

ANÁLISE FATORIAL CONFIRMATÓRIA E EXPLORATÓRIA PARA AS VARIÁVEIS QUE COMPÕEM O ÍNDICE MINEIRO DE VULNERABILIDADE CLIMÁTICA (IMVC)

Raphael Sússia Silva

Universidade Federal de Uberlândia, Instituto de Ciências Agrárias, Uberlândia, MG, Brasil
raphaelsussia@gmail.com

Ednaldo Carvalho Guimarães

Universidade Federal de Uberlândia, Instituto de Ciências Agrárias, Uberlândia, MG, Brasil
ecg@ufu.br

RESUMO

Os indicadores sociais, ambientais e econômicos são frequentemente empregados para caracterizar um setor específico de interesse. A compreensão desses indicadores tem impactos relevantes no desenvolvimento socioeconômico das regiões. Este trabalho tem como objetivo interpretar as variáveis do Índice Mineiro de Vulnerabilidade Climática (IMVC) por meio da análise fatorial, com a intenção de aprofundar a compreensão das vulnerabilidades climáticas nos municípios de Minas Gerais. As variáveis foram obtidas por meio dos dados disponibilizados no site Clima Gerais (<https://clima-gerais.meioambiente.mg.gov.br/>) e padronizadas para assegurar a eficácia da análise. A Análise Fatorial Confirmatória foi usada para avaliar a adequação do modelo original proposto pelo IMVC, com base nas variáveis e nos construtos teóricos do índice. Já a Análise Fatorial Exploratória (AFE) foi usada para identificar fatores latentes que explicam a maior parte da variância dos dados, agrupando as variáveis com altas correlações e tornando a interpretação possível. Os resultados indicam que a AFE, por meio das análises de componentes principais, foi capaz de reduzir a dimensionalidade dos dados para quatro componentes, explicando uma porcentagem considerável da variância total dos dados mediante um ajuste adequado ao modelo, sugerindo que os componentes extraídos capturam de forma eficaz a estrutura dos dados originais.

Palavras-chave: Estatística multivariada. Constructos. Componentes principais. Variáveis ambientais.

FACTOR ANALYSIS OF THE CLIMATIC VULNERABILITY INDEX IN THE STATE OF MINAS GERAIS: A STUDY ON THE INDEX FACTORS FOR VULNERABILITY IN THE MUNICIPALITIES

ABSTRACT

Social, environmental, and economic indicators are frequently used to characterize a specific sector of interest. Understanding these indicators has significant impacts on the socioeconomic development of regions. This study aims to interpret the variables of the Climatic Vulnerability Index in the Brazilian State of Minas Gerais (IMVC) through factor analysis, with a view to gaining a better understanding of climatic vulnerabilities in its municipalities. The variables were obtained from data available on the Clima Gerais website (<https://clima-gerais.meioambiente.mg.gov.br/>) and standardized to ensure an effective analysis. Confirmatory Factor Analysis (CFA) was used to assess the adequacy of the original IMVC model building on the variables and theoretical constructs of the index. Exploratory Factor Analysis (EFA) was used to identify latent factors that explain most of the variance in the data, grouping variables with high correlations and making interpretation possible. The results indicate that EFA, through principal component analyses, was able to reduce data dimensionality to four components, explaining a considerable percentage of the total data variance upon an appropriate adjustment to the model, suggesting that the extracted components effectively capture the structure of the original data.

Keywords: Multivariate statistics. Constructs. Principal components. Environmental variables.

INTRODUÇÃO

Os índices sociais, ambientais e econômicos são amplamente utilizados para fazer a caracterização de um determinado setor de interesse. A sua criação, utilização e interpretação tem implicações significativas para o desenvolvimento socioeconômico das cidades, das regiões e do país. Os governos, em geral, baseiam-se em uma variedade de índices ambientais e socioeconômicos para orientar o planejamento e a implementação de políticas públicas para promover o bem-estar da população e manter a sustentabilidade ambiental (PNUD,2022).

Considerando isso, os Índices Ambientais são ferramentas que permitem monitorar a qualidade do ar, da água, do solo e outros aspectos, fornecendo uma base para a tomada de decisões e a implementação de medidas de proteção ambiental, além de estarem diretamente relacionados ao bem-estar da população. A análise dos índices pode identificar áreas com problemas, o que permite ações direcionadas para melhorar a saúde pública, a qualidade de vida e os fatores econômicos. Outro fator relevante, na análise dos índices ambientais, é garantir o desenvolvimento sustentável, ajudando na avaliação do impacto das atividades humanas e na busca por soluções que conciliem com desenvolvimento econômico. Isso porque a vulnerabilidade climática tem ganhado destaque nos últimos anos em função da aceleração das mudanças climáticas que o planeta Terra tem experimentado após a Revolução Industrial. A necessidade de cuidar do meio ambiente para garantir uma melhor qualidade de vida à sociedade se torna cada vez mais evidente e, por isso, o Índice Mineiro de Vulnerabilidade Climática (IMVC) assume um papel importante ao fornecer diagnósticos do grau da vulnerabilidade climática dos municípios.

Nesse sentido, o conhecimento da vulnerabilidade climática auxilia na gestão de riscos climáticos, permitindo a tomada de decisões mais assertivas para prevenir e mitigar os impactos das mudanças climáticas. O IMVC é um índice que mapeia a vulnerabilidade climática dos 853 municípios de Minas Gerais. Ele se baseia em três fatores: sensibilidade, exposição e capacidade de adaptação, conforme descrito em Clima Gerais (2022). Esse índice, também, é uma ferramenta que pode ser usada para o desenvolvimento de políticas públicas e ações efetivas para enfrentar os desafios das mudanças climáticas no estado.

Para Aquino *et al.* (2017), vulnerabilidade ambiental pode ser definida como o grau em que um sistema natural é suscetível ou incapaz de lidar com os efeitos das interações externas. Ao tratar de vulnerabilidade ambiental, Santos (2007) define como um conjunto de elementos que mantêm relações entre si e onde residem os seres vivos. Elementos como solo, recursos hídricos, vegetação, campos agrícolas são estruturas do meio que se relacionam através de fluxos e ciclos.

Visando essa preocupação, a plataforma Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas (IPCC) apoiou o IMVC do Estado de Minas Gerais que foi construído com base na definição de vulnerabilidade proposta pelo IPCC (IPCC, 2007). Outra agência que usou da mesma preocupação foi a Fiocruz (2013), que desenvolveu o índice de vulnerabilidade de municípios do Rio de Janeiro às mudanças climáticas. Nele, foram considerados, para o cálculo, componentes sanitários, ambientais e sociais, como números de casos de doenças infecciosas influenciadas pelo clima, renda e acesso da população ao trabalho e à habitação, além das características de cobertura vegetal e da fauna de cada um dos 92 municípios do estado de Rio de Janeiro. Recentemente, o Sistema de Informações e Análises sobre Impactos das Mudanças do Clima (AdaptaBrasil MCTI) foi instituído pelo Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovações, com o objetivo de consolidar, integrar e disseminar informações que possibilitem o avanço das análises dos impactos da mudança do clima (MCTI,2023). Essa agência utiliza conceito semelhante ao aplicado no IMVC pela plataforma Clima Gerais, na seleção das variáveis latentes, porém com uma robustez mais eficaz.

Os autores, como Nascimento e Dominguez (2009), elaboraram uma avaliação de vulnerabilidade ambiental a partir de índices que correspondiam à integração de características geológicas, de solos, de declividade, de uso da terra e da vegetação. Nela, foi confirmada a elevada vulnerabilidade dos manguezais, das várzeas flúvio lagunares e da linha de costa dos municípios de Belmonte e Canavieiras (BA), reforçando a importância da elaboração do estudo da vulnerabilidade ambiental, de modo a facilitar a compreensão dos diferentes graus de fragilidade de algumas áreas.

Ainda, aliado ao conceito de vulnerabilidade está o conceito de risco, que, para Almeida (2011), pode ser considerado como categoria de análise atrelada às noções de incerteza, ou seja, a probabilidade de ocorrência de processos não constantes e não determinados e também a maneira como tais processos afetam a vida humana. A vulnerabilidade e o risco indicam uma situação ou estado futuro para determinadas regiões. Assim, o risco está relacionado diretamente à probabilidade de acontecer

um evento potencialmente danoso, que envolve uma percepção de vulnerabilidades frente ao perigo. Veyret (2007) define o risco como a “percepção de um perigo possível, mais ou menos previsível, por um grupo social ou por um indivíduo que tenha sido exposto a ele”.

Dentre os procedimentos estatísticos de análise de dados, Ferreira (2008) explora os métodos de agrupamentos que visam identificar padrões de agregação de acordo com as características dos objetos e se baseiam na análise simultânea de várias variáveis. Dentro da estatística multivariada, encontram-se técnicas, como: análise fatorial confirmatória (AFC), análise fatorial exploratória (AFE), análise cluster entre outras.

A AFC visa testar a adequação das variáveis a um modelo pré-definido. Ela é uma ferramenta estatística muito usada para verificar se um conjunto de variáveis observadas são adequadas ao modelo proposto, e a AFE busca adequar a estrutura a um conjunto de variáveis, agrupando-as em fatores latentes, reduzindo o número de variáveis envolvidas na pesquisa. Enquanto a AFE utiliza métodos como análise de correlação e autovalores para explorar dados, a AFC requer especificação de modelo e avaliação de ajuste utilizando índices estatísticos. Por isso, a aplicação dessas metodologias estatísticas para variáveis ambientais pode contribuir com o entendimento da vulnerabilidade climática de MG.

Nessa linha de trabalho, por exemplo, Medeiros e Almeida (2016) construíram o Índice de Vulnerabilidade Social para a cidade de Natal-RN, usando técnica de análise multivariada para agrupar diversas variáveis, na qual resultou na redução das 21 variáveis em apenas 6 fatores. Em seu estudo, os autores utilizaram a metodologia de AFE.

Diante do exposto, evidencia-se que as análises estatísticas mencionadas podem contribuir para melhor conhecimento e entendimento dos índices de vulnerabilidade climática em municípios de Minas Gerais. Nesse sentido, o objetivo é explorar as variáveis do IMVC por meio das metodologias de análise fatorial exploratória e confirmatória, para verificar se a técnica multivariada agrupa essas variáveis de maneira similar às dimensões utilizadas no cálculo do IMVC. Além disso, pretende-se confirmar se técnicas estatísticas foram empregadas na construção do índice original, por meio da análise fatorial confirmatória.

MATERIAL E MÉTODOS

Foram utilizadas, neste estudo, informações referentes às variáveis que compõem o IMVC proposto pela plataforma Clima Gerais (Clima Gerais, 2022) e que se encontravam disponíveis, no ano de 2022, na referida plataforma. A ferramenta se configura como apoio aos municípios mineiros quanto ao seu desenvolvimento, visando o baixo carbono e a sua adaptação territorial, tendo em vista os efeitos das mudanças climáticas. A plataforma é um produto do Plano de Energia e Mudanças Climáticas de Minas Gerais (PEMC).

De acordo com Clima Gerais (2022), foram selecionadas variáveis de base de dados estaduais e federais que constituíram cada componente da vulnerabilidade (sensibilidade, exposição e capacidade de adaptação). Para a obtenção do índice composto, cada indicador foi padronizado para a faixa 0 a 1 pelo cálculo da relação: $(\text{valor observado} - \text{menor valor}) / (\text{maior valor} - \text{menor valor})$. O banco de dados para a análise foi composto das informações dos 853 municípios do estado de Minas Gerais, sendo esta a amostra utilizada para as análises, e o processo de trabalho foi dividido em três etapas específicas, sendo elas: obtenção e tratamento dos dados, AFC e AFE.

Em uma primeira etapa do trabalho, as variáveis selecionadas foram aquelas que compõem o IMVC sem distinção em qual indicador a que elas se encontravam. Essas variáveis foram extraídas dos bancos de dados originais e dispostas em planilhas eletrônicas para tratamento e preparação dos dados, de forma a permitir as análises estatísticas almejadas no estudo. Nessa fase, optou-se por trabalhar com os índices ao invés dos valores absolutos das variáveis, pois o estudo original utiliza os primeiros para criar o IMVC.

As variáveis usadas estão descritas e substituídas por códigos para melhor entendimento e discussão posterior, conforme (Tabela 1).

Tabela 1 - Codificação das variáveis que compõem o IMVC

Variáveis	Descrição das variáveis
V1	PARTICIPAÇÃO MÉDIA DA AGROPECUÁRIA NO VALOR ADICIONADO
V2	RAZÃO DE DEPENDÊNCIA (Seguridade social e Saúde)
V3	INDICADOR DE SANEAMENTO
V4	DENSIDADE POPULACIONAL
V5	PERCENTUAL DE COBERTURA VEGETAL (Área remanescente/Área municipal)
V6	BALANÇO HÍDRICO (Demanda Versus Disponibilidade)
V7	ÍNDICE DE IMPACTOS SOCIOECONÔMICOS EM DESASTRES NATURAIS (Perdas econômicas (%PIB) / Pessoas Afetadas (Nº) / Declarações Homologadas (Nº))
V8	ÍNDICE DE EXTREMO CLIMÁTICO CDD (Número de dias consecutivos sem chuva médio anual)
V9	ÍNDICE DE EXTREMO CLIMÁTICO RX5DAY (Máxima precipitação acumulada média anual em 5 dias consecutivos)
V10	RENDA PER CAPITA
V11	IMRS-EDUCAÇÃO
V12	ÍNDICE DE INSTITUCIONALIZAÇÃO DE GESTÃO DE DESASTRES
V13	GASTO PER CAPITA COM O MEIO AMBIENTE E SANEAMENTO

Fonte: Clima Gerais, 2022. Organização: Os autores, 2024.

Para o IMVC, as variáveis V1 à V6 pertencem ao construto sensibilidade, às variáveis V7 à V9 estão dispostas no construto exposição e V10 à V13 pertencem ao construto capacidade de adaptação. Clima Gerais (2022) descreve que os índices de cada construto são obtidos por meio do cálculo das médias aritméticas das variáveis pertencente ao respectivo constructo e o cálculo final do IMVC de cada município é obtido por meio da Equação 1:

$$IMVC = (Sensibilidade \times Exposição) / Capacidade de adaptação \quad (1)$$

Na segunda etapa, a AFC foi utilizada com a finalidade de verificar os construtos apresentados na plataforma Clima Gerais e que geraram o IMVC. A metodologia AFC permite testar o quão bem as variáveis medidas representam os construtos definidos pela pesquisa de acordo com Hair *et al.* (2009). A principal vantagem da AFC é que o pesquisador pode testar analiticamente uma teoria conceitualmente fundamentada, explicando como diferentes itens medidos descrevem importantes medidas. Quando resultados de AFC são combinados com testes de validação de construto, obtém-se um melhor entendimento da qualidade de suas medições.

Usando AFC, apenas as cargas que teoricamente conectam um item medido ao seu correspondente fator latente são calculadas. Os caminhos do construto latente para os itens medidos são mostrados com setas. AFC nos diz o quão bem a especificação dos fatores combina com a realidade (os dados verdadeiros). Em certo sentido, AFC é uma ferramenta que permite confirmar ou rejeitar a teoria preconcebida.

A construção do modelo de AFC é feito por diagramas de caminhos, onde essencialmente, fornecem a estrutura a partir da qual se constrói o modelo. Deve-se designar as variáveis observadas (que constam na (Tabela 1) para cada retângulo, e nomes de construtos (variáveis latentes, como sensibilidade, exposição e capacidade de adaptação) na área oval e as variáveis não observadas (erros padrão) são calculadas pelo programa de livre acesso R (R Core Team, 2017). Em seguida, as setas apropriadas

devem ser esboçadas para formar o modelo usando as covariâncias. Ícones podem ser usados para adicionar restrições no modelo e para executar aplicações avançadas como análise de múltiplos grupos.

Feito o ajuste do modelo, executa-se o mesmo para a obtenção de estimativas de ajuste. Existem diversas estatísticas para avaliar a adequação do modelo, como a razão χ^2/df , resíduos, índices de modificação, índices de *goodness of fit* (GOF).

Inicia-se a verificação da qualidade do modelo analisando o valor geral da estatística χ^2 , juntamente com os graus de liberdade (*df*) e um valor de probabilidade (*p-valor*), mas essa informação tem apenas a intenção de fornecer uma ideia ampla sobre o ajuste do modelo com os dados amostrais. Este valor tende a ser alto quando o modelo não é sustentado (modelo não confirmado pelos dados amostrais) e a amostra é grande. Desse modo, é recomendado que a razão χ^2/df não exceda o valor 5, conforme indicado em Byrne (2001).

O SRMR padronizado representa o valor médio de todos os resíduos padronizados e tem amplitude de zero a 1. Para um modelo ser considerado bem ajustado, quanto menor o SRMR, melhor será o ajuste do modelo. De acordo com Shadfar e Malekmohammadi (2013), quando esse valor é igual 0 indica ajuste perfeito, valor inferior a 0,05 é amplamente considerado um bom ajuste e abaixo de 0,08 é ajuste adequado.

As estatísticas GFI (*Goodness-of-Fit Index*) e AGFI (*Adjusted Goodness-of-Fit Index*) (ajustado pelo número de graus de liberdade do modelo especificado) são medidas da quantidade relativa de variância e covariância. O índice tem amplitude de zero a 1, sendo que valores perto de 1 são indicativos de bom ajuste e, segundo Lemke (2005); Hair *et al.* (2009) e Shadfar e Malekmohammadi (2013), indicam que o ponto de corte para estas duas estatísticas é $> 0,90$.

Os autores Shadfar e Malekmohammadi (2013) argumentam que, por convenção, o CFI (*Comparative Fit Index*) deve ser igual ou superior a 0,90 para aceitar o modelo, indicando que 90% da covariação nos dados pode ser reproduzida pelo modelo dado.

O IFI (*Incremental Fit Index*), de acordo com os autores supracitados, também deve ser igual ou superior a 0,90, sendo que ele é relativamente independente do tamanho da amostra.

NFI (*Normed Fit Index*); varia de zero a 1, e é derivado da comparação entre o modelo hipotético e o modelo de independência. Silva (2006) considera que valores de NFI acima $> 0,90$ indica bom ajuste do modelo. Já o TLI (*Tucker-Lewis Index*), considerando os apontamentos de Lemke (2005), varia entre zero e um, e valores próximos a 0,95 (para amostras grandes) indica ajuste adequado.

O RMSEA (*Root Mean Square Error of Approximation*) é uma medida de ajuste popular, em parte porque não requer comparação com um modelo nulo e indicaria um ajuste próximo do modelo em relação aos graus de liberdade, e ele não é afetado pelo tamanho da amostra. Para Schumacker e Lomax (2004), se o RMSEA for menor ou igual a 0,05, o modelo é considerado bem ajustado e existe um ajuste adequado se o RMSEA for menor ou igual a 0,08. A literatura, em sua maioria, concorda que o RMSEA de 0,10 ou superior não é adequado, conforme argumenta Arbuckle (2009).

Com base nas análises das estatísticas supracitadas para a AFC, avaliou-se a adequação do modelo pré-definido pela plataforma Clima Geral para o IMVC.

A etapa três consistiu na aplicação da AFE que teve como procedimentos a análise exploratória geral e a AFE propriamente dita.

Na análise descritiva geral, *boxplot*, médias, medianas, desvios padrão, coeficientes de variação foram usados com a finalidade de conhecer e descrever o comportamento geral dos indicadores padronizados na faixa de 0 a 1, conforme descrito em Clima Gerais (2022), e para verificar a presença de valores extremos e de *outliers* nas informações padronizadas. Esse procedimento foi considerado como uma análise prévia que visou verificar a consistência geral do banco de dados e também como suporte para as interpretações e discussões dos resultados obtidos na análise multivariada. Também foi verificada a normalidade de cada indicador por meio do teste de Anderson-Darling, com significância de 5%, ou seja, *p-valor* do teste superior a 0,05 indica normalidade dos dados.

A AFE teve o objetivo de descrever a variabilidade original dos dados em uma redução máxima das variáveis, chamado de fator comum e que possuem ligações com os valores originais, conforme descrito em Mingoti (2005).

Como a premissa da pesquisa foi a de resumir as características, a análise fatorial foi aplicada à matriz de correlação das variáveis e esse é o procedimento mais comum de análise fatorial, que analisa um conjunto de variáveis para identificar as dimensões latentes.

O tamanho da amostra deve ser considerado para esse tipo de análise, visto que o ideal é uma amostra acima de 50 observações, mas preferencialmente maior que 100, como descrito em Hair *et al.* (2009), o que proporciona maior robustez às análises. Nessa mesma linha, Fávero *et al.* (2009) citam que uma boa amostra deve ter mais de 100 observações e, dessa forma, a amostra do presente estudo, composta das informações dos 853 municípios do estado, pode ser considerada robusta.

Esse processo foi feito, a priori, verificando a normalidade dos dados. De acordo com Hair *et al.* (2009), testes de normalidade estatística podem ser aplicados aos dados, não existindo consenso sobre o melhor teste para o caso multivariado. Entretanto, para grandes amostras, pode-se utilizar os testes univariados e com isso ter uma ideia geral de suposição de normalidade.

Mingoti (2005) argumenta que, ao usar a matriz de correlação, a AFE pode identificar padrões subjacentes, agrupando variáveis correlacionadas em componentes latentes, independentemente da distribuição dos dados originais, pois introduzindo o método de componentes principais, usado normalmente em termos dos fatores subjacentes, não há necessariamente a necessidade sobre a suposição da distribuição de probabilidade para um vetor padronizado.

Nesta mesma linha da questão da normalidade, Hair *et al.* (2009) dizem que a AFE permite uma exploração eficaz da estrutura dos dados e possibilita a extração de informações significativas mesmo em contextos em que a normalidade não é atendida, ampliando assim as possibilidades de análise exploratória e modelagem estatística. Os mesmos autores informam ainda que, para amostras com 200 ou mais observações, os efeitos de não-normalidade podem ser negligenciados. Assim, na maioria dos casos, à medida que tamanhos de amostras se tornam grandes, há menor necessidade de se preocupar com variáveis não-normais.

Hair *et al.* (2009); Fávero *et al.* (2009) destacam que, na AFE, a análise da matriz de correlação é um fator de grande relevância sendo necessário a presença de correlações bivariadas substanciais acima de 0,30.

O teste de *Kaiser-Meyer-Olkin* (KMO) é uma medida de adequação da amostra à AFE e pode assumir valores de 0 a 1, em que quanto mais próximos de 1, melhor é a adequação dos dados para a análise de fatores Kaiser (1960). Geralmente, valor de KMO acima de 0,6 é considerado adequado para prosseguir com a análise de fatores.

O teste de Bartlett verifica a hipótese de que as variáveis não estão correlacionadas entre si e se o $p - \text{valor} < \alpha$, sendo α a significância de referência, conclui-se pela existência de correlações entre as variáveis. Este fato indica que a análise fatorial pode ser considerada um método apropriado. Cabe ressaltar que tanto os valores de referência como de KMO, quanto a interpretação do teste de Bartlett encontram-se em Fávero *et al.* (2009).

O teste de Bartlett é sensível ao tamanho da amostra e, dessa forma, ele deve ser usado em associação com a KMO, pois são medidas complementares para avaliar a adequação da AFE.

Uma terceira medida de quantificação do grau de intercorrelações entre as variáveis e a adequação da análise fatorial é a medida de adequação da amostra (MSA). Esse índice varia de 0 a 1, alcançando 1 quando cada variável é perfeita. Segundo Hair *et al.* (2009), o pesquisador sempre deve ter um valor MSA geral acima de 0,50 antes de proceder com a análise fatorial.

Feita essas verificações iniciais, parte-se para a escolha do método de extração dos fatores que podem ser componentes principais ou fatores comuns. Neste trabalho, foi utilizado componentes principais, pois este considera, em termos da variância total dos dados, o que pode ser explicado pelas componentes. Fávero *et al.* (2009) descreve que a ACP combina as variáveis que possuem correlação, explicando a maior quantidade de variância.

O número de fatores a serem retidos, por sua vez, foi definido usando o critério de Kaiser (critério da raiz latente), que seleciona o número de fatores a ser retido em função dos autovalores maiores que 1, sendo que os autovalores mostram a variância explicada por cada fator, logo o quanto cada um consegue explicar de variância total (Kaiser, 1960; Mingoti, 2005; Hair *et al.*, 2009; Fávero *et al.*, 2009).

Como geralmente os fatores produzidos na fase de extração não são de fácil interpretação, há a necessidade de aplicar um método de rotação com o intuito de transformar os coeficientes retidos em uma estrutura mais simples. Para este estudo, optou-se pelo método de rotação ortogonal Varimax,

que busca minimizar o número de variáveis que têm altas cargas em um fator, simplificando os mesmos, conforme argumenta Mingoti (2005). Fávero *et al.* (2009) destaca que a rotação não afeta a qualidade de ajuste do modelo, as comunicações e o total de variância explicada pelos fatores, mas o percentual da variância explicada em cada fator muda.

Na etapa final da AFE, que se refere à nomeação dos fatores, são avaliadas as cargas fatoriais. De acordo com Hair *et al.* (2009), é senso comum que variáveis com cargas fatoriais acima de 0,30 já apresentam relevância para o fator, entretanto, cargas de 0,40 são consideradas importantes e, se forem maiores que 0,50, são consideradas estatisticamente significativas.

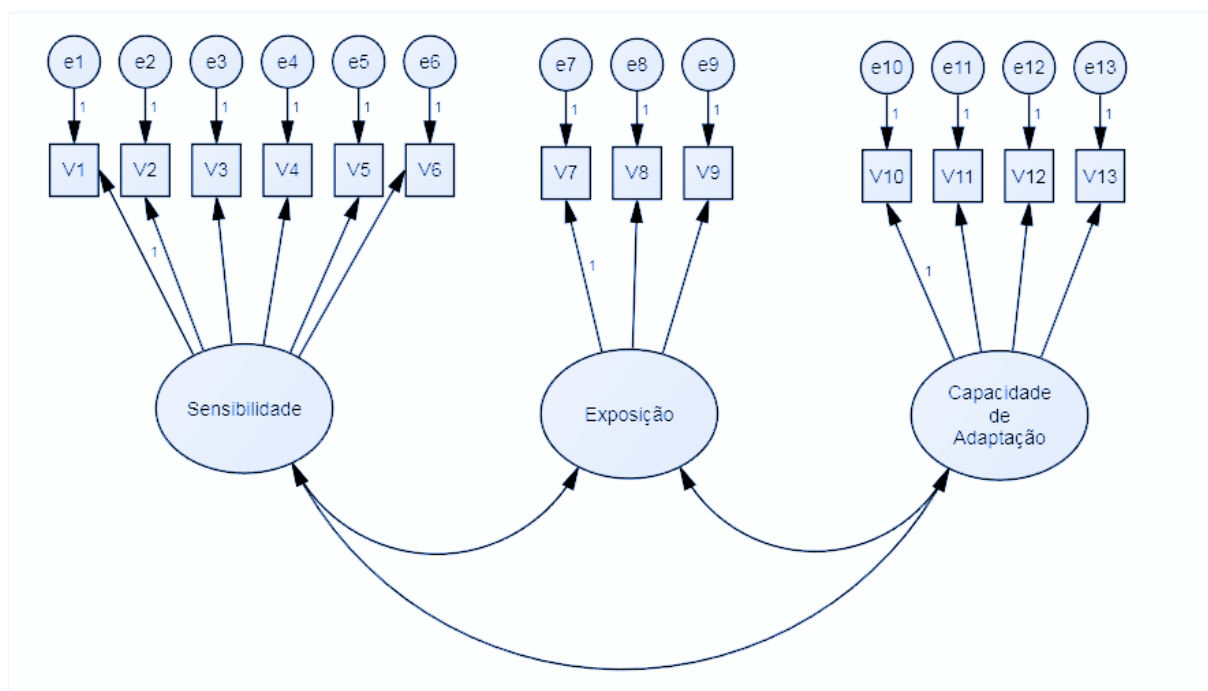
Todo procedimento de análise estatística (AFC, análise descritiva e AFE) foi feito por meio do programa computacional de domínio público R (R Core Team, 2017), iniciando-se pela organização do banco de dados em planilhas eletrônicas, e em seguida, feita a aplicação das técnicas estatísticas.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Análise de Fatorial Confirmatória

A AFC é uma ferramenta estatística muito usada para verificar se um conjunto de variáveis observadas é adequado ao modelo proposto. Nesta pesquisa, ela foi utilizada para avaliar a adequação estatística do modelo do IMVC na composição das variáveis latentes Sensibilidade, Exposição e Capacidade de Adaptação e, como demonstrado na (Figura 1), onde pode se verificar que há covariância entre as variáveis latentes, visto que houve uma ligação entre todas elas.

Figura 1 - Diagrama de caminhos com a covariância entre as variáveis latentes



Fonte: Clima Gerais, 2022. Elaboração: Os autores, 2024.

Para avaliar os resultados desse modelo, usou-se inicialmente o χ^2 que apresentou um valor alto de 1275,5 com $df = 62$, indicando que o modelo não se ajusta bem aos dados. A razão χ^2 e graus de liberdade (χ^2/df) foi de 20,58, o que mostra ajuste inadequado do modelo. Apesar de não haver um padrão consensual na literatura, alguns autores como Shadfar e Malekmohammadi (2013) indicam que valores superiores a 5 são considerados inadequados, ou seja, que a aderência entre os valores observados e os valores estimados no modelo não é adequada. No entanto, esses mesmos autores citam que, para amostras >200 , é importante considerar outros indicadores de ajuste do modelo, como

o RMSEA que, neste caso, foi de 0,152 e que se encontra acima do limite de 0,08 que é considerado péssimo, confirmando ajuste inadequado do modelo.

As medidas de ajuste incremental (NFI=0,527, RFI=0,405, IFI=0,539, TLI=0,417 e CFI=0,536) apresentam valores considerados baixos e, mais uma vez, corroboram com o fato do modelo proposto ser considerado de baixa eficácia. Já, ao avaliar outros índices como GFI inicial (0,817), o AGFI (0,731) e o RMR (0,010), pode-se considerar o ajuste como razoável, mas não ideal.

Com base nas informações supracitadas sobre a qualidade do modelo inicial, foram feitas adequações que visam buscar um modelo mais adequado para a explicação do IMVC. Os resultados das estatísticas de verificação da qualidade de ajuste do modelo inicial (modelo 1) e dos modelos em que foram feitas adequações em função da covariância (modelos 2, 3 e 4) são apresentados na (Tabela 2).

Tabela 2 - Ajuste do modelo em relação ao modelo inicial, usando a função de covariância

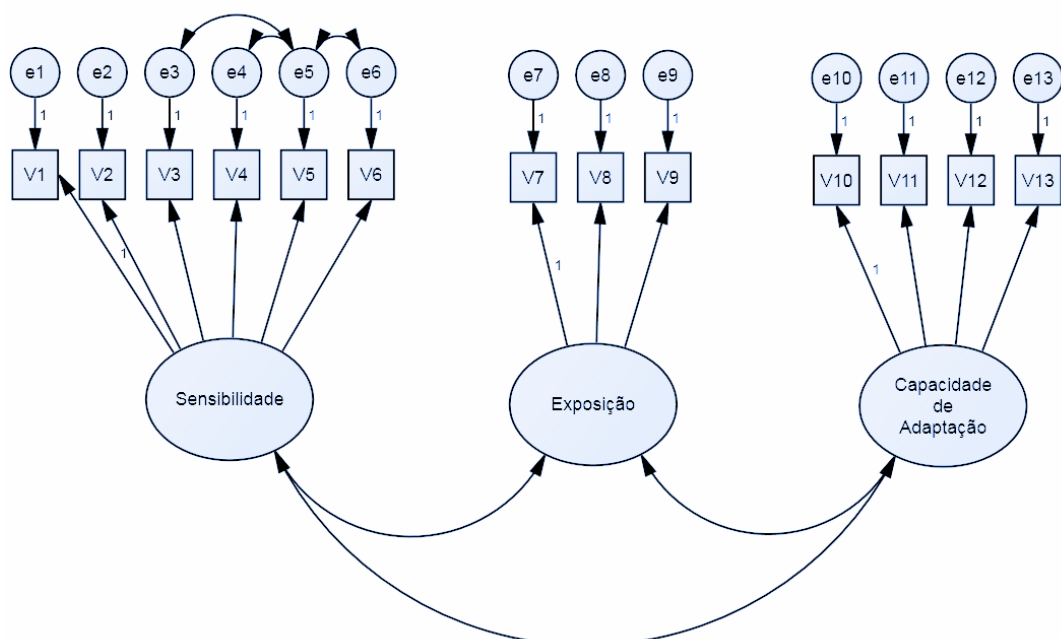
Modelo	X ² /df	RMR	RMR PADRONIZADO	GFI	AGFI	NFI	RFI	IFI	TLI	CFI	RMSEA
1	20,58	0,010	0,131	0,817	0,731	0,527	0,405	0,539	0,417	0,536	0,152
2	20,14	0,009	0,129	0,835	0,753	0,544	0,414	0,557	0,430	0,554	0,150
3	19,72	0,010	0,129	0,845	0,763	0,561	0,429	0,574	0,442	0,571	0,148
4	19,62	0,010	0,129	0,848	0,766	0,570	0,431	0,582	0,444	0,579	0,148

Fonte: Os autores, 2024.

Em cada etapa, foi selecionada a maior covariância intragrupo. Dessa forma, o modelo 1 é o inicial sem ligação de variáveis; no modelo 2, uniu-se e5 e e6 que apresentavam a maior covariância entre elas; no modelo 3, acrescentou-se a união de e4 com e5; e finalizando o modelo 4 com inter-relação entre e3 e e5. A (Figura 2) mostra graficamente o resultado do modelo 4.

Os resultados apresentados na (Tabela 2) indicam que, mesmo após os ajustes realizados nas covariâncias, os modelos ainda não se mostram adequados, apesar de ter sido observado melhora gradual nas medidas de adequação dos ajustes.

Figura 2 - Adequação do modelo de caminhos usando as covariâncias dos erros



Fonte: Os autores, 2024.

As razões (χ^2/df) permaneceram altas em todas as iterações, mostrando-se uma relação de inadequação ao modelo e o número de parâmetros estimados. Além disso, as medidas de ajuste incremental permaneceram abaixo do ideal que seria acima de 0,90, como descrito em Byrne (2001), indicando uma falta de ajuste global do modelo.

Os valores RMSEA também permaneceram acima do limite aceitável de 0,08 em todas as iterações, sugerindo um ajuste inadequado do modelo aos dados, conforme descrevem Coelho, Vasconcelos-Raposo e Fernandes (2007). As medidas de ajuste absoluto GFI e AGFI mostraram melhorias marginais após os ajustes no modelo, mas ainda não atingiram valores considerados por Byrne (2001); Coelho, Vasconcelos-Raposo e Fernandes (2007); Shadfar e Malekmohammadi (2013) como bons o suficiente, ou seja, em todos os casos os valores ficaram abaixo de 0,90.

Os resultados das análises revelaram que o modelo proposto pelo IMVC não se ajusta adequadamente aos dados observados, considerando os critérios estatísticos da AFC. Mesmo após a realização de adequações nas variáveis do modelo, utilizando a covariância, o modelo final permaneceu com as estatísticas de adequação abaixo dos valores indicados na literatura. Dessa forma, verificou-se que a seleção dos índices que compõem as variáveis latentes (sensibilidade, exposição, capacidade de adaptação) foi realizada considerando apenas os critérios técnicos do IPCC e que existe uma margem para a adequação e melhoria do índice ao se levar em consideração critérios estatísticos de seleção dos índices que pertencem a cada variável latente.

Análise de Fatorial exploratória

A análise descritiva geral dos índices que compõem o IMVC (Tabela 3) mostrou, pelo teste de normalidade de Anderson-Darling, que, com exceção da variável V11, o comportamento de todas as variáveis se afastou da distribuição normal. A não normalidade dos índices poderia indicar a necessidade de tratamento dos dados para a obtenção de resultados mais consistentes da análise multivariada. Entretanto, de acordo com Mingoti (2005); Hair et al. (2009), a não normalidade não inviabiliza a aplicação do método, principalmente ao se considerar que a amostra do estudo é grande e que foi utilizada a matriz de correlação nos procedimentos da extração dos fatores.

Tabela 3 - Estatísticas descritivas dos índices que compõem o IMVC do estado de Minas Gerais

Variável	Média	Md	DP	CV	AD	p-valor (AD)
V1	0,37	0,34	0,24	64,86	7,36	<0,001
V2	0,46	0,50	0,21	45,65	21,33	<0,001
V3	0,48	0,49	0,21	43,75	4,06	<0,001
V4	0,36	0,25	0,29	80,56	45,89	<0,001
V5	0,67	0,80	0,29	43,28	58,08	<0,001
V6	0,15	0,00	0,32	213,33	197,79	<0,001
V7	0,24	0,00	0,38	158,33	133,17	<0,001
V8	0,49	0,38	0,21	42,86	53,95	<0,001
V9	0,58	0,61	0,3	51,72	20,27	<0,001
V10	0,46	0,38	0,24	52,17	40,10	<0,001
V11	0,50	0,51	0,19	38,00	0,39	0,386
V12	0,33	0,25	0,19	57,58	61,92	<0,001
V13	0,27	0,16	0,31	114,81	57,78	<0,001

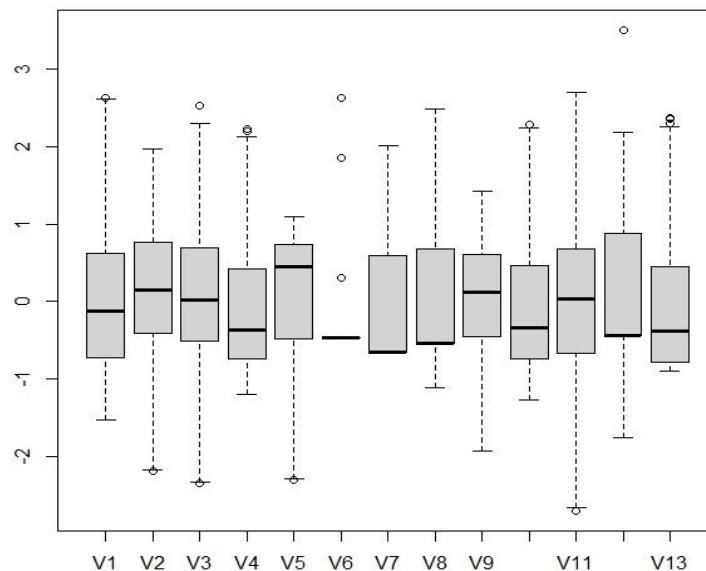
Md = mediana; DP = desvio padrão; CV = coeficiente de variação (%); AD = Estatística de normalidade de Anderson-Darling; p-valor (AD) = p-valor do teste de normalidade de Anderson-Darling.

Fonte: Os autores, 2024.

As medidas de posição (média e mediana) em associação com as medidas de dispersão (desvio padrão e coeficiente de variação) indicaram altas variabilidades para todos os indicadores analisados e mesmo o indicador V11, que mostrou comportamento normal, apresenta CV relativamente alto. Tanto a não normalidade quanto a alta variabilidade dos indicadores pode estar associados à diversidade das características entre os municípios do estado. As variações relativamente altas podem afetar o coeficiente de correlação entre as variáveis e, conseqüentemente, afetar a porcentagem de explicação dos fatores em relação à variação total dos dados.

A (Figura 3) mostra o *box-plot* para as variáveis padronizadas, conforme disponibilizadas em *Clima Gerais (2022)*. Nota-se a tendência à simetria para algumas variáveis e tendências assimétricas para outras, confirmando os resultados apresentados na análise descritiva. Também é possível verificar a presença de valores atípicos (*outliers*), porém eles não foram excluídos da análise final por se tratar de resultados relativos aos municípios e que o IMVC é construído a partir das informações de todos os municípios.

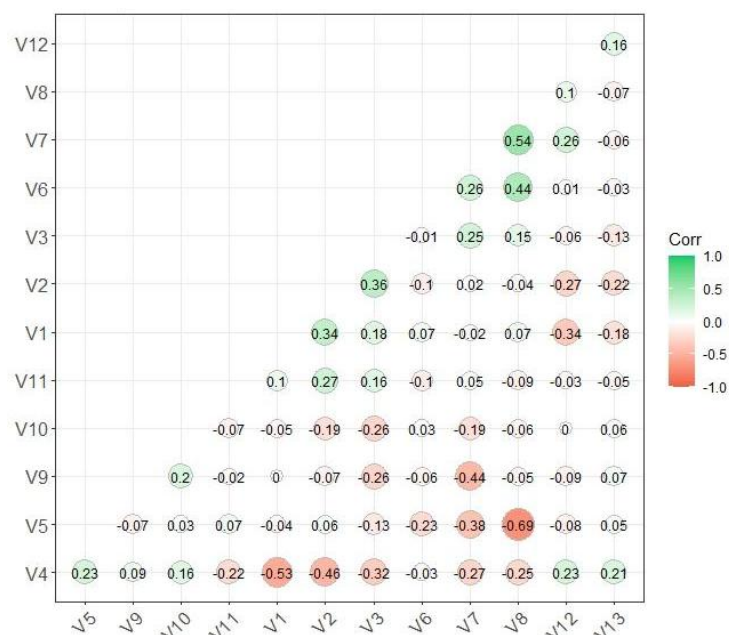
Figura 3 - Box-plot para as variáveis padronizadas



Fonte: Os autores, 2024.

O correlograma (Figura 4) mostra que existem, no geral, baixas correlações entre as variáveis, mas que não impede a aplicação da técnica de AFE, pois ocorrem correlações acima de 0,30. As variáveis com maior correlação positiva são V7 e V8 com 0,54, seguidas por V6 e V8 com 0,44. Já as correlações negativas se apresentam com maior força em V5 e V8 (-0,69), V1 e V4 (-0,56).

Figura 4 - Correlograma geral com as correlações entre as variáveis



Fonte: Os autores, 2024.

O teste de KMO apresentou valor geral de MSA (Medida de Adequação da Amostra) de 0,7, indicando uma adequação razoável dos dados para a análise de fatores. A (Tabela 4) fornece os valores de MSA para cada variável, em que valores mais altos indicam uma melhor adequação daquele item para a análise de fatores.

Tabela 4 - Valores de MSA para cada variável

	V1	V2	V3	V4	V5	V6	V7	V8	V9	V10	V11	V12	V13
MSA	0,70	0,77	0,81	0,72	0,66	0,67	0,67	0,65	0,54	0,82	0,74	0,73	0,86

Fonte: Os autores, 2024.

Portanto, verifica-se que os índices utilizados, tanto isoladamente quanto em conjuntos, têm uma adequação razoável para a realização da AFE com MSA superior 0,50 como indicado por Hair *et al.* (2009).

A outra medida de adequação da análise fatorial é o teste de esfericidade de Bartlett que examina a matriz de correlação e que mostra a presença ou ausência de correlações entre as variáveis. Com um *p-valor* menor que 0,05, ele forneceu a significância estatística de que a matriz de correlação tem correlações significantes entre pelo menos algumas das variáveis.

Dessa forma, tendo como base os resultados obtidos na KMO e no teste de esfericidade de Bartlett, pode-se dar continuidade a AFE, realizando a extração dos componentes principais.

Na (Tabela 5), são apresentados os autovalores (DP), a proporção da variância explicada (PVE) e a proporção cumulativa, para os componentes principais.

Utilizando o critério da raiz latente ou critério de Kaiser, em que o número de fatores ou componentes é definido em função de autovalores superiores de 1, tem-se que os quatro primeiros componentes são suficientes para resumir as 13 variáveis envolvidas no estudo. Esses quatro componentes explicam, em conjunto, 59,04% da variação total dos dados.

Os valores relativamente baixos das proporções de explicação individuais dos componentes, bem como a proporção cumulativa (PC) abaixo de 70% para os quatro primeiros componentes, podem estar relacionadas à grande diversidade das características inerentes dos municípios do Estado de Minas Gerais que faz com que as correlações entre as variáveis sejam baixas (Figura 4) e, conseqüentemente, os fatores da AFE tenham variâncias explicadas consideradas baixas do ponto de vista da estatística. Autores como Mingoti (2005); Hair *et al.* (2009); Fávero *et al.* (2009) indicam que o ideal seria fatores com proporção cumulativa da variância acima de 70%, mas isso, no presente trabalho, só seria atendido com 6 componentes e com a violação do critério de Kaiser e, portanto, optou-se, neste estudo, por manter o critério de Kaiser para prosseguimento das análises.

Tabela 5 - Apresenta os desvios padrão (DP), a proporção da variância explicada (PVE) e a proporção cumulativa (PC) das componentes principais

	Comp .1	Comp .2	Comp .3	Comp .4	Comp .5	Comp .6	Comp .7	Comp .8	Comp .9	Comp. 10	Comp. 11	Comp. 12	Comp. 13
DP	1,687	1,512	1,232	1,01	0,942	0,934	0,872	0,829	0,785	0,735	0,621	0,571	0,493
PVE	0,219	0,176	0,116	0,078	0,068	0,067	0,058	0,052	0,047	0,041	0,027	0,025	0,018
PC	0,219	0,395	0,511	0,59	0,658	0,725	0,784	0,837	0,884	0,926	0,956	0,981	1

Fonte: Os autores, 2024.

Na (Figura 5), são apresentados os fatores extraídos da análise (RC1, RC2, RC3 e RC4) após o procedimento de rotação Varimax, conforme indicado em Fávero *et al.* (2009).

No fator 1 (RC1), as variáveis V4, V12 e V13 apresentam contribuição direta e V2 e V1 contribuição inversa para o fator. Esse fator pode estar relacionado às questões econômicas dos municípios

mineiros, pois quanto mais desenvolvidos economicamente eles forem, espera-se maior densidade populacional (V4), melhor gestão de desastre (V12) e maior gasto com meio ambiente e saneamento (V13) e menores participações da agropecuária no valor adicionado (V1) e da demanda por seguridade social (V2).

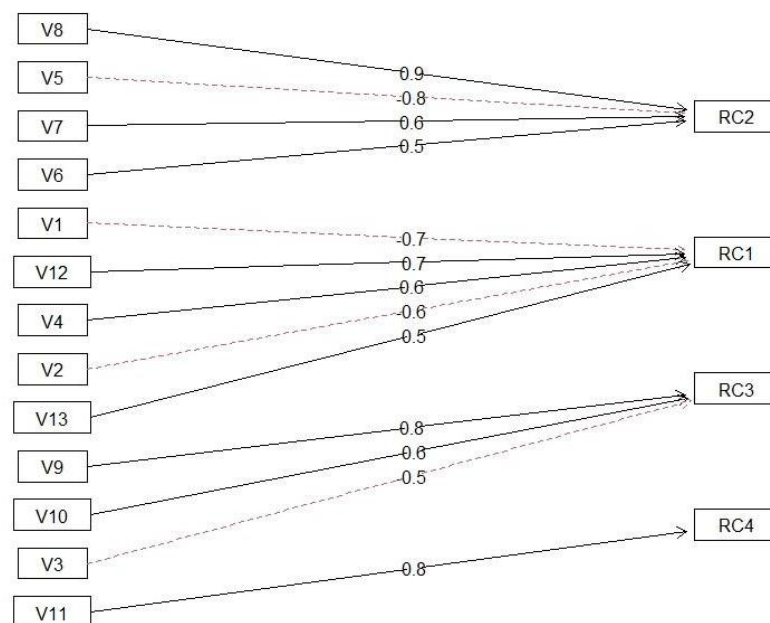
No fator 2 (RC2), as variáveis com maiores pesos e com contribuição direta são V6, V7 e V8, já V5 apresentam contribuição inversa. As variáveis presentes nesse fator são, respectivamente, balanço hídrico, impactos econômicos de desastres naturais, extremo climático CDD e cobertura vegetal. Este fator está associado, de forma inversa, à cobertura vegetal com eventos climáticos, ou seja, municípios com menores coberturas vegetais têm maior propensão aos impactos econômicos de desastres naturais, à maior demanda por água e a extremos climáticos.

No fator 3, tem-se V9 e V10 contribuindo de forma direta e V3 inversamente. Ele indica que o grau de saneamento está associado inversamente à renda per capita dos habitantes e ao RX5DAY.

E para o fator 4, a V11 foi a única que contribuiu de forma direta e representa o grau educacional dos municípios.

Cabe ressaltar que o procedimento estatístico de agrupamento de variáveis utilizando a AFE levou à construção de construtos diferentes daqueles usados no IMVC, tanto em números de construtos (3 para o IMVC e 4 pela AFE) quanto à disposição das variáveis dentro dos mesmos, ou seja, a AFE não confirmou o padrão técnico adotado no IMVC.

Figura 5 - Fatores extraídos da análise (RC1, RC2, RC3 e RC4), considerando o critério de Kaiser



Fonte: Os autores, 2024.

O teste de hipótese sobre a suficiência dos componentes sugere que 4 componentes são suficientes para explicar a estrutura dos dados, com base em um p-valor de chi-quadrado empírico extremamente baixo (prob. < 1e-182), o que indica uma boa adequação do modelo.

Em resumo, esses resultados indicam que a PCA foi capaz de reduzir a dimensionalidade dos dados para 4 componentes principais, explicando uma porcentagem considerável da variância total dos dados. O modelo parece se ajustar adequadamente aos dados, sugerindo que os componentes extraídos capturam de forma eficaz a estrutura subjacente dos dados originais.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Conclui-se que a construção dos construtos propostos pelo IMVC não demonstra a utilização de uma metodologia estatística para a composição das variáveis latentes e que a seleção das variáveis que

compõem cada construto foi feita baseada em critérios técnicos. Portanto, seria interessante a associação dos critérios técnicos com os critérios estatísticos, visando o aperfeiçoamento do IMVC para estimativas mais assertivas dos graus de vulnerabilidades climáticas dos municípios mineiros.

Com base nos indicadores estatísticos, o modelo do IMVC não se ajusta satisfatoriamente aos dados observados, destacando a importância de uma avaliação cuidadosa da estrutura do modelo antes de sua aplicação, com isso, pode ser necessário revisar a estrutura do modelo, considerar novas variáveis e realizar atualização do banco de dados.

A revisão cuidadosa e a iteração são essenciais para desenvolver um modelo que capture adequadamente a complexidade do fenômeno em estudo. Cabe ressaltar que, também na análise de AFE, ocorreram divergências entre os resultados obtidos na seleção de variáveis com aquelas que compõem os indicadores de sensibilidade, exposição e capacidade de adaptação do IMVC. No IMVC, foram utilizadas três variáveis latentes, que, a princípio, não demonstram a utilização de metodologia ou critério estatístico comprovado, o que pode ser visto ao se aplicar AFC.

A AFE, que se baseia em critérios estatísticos para o agrupamento de variáveis, também indicou resultados apenas satisfatórios, o que sugere que se deva fazer uma revisão e atualização na escolha das variáveis que compõem o índice em relação às suas variáveis latentes, visto que, em ambos os casos, houve mudança de algumas variáveis dentro de cada fator latente. Entretanto, verifica-se que a AFE apresenta um grande potencial de utilização para a determinação de variáveis sociais, econômicas e ambientais que possuam interdependências entre si e que possam formar constructos para a definição do grau de vulnerabilidade climática de uma região.

Entende-se que índices de vulnerabilidades climáticas (IVC) são ferramentas que apresentam grande potencial de aplicações práticas, pois trazem informações sobre possíveis riscos climáticos para os municípios. Algumas variáveis que compõem os IVC são passíveis de intervenções por parte de gestores, contribuindo para a redução do índice e, por consequência, reduzindo riscos climáticos dos municípios. Entretanto, é necessário de bancos de dados sejam continuamente atualizados para que se tenha estimativas mais assertivas dos graus de vulnerabilidade. Também, destaca-se a necessidade de sempre se buscar o aprimoramento de metodologias da obtenção dos modelos de IVC, como foi o caso da metodologia apresentada neste trabalho, que visou inserir um critério estatístico de interdependência para a formação dos constructos.

Para estudos futuros, pode-se trabalhar esse índice de forma mais regionalizada no estado, buscando reduzir as disparidades das informações entre os municípios para que as análises estatísticas apresentem maior robustez nos resultados.

Sugere-se ainda um estudo que compare, utilizando mapas, os resultados obtidos pela AFE com os resultados oficiais do IMVC. Neste estudo, pode-se aplicar outras técnicas de análise multivariada, como a análise de cluster, para realizar os agrupamentos de municípios considerando-se os graus de vulnerabilidade atribuídos a eles tanto pela AFE quanto pelo IMVC.

REFERÊNCIAS

- ALMEIDA, L.Q. Por uma ciência dos riscos e vulnerabilidades na geografia (a science of the risks and vulnerabilities to geography). **Mercator**, Fortaleza, v. 10, n. 23, p. 83-99, 2011. <https://doi.org/10.4215/RM2011.1023.0007>
- AQUINO, A.R.D.; LANGE, C.N.; LIMA, C.M.D.; AMORIM, E.P.D.; PALETTA, F.C.; FERREIRA, H.P.; RODRIGUES, S.G. Vulnerabilidade ambiental. In: **Vulnerabilidade ambiental**, v. 1, n. 1, São Paulo: Editora Blucher, 2017, p. 15-28. <https://doi.org/10.5151/9788580392425>
- ARBUCKLE, J. L. **AMOS 18.0: User's guide**. Crawfordville, FL: Amos Development Corporation. 2009. Disponível em: https://www.sussex.ac.uk/its/pdfs/Amos_18_Users_Guide.pdf. Acesso em: mar. 2023.
- BYRNE, B.M. Structural equation modeling with AMOS, EQS, and LISREL: Comparative approaches to testing for the factorial validity of a measuring instrument. **International journal of testing**, v.1, n.1, p. 55-86, 2001. https://doi.org/10.1207/S15327574IJT0101_4.
- CLIMA GERAIS. **Plataforma mineira para adaptação às mudanças climáticas**. Disponível em: <https://clima-gerais.meioambiente.mg.gov.br/vulnerabilidade-territorial>. Acesso em: ago. 2022.

COELHO, E. M.; VASCONCELOS-RAPOSO, J.; FERNANDES, H. M. Confirmatory factor analysis of the Portuguese version of the CSAI-2/Análise fatorial confirmatória da versão portuguesa do CSAI-2. **Motricidade**, v. 3, n. 3, p. 73-82, 2007. [https://doi.org/10.6063/motricidade.3\(3\).664](https://doi.org/10.6063/motricidade.3(3).664)

EXCEL for Windows, Microsoft, 2000.

FÁVERO, L. P. L.; BELFIORE, P. P.; SILVA, F. L. da; CHAN, B. L. **Análise de dados: modelagem multivariada para tomada de decisões**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2009.

FERREIRA, D. F. **Estatística Multivariada**. Lavras: Editora UFLA, 2008.

FUNDAÇÃO OSWALDO CRUZ. **Fiocruz mapeia vulnerabilidade do Rio de Janeiro frente às mudanças climáticas**. Rio de Janeiro: FIOCRUZ, 2013. Disponível em: <https://portal.fiocruz.br/noticia/fiocruz-mapeia-vulnerabilidade-do-rio-de-janeiro-frente-mudancas-climaticas>. Acesso em: out. 2022.

HAIR, J.F.; BLACK, W.C.; BABIN, B.J.; ANDERSON, R.E.; TATHAM, R.L. **Análise multivariada de dados**. Editora Bookman, 2009.

IPCC: Climate Change 2007. **Synthesis Report**. Contribution of Working Groups I, II and III to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Core Writing Team, Pachauri, R.K and Reisinger, A. (eds.)]. IPCC, Geneva, Switzerland, 104 p, 2007. Disponível em: <https://www.ipcc.ch/report/ar4/syr/>. Acesso em: out. 2022.

KAISER, H.F. The application of electronic computers to factor analysis. **Educational and psychological measurement**, v. 20, n. 1, p. 141-151, 1960. <https://doi.org/10.1177/001316446002000116>.

LEMKE, C. **Modelos de equações estruturais com ênfase em análise fatorial confirmatória no software AMOS**. 2005. 97 f. Monografia - Instituto de Matemática e Estatística, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Rio Grande do Sul, 2005. Disponível em: <https://lume.ufrgs.br/handle/10183/130447>. Acesso em: mar. 2024.

MEDEIROS, M. D de; ALMEIDA, L.Q de. Vulnerabilidade socioambiental no município de natal, RN, br. **REDE - Revista Eletrônica do PRODEMA**, Fortaleza, v. 9, n. 2, fev. 2016. Disponível em: <http://www.revistarede.ufc.br/rede/article/view/310>. Acesso em: ago. 2022.

MINISTÉRIO DA CIÊNCIA, TECNOLOGIA E INOVAÇÕES (MCTI). **AdaptaBrasil MCTI: Sistema de Informações e Análises sobre Impactos das Mudanças Climáticas**. Brasília: MCTI. 2023. Disponível em: <https://adaptabrasil.mcti.gov.br/sobre>. Acesso em: mar. 2024.

MINGOTI, S.A. **Análise de dados através de métodos estatísticos multivariados: uma abordagem aplicada**. Editora UFMG, 2005.

NASCIMENTO, D.M.C.; DOMINGUEZ, J.M.L. Avaliação da vulnerabilidade ambiental como instrumento de proteção ambiental nos municípios de Belmonte e Canavieiras, Bahia. **Revista Brasileira de Geologia**, v. 39, n. 3, 395-408, 2009. <https://doi.org/10.25249/0375-7536.2009394395408>

PNUD. **IDH: Desenvolvimento Humano e IDH**. Disponível em: < <https://www.undp.org/pt/brazil/idh>>. Acesso em: nov. 2022.

R CORE TEAM. **R: A language and environment for statistical computing**. Vienna: R Foundation for Statistical Computing, 2017.

SANTOS, R. F. (org.) **Vulnerabilidade Ambiental desastres naturais ou fenômenos induzidos**. MMA, Brasília, 2007. Disponível em: https://fld.com.br/wp-content/uploads/2019/07/Vulnerabilidade_Ambiental_Desastres_Naturais_ou_Fenomenos_Induzidos.pdf. Acesso em: nov. 2022.

SCHUMACKER, R. E.; LOMAX, R. G. **A beginner's guide to structural equation modeling**. psychology press. 2004. <https://doi.org/10.4324/9781410610904>.

SHADFAR, S.; MALEKMOHAMMADI, I. Application of Structural Equation Modeling (SEM) in restructuring state intervention strategies toward paddy production development. **International Journal of Academic Research in Business and Social Sciences**, v. 3, n. 12, p. 576, 2013. <https://doi.org/10.6007/IJARBSS/v3-i12/472>.

SILVA, J.S.F.D. **Modelagem de Equações Estruturais**: Apresentação de uma metodologia. 2006. 105 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Rio Grande do Sul, 2005. Disponível em: <https://lume.ufrgs.br/handle/10183/8628> . Acesso em: mar. 2024.

VEYRET, Y. Os riscos: o homem como agressor e vítima do meio ambiente. In: **Os riscos**: o homem como agressor e vítima do meio ambiente, São Paulo: Editora Contexto, 2007, p. 319-319.

Recebido em: 27/08/2024

Aceito para publicação em: 29/11/2024