

Análise espacial do índice de vulnerabilidade social nas novas divisões regionais do Estado de Minas Gerais-Brasil

Spatial analysis of the social vulnerability index in the new regional divisions of the State of Minas Gerais-Brazil

Análisis espacial del índice de vulnerabilidad social en las nuevas divisiones regionales del Estado de Minas Gerais-Brasil

Paulo Cícero Borges Lopes
Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
paulo.lopes@ibge.gov.br

Luiz Andrei Gonçalves Pereira
Universidade Estadual de Montes Claros
luiz.goncalves@unimontes.br

Resumo

O Brasil apresentou, nas duas últimas décadas, crescimento econômico e avanços na melhoria da qualidade de vida. No entanto, ainda é um país de grandes contrastes socioeconômicos. A desigualdade social brasileira tem raízes históricas, desde a escravidão até o desenvolvimento rápido e tardio do capitalismo aliado à uma urbanização acelerada. A ausência de políticas públicas e planejamento privado, voltadas ao desenvolvimento regional centrado na economia e no desenvolvimento social, gerou disparidades tanto inter-regionais quanto intrarregionais. O objetivo deste estudo é analisar a forma como o Índice de Vulnerabilidade Social expõe as diferenças socioeconômicas municipais e regionais em Minas Gerais, por meio da análise espacial, considerando a relevância da localização geográfica. Resultados apontam, por meio da análise espacial, que a reprodução das desigualdades persiste dada a heterogeneidade do desenvolvimento regional. Portanto, discutir políticas públicas e planejamento privado, voltadas ao desenvolvimento conjunto dos municípios e regiões é uma ação fundamental para melhoria socioeconômica regional.

Palavras-chave: Análise Espacial. Índice de Moran. Divisão Regional. Regionalização.

Abstract

In the last two decades, Brazil has presented economic growth and breakthroughs in the improvement of the quality of life. Yet, it is still a country of great socioeconomic contrasts. Brazilian social inequality has historical roots, from slavery to the rapid and

late development of capitalism combined with an accelerated urbanization. The absence of public policies and private planning, aimed at regional development centered on the economy and social development, has generated both inter-regional and intra-regional disparities. The objective of this study is to analyze how the Social Vulnerability Index exposes municipal and regional socioeconomic differences in Minas Gerais, through spatial analysis, considering the relevance of the geographic location. Results show, through spatial analysis, that the reproduction of inequalities persists given the heterogeneity of regional development. Therefore, discussing public policies and private planning, aimed at the joint development of municipalities and regions, is a key action for regional socioeconomic improvement.

Keywords: Spatial Analysis. Moran Index. Regional Division. Regionalization.

Resumen

En las últimas dos décadas, Brasil ha presentado un crecimiento económico y avances en la mejora de la calidad de vida. Sin embargo, sigue siendo un país de grandes contrastes socioeconómicos. La desigualdad social brasileña tiene raíces históricas, desde la esclavitud hasta el desarrollo rápido y tardío del capitalismo combinado con una urbanización acelerada. La ausencia de políticas públicas y planificación privada, orientadas al desarrollo regional centrado en la economía y el desarrollo social, ha generado disparidades tanto interregionales como intrarregionales. El objetivo de este estudio es analizar cómo el Índice de Vulnerabilidad Social expone las diferencias socioeconómicas municipales y regionales en Minas Gerais, a través del análisis espacial, considerando la relevancia de la ubicación geográfica. Los resultados muestran, a través del análisis espacial, que la reproducción de las desigualdades persiste dada la heterogeneidad del desarrollo regional. Por lo tanto, discutir políticas públicas y planificación privada, encaminadas al desarrollo conjunto de municipios y regiones, es una acción fundamental para el mejoramiento socioeconómico regional.

Palabras clave: Análisis Espacial. Índice de Moran. División Regional. Regionalización.

Introdução

O Brasil apresentou, nas últimas décadas, avanços na melhoria da qualidade de vida da população, com o crescimento econômico e a com redução das desigualdades sociais. Entretanto, o país ainda é considerado detentor de grandes contrastes socioeconômicos (COSTA; MARGUTI, 2015; PEDROSO, 2020). A desigualdade social brasileira tem raízes históricas, advindos de quatro séculos de escravidão, desenvolvimento rápido e tardio do capitalismo, processo acelerado de urbanização, e ausência de políticas sociais consistentes que mitigassem ou ao menos minimizassem a reprodução da exclusão e ampliassem a inclusão social (CANÇADO; SOUZA; CARDOSO, 2014; PEDROSO, 2020).

No século XX, nem mesmo o processo de intensa industrialização e de tentativas de intervenção estatal foram suficientes para modificar esta realidade. O Brasil continua a reproduzir as desigualdades regionais no Norte, Nordeste, Centro-oeste, Sul e Sudeste. Estudos de Costa; Margutti (2015); Santos; Pales; Rodrigues, (2015); Costa *et. al.* (2018), apontam disparidades socioeconômicas presentes nas diversas escalas do território brasileiro, não só inter-regionais como também intrarregionais, sendo reproduzidos também em seus estados.

A passagem do país do sistema exclusivamente primário exportador para uma produção de base industrial, intensificou os fluxos de investimentos na industrialização bem como em infraestrutura de formas desiguais no Brasil. Este é um fator importante, demonstrativo para o aumento de concentração de riquezas no eixo Sudeste-Sul, destacando a região Sudeste com melhor desenvolvimento socioeconômico (COSTA; MARGUTI, 2015; SANTOS; PALES; RODRIGUES, 2015; COSTA; MARGUTI; PIRANI, 2016; COSTA *et al.*, 2018). O estado de Minas Gerais, localizado nesta região, possui 853 municípios IBGE (2011), o maior número entre os estados, e no qual de certa forma se observa a replicação das desigualdades do Brasil.

Diversos estudos apontam que a desigualdade socioeconômica regional é decorrente da política econômica de investimentos, públicos e privados, em infraestrutura, saúde, educação, de maneira heterogênea nas regiões brasileiras. Por outra parte, é necessário analisar não somente a dimensão econômica de desenvolvimento, centrado na economia, mas também no desenvolvimento social, centrado nas pessoas provendo condições que as afastem de uma situação de vulnerabilidade social (CANÇADO; SOUZA; CARDOSO, 2014; SANTOS; PALES; RODRIGUES, 2015; COSTA *et al.*, 2018).

A vulnerabilidade social decorre como uma nova forma de caracterizar situações intermediárias e dinâmicas de riscos, seja ao desemprego, trabalho precário, pobreza econômica, ausência de proteção social, exposição a risco ambiental, incapacidade de reação e ao cerceamento dos direitos sociais garantidos pela Constituição Federal (CANÇADO; SOUZA; CARDOSO, 2014; BARBOSA; GONÇALVES; SANTANA, 2019; SILVA *et al.*, 2020).

Para dimensionar o desenvolvimento socioeconômico, vários índices são criados e analisados, como o Índice de Desenvolvimento Humano (IDH), Índice Mineiro de Responsabilidade Social (IMRS), Índice Iparde de Desempenho Municipal (IPDM). Um índice largamente utilizado para mensurar aspectos sociais é o Índice de Vulnerabilidade Social (IVS), que será o objeto deste estudo. Índices sintéticos como o IVS são polêmicos, admirados e criticados. No entanto são tidos como facilitadores para a compreensão da realidade, tomada de decisões, comunicação mais ágil dos resultados, bem como servem de parâmetro para a pactuações das agendas de desenvolvimento de políticas públicas nacionais e globais (COSTA; MARGUTI; PIRANI, 2016; COSTA *et al.*, 2018; BARBOSA; GONÇALVES; SANTANA, 2019).

Apesar da relevância do IVS se percebe uma ausência de análises da sua dimensão espacial. Neste aspecto, a análise exploratória de dados espaciais (AEDE) contribui para visualizar fenômenos como as distribuições espaciais e suas correlações considerando a localização. A aplicação desta técnica, a nível municipal, tem crescido no Brasil a partir da disponibilidade de dados desagregados em recortes territoriais menores e também pela disponibilidade de softwares que permitem fazê-la (CÂMARA *et al.*, 2004; ALMEIDA, 2012; MARCONATO *et al.*, 2015; PIACENTI *et al.*, 2019).

Diversos trabalhos abordam as disparidades socioeconômicas entre as regiões brasileiras, bem como no estado de Minas Gerais (PEROBELLI; FERREIRA; FARIA,

2007; SANTOS; PALES; RODRIGUES, 2015). No entanto, há uma carência de trabalhos que apliquem a AEDE na abordagem do IVS no Estado de Minas Gerais. Conhecer a distribuição espacial pode contribuir com gestores, população e comunidade acadêmica como subsídios para criação de políticas que visem mitigar as desigualdades sociais nas regiões mais vulneráveis do estado.

O objetivo deste estudo é analisar a forma como o IVS expõe as diferenças socioeconômicas municipais e regionais em Minas Gerais, entre os anos de 2000 e 2010, por meio da utilização da AEDE e estatística espacial de Moran, considerando a relevância da localização geográfica na determinação da vulnerabilidade social.

Área De Estudo

A área de estudo são as Regiões Geográficas Intermediárias (RGInt) e municípios de Minas Gerais, de acordo com a nova regionalização do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), através da Divisão Regional do Brasil em Regiões Geográficas Imediatas (RGI) e Regiões Geográficas Intermediárias (RGInt) (IBGE, 2017). O Estado é composto por 13 RGInt e 853 municípios (Figura 1), com uma área de 586.513,993 km² e população estimada para o ano de 2021 de 21.411.923 moradores (IBGE, 2021).



Figura 1: Localização das RGInt de Minas Gerais
Fonte: FJP (2017), IBGE (2017). Org.: Os autores (2021)

Material e Métodos

O estudo foi conduzido com revisão de literatura acerca das temáticas de desenvolvimento socioeconômico e vulnerabilidade social, abordando o IVS, objeto de nossa pesquisa. Se utilizou o método quantitativo, com estatística descritiva, para tratamento dos dados e AEDE nas análises espaciais, o que permite revelar padrões de associações agrupados (*clusters*), a existência de diferentes regimes espaciais, observações atípicas (*outliers*) e dispersões (MONTEIRO *et al.*, 2004; PEROBELLI; FERREIRA; FARIA, 2007; ALMEIDA, 2012;).

A AEDE se baseia nos aspectos espaciais da primeira lei da geografia enunciada por Tobler “*everything is related to everything else but near things are more related than distant things.*”, em tradução livre, “todas as coisas são parecidas, mas coisas mais próximas se parecem mais que coisas mais distantes” (TOBLER, 1970, p. 236). Desta forma, é fundamental conhecer os dados trabalhados, mensurar propriedades e relacionamentos, levando em conta a localização espacial do fenômeno em estudo (MONTEIRO *et al.*, 2004; ALMEIDA, 2012). Como ferramentas da estatística espacial, foram utilizados os métodos de autocorrelação espacial I de Moran Global e Local - *Local Indicators of Spatial Autocorrelation* (LISA) -, (ANSELIN, 1995; ABREU; MEIRA, 2010; LIMA; LIMA, 2016).

Os dados de IVS, base para a nossa pesquisa, foram obtidos através do Atlas da Vulnerabilidade Social desenvolvido pelo Instituto de Pesquisas Econômicas e Aplicadas (IPEA) e instituições parceiras. A malha de divisão territorial do Brasil em municípios foi obtida junto ao Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE).

O IVS foi construído a partir de dezesseis indicadores, selecionados do Atlas de Desenvolvimento Humano (ADH), organizados em três dimensões: infraestrutura urbana, capital humano, renda e trabalho. A construção foi baseada nos dados dos Censos Demográficos do IBGE de 2000 e 2010, que oferecem as vantagens de procederem de uma fonte única e coletados por metodologia uniforme em todo território nacional (COSTA *et al.*, 2018).

Para que os indicadores do IVS estivessem dentro de uma escala, os mesmos passaram por dois processos: a normalização dos indicadores e a escolha dos pesos a serem atribuídos a cada um deles, o que proporcionou a criação de escalas de leitura. Quanto mais próximo a zero (0) menor a vulnerabilidade social e quanto mais próximo a um (1) maior será a vulnerabilidade em questão (Figura 2):

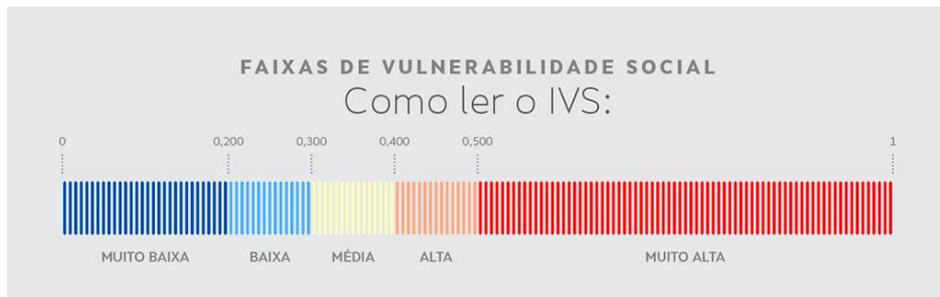


Figura 2: Faixas de Vulnerabilidade Social
Fonte: IPEA (2018) – Atlas da Vulnerabilidade Social

Para a aplicação das estatísticas I de Moran Global e Local na AEDE, seguimos uma sequência metodológica estruturada da seguinte maneira:

1. Geração da matriz W de vizinhança ou matriz de pesos espaciais. É a ferramenta base para estimar a variabilidade espacial (CÂMARA *et al.*, 2004; ALMEIDA, 2012). O estudo utilizou a matriz binária de contiguidade do tipo *Queen Case* (Figura 3), em referência ao movimento do tabuleiro de xadrez. O W_{ij} representa uma medida de proximidade espacial entre o polígono i e o polígono j , onde n é o número total de polígonos que representam os municípios (SANTOS; SILVA; PORTUGAL, 2015; MENDONÇA; FRIAS, 2018). Utilizou-se como medida de proximidade:

- $W_{ij} = 1$, quando objetos compartilham fronteiras ou vértices em comum;
- $W_{ij} = 0$, quando objetos não compartilham fronteira ou vértices em comum.

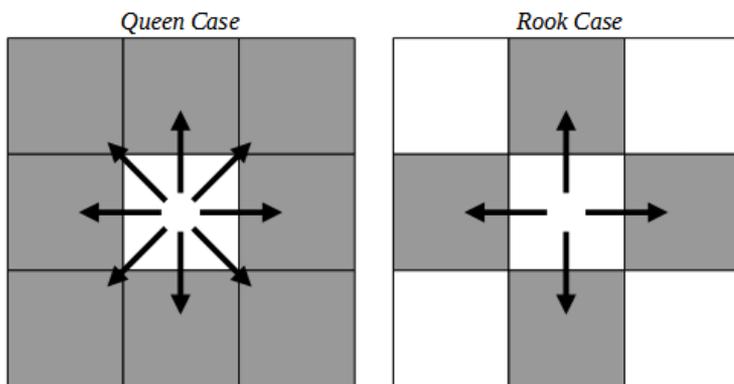


Figura 3: Esquema de Matrizes de Contiguidade do tipo *Queen Case* e *Rook Case*
Fonte: adaptado de Almeida, 2012. Org.: os autores, (2021)

Adaptou-se de Almeida (2012), como exemplo, a matriz binária de pesos espaciais para as macrorregiões brasileiras (Figura 4):

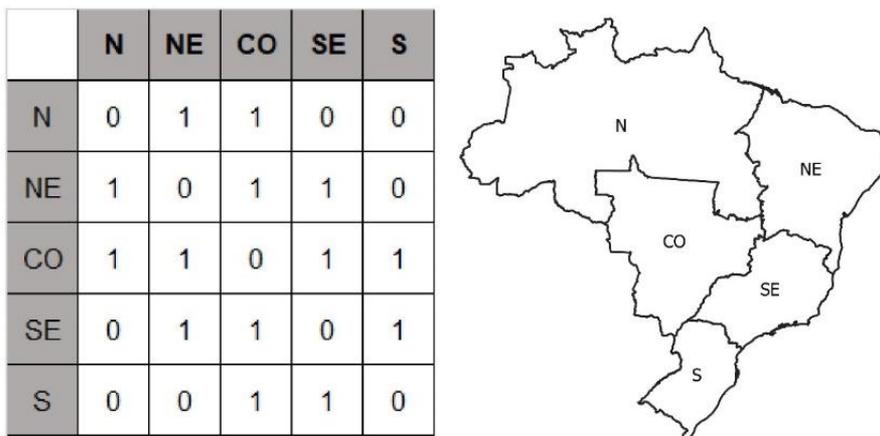


Figura 4: Matriz binária das macrorregiões brasileiras.
 Fonte: adaptado de Almeida, 2012. Org.: os autores, (2021)

2. Realizou-se o teste de pseudo-significância, por meio de permutação aleatória (Figura 5), para verificar a hipótese de que os dados espaciais sejam distribuídos aleatoriamente. A aleatoriedade espacial é pressuposta de que os valores de um atributo numa região não dependem dos valores desse atributo nas regiões vizinhas. Caso contrário existe uma autocorrelação espacial de vizinhança (CÂMARA *et al.*, 2004; ALMEIDA, 2012). Para o teste de hipótese foi definido:
 3.
 - H_0 : Hipótese de que os dados são aleatórios espacialmente (chamada de hipótese nula);
 - H_1 : Hipótese de que existe uma autocorrelação espacial entre os dados (chamada de hipótese alternativa).

O valor de pseudo-significância (p-valor) encontrado foi de 0,001. O *z-value* (valor padronizado do escore z) foi de 36,6642. Destes resultados, foi possível inferir que os dados estão fora da área de valores aleatórios da distribuição empírica (região amarela da curva de distribuição de probabilidades Figura 5), portanto rejeita-se a hipótese nula H_0 , com confiança estatística maior que 95,0%, de que os dados não são mero fruto do acaso e aceita-se a hipótese alternativa H_1 de que existe autocorrelação espacial entre os polígonos através do valor de IVS para cada município.

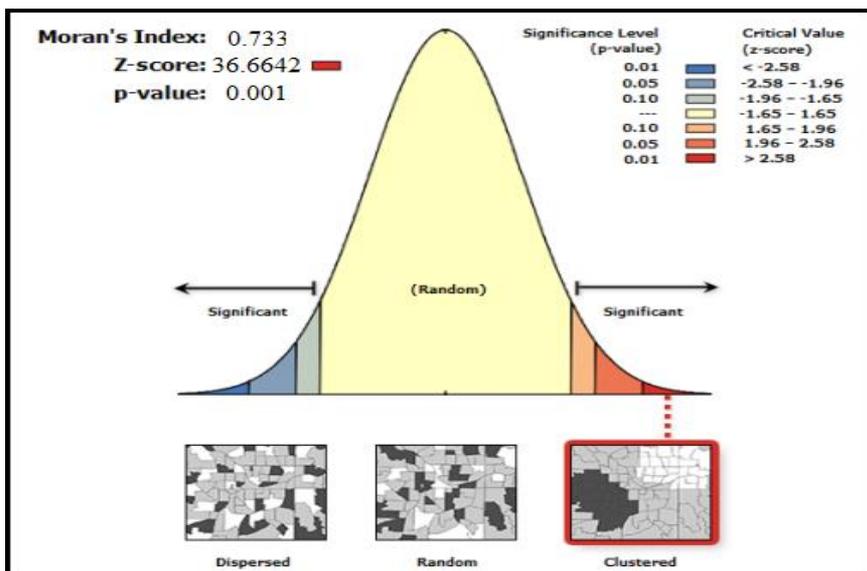


Figura 5: Teste pseudo-significância de permutação aleatória

Fonte: adaptado de <https://desktop.arcgis.com/en/arcmap/10.5/tools/spatial-statistics-toolbox/h-sa-tool-popup.htm>; dados gerados no software GEODA; Org. os autores (2021)

- O passo seguinte foi a aplicação da estatística I de Moran Global que fornece a indicação do grau de associação espacial para um conjunto de dados que testa, entre áreas conectadas, qual o grau de autocorrelação (NEVES *et al.*, 2000; PEROBELLI; FERREIRA; FARIA, 2007; SANTOS; SILVA; PORTUGAL, 2015).

O I de Moran é um coeficiente que varia de (-1) a (1) e nos fornece a indicação da existência e qual o grau de autocorrelação ou a inexistência desta (NEVES *et al.*, 2000; ALMEIDA, 2012).

A partir do resultado, interpreta-se o I de Moran quantificado, sendo:

- 1 autocorrelação espacial negativa ou inversa, significa alternância entre valores baixos e elevados, com total dispersão;
- 0 significa aleatoriedade ou não há padrão;
- +1 autocorrelação espacial positiva ou direta, o que pode significar total concentração espacial dos dados elevados.

O índice I de Moran Global, Câmara *et al.* (2004) é dado pela equação 1:

$$I = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (z_i - \bar{z})(z_j - \bar{z})}{\sum_{i=1}^n (z_i - \bar{z})^2}$$

Onde: n é o número de áreas, z_j o valor do IVS na área i , \bar{z} é o valor médio do IVS na região de estudo e W_{ij} os elementos da matriz normalizada de peso espacial.

5. A partir do I de Moran Global gerou o diagrama de espalhamento ou diagrama de dispersão de Moran (Moran *Scatterplot*) onde se visualiza a autocorrelação e o comportamento da variabilidade espacial. É composto pelos valores normalizados do atributo de cada elemento (z) no eixo x versus a média dos valores dos atributos dos seus vizinhos (w_z) no eixo y (NEVES *et al.*, 2000; CÂMARA *et al.*, 2004; ALMEIDA, 2012). É dividido em quatro quadrantes:
- Q1 – AA (ALTO – ALTO): quadrante superior direito, indicando um *cluster* de valores altos, em que regiões com valores altos da variável de interesse (acima da média) estão rodeadas por regiões que também apresentam valores altos (acima da média);
 - Q2 – BA (BAIXO – ALTO): quadrante superior esquerdo, indicando um *outlier* em que regiões com valores baixos da variável de interesse (abaixo da média) estão rodeadas por regiões que apresentam valores altos (acima da média);
 - Q3 – BB (BAIXO – BAIXO): quadrante inferior esquerdo, indicando um *cluster* de valores baixos, em que regiões com valores baixos da variável de interesse (abaixo da média) estão rodeadas por regiões que também apresentam valores baixos (abaixo da média);
 - Q4 – AB (ALTO – BAIXO): quadrante inferior direito, indicando um *outlier* em que regiões com valores altos da variável de interesse (acima da média) estão rodeadas por regiões que apresentam valores baixos (abaixo da média).

Q1 e Q2 indicam pontos de associação espacial positiva onde uma localização possui vizinhos com valores semelhantes. Q3 e Q4 indicam pontos de associação espacial negativa e a localização possui vizinhos com valores distintos. O α indica a reta de regressão de w_z em z (Figura 6).

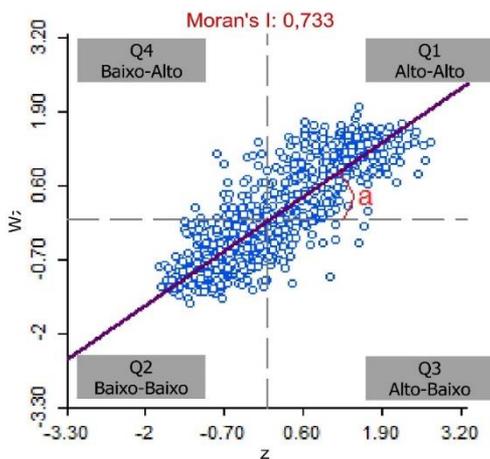


Figura 6: Gráfico de espalhamento de Moran

Fonte: IPEA (2015); dados gerados no software GEODA; Org. os autores (2021)

6. O índice I de Moran Global fornece o grau de associação global. Para visualizar as formações espaciais locais, foi aplicado a estatística espacial local de Moran. Indicadores locais são chamados de *Local Indicators of Spatial Autocorrelation (LISA)* e produzem um valor específico para cada área permitindo assim a identificação de agrupamentos (ANSELIN, 1995; CÂMARA *et al.*, 2004; ALMEIDA, 2012). Na definição de Anselin (1995) um *LISA* será qualquer estatística que satisfaça a dois critérios:

- a) um indicador *LISA* deve possuir para cada observação uma indicação de aglomeração (*clusters*) espaciais significantes em torno da observação.
- b) a soma dos *LISAs* para todas as observações é proporcional ao indicador de autocorrelação espacial global.

O Índice de Moran Local (I_i) foi expresso para cada área i a partir dos valores normalizados z_i do atributo do IVS, equação 2:

$$I_i = \frac{z_i \sum_{j=1}^n w_{ij} z_j}{\sum_{j=1}^n z_j^2}$$

O cálculo da significância estatística do I de Moran Local é de forma semelhante ao índice global. Testamos a hipótese nula, aleatorização das amostras e observação se o valor da variável de interesse está dentro ou fora da região crítica definida na distribuição empírica (criada pela aleatorização das amostras) (CÂMARA *et al.*, 2004; ALMEIDA,

2012; MARCONATO *et al.*, 2015). Além disso, foi gerado o gráfico de dispersão de Moran com os indicativos de agrupamentos e dispersões:

- Q1 (ALTO, ALTO): valores positivos de z e médias positivas de w_z , ou seja, municípios com maiores valores de IVS são vizinhos a outros com maiores valores de IVS, formando agrupamentos (*clusters*).
- Q2 (BAIXO, BAIXO): valores negativos de z e médias negativas de w_z , ou seja, municípios com menores valores de IVS são vizinhos a outros com menores valores de IVS, formando agrupamentos (*clusters*).
- Q3 (ALTO, BAIXO): valores positivos de z e médias negativas de w_z , ou seja, ou seja, municípios com maiores valores de IVS são vizinhos a outros com menores valores de IVS.
- Q4 (BAIXO, ALTO): valores negativos de z e médias positivas de w_z , ou seja, municípios com menores valores de IVS são vizinhos a outros com maiores valores de IVS.

Resultados

Através da análise exploratória de dados espaciais, é possível comparar visualmente, a evolução do IVS no Brasil e no estado de Minas Gerais, segundo classificação temática baseada nas faixas de distribuição do índice (Figura 7):

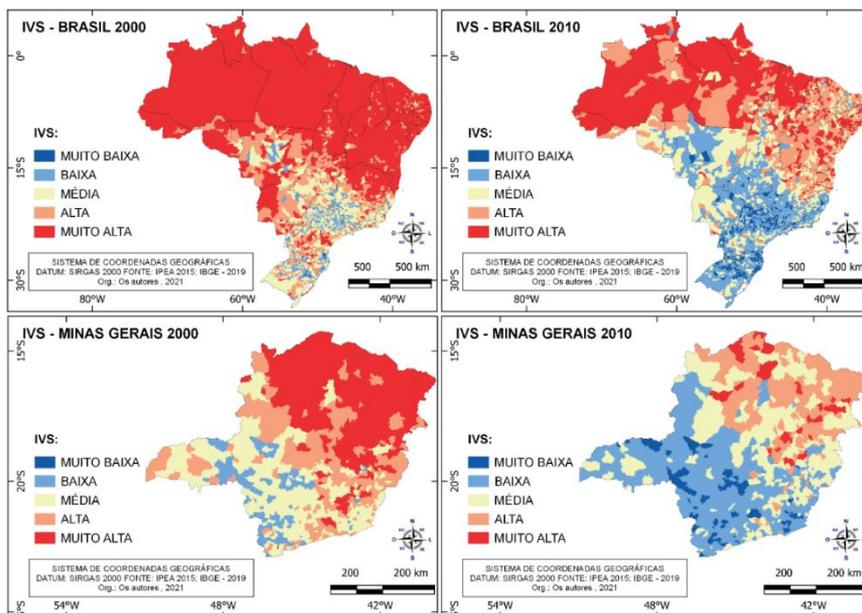


Figura 7: Índice de Vulnerabilidade Social – Brasil e Minas Gerais 2000 e 2010

Fonte: IPEA, 2015; IBGE, 2019. Org.: os autores (2021)

Ao Aprofundar os resultados, a Tabela 1 analisa e descreve esta evolução para o Brasil e para o Estado de Minas Gerais, a título de comparação. Contudo, o recorte espacial do estudo em questão é o Estado de Minas Gerais, através de seus municípios formando as Regiões Geográficas Intermediárias. Desta forma, os resultados serão focados em Minas Gerais e seus recortes intrarregionais, conforme a Figura 8 demonstra, graficamente, a evolução do IVS dos municípios mineiros:

Tabela 1: Distribuição de municípios por faixas de IVS. Brasil e Minas Gerais

Classe	Municípios Brasil				Municípios Minas Gerais			
	Quantidade 2000	Percentual 2000	Quantidade 2010	Percentual 2010	Quantidade 2000	Percentual 2000	Quantidade 2010	Percentual 2010
Muito baixa (0,000 - 0,200)	38	0,7	627	11,3	0	0,0	52	6,1
Baixa (0,201 - 0,300)	600	10,8	1699	30,5	74	8,7	372	43,6
Média (0,301 - 0,400)	1317	23,7	1258	22,6	290	34,0	261	30,6
Alta (0,401 - 0,500)	1065	19,1	1178	21,2	220	25,8	138	16,2
Muito alta (0,501 - 1,000)	2545	45,7	803	14,4	269	31,5	30	3,5
Total	5565	100,0	5565	100,0	853	100,0	853	100,0

Fonte: IPEA, 2015; IBGE, 2019. Org.: os autores (2021)

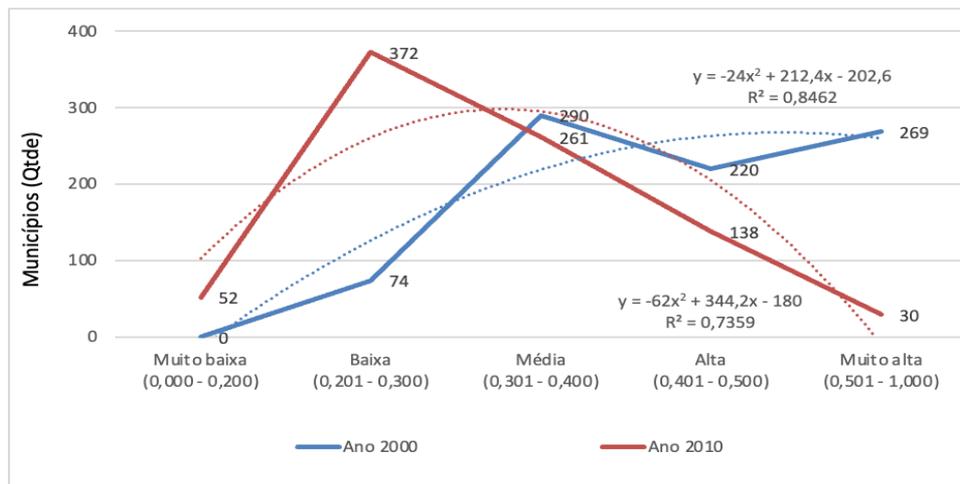


Figura 8: Evolução de municípios por faixas de IVS - Minas Gerais

Fonte: IPEA, 2015; IBGE, 2019. Org.: os autores (2021)

Em Minas Gerais, entre os anos de 2000 e 2010, houve um aumento do número de municípios de Muito baixa e Baixa vulnerabilidade de 0% para 6,1% e 8,7% para 43,6%, respectivamente. Nos municípios de Muito Alta e Alta vulnerabilidade houve uma diminuição de 31,5% para 3,5% e 25,8% para 16,2%, respectivamente. No entanto, esta alteração na classificação, com indicativo de melhoria nos índices dos municípios entre 2000 e 2010, não se deu de forma homogênea no Estado. A concentração de municípios mais vulneráveis permanece ao Norte e Nordeste, enquanto os municípios menos vulneráveis se localizam na porção Central, Sul do estado, Triângulo e Zona da Mata mineira.

A visualização da AEDE de maneira temática é um instrumento que auxilia na percepção de melhoria através da espacialização do IVS. Entretanto, esta percepção permite pouco avanço na quantificação de melhoria a nível regionalizado ao longo do tempo, uma vez que somente o agrupamento temático não parece ser capaz de reproduzir o quanto as áreas deficitárias e não deficitárias melhoraram, em termos de municípios e região, de forma mais agrupada e expressiva.

Neste aspecto, a estatística espacial de Moran é capaz de indicar padrões de associação espacial mais adequados à análise regional. O I de Moran Global para Minas Gerais é apresentado na Figura 9, onde o Gráfico de espalhamento indica que há uma forte autocorrelação espacial entre os municípios em 2000 ($I = 0,733$) e 2010 ($I = 0,676$) com a permanência de regimes espaciais de formação de agrupamentos (*clusters*) de ALTO-ALTO e BAIXO-BAIXO.

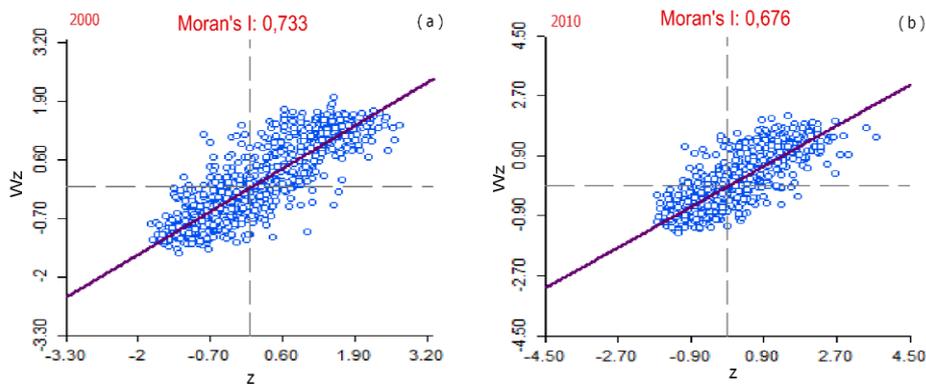


Figura 9: Diagrama de dispersão de Moran municípios de Minas Gerais – (a) 2000 e (b) 2010
Fonte: IPEA (2015); dados gerados no software GEODA; Org. os autores (2021)

O cálculo de um único índice como o Moran Global indica o grau de autocorrelação espacial entre o conjunto dos municípios, porém não é suficiente para indicar as aglomerações e as dispersões. A Figura 10, chamada de *Lisamap*, apresenta a estatística espacial local através do I de Moran Local, para os anos de 2000 e 2010, espacializando os agrupamentos e as áreas de anomalias.

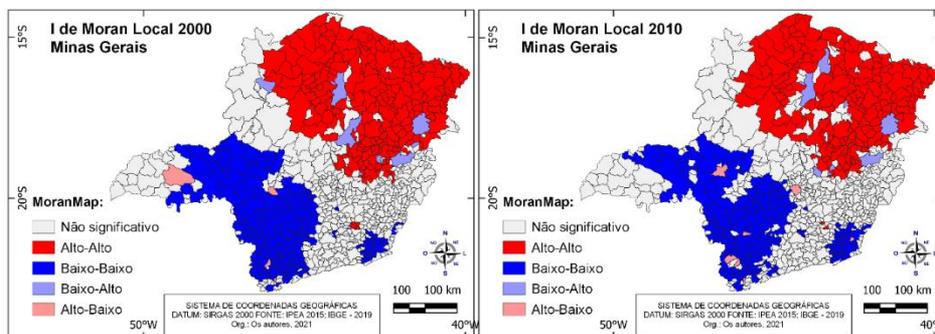


Figura 10: I de Moran Local. Minas Gerais 2000 e 2010

Fonte: IPEA, 2015; IBGE, 2019. Org.: os autores (2021)

O *LISA* do I de Moran (Figura 10) dos municípios permite analisar a formação de agrupamentos de maneira mais precisa. Foi apontado como Não significativo um total de 411 municípios em 2000 e 444 em 2010, ou seja, não foi possível, a um nível de significância estatística de 95%, definir o regime espacial destes municípios. O padrão de Alto-Alto foi de 201 em 2000 e 177 em 2010, concentrando na Central, Triângulo, Sul e Zona da mata do Estado de Minas Gerais. O regime de agrupamento de Baixo-Baixo era de 228 em 2000 e 217 em 2010, mantendo a concentração dos municípios com maior vulnerabilidade nas Regiões Norte e Nordeste, com uma pequena porção no Oeste do estado. Regimes anômalos de Baixo-Alto foram nove, em 2000 e oito em 2010. Alto-Baixo quatro, em 2000 e sete municípios em 2010.

Discussão

Na análise exploratória espacial se percebeu uma evolução na melhora do IVS em Minas Gerais. Houve uma diminuição significativa de municípios com IVS Alto e Muito alto de 489 para 168 e um aumento daqueles com IVS Baixo e Muito Baixo de 74 para 424 (Tabela 1, Figura 8), corroborando que no período compreendido entre os anos 2000 e 2010 o Brasil apresentou crescimento da economia com melhoria de renda, maior oferta de trabalho, aumento real do poder de compra do salário mínimo e políticas sociais de distribuição de renda em que o estado de Minas Gerais também se beneficiou (PEREIRA; HESPANHOL, 2015; COSTA; MARGUTI; PIRANI, 2016).

Uma análise espacial mais aprofundada, no entanto, não se dá somente pela apresentação temática dos dados. Mapas temáticos variam os atributos no espaço de forma abrupta e não contínua e podem levar a distorções. Desta maneira, muitas inferências sobre padrões ou comportamentos espaciais podem ser feitas, mas sem uma fundamentação estatística robusta do padrão espacial observado (MONTEIRO *et al.*, 2004; ABREU; MEIRA, 2010).

Portanto, através de estatísticas de autocorrelação espacial foi possível verificar com melhor acurácia a disposição dos dados. O índice de Moran Global foi de 0,733 em

2000 e 0,676 em 2010 (Tabela 2), indicando alta autocorrelação espacial. Também foi possível verificar através desta tabela que houve uma melhora no IVS entre os anos 2000 e 2010, mas de forma desigual regionalmente.

Tabela 2: Análise descritiva dos municípios de Minas Gerais.

Indicadores	Minas Gerais	
	Ano 2000	Ano 2010
Municípios	853	853
IVS Mínimo	0,232	0,158
IVS Máximo	0,773	0,653
IVS Médio	0,448	0,316
IVS Desvio-padrão	0,121	0,091
IVS CV	0,270	0,289
I de Moran Global	0,733	0,676

Fonte: IPEA, 2015; IBGE, 2019. Org.: os autores (2021)

Desta forma, ainda que o IVS dos municípios tenha apresentado uma melhora significativa, através do índice I de Moran Local (Figura 11 – A, B, C, D), é possível perceber os agrupamentos opostos no estado, tanto no ano 2000 quanto 2010. Os resultados apresentaram a formação de *clusters* setoriais em função das fortes desigualdades sociais (PEREIRA; HESPANHOL, 2015; MENDONÇA; RAMOS; FRIAS, 2018; PIACENTI *et al.*, 2019).

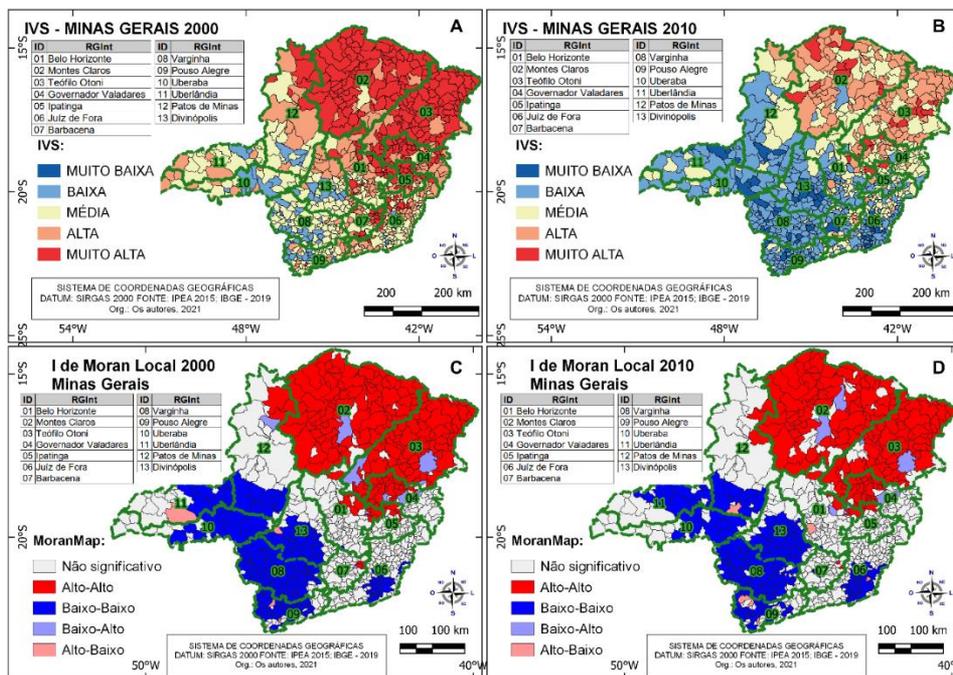


Figura 11: Indicadores A e B IVS; C e D, I de Moran Local dos Municípios de Minas Gerais – 2000 e 2010
 Fonte: IPEA, 2015; IBGE, 2019. Org.: os autores (2021)

A estatística espacial de Moran Local indicou a formação de *clusters* do tipo ALTO-ALTO, ou seja, municípios e seus vizinhos com índices e médias para maior vulnerabilidade social, na Região Geográfica Intermediária de Montes Claros – RGInt Montes Claros, RGInt Teófilo Otoni e RGInt Governador Valadares, tanto em 2000 quanto em 2010, o que enfatiza que mesmo com a melhora do IVS de vários municípios, no conjunto do recorte regional das RGInt há a necessidade de políticas visando melhorias socioeconômicas (PEREIRA; HESPANHOL, 2015; MENDONÇA; RAMOS; FRIAS, 2018; PIACENTI *et al.*, 2019).

Por outro lado, nas RGInt Juiz de Fora, Varginha, Pouso Alegre, Uberaba, parte das RGInt Uberlândia e Patos de Minas e a RGInt Divinópolis há formação de *clusters* BAIXO-BAIXO, valores bem contrapostos às regiões ALTO-ALTO, onde municípios e seus vizinhos têm atributos socioeconômicos mais elevados (PEREIRA; HESPANHOL, 2015; MENDONÇA; RAMOS; FRIAS, 2018; PIACENTI *et al.*, 2019).

O ponto de divergência são os municípios de Montes Claros, Teófilo Otoni e Governador Valadares que permaneceram no grupo BAIXO-ALTO, sendo divergente, portanto, dos seus municípios vizinhos. São municípios com escore z do IVS com baixa vulnerabilidade, porém, cercados de vizinhos com valores e médias do IVS indicando maior vulnerabilidade. Portanto, são municípios de observação anômala (CÂMARA *et al.*, 2004; ALMEIDA, 2012).

Os mapas da Figura 11 indicaram as aglomerações espaciais que exibem as divergências socioeconômicas do estado de Minas Gerais. Pouco se modificaram ao longo do período analisado, mesmo tendo havido uma melhoria do IVS. Tais constatações foram melhor apreciadas a partir da aplicação de estatísticas espaciais mais apuradas que revelaram regimes espaciais até então pouco observáveis (CÂMARA *et al.*, 2004; ALMEIDA, 2012).

Portanto, a observação de padrões espaciais de associação de índices e indicadores é uma ferramenta fundamental para ampliar a visualização de um fenômeno socioeconômico. Dados tabulados em tabelas simplesmente, não contém a dimensão espacial, componente fundamental para entender o seu comportamento no território e, assim, auxiliar no dimensionamento de políticas públicas e privadas mais eficientes ao alcance do desenvolvimento regional.

Considerações Finais

A análise espacial aplicada ao IVS no estado de Minas Gerais contribuiu para uma leitura eficaz das realidades regionais. Possibilitou encontrar padrões de associações e relações socioespaciais existentes entre os municípios de maneira a identificar disparidades socioeconômicas inter-regionais.

Entre os anos 2000 e 2010, apesar da melhora nos indicadores do IVS, a concentração de *clusters* ALTO-ALTO e BAIXO-BAIXO, confirmados pela estatística de Moran, evidenciaram que o desenvolvimento regional não tem ocorrido de maneira a diminuir estas desigualdades. O norte e nordeste do estado se mantiveram social e economicamente mais vulneráveis enquanto as regiões centro-sul, sul, parte do sudeste e oeste mantiveram níveis de menor susceptibilidade à vulnerabilidade social.

Portanto, o presente trabalho contribui para a discussão de um redimensionamento das políticas públicas e privadas, de maneira que estas não devem ser aplicadas visando o desenvolvimento dos municípios apenas, e sim abrangendo as regiões nas quais estão inseridos e que apresentam condições socioeconômicas semelhantes.

Referências

- ABREU, M. V. S; MEIRA, A. D. Estatística Espacial Aplicada à Análise de Padrões de Segregação Sócioespacial em Viçosa–MG. *Simpósio Brasileiro de Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação*, v. 3, 2010.
- ALMEIDA, E. Econometria espacial. Campinas–SP. *Alínea*, 2012.
- ANSELIN, L. Indicadores locais de associação espacial - LISA. *Análise geográfica*, v. 27, n. 2, pág. 93-115, 1995.
- BARBOSA, I. R; GONÇALVES, R. C. B; SANTANA, R. L. Mapa da vulnerabilidade social do município de Natal-RN em nível de setor censitário. *Journal of Human Growth and Development*, v. 29, n. 1, p. 48-56, 2019.

- CÂMARA, G. *et al.* Análise espacial de áreas. *Análise espacial de dados geográficos*, v. 2, 2004.
- CANÇADO, T. C. L.; SOUZA, R. S. de; CARDOSO, C. B. da S. *Trabalhando o conceito de vulnerabilidade social*. 2014.
- COSTA, M. A.; MARGUTI, B. O. E. *Atlas da vulnerabilidade social nos municípios brasileiros*. 2015.
- COSTA, M. A.; MARGUTI, B. O.; PIRANI, N. de C. *O Território em índices: a experiência do Ipea na construção do Índice de Vulnerabilidade Social (IVS) e a possibilidade de novos olhares sobre diferentes escalas do território*. 2016.
- COSTA, M. A. *et al.* *Vulnerabilidade Social no Brasil: conceitos, métodos e primeiros resultados para municípios e regiões metropolitanas brasileiras*. Texto para Discussão, 2018.
- Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - *Sinopse do censo demográfico: 2010/IBGE*. Rio de Janeiro: 2011, 265p. Disponível em: <<https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv49230.pdf>>. Acesso em 21 abr. 2021.
- Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – *Divisão regional do Brasil em regiões geográficas imediatas e regiões geográficas Intermediárias*– Coordenação de Geografia – Rio de Janeiro, RJ. 2017. Disponível em: <<https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv100600.pdf>>, data de acesso: Acesso em 21 abr. 2021.
- Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – *Estimativas da População*. 2021. <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/populacao/9103-estimativas-de-populacao.html?=&t=resultados>
- LIMA, R. C. de A; LIMA, J. P. R. *Distribuição do PIB per capita nas microrregiões brasileiras: uma análise exploratória espacial*. 2016.
- MARCONATO, M. *et al.* Análise espacial da taxa de pobreza e da população rural da região Sul do país. *Textos de Economia*, v. 18, n. 2, p. 16-40, 2015.
- MENDONÇA, W. M.; RAMOS, P. de S.; FRIAS, L. Uma análise espacial da dinâmica da desigualdade de renda em Minas Gerais em 1991, 2000 e 2010. *Caderno de Estudos Interdisciplinares*, 2018.
- MONTEIRO, A. M. V. *et al.* Análise espacial de dados geográficos. *Brasília: Embrapa*, 2004.
- NEVES, Marcos C. *et al.* Análise exploratória espacial de dados sócio-econômicos de São Paulo. *Salvador: GIS Brasil2000*, p. 1-11, 2000.
- PEDROSO, Márcia Naiar Cerdote. A pobreza e a desigualdade: uma realidade brasileira no século XXI. *Leituras de economia política*, p. 31. 2020.

PEREIRA, C. da S.; HESPANHOL, A. N. Região e regionalizações no Estado de Minas Gerais e suas vinculações com as políticas públicas. *Revista Formação*, v. 1, n. 22, p. 42-70, 2015.

PEROBELLI, F. S; FERREIRA, P. G. C; FARIA, W. R. Análise de convergência espacial no Estado de Minas Gerais: 1975-2003. *Revista Brasileira de Estudos Regionais e Urbanos*, v. 1, n. 1, 2007.

PIACENTI, Samara C. Vieceli *et al.* Análise espacial do VAB municipal do Paraná de 2005 a 2015. *X Seminário Internacional sobre Desenvolvimento Regional*, 2019.

SANTOS, Gilmar Ribeiro dos; PALES, Raíssa Cota; RODRIGUES, Sílvia Gomes. Desigualdades regionais no Brasil–1991-2010. *InterSciencePlace*, v. 1, n. 31, 2015.

SANTOS, H.G; SILVA, J. A. M; PORTUGAL, J. L. *Análise espacial do índice do desenvolvimento humano municipal na região semiárida brasileira*. *Revista Brasileira de Geomática*, v3 n., 2015.

SILVA, M. L. A. *et al.* *Vulnerabilidade social, fome e pobreza nas Regiões Norte e Nordeste do Brasil*. 2020.

TOBLER, W. R. A computer movie simulating urban growth in the Detroit region. *Economic geography*, v. 46, n. sup1, p. 234-240, 1970.

Paulo Cícero Borges Lopes

Mestre em Geografia pela Universidade Estadual de Montes Claros – UNIMONTES, Técnico em Informações Geográficas e Estatísticas do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - IBGE, Brasil

Praça Dr. Carlos Versiani, 55 - Centro, Montes Claros - MG, CEP 39.400-612

E-mail: paulo.lopes@ibge.gov.br

Luiz Andrei Gonçalves Pereira

Doutor em Geografia pela Universidade Federal de Uberlândia – UFU, Professor do Programa de Pós Graduação em Geografia e do Departamento de Geociências da Universidade Estadual de Montes Claros – UNIMONTES, Brasil

Avenida Rui Braga, S/Nº, Campus Universitario Professor Darcy Ribeiro, Vila Mauricéia, Montes Claros – MG , CEP 39401-089

E-mail: luiz.goncalves@unimontes.br

Recebido para publicação em agosto de 2022.
Aprovado para publicação em outubro de 2022.