistas, b) aplicando a escolha arbitrária de pesos iguais, ou c) usando métodos estatísticos como a AF ou a ACP para atribuir os pesos (GEBREHIWOT; VAN DER VEEN, 2013; MONTERROSO et al., 2014).

Atribuir pesos iguais a cada variável pode resultar em uma estrutura desequilibrada no índice geral, pois nem todos os indicadores afetam igualmente a vulnerabilidade e 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) Monterroso et al. (2014).

Portanto, a estratégia empregada neste estudo para a construção do índice de vulnerabilidade as mudanças climáticas pertence a categoria de métodos que utilizam técnicas estatísticas clássicas, o que evita a incerteza de atribuir pesos equânimes quando uma diversidade de variáveis é usada (GEBREHIWOT; VAN DER VEEN, 2013; MONTERROSO et al., 2014). Especificamente, é aplicado o método de análise fatorial, o que permite identificar e ponderar estatisticamente (não subjetivamente) as variáveis que mais contribuem para a construção do índice composto geral para cada município brasileiro (OCDE, 2008).

Em síntese, a análise fatorial 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 (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).

Seguindo a formalização matemática de Mingoti (2005), X_{px1} é definido como um vetor aleatório, com n variáveis observáveis, com um vetor de média μ , em que, $\mu = (\mu_1, \mu_1, \dots, \mu_p)$, matriz de covariância Σ_{pxp} e matriz de correlação P_{pxp} . Sejam $Z_i = [(X_i - \mu_i)/\sigma_i]$ as variáveis originais padronizadas, em que μ_i e σ_i representam, respectivamente, a média e o desvio padrão da variável X_i , $i = 1, 2, \dots, p$. Neste caso, a matriz P_{pxp} é a matriz de correlação do vetor aleatório $Z = (Z_1, Z_1, \dots, Z_p)'$.

O modelo de fatorial geral construído a partir da matriz de correlação P_{pxp} relaciona linearmente as variáveis padronizadas e os m fatores comuns que, inicialmente, são desconhecidos. As equações do modelo são dadas por:

$$\begin{aligned} Z_1 &= l_{11}F_1 + l_{12}F_2 + \dots + l_{1m}F_m + \varepsilon_1 \\ Z_2 &= l_{21}F_1 + l_{22}F_2 + \dots + l_{2m}F_m + \varepsilon_2 \\ &\vdots \\ Z_p &= l_{p1}F_1 + l_{p2}F_2 + \dots + l_{pm}F_m + \varepsilon_p \end{aligned} \quad (1)$$

Em notação matricial, o modelo (1) pode ser expresso da seguinte forma:

$$D(X - \mu) = LF + \varepsilon \quad (2)$$

$$\text{em que, } (X - \mu)_{px1} = \begin{bmatrix} X_1 - \mu_1 \\ X_2 - \mu_2 \\ \vdots \\ X_p - \mu_p \end{bmatrix}, \varepsilon_{px1} = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_p \end{bmatrix}, F_{mx1} = \begin{bmatrix} F_1 \\ F_2 \\ \vdots \\ F_m \end{bmatrix}, L_{pxm} = \begin{bmatrix} l_{11} & l_{12} & \dots & l_{1m} \\ l_{21} & l_{21} & \dots & l_{2m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ l_{p1} & l_{p2} & \dots & l_{pm} \end{bmatrix},$$

$$D_{pxp} = \begin{bmatrix} 1/\sigma_1 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 1/\sigma_p \end{bmatrix}$$

Segundo Mingoti (2005), F_{mx1} é um vetor aleatório com m fatores ou variáveis latentes, que representam os elementos da população considerada e que não são observáveis. Portanto, o modelo fatorial assume que as variáveis Z estão correlacionadas linearmente com novas variáveis aleatórias F_j , que

necessitarão ser identificadas. O vetor $\varepsilon_{p \times 1}$ contém os erros aleatórios correspondentes aos erros de medida e de variação de Z_i , que não são explicados pelos fatores comuns F_j incluídos no modelo.

O coeficiente l_{ij} é o coeficiente da i -ésima variável padronizada Z_i , conhecido como carga fatorial, no j -ésimo fator F_j , e representa o grau de associação linear entre Z_i e F_j . As cargas fatoriais são as covariâncias entre os fatores (variáveis latentes) e as variáveis observadas ou correlações se as variáveis observadas forem padronizadas (HADDAD et al., 2021).

As cargas fatoriais ficam armazenadas na matriz $L_{p \times m}$, que é uma matriz de parâmetros a serem estimados. De acordo com o modelo linear (1), as informações das n -variáveis originais padronizadas (Z_1, Z_2, \dots, Z_p) são representadas por $(p+m)$ variáveis aleatórias não observáveis, isto é, $(\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_p)$ e (F_1, F_2, \dots, F_m) . Após a extração dos fatores, pode-se calcular o grau de adaptação das variáveis aos fatores por meio das cargas fatoriais. Normalmente, a maior parte das variáveis tem cargas altas no primeiro fator e cargas baixas nos outros fatores, o que torna a interpretação relativamente difícil. Por isso, 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).

O coeficiente de correlação múltipla quadrática da variável observável padronizada é utilizado para definir a proporção da variância explicada pelos fatores comuns. O modelo de fatores ortogonais assume as seguintes premissas: (i) os fatores comuns têm média igual a 0 e variância igual a 1, (ii) os fatores comuns são não correlacionados, (iii) os erros têm média igual a 0, (iv) os erros não são correlacionados entre si, (v) os vetores $\varepsilon_{p \times 1}$ e $F_{m \times 1}$ são independentes (MINGOTI, 2005; HADDAD et al., 2021).

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:

$$\hat{F}_{jk} = w_{j1}Z_{1k} + w_{j2}Z_{2k} + \dots + w_{jp}Z_{pk} \quad (3)$$

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 . No presente estudo, esses coeficientes são estimados pelo método de regressão. 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 se 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 identidade⁴. 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 resultado do KMO global foi de 0,86, portanto um valor considerado ótimo.

3.2 Construção do índice de vulnerabilidade as mudanças climáticas municipal

A verificação do grau de vulnerabilidade as 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). Desse modo, o índice pode ser construído a partir do cálculo da média dos fatores, ponderada pela variância, pertencentes a cada observação, como segue:

$$IVMC-M = \frac{\sum_i \omega_i F_i}{\sum_i \omega_i} \quad (4)$$

⁴ Teste BTS: 138.275.9 (nível de significância: 0,000).

sendo IVMC-M o Índice de Vulnerabilidade as Mudanças Climáticas Municipal, ω_i a proporção da variância explicada por cada fator e F_i os escores fatoriais.

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). 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).

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 as mudanças climáticas dos 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 (4), de modo a incorporar a definição de vulnerabilidade as mudanças climáticas proposta pelo IPCC (2001) e utilizada em estudos que analisam o assunto.

Conforme apontado, o IPCC (2001) define que a vulnerabilidade as 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 (4) é reformulada para permitir que os três componentes tenham os mesmos pesos no cálculo do IVMC-M, como é apresentado a seguir:

$$IVMC - M = \frac{\sum_i \omega_i^{CA} F_i^{CA}}{\omega_i^{CA}} + \frac{\sum_i \omega_i^{SE} F_i^{SE}}{\omega_i^{SE}} + \frac{\sum_i \omega_i^{EX} F_i^{EX}}{\omega_i^{EX}} \quad (5)$$

sendo, 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.

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 é 1 e o mínimo possível é 0, de tal forma que, quanto mais próximo de 1, maior a vulnerabilidade às mudanças climáticas e, quanto mais próximo de 0, menor essa vulnerabilidade.

3.3 Análise exploratória de dados espaciais

A análise exploratória de dados espaciais (AEDE) é um conjunto de técnicas utilizadas para analisar os aspectos espaciais da base de dados. Os objetivos da AEDE consistem em averiguar a existência de padrões de associação espacial, verificar a existência de diferentes regimes espaciais ou outras formas de instabilidade espacial e identificar observações atípicas (ALMEIDA, 2012). A AEDE permite extrair medidas de autocorrelação espacial local e global, investigando a influência dos efeitos espaciais por intermédio de instrumentos quantitativos.

Para examinar a autocorrelação espacial global, recorre-se a estatística I de Moran global. No contexto do presente estudo, um resultado positivo e estatisticamente significativo para tal estatística indicaria, por exemplo, que municípios com elevado (baixo) grau de vulnerabilidade as mudanças climáticas são cercados por outros municípios com elevado (baixo) nível dessa mesma vulnerabilidade. No caso de um resultado negativo, essa relação se comportaria de forma inversamente proporcional. Ou seja, localidades com altos valores são rodeadas por locais com baixos valores.

A estatística global do I de Moran, no entanto, pode ocultar padrões locais de autocorrelação espacial. Então, é recomendado o uso de Indicadores Locais de Associação Espacial (LISA) para comparar a estatística I de Moran local em cada localidade específica com seus valores em áreas vizinhas.

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

Os dados coletados foram selecionados com base na literatura sobre vulnerabilidade às mudanças climáticas e na disponibilidade dos dados. Foram coletados dados para 5.559 municípios brasileiros relacionados a 159 variáveis de diferentes fontes. A partir disso, recorreu-se a análise fatorial com os seguintes objetivos: primeiro, identificar as variáveis dentro de um grupo altamente correlacionadas entre si, mas pouco ou nada correlacionadas com variáveis de outros grupos; segundo, interpretar cada grupo de variáveis observadas como representações de um único construto subjacente, ou fator, a partir da definição de cada variável. Desse modo, foram selecionadas 27 variáveis potenciais para formar variáveis latentes e construir o IVMC-M. O Quadro 1 apresenta as variáveis selecionadas, a fonte dos dados e o período abordado⁵.

Tabela 1 – Descrição das variáveis utilizadas

Variável	Descrição	Fonte	Ano
Salario_min	Porcentagem de população com 10 anos ou mais que ganha até meio salário-mínimo	IBGE	2010
Mulher_neg	Porcentagem de população que é mulher e negra	IBGE	2010
Pobreza	Porcentagem de população que recebe Bolsa Família	Ministério da Cidadania	2018-2019
Sem_esgoto	Porcentagem de domicílios sem tratamento de esgoto	IBGE	2010
IDH-M	Índice de Desenvolvimento Humano Municipal	IBGE	2010
Sem_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
Ocupacao	Taxa de ocupação	IBGE	2018
Saude_san	Gasto municipal per capita com saúde e saneamento básico	Ministério da Fazenda - Secretaria do Tesouro Nacional	2014-2020
Homicidio_j	Taxa de homicídios de jovens de 15 a 29 anos (100.000 Habitantes)	IPEA	2015-2019
Homicidio_h	Taxa de homicídios do sexo masculino (100.000 habitantes)	IPEA	2015-2019
H_jovem	Proporção de homicídios como causa de mortalidade de jovens	IPEA	2015-2019
H_homem	Proporção de homicídios como causa de mortalidade de homens	IPEA	2015-2019
Emprego_agro	Porcentagem de trabalhadores inseridos na agropecuária	IBGE	2010
Rural	Porcentagem de população que vive na área rural	IBGE	2010
VA_agro	Participação do valor adicionado da agropecuária no valor adicionado total	IPEA	2017-2019
Sem_agua	Porcentagem de domicílios sem água encanada	IBGE	2010
Emissao_PC	Emissões de gases do efeito estufa per capita	SEEG	2016-2018
Precipitacao	Anomalia de precipitação anual total (mm)	WorldClim	
Temp_max	Anomalia de média anual de temperatura máxima mensal (°C)	WorldClim	
Temp_min	Anomalia de média anual de temperatura mínima mensal (°C)	WorldClim	
M_cancer	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_respiratoria	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.

Uma classe de variáveis considerada visa retratar diretamente os efeitos das mudanças do clima na vulnerabilidade climática. Esse grupo é composto pelas variáveis Precipitacao, Temp_max e Temp_min, que representam as anomalias de precipitação anual total, de temperatura máxima mensal e de temperatura mínima mensal, respectivamente.

⁵ As variáveis que possuem dados coletados para mais de um ano foram definidas a partir da média aritmética no período.

Vale destacar que as projeções climáticas utilizadas no cálculo das anomalias derivam dos Modelos Gerais de Circulação (GCMs)⁶. 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) (HAUSFATHER, 2019).

As variáveis climáticas foram obtidas no banco de dados WorldClim⁷. 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 Quintão et al. (2017), Menezes et al. (2018), Santos et al. (2019) e Vommaro, Menezes e Barata (2020), também abordam a vulnerabilidade as mudanças climáticas, levando em consideração anomalias de precipitação e temperatura.

4. Resultados

Existem vários indicadores socioeconômicos e biofísicos que podem afetar a vulnerabilidade dos municípios brasileiros às mudanças climáticas. Neste estudo, a análise fatorial é aplicada, a partir das 27 variáveis listadas na Tabela 2, para avaliar quantitativamente essa vulnerabilidade e para permitir a comparação entre os diferentes municípios.

As cargas fatoriais, as variâncias explicadas por cada fator e a variância acumulada são apresentadas na Tabela 2. Como critério de escolha, utilizou-se a soma da variância acumulada para determinar a quantidade de fatores a serem extraídos. Sugere-se o patamar de 60% como o mínimo aceitável (HAIR et al. 2005; OCDE, 2008). Além disso, pelo critério de Kaiser, sugere-se a extração dos fatores com autovalores acima de 1 (HAIR et al. 2005; OCDE, 2008). Por meio desses critérios, foram identificados seis fatores que influenciam a vulnerabilidade as mudanças do clima dos municípios brasileiros. Vale destacar que os autovalores obtidos na AF foram submetidos à rotação Varimax com o objetivo de detectar as variáveis que representam melhor os fatores e, com isso, facilitar a interpretação dos resultados.

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.

Como se verifica na Tabela 2, os seis fatores explicam 69,9% da variância total das variáveis selecionadas. Os dois primeiros fatores explicam cerca de 36,4% da variância total, ou seja 22,1% e 14,3% cada um, respectivamente. Os Fatores 3, 4, 5 e 6 explicam, individualmente, 8,7%, 8,7%, 8,5% e 7,6%, da variância total, nessa ordem.

A Tabela 3 apresenta as cargas fatoriais rotacionadas e as comunalidades, 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 comunalidades revelam que praticamente todas as variáveis têm sua variabilidade captada e representada pelos fatores considerados.

⁶ 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 (HARTMANN, 2019).

⁷ WorldClim 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).

Nota-se que o Fator 1 está positivamente correlacionado com as variáveis Salario_min (0,90), Mulher_neg (0,67), Pobreza (0,86), Sem_esgoto (0,69), Sem_lixo (0,72) e Afetados (0,53). Por outro lado, está negativamente correlacionado com as variáveis IDH-M (-0,87), Ocupacao (-0,67) e Saude_san (-0,42). Portanto, o Fator 1 é 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.

Tabela 3 – Cargas fatoriais rotacionadas e comunalidades

Variáveis	Cargas Fatoriais						Comunalidades
	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	Fator 5	Fator 6	
Salario_min	0,90	0,09	0,12	-0,06	-0,07	-0,10	0,86
Mulher_neg	0,67	0,36	-0,19	0,36	-0,14	-0,10	0,78
Pobreza	0,86	0,22	0,01	0,10	-0,13	-0,15	0,84
Sem_esgoto	0,69	-0,05	0,09	0,08	-0,04	-0,30	0,58
IDH-M	-0,87	-0,20	-0,19	-0,08	0,20	0,11	0,90
Sem_lixo	0,72	-0,08	0,50	0,11	-0,12	-0,17	0,83
Afetados	0,53	0,01	0,00	-0,20	0,06	-0,10	0,34
Ocupacao	-0,67	-0,10	-0,20	-0,14	0,18	0,01	0,55
Saude_san	-0,42	-0,25	0,14	-0,03	-0,03	0,09	0,27
Homicidio_j	0,10	0,87	-0,16	-0,01	0,05	0,00	0,79
Homicidio_h	0,15	0,92	0,01	0,13	-0,08	-0,08	0,90
H_jovem	0,06	0,93	-0,09	-0,04	0,01	0,03	0,87
H_homem	0,12	0,95	-0,02	0,01	0,00	0,00	0,92
Emprego_agro	0,56	-0,17	0,69	-0,08	-0,17	0,03	0,86
Rural	0,51	-0,15	0,69	-0,14	-0,17	-0,12	0,83
VA_agro	-0,18	-0,13	0,67	0,13	-0,16	0,17	0,57
Sem_agua	0,33	-0,02	0,53	0,11	-0,15	-0,18	0,46
Emissao_PC	-0,16	0,05	0,37	0,48	-0,08	-0,13	0,42
Precipitacao	-0,36	-0,28	0,09	-0,62	0,15	-0,03	0,62
Temp_max	-0,13	-0,12	0,03	0,88	-0,07	0,13	0,82
Temp_min	0,22	0,01	0,06	0,79	-0,06	-0,21	0,72
M_cancer	-0,27	-0,08	0,02	-0,17	0,64	-0,01	0,51
M_cardio	0,11	0,02	-0,09	-0,09	0,67	0,01	0,48
M_respiratoria	-0,14	0,00	-0,18	-0,04	0,84	0,04	0,76
I_cardio	-0,14	0,01	-0,14	0,02	0,67	0,01	0,49
Cobertura	-0,35	-0,02	-0,06	-0,09	0,02	0,89	0,93
Pastagem	-0,24	-0,03	0,01	-0,02	0,01	0,95	0,96

Fonte: Elaboração própria.

O Fator 2, por sua vez, está positivamente correlacionado com as variáveis Homicidio_j (0,87), Homicidio_h (0,92), H_jovem (0,93) e H_homem (0,95) sendo rotulado como “Dimensão de Segurança”. Com relação ao Fator 3, este se associa positivamente com as variáveis Emprego_agro (0,69), Rural (0,69), VA_agro (0,67) e Sem_agua (0,53). Como discutido, esses indicadores captam, sobretudo, a importância econômica da agropecuária para os municípios brasileiros, bem como a parcela da população que vive no meio rural. A possível justificativa para a inclusão da variável Sem_agua nesse grupo é que uma parcela substancial da população rural reside em domicílios sem água encanada. Diante disso, o Fator 3 é denominado como “Dimensão Agro-rural”.

No que diz respeito ao Fator 4, este se relaciona positivamente com as variáveis Emissao_PC (0,48), Temp_max (0,88), e Temp_min (0,79). Por outro lado, esse mesmo fator se associa negativamente com a variável Precipitação (-0,62). 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. Esses movimentos explicam a relação positiva das variáveis de temperatura e a associação negativa da variável de precipitação com o Fator 4. Nesse sentido, esse fator é denominado como “Dimensão Climática”.

O Fator 5 se associa positivamente com as variáveis M_cancer (0,64), M_cardio (0,67), M_respiratoria (0,84) e I_cardio (0,67). Conforme discutido, as mudanças climáticas e a poluição do ar

podem levar ao crescimento no número de casos e de mortes associados a essas doenças, elevando a vulnerabilidade climática, de modo que o Fator 5 representa a “Dimensão de Saúde”.

Por fim, o Fator 6 se relaciona positivamente com as variáveis Cobertura (0,89) e Pastagem (0,95), correspondendo à “Dimensão de Território”. Como argumentado, municípios que mantêm uma maior parcela do território nativo preservado tendem a ser menos vulneráveis as mudanças climáticas, pois ecossistemas saudáveis garantem uma resiliência natural aos impactos negativos das mudanças climáticas.

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. Nesse contexto, a Tabela 4 apresenta as estatísticas descritivas para os coeficientes dos escores relativos aos seis fatores para os 5.559 municípios analisados.

Tabela 4 - Estatísticas descritivas dos escores fatoriais

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

Fonte: Elaboração própria.

Como se observa na Tabela 4, os escores estimados variam de valores negativos a positivos, sendo que municípios com escores mais negativos indicam níveis menores de vulnerabilidade no fator em questão, enquanto valores mais elevados sugerem maior grau de vulnerabilidade.

A Figura 1 apresenta a distribuição espacial das seis dimensões de vulnerabilidade as mudanças do clima. Com relação à Dimensão Socioeconômica (Fator 1), observa-se que as unidades federativas do Norte e Nordeste concentram os municípios com os maiores níveis de vulnerabilidade, enquanto o Sudeste, Sul e Centro-Oeste concentram os municípios com menores níveis. Isso é explicado pelo mal desempenho dos municípios do Norte e Nordeste nas variáveis relativas ao Fator 1. Esses municípios, por exemplo, apresentam maiores níveis de pobreza, baixos níveis de IDH-M e menor acesso aos serviços de tratamento de esgoto e coleta de lixo em relação aos municípios do Sul, Sudeste e Centro-Oeste.

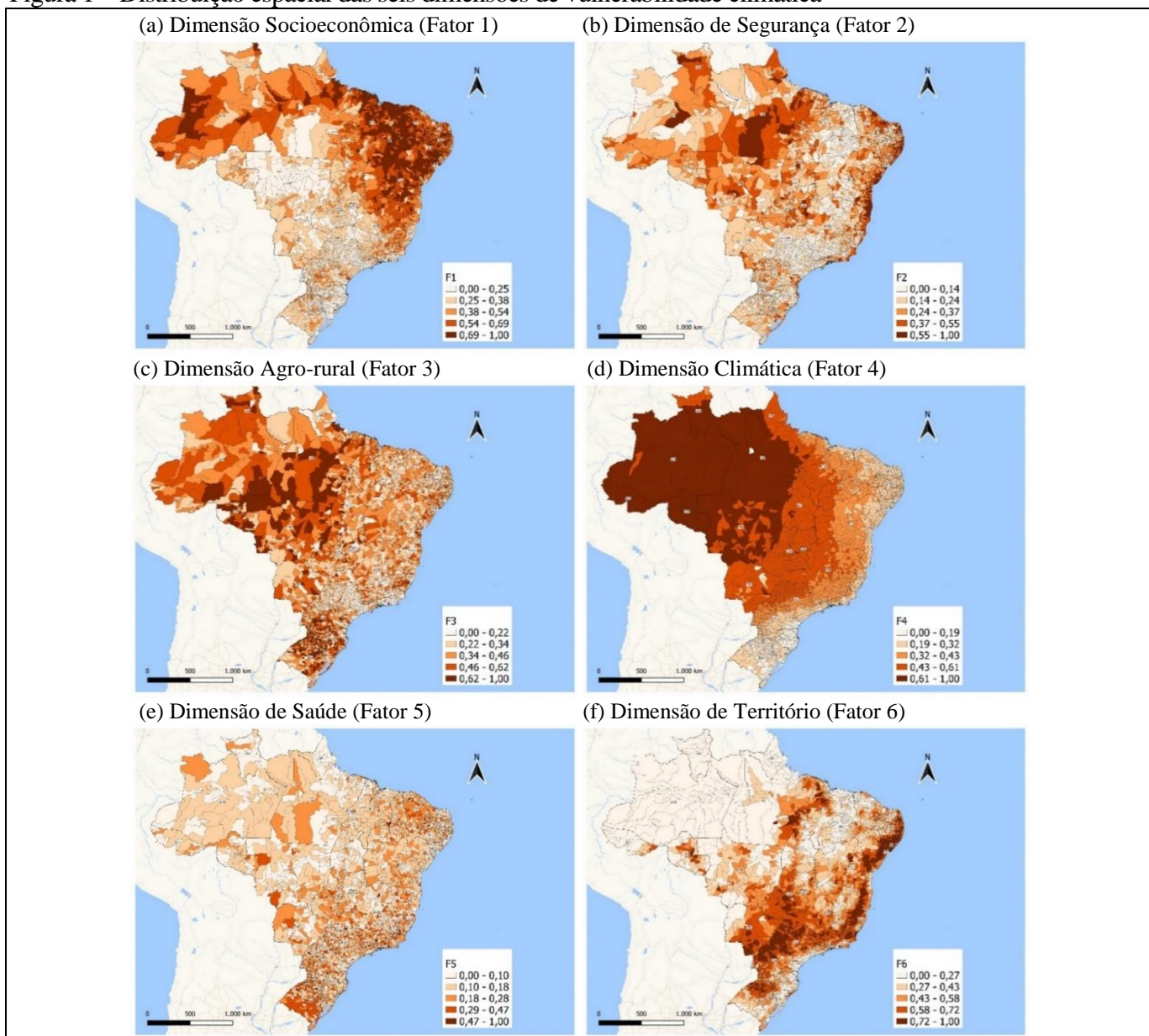
A distribuição espacial da Dimensão de Segurança (Fator 2) revela que os municípios mais vulneráveis se localizam nos estados das regiões Norte e Nordeste, enquanto os menos vulneráveis se localizam nas regiões Sul e Sudeste. Em especial, os municípios localizados nos estados de Sergipe, Amapá, Alagoas, Pará e Pernambuco denotam os piores resultados nessa dimensão, enquanto Piauí, São Paulo, Santa Catarina, Minas Gerais e Rio Grande do Sul exibem os melhores resultados.

A Dimensão Agro-rural (Fator 3) mostra um padrão menos claro. Contudo, os piores resultados podem ser observados para os municípios do Pará, Mato Grosso, Roraima, Rio Grande do Sul e Rondônia, municípios que têm maior dependência econômica do setor agropecuário e/ou maior proporção de pessoas vivendo no meio rural. O Distrito Federal e os municípios dos estados de São Paulo e Rio de Janeiro, por sua vez, exibem melhores condições nessa dimensão.

No que tange à Dimensão Climática (Fator 4), os municípios localizados nas regiões Norte e Centro-Oeste são os mais vulneráveis. Em particular, alguns municípios do Amazonas, Pará, Acre, Rondônia, Roraima e Mato Grosso exibem os piores resultados, o que está relacionado com os aumentos mais pronunciados de temperatura máxima e mínima e as maiores reduções de precipitação total projetados para essas áreas. Já os estados da Região Sul e parte dos estados do Nordeste denotam os menores níveis de vulnerabilidade nessa dimensão. Santa Catarina, Rio Grande do Sul e Sergipe, por exemplo, contemplam os municípios menos vulneráveis.

O padrão espacial da Dimensão de Saúde (Fator 5) também é menos evidente. No entanto, pode-se observar maiores vulnerabilidades nos municípios situados nas UF's do Nordeste, Sul e Sudeste quando comparadas com as do Norte e Centro-Oeste. Os municípios com os piores resultados se localizam no Rio Grande do Norte, Rio Grande do Sul, Goiás, Paraná, Rio de Janeiro e Ceará em função das maiores taxas de mortalidade e internação pelas doenças analisadas.

Figura 1 – Distribuição espacial das seis dimensões de vulnerabilidade climática

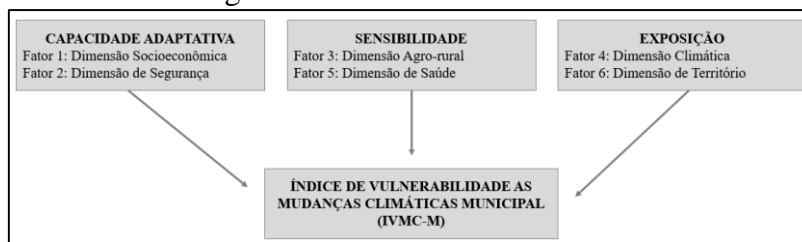


Fonte: Elaboração própria.

A Dimensão de Território (Fator 6) indica piores condições para os municípios das regiões Nordeste e Sudeste e melhores condições para os da Região Norte. Contribuem para isso os baixos percentuais de cobertura vegetal nativa nesses municípios. É importante destacar que grande parte desses municípios mais vulneráveis se situa no bioma da Mata Atlântica Brasileira, que sofreu séculos de exploração madeireira e de degradação por agricultura, pecuária, silvicultura e caça. Esse quadro foi agravado pelo fato de a região abrigar mais de 70% de toda a população brasileira e gerar cerca de 80% do PIB brasileiro (D'ARRIGO; LORINI; RAJÃO, 2020).

A verificação do grau de vulnerabilidade as mudanças do clima para os municípios brasileiros é feita por meio dos escores fatoriais, ou seja, através dos valores dos fatores para cada uma das 5.559 observações (municípios). 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). A Figura 2 ilustra a estrutura do IVMC-M:

Figura 2 – Estrutura do IVMC-M



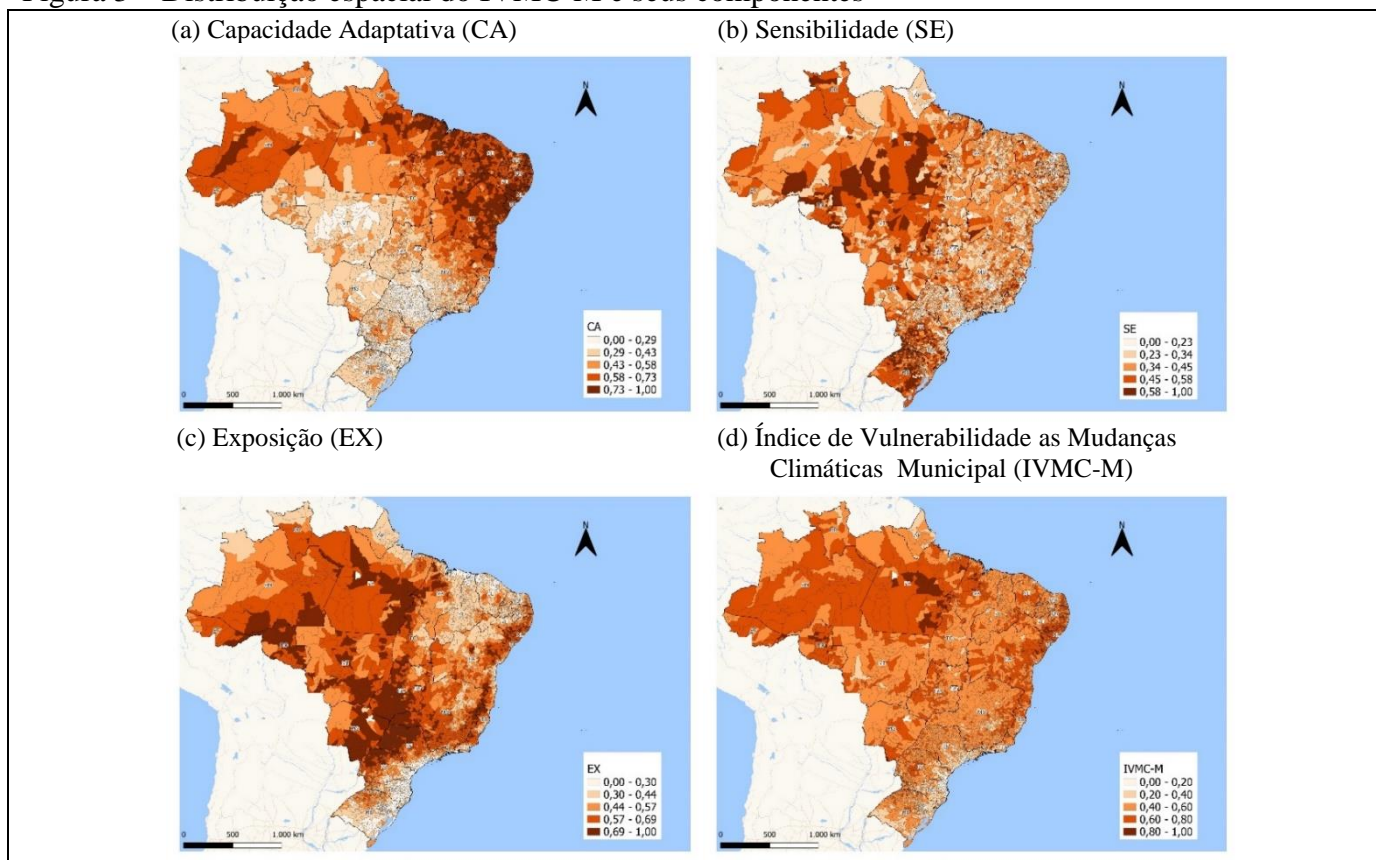
Fonte: Elaboração própria.

Por meio da Equação (5), obteve-se o Índice de Vulnerabilidade às Mudanças Climáticas Municipal (IVMC-M), bem como os seus três componentes, como é apresentado na Equação (9):

$$IVMC - M = \underbrace{\frac{(0,221F1 + 0,143F2)}{0,364}}_{CA} + \underbrace{\frac{(0,087F3 + 0,085F5)}{0,172}}_{SE} + \underbrace{\frac{(0,087F4 + 0,076F6)}{0,163}}_{EX} \quad (9)$$

A Figura 3 apresenta a distribuição espacial do IVMC-M e dos respectivos componentes. No que diz respeito à capacidade adaptativa, observa-se que as UFs das regiões Nordeste e Norte contêm os municípios com as maiores vulnerabilidades, enquanto o Sudeste e o Sul concentram os municípios menos vulneráveis. Especificamente, os municípios mais vulneráveis se localizam em Alagoas, na Bahia, no Pará e no Maranhão, enquanto São Paulo, Rio Grande do Sul, Santa Catarina e Paraná têm os municípios menos vulneráveis. Isso é explicado pelos piores indicadores socioeconômicos e de segurança dos municípios das regiões Norte e Nordeste em comparação aos do Sul e Sudeste.

Figura 3 – Distribuição espacial do IVMC-M e seus componentes



Fonte: Elaboração própria.

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 nos estados 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.

No que diz respeito ao componente de sensibilidade, a distribuição espacial não apresenta um padrão tão evidente, possivelmente porque é formada pelos fatores que também ostentaram padrões espaciais menos claros, isto é, as dimensões de Saúde e Agro-rural. Nesse caso, os municípios mais vulneráveis se localizam no Rio Grande do Sul, Minas Gerais, Goiás e Rio de Janeiro e os menos vulneráveis em Minas Gerais, São Paulo, Goiás e Paraíba.

Essas evidências mostram que, mesmo em estados desenvolvidos economicamente, há diferenças regionais na vulnerabilidade referente à sensibilidade, como é o caso de Minas Gerais, 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.

Apesar de ser comparativamente menos vulnerável na sensibilidade, a Região Nordeste também engloba municípios sensíveis às mudanças climáticas. Como pontuam Confalonieri et al. (2014), a baixa disponibilidade hídrica e a irregularidade das chuvas na região afetam principalmente a população rural, uma vez que é constituída por pequenos produtores agrícolas e pecuaristas. Ademais, segundo esses autores, a piora das condições áridas e a escassez hídrica e de alimentos impactará negativamente a saúde da população e causará migrações para as grandes cidades, pressionando o sistema de saúde.

Quanto ao componente de Exposição, observa-se que algumas UFs do Norte, Centro-Oeste e Nordeste agrupam os municípios com os maiores níveis de vulnerabilidade, enquanto o Sul contém os municípios com os menores níveis. Vale lembrar que essas áreas mais vulneráveis fazem parte da floresta Amazônica e que, portanto, sofrem com o aumento do desmatamento em função da expansão da fronteira agrícola (MENEZES et al., 2018) Em especial, os municípios mais vulneráveis se localizam nos estados de Rondônia, Acre, Pará, Mato Grosso, Tocantins e Amazonas, locais que se destacam pelas piores projeções de anomalias climáticas e por apresentarem algumas áreas de cobertura natural bastante depredadas.

Esses achados corroboram os resultados de Menezes et al. (2018) para o Amazonas, que destacam que as pressões antrópicas impostas à floresta Amazônica, devido à expansão agrícola, vem reduzindo a biodiversidade e os serviços ecossistêmicos da região. Ainda, de acordo com os autores, algumas regiões, principalmente no sul do estado, estão historicamente ligadas ao desmatamento, o que ajuda a explicar a elevada vulnerabilidade na Exposição destas áreas. A questão climática também representa um desafio para a conservação da floresta Amazônica, pois a combinação de desmatamento e mudanças climáticas tende a causar um aumento na ocorrência de incêndios florestais, criando um ciclo de degradação e perda de biodiversidade, como discorrem Torres et al. (2012).

Por último, a Figura 3 apresenta os resultados para o IVMC-M. O padrão espacial deste índice indica que os municípios das regiões Nordeste e Norte são os mais vulneráveis às mudanças climáticas. Em contrapartida, os municípios das regiões Sul e Sudeste e o Distrito Federal apresentam os menores níveis de vulnerabilidade. Os municípios com os piores resultados para o IVMC-M ficam no Rio Grande do Norte, Goiás, Pará e Bahia e os municípios mais bem avaliados se localizam 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 o Nordeste tem a vulnerabilidade bastante atrelada a baixa capacidade de adaptação, a Região Norte tem a vulnerabilidade explicada, em grande medida, pela elevada exposição às mudanças do clima. Os melhores resultados para a Região Sul decorrem, sobretudo, da maior capacidade de adaptação e da menor exposição, enquanto para o Sudeste é explicada por melhores desempenhos na sensibilidade e na capacidade adaptativa.

A Tabela 5 exibe o número de municípios brasileiros classificados de acordo com o grau de vulnerabilidade às mudanças do clima e os respectivos componentes. Os valores do IVMC-M, bem como dos componentes, foram categorizados como: 0,000 a 0,200 (muito baixo); 0,201 a 0,400 (baixo); 0,401 a 0,600 (médio); 0,601 a 0,800 (alto) e 0,801 a 1,000 (muito alto) para fins de exposição dos resultados.

Ressalta-se que este é um índice comparativo entre os municípios, desta forma, a pontuação zero não indica ausência de vulnerabilidade, e a pontuação 1 não significa vulnerabilidade completa.

Tabela 5 – Número de municípios por grau de vulnerabilidade climática

Grau de vulnerabilidade	Número de municípios			
	IVMC-M	CA	SE	EX
Muito baixo (0,000 - 0,200)	144	300	520	174
Baixo (0,201 - 0,400)	766	2.109	3.086	1.081
Médio (0,401 - 0,600)	3.184	1.195	1.649	1.955
Alto (0,601 - 0,800)	1.384	1.593	280	2.197
Muito alto (0,801 - 1,000)	81	362	24	152
Total	5.559	5.559	5.559	5.559

Fonte: Elaboração própria.

Como se nota, a maior parte dos municípios apresentou um nível médio de vulnerabilidade, com valores do IVMC-M entre 0,401 e 0,600. Em seguida, surge o grupo de municípios com alto nível de vulnerabilidade, com valores entre 0,601 e 0,800. Além disso, a Tabela 5 mostra que o componente de exposição apresentou um número relativamente maior de municípios nas categorias de alto e muito alto grau de vulnerabilidade, com um total de 4.304 municípios nessas condições. Esse resultado indica que a maioria dos municípios do Brasil apresenta elevada exposição as mudanças do clima, comprovando a importância da implementação de políticas voltadas a redução das emissões de gases do efeito estufa e à recuperação e preservação de áreas de vegetação natural.

O componente de capacidade adaptativa também se destaca pela considerável quantidade de municípios categorizados por vulnerabilidades alta e muito alta, somando 3.150 municípios nessas categorias. Então, além de elevada exposição, a maioria dos municípios ostenta baixa capacidade de adaptação frente aos efeitos das mudanças climáticas, de modo que ações voltadas a redução da pobreza e da desigualdade social, ao desenvolvimento econômico, à melhoria da infraestrutura e do acesso aos serviços de saúde e saneamento básico são também necessárias.

Por fim, vale destacar que um número menor de municípios exhibe alto e muito alto níveis de vulnerabilidade na sensibilidade, totalizando 1.953 municípios. Se por um lado a sensibilidade contribui comparativamente menos para a vulnerabilidade na maioria dos municípios, por outro lado desempenha um papel fundamental na vulnerabilidade de municípios localizados, principalmente, em estados mais desenvolvidos social e economicamente, como o Rio Grande do Sul, Santa Catarina e o Paraná.

Nesse sentido, os resultados apresentados indicam a existência de um padrão na distribuição espacial do IVMC-M, isto é, há indícios de que municípios altamente (pouco) vulneráveis estão concentrados em áreas específicas do território brasileiro e são cercados por outros municípios muito (pouco) vulneráveis. Para comprovar e visualizar esse padrão espacial, recorre-se à estatística I de Moran Global e aos Indicadores Locais de Associação Espacial.

O grau de autocorrelação espacial global para o IVMC-M e seus componentes é apresentado na Tabela 5 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 seus componentes.

Tabela 7 - 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 as Mudanças Climáticas Municipal (IVMC – M)	0,779	63,215

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%.

Fonte: Elaboração própria.

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

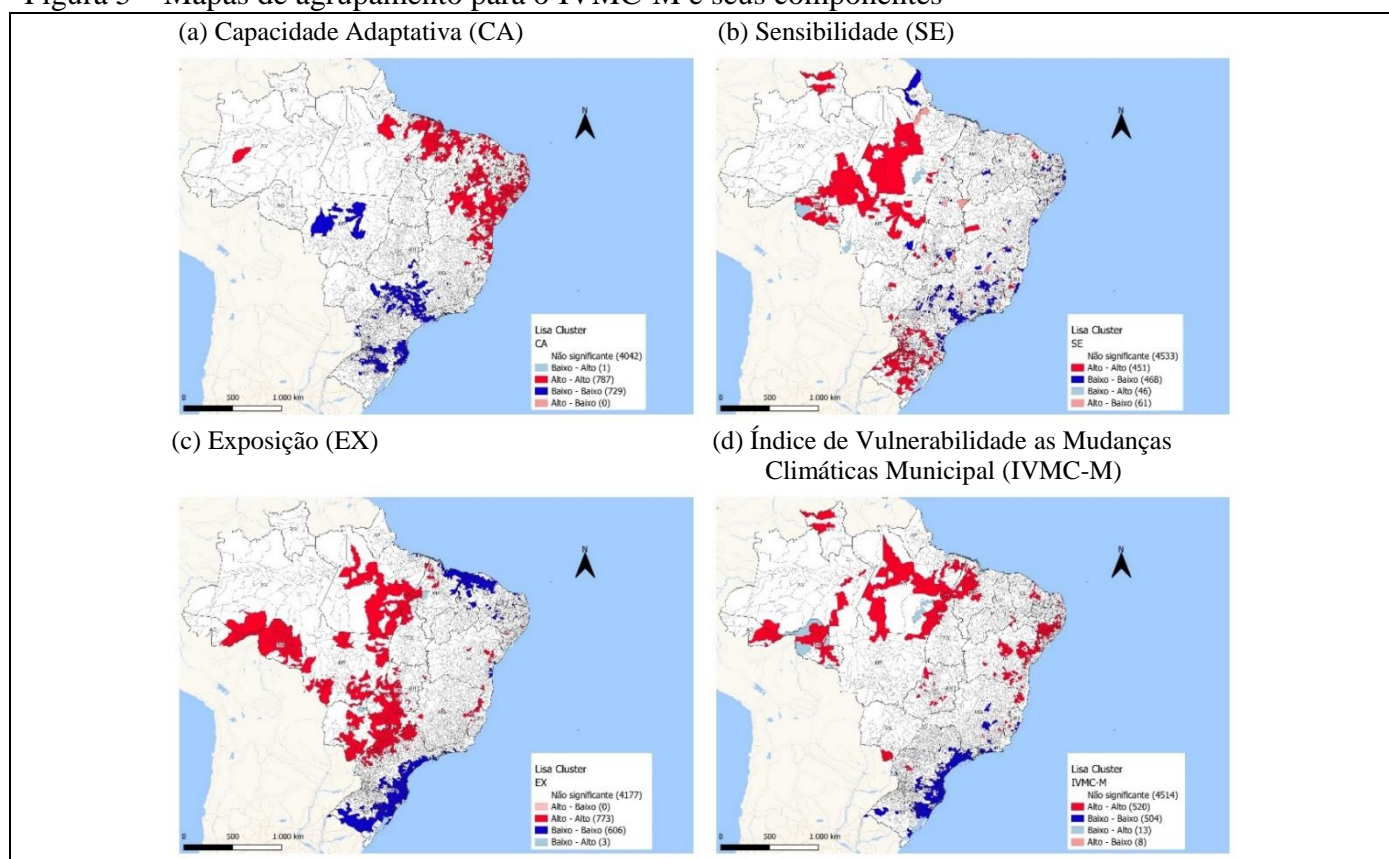
vulnerabilidade. Em especial, nota-se elevados valores para a autocorrelação espacial global dos componentes de capacidade adaptativa e Exposição e para o IVMC-M. A sensibilidade exibiu um valor menor para essa estatística, confirmando o padrão espacial menos evidente no território brasileiro.

A Figura 5 mostra as estatísticas LISA classificando a autocorrelação espacial em mapas de *clusters*. A tendência global de associação positiva, revelada pelo I de Moran Global, é confirmada pelas estatísticas locais de Moran. A análise de *clusters* revela que 787 municípios brasileiros apresentam alta vulnerabilidade na capacidade adaptativa e são cercados por outros municípios igualmente vulneráveis nesse componente (*cluster* Alto-Alto). Tais municípios se localizam, sobretudo, nas regiões Nordeste e Norte. Por outro lado, as regiões Sul e Sudeste contam com um grande número de municípios pertencentes ao *cluster* Baixo-Baixo (729), ou seja, municípios com baixa vulnerabilidade na capacidade adaptativa que são cercados de outros municípios com baixa vulnerabilidade.

O *cluster* Alto-Alto na sensibilidade é formado por 451 municípios situados, sobretudo, nas regiões Norte, Centro-Oeste e Sul. Já o *cluster* Baixo-Baixo é composto por 468 municípios concentrados, principalmente, na Região Sudeste e em áreas do Nordeste. Ademais, observa-se que alguns municípios exibem baixa vulnerabilidade neste componente e são vizinhos de municípios com alta vulnerabilidade (*cluster* Baixo-Alto) e vice-versa (Alto-Baixo).

Com relação ao componente de Exposição, nota-se que 773 municípios pertencem ao *cluster* Alto-Alto e 606 ao *cluster* Baixo-Baixo. O *cluster* Alto-Alto é composto por municípios localizados, principalmente, nas regiões Centro-Oeste, Norte e em áreas do Sudeste, enquanto o *cluster* Baixo-Baixo é formado, principalmente por municípios do Sul e Nordeste.

Figura 5 – Mapas de agrupamento para o IVMC-M e seus componentes



Nota: A matriz de pesos espaciais k-nearest ($k = 2$) foi utilizada na análise espacial.

Fonte: Elaboração própria.

Quanto ao IVMC-M, a Figura 5 mostra que 520 municípios pertencem ao *cluster* Alto-Alto e se concentram nas UF's do Norte e Nordeste, enquanto 504 municípios pertencem ao *cluster* Baixo-Baixo e se localizam, principalmente, nas regiões Sul e Sudeste. Essas evidências corroboram os resultados apresentados na Tabela 6, isto é, parte dos municípios mais vulneráveis às mudanças do climas são cercados

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

Diante desses resultados, verifica-se que os municípios das regiões Norte e Nordeste são os mais vulneráveis as mudanças climáticas, enquanto os das regiões Sul, Sudeste e o Distrito Federal são os menos vulneráveis. A principal causa da maior vulnerabilidade no Nordeste é a sua baixa capacidade de adaptação, enquanto na Região Norte é a elevada exposição. Resultados um pouco distintos foram apresentados por Confalonieri, Marinho e Rodriguez (2009) e por Torres et al. (2012), cujos estudos revelaram que as UFs 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 não foram consideradas variáveis importantes relacionadas à exposição e que penalizam, sobretudo, os municípios do Norte e do Centro-Oeste, como projeções de anomalias de temperatura e precipitação, 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, outros estudos reconhecem que as variáveis socioeconômicas tiveram um peso elevado no cálculo dos índices finais, elevando a vulnerabilidade dos municípios nordestinos. Esse é o caso do estudo de Torres et al. (2012). Semelhantemente, Confalonieri, Marinho e Rodriguez (2009) reconhecem que o índice de vulnerabilidade geral construído por eles sofreu forte influência dos indicadores socioeconômicos. Ainda, nos dois estudos a seleção de variáveis e a ponderação destas no índice final foram feitas sem o auxílio de técnicas estatísticas. Desse modo, outra contribuição deste estudo consiste no uso da AF para identificar e ponderar estatisticamente as variáveis mais relevantes para o IVMC-M. Em particular, não foram encontrados estudos que recorrem a AF, embasados na terminologia do IPCC (2001), para a construção de índices de vulnerabilidade as 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, África do Sul e México.

Finalmente, o estudo contribui para a literatura ao utilizar a AEDE para confirmar o padrão espacial sistemático da vulnerabilidade as mudanças do clima nos municípios brasileiros, bem como 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. Nesse contexto, a AEDE indica que os agrupamentos de municípios mais vulneráveis no IVMC-M se concentram nos estados das regiões Nordeste e Norte e os menos vulneráveis nas regiões Sul e Sudeste, evidenciando a importância da ação coordenada e integrada das diferentes esferas do setor público para a implementação de políticas de adaptação e mitigação as mudanças climáticas.

5. Considerações finais

A avaliação da vulnerabilidade as mudanças climáticas é fundamental para aumentar a compreensão dos seus fatores 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 fatores determinantes. Para tal, foi construído um índice de vulnerabilidade as 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.

Verificou-se que os municípios das regiões Norte e Nordeste são os mais vulneráveis as mudanças do clima, 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 as mudanças do clima. Com relação ao componente de capacidade adaptativa, observou-se que as UFs das regiões Nordeste e Norte concentram os municípios com as maiores vulnerabilidades, enquanto o Sudeste e o Sul contêm os municípios menos vulneráveis, o que é explicado pelos piores indicadores socioeconômicos e de segurança dos municípios das regiões Norte e Nordeste em comparação aos do Sul e Sudeste.

No que diz respeito a sensibilidade, os municípios mais vulneráveis se localizam no Rio Grande do Sul, em Goiás e em algumas áreas de Minas Gerais 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 São Paulo, Goiás e em áreas de Minas Gerais. Quanto ao componente de exposição, os municípios mais vulneráveis se localizaram nos estados de Rondônia, Acre, Pará, Mato Grosso, Tocantins e Amazonas e os menos vulneráveis em Santa Catarina, Rio Grande do Sul, Paraná e São Paulo. As áreas mais vulneráveis apresentaram as piores projeções de anomalias climáticas, maiores níveis de emissões de GEE e, em alguns casos, maiores proporções de território destinados a pastagens.

Por fim, a AEDE confirmou o padrão espacial sistemático da vulnerabilidade às mudanças do clima nos municípios brasileiros, bem como dos componentes de capacidade adaptativa, exposição e, em menor grau, sensibilidade. Com isso, comprovou-se que municípios altamente (pouco) vulneráveis estão concentrados em áreas específicas do território e são cercados por municípios muito (pouco) vulneráveis.

Os resultados indicam que a melhoria das condições socioeconômicas, de segurança e de saúde dos municípios é um dos caminhos necessários para tornar os municípios brasileiros mais preparados para o enfrentamento dos impactos climáticos, visto que as variáveis associadas a tais dimensões influenciaram consideravelmente essa vulnerabilidade. Outro passo importante é o investimento na infraestrutura local, como redes de saúde, preparação para desastres naturais e melhoria dos serviços de saneamento básico, energia elétrica e coleta de lixo. Adicionalmente, evidenciou-se a importância da implementação de políticas voltadas à redução das emissões de gases do efeito estufa e à recuperação e preservação de áreas de vegetação natural.

Referências

- ALMEIDA, E. **Econometria espacial**. Campinas: Alínea, 2012.
- 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.
- 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.
- 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.
- 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.
- 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.

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.

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.

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.

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.

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.

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. 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.