

## **Análise espacial do PIB nas microrregiões do estado de Minas Gerais**

**Thiago Junior Furtado Garcia<sup>1</sup>**

**Flaviano José Teixeira<sup>2</sup>**

**João Domingos Scalon<sup>3</sup>**

### **1 – Introdução**

Área da Estatística relativamente recente, que engloba o estudo dos fenômenos em que a localização no espaço contribui de forma decisiva para a sua variabilidade, ou estudos em que a questão de interesse é a própria localização do fenômeno. Essa é a Estatística Espacial. Dentro da Estatística Espacial temos a Análise Espacial de Dados de Área, conhecida também como Lattice, onde os objetivos principais são: verificar a existência de um padrão espacial, e de uma estrutura de correlação espacial nos valores observados, utilizando para visualização dos resultados alguns mapas coloridos com o padrão espacial do fenômeno (Bailey & Gatrell, 1995).

Silva (2010) utilizou a análise espacial na variável IPIB (índice de Produto Interno Bruto) nas mesorregiões de MG, no qual obteve uma dependência espacial significativa. Com base nessa perspectiva, esse trabalho buscou analisar a distribuição espacial do produto interno bruto (PIB) das 853 cidades do estado de Minas Gerais que foram estabelecidas em 66 microrregiões. Visou-se entender a dependência espacial dessas microrregiões por meio do PIB. As informações provenientes desse entendimento podem ser importantes para que sejam tomadas decisões na implantação, prevenção e manutenção de políticas públicas para o desenvolvimento das cidades e microrregiões do estado de Minas Gerais.

### **2 – Material e Métodos**

#### **2.1 - Material**

Utilizou-se nesse trabalho os dados do PIB provenientes de todos os 853 municípios do estado de Minas Gerais. Para análise desses dados considerou-se os valores do PIB no ano de 2010, nas 66 microrregiões do estado de Minas Gerais. As análises estatísticas foram realizadas utilizando o software livre R (R Core Team, 2013).

#### **2.2 – Análise Espacial de Áreas (Lattice Data)**

Nesse trabalho será feita a análise espacial de dados de áreas. De acordo com Assunção (2001), dados de área envolvem elementos que associam o mapa geográfico

<sup>1</sup> UFLA

<sup>2</sup> UFLA

<sup>3</sup> UFLA

*Agradecimento à FAPEMIG pelo apoio financeiro.*

de uma região R a uma base de dados. Esse mapa geográfico é dividido por  $A_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$ , de forma que  $\bigcup_{i=1}^n A_i = A$  e  $A_i \cap A_j = \emptyset$  se  $i \neq j$ , qualquer que seja a forma de  $A_i$  e de R. Nesse caso, não se conhece a localização exata do evento, mas sim o valor agregado de cada área analisada. Usualmente a apresentação dos dados de área é feita através de mapas com áreas demarcadas e coloridas, objetivando-se detectar e explicar a presença de padrões e tendências observadas.

### 2.2.1 – Análise de Autocorrelação Espacial

A autocorrelação espacial, segundo Cliff & Ord (1981), pode ser entendida como a tendência a que o valor de uma variável associada a uma determinada localização assemelha-se mais aos valores de suas observações vizinhas do que ao restante das localizações do conjunto amostral. Para analisar a dependência espacial dos valores da área observada são utilizados os indicadores de autocorrelação espacial. Esses indicadores podem ser globais ou locais, sendo o índice de Moran o mais conhecido (Bailey & Gatrell, 1995; Assunção, 2001). Para visualização dos indicadores é normalmente utilizado o gráfico de espalhamento de Moran, o Box Map, o LISA Map e o Moran Map (Bailey & Gatrell, 1995; Assunção, 2001).

### 2.2.2 – Índice I de Moran (global)

Para medir a autocorrelação espacial pode-se utilizar o índice I de Moran, que é expresso por:

$$I = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (y_i - \bar{y})(y_j - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}, \quad (2.1)$$

em que  $y$  = o valor do atributo em cada área observada;  $\bar{y}$  = é o valor médio do atributo na região de estudo e  $w_{ij}$  = os elementos da matriz normalizada de proximidade o (Bailey & Gatrell, 1995).

Os valores de I podem, em geral, variar de -1 a +1 e representa quanto cada área analisada é semelhante às vizinhanças imediatas. Assim,  $I = 0$  indica que as variáveis são espacialmente independentes, quando  $I > 0$  há similaridade entre áreas próximas (áreas correlacionadas) e quando  $I < 0$  ocorre dissimilaridade entre áreas próximas (áreas inversamente correlacionadas) (Bailey & Gatrell, 1995). Depois de obtido o resultado do valor do índice, a maior preocupação deve ser com sua validade estatística, ela pode ser realizada utilizando aproximação normal ou permutação (Bailey & Gatrell, 1995).

### 2.2.3 – Indicadores Locais

Segundo Câmara et al. (2001), os indicadores globais de autocorrelação espacial, como o Índice de Moran, fornecem um único valor como medida da associação espacial para todo conjunto de dados, o que é útil na caracterização da região de estudo como um todo. Mas, em algumas situações é desejável examinar os dados mais detalhadamente, assim, os indicadores locais são aplicados a fim de encontrarem um valor específico para cada área, permitindo a identificação de agrupamentos.

O  $I_i$  de Moran local é dado por:

$$I_i = \frac{z_i \sum_{j=1}^n w_{ij} z_j}{\sum_{i=1}^n z_i^2} \quad (2.2)$$

em que  $z_i$  = valor da variável normalizada na região  $i$  e  $w_{ij}$  = elementos da matriz de proximidade espacial.

A significância estatística para o Índice de Moran Local é analisada similarmente ao caso do índice global, em que após ser calculado o índice de cada área é preciso fazer o teste de validade estatística.

## 3 – Resultados e Discussões

Em um primeiro momento exploratório dos valores do PIB (em milhões de reais), pode-se observar que as microrregiões mais ricas se encontram no Triângulo Mineiro e região metropolitana de Belo Horizonte, destacando-se as microrregiões de Uberlândia (R\$ 12.946), Ouro Preto (R\$ 24.261) e Belo Horizonte (R\$ 127.232). Já as microrregiões mais pobres encontram-se no norte de Minas e no Vale do Rio Doce, onde se destacam as microrregiões de Grão Mogol (R\$ 446), Mantena (R\$ 488) e Peçanha (R\$ 539).

Pode-se destacar a possível presença de clusters de valores autocorrelacionados. Para garantir a existência de autocorrelação realizou-se a obtenção dos Índices de autocorrelação espacial.

O índice  $I$  de Moran global resultou em 0,0424, indicando a existência de uma possível autocorrelação espacial positiva. Para confirmar essa autocorrelação espacial positiva, foi conduzido o teste de permutação aleatória sob a hipótese nula de ausência de autocorrelação espacial entre as microrregiões de Minas Gerais. Realizadas 8000 permutações obteve-se um valor-p igual a 0,0402, então, rejeitou-se a hipótese nula de

ausência de autocorrelação espacial entre as microrregiões de MG, com relação a variável valor do PIB. Logo, conclui-se a existência de autocorrelação positiva.

Com a análise do diagrama de espalhamento de Moran, observou-se que a maior parte das microrregiões mineiras está localizada no quadrante Baixo-Baixo.

Analisando o índice de Moran local vemos que a maior parte das microrregiões mineiras (75%) apresentam valores positivos, que indicam similaridades (Alto-Alto ou Baixo-Baixo) da variável valor do PIB; já as microrregiões mineiras com valores negativos (25%), indicam dissimilaridade (Alto-Baixo ou Baixo-Alto) da variável valor do PIB.

Verificou-se o LISA Map para a variável valor do PIB nas microrregiões mineiras, pode-se notar um único e pequeno agrupamento com valores dos indicadores de associação espacial local significantes. Uma única microrregião mineira (Itabira) apresentou 99% de significância e duas microrregiões (Belo Horizonte e Ouro Preto) possuem 99,9% de significância em termos de autocorrelação com microrregiões vizinhas.

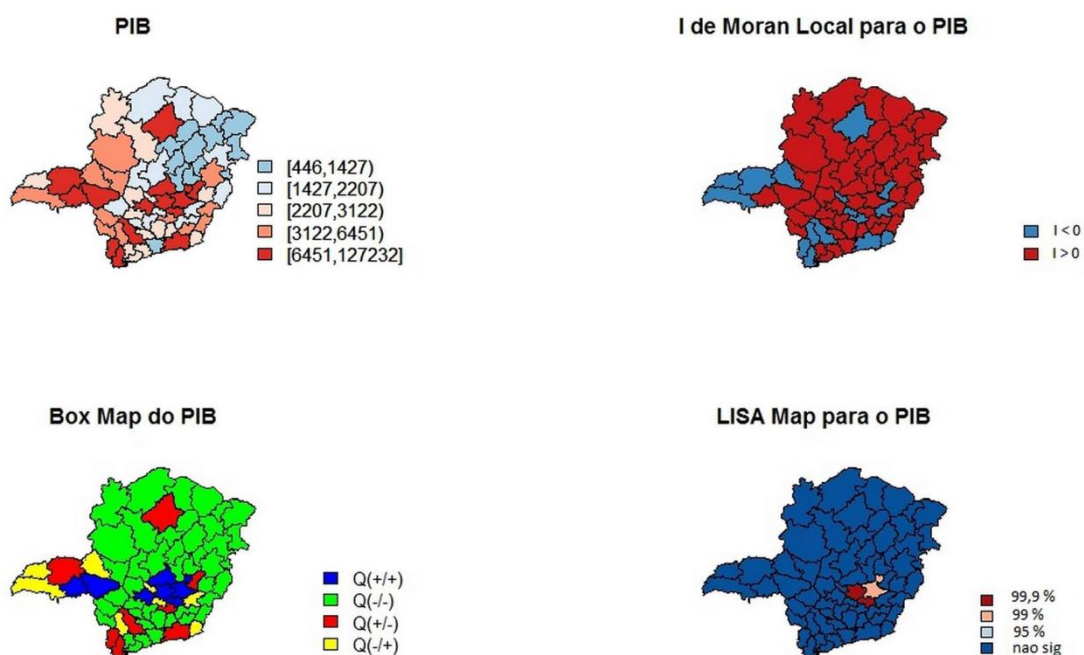


Figura 1 – Mapas de análise espacial, aplicados aos dados de PIB nas 66 microrregiões de Minas Gerais.

Através dessa análise espacial pode-se concluir que as regiões que tiveram maior dependência espacial da variável PIB se concentram nas microrregiões de Itabira, Belo Horizonte e Ouro Preto.

#### **4 – Conclusões**

Assim, pode-se verificar que a Estatística Espacial pode contribuir de forma positiva para que autoridades, sociedade e governo tomem nota de áreas que necessitem mais ou menos da implantação de políticas econômicas. Por exemplo, incentivando a indústria a investir em áreas onde os índices são mais baixos, e assim, gerar mais empregos, conseqüentemente, aquecendo a economia local.

#### **5 – Bibliografia**

ASSUNÇÃO, R. M. **Estatística espacial com aplicações em epidemiologia, economia, sociologia**. São Carlos: Associação Brasileira de Estatística, 2001. 131 pag.

BAILEY, T. C.; GATRELL, A. C. **Interactive spatial data analysis**. Essex: Longman Scientific, 1995. 413 pag.

CÂMARA, G.; MONTEIRO, A. M. V.; CARVALHO, M. S.; FUKS, S. D. **Análise espacial de dados geográficos**. São José dos Campos: INPE, 2001. 209 pag.

CLIFF, A.D.; ORD, J. K. **Spatial processes: models and applications**. London: Pion, 1981. 266 pag.

GEOMINAS. Geoprocessamento em Minas Gerais. Disponível em: <http://www.geominas.mg.gov.br> Acesso em: 10/10/2013.

SILVA, N. C. N. **Análise de dados de área aplicada a dois indicadores econômicos de mesorregiões do estado de Minas Gerais**. Lavras: UFLA, 2010.

SUSEP: Superintendência de Seguros Privados. Autoseg. Disponível em: <http://www.susep.gov.br>. Acesso em: 2/10/2013.