

Uma análise espacial da dinâmica da desigualdade de renda em Minas Gerais em 1991, 2000 e 2010

Walef Machado Mendonça¹,

walefm2@gmail.com, UNIFAL-MG, Brasil

Patrícia de Siqueira Ramos, Dra.

siqueirapaty@gmail.com, UNIFAL-MG, Brasil

Lincoln Frias, Dr.

lincolnfrias@gmail.com, UNIFAL-MG, Brasil

Resumo

Este artigo busca analisar a dinâmica espacial da desigualdade de renda nas cidades de Minas Gerais através do índice de Palma. O estado de Minas Gerais foi escolhido devido à sua grande diversidade socioeconômica. O objetivo é verificar se cidades com maior desigualdade tendem a estar próximas de outras cidades também desiguais. Para isso, foi aplicada a análise exploratória de dados espaciais para descrever os padrões de associação espacial através do coeficiente de autocorrelação I de Moran. Foram utilizados dados dos censos demográficos do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), consultados através do Atlas de Desenvolvimento Humano no Brasil 2013. Os valores encontrados nos testes do I de Moran indicam a existência de dependência espacial, ou seja, cidades desiguais tendem a estar próximas de cidades desiguais. Também, foi possível observar, através dos valores do índice de Palma, que houve uma queda nos níveis de desigualdade entre os anos de 1991 e 2010 (embora tenha havido um aumento em 2000). Porém, de 2000 a 2010, houve uma concentração espacial da desigualdade de renda (voltando a níveis semelhantes aos de 1991).

Palavras-Chave: Minas Gerais; Análise exploratória de dados espaciais; Autocorrelação espacial; Desigualdade de renda.

Abstract

This paper analyzes the spatial dynamics of income inequality in the cities of Minas Gerais through the Palma's index. The state of Minas Gerais was chosen due to its great socioeconomic diversity. The aim is to verify whether cities with greater inequality tend to be close to other unequal cities. Thus, the exploratory spatial data analysis was used to describe the patterns of spatial association through the coefficient of autocorrelation, Moran's I. Data from the Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) demographic censuses were consulted through the Atlas of

¹ Bolsista de iniciação científica da Fapemig durante a realização desta pesquisa.

Human Development in Brazil 2013. The Moran's I values indicate the existence of spatial dependence, that is, unequal cities tend to be close to unequal cities. It was also possible to observe, through the values of the Palma index, that there was a drop in inequality levels between 1991 and 2010 (although there was an increase in 2000). However, from 2000 to 2010, there was a spatial concentration of income inequality (returning to levels similar to those of 1991).

Keywords: Minas Gerais; exploratory spatial data analysis; spatial autocorrelation; income inequality.

1. Introdução

Nos estudos em que são feitas comparações internacionais, o Brasil está há décadas entre os países mais desiguais do mundo (WORLD BANK, 2016). Quando comparado com países com renda per capita similar à brasileira, o Brasil mostra um grau de pobreza significativamente superior à média desses países, o que evidencia a importância da má distribuição de renda como principal determinante da pobreza (BARROS; HENRIQUES; MENDONÇA, 2001). Por isso, é necessário que sejam feitos estudos que tenham por objetivo medir as desigualdades a fim de proporcionar instrumentos que auxiliem na avaliação de políticas públicas que tenham como objetivo ajudar a melhorar a distribuição de renda.

Esta pesquisa busca fazer um relato descritivo da realidade espacial da desigualdade de renda nos municípios de Minas Gerais através do indicador social índice de Palma, que foi escolhido como indicador de distribuição de renda pelo fato de ser mais intuitivo por causa da simplicidade de seu cálculo quando comparado a índices mais tradicionais, tais como o índice de Gini e o índice de Theil (COBHAM; SUMNER, 2013). Ele consiste simplesmente na razão 10/40, ou seja, na divisão da parcela da renda total em posse do decil 10 (D10, os 10% mais ricos da população) pela soma da parcela em posse dos decis D1 a D4 (os 40% mais pobres da população) (PALMA, 2011).

As disparidades na distribuição de renda não se limitam ao contexto nacional e às diferenças entre os estados, também ocorrem dentro dos estados brasileiros, o que torna necessária uma análise regional da desigualdade. Nesse contexto, o estado de Minas Gerais foi escolhido não apenas por ser onde a Unifal-MG está localizada, mas também por tradicionalmente ser um estado com grande diversidade socioeconômica. Segundo Queiroz (2001, p.66),

o Estado de Minas Gerais é, provavelmente, uma das regiões mais heterogêneas do país; coexistem no estado regiões dinâmicas, modernas e com indicadores socioeconômicos de alto nível com localidades atrasadas, estagnadas, que não oferecem a mínima condição de vida para a sua população.

O presente estudo busca verificar dois aspectos: (1) se realmente a renda está distribuída de maneira desigual no território do estado (a heterogeneidade espacial); e (2) se municípios com maior desigualdade tendem a estar próximos de outros municípios também desiguais (isto é, verificar a existência de dependência espacial no caso da desigualdade de renda em Minas Gerais). Os dois indicadores espaciais utilizados serão o coeficiente de autocorrelação espacial (o I de Moran) e sua versão por localidade (o indicador LISA), detalhados adiante.

A presente pesquisa foi estruturada em cinco seções, incluindo essa introdução. Na próxima seção é apresentada a metodologia, contendo o conjunto de dados, os recursos computacionais utilizados, assim como os objetivos da análise exploratória de dados espaciais e os detalhes sobre a forma como é calculado o I de Moran e também o indicador LISA. Em seguida, são apresentados os resultados, incluindo comparações através de mapas do uso do I de Moran e do o indicador LISA e da distribuição de renda usando o índice de Palma para os anos de 1991, 2000 e 2010. Na quarta seção são apresentadas as considerações finais, onde são reunidos os resultados alcançados. A última seção apresenta as referências bibliográficas.

2. Metodologia

2.1. Fonte dos dados e recursos computacionais utilizados

Os dados utilizados nessa pesquisa foram retirados do Atlas de Desenvolvimento Humano no Brasil 2013 (disponível em www.atlasbrasil.org.br), desenvolvido pelo Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (PNUD) em parceria com a Fundação João Pinheiro (FJP) e o Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA). O Atlas de Desenvolvimento Humano no Brasil utiliza dados dos censos demográficos realizados pelo IBGE em 1991, 2000 e 2010 e contém mais de 200 variáveis sociais e demográficas sobre todos os municípios brasileiros. Como dito anteriormente, foi analisado o índice de Palma. Para a construção deste indicador foram utilizadas as variáveis percentual da renda apropriada pelos 10% mais ricos e percentual da renda apropriada pelos 40% mais pobres relativas aos três anos mencionados acima.

É necessário destacar que a variável intitulada de R1040 contida no conjunto de dados do Atlas Brasil, embora tenha o objetivo de demonstrar a razão entre o percentual da renda apropriada pelos 10% mais ricos e o percentual da renda apropriada pelos 40% mais pobres, não representa o índice de Palma. Isso se deve ao fato de que ela não utiliza a proporção da renda incorporada pelos decis e sim a renda per capita média do respectivo decil.

Também foram utilizados arquivos no formato shapefile (disponíveis em downloads.ibge.gov.br/downloads_geociencias.htm), um formato de armazenagem de dados vetoriais que contém a posição, formato e atributos de feições geográficas. Foram analisados dados de todos os 853 municípios mineiros.

O estudo foi feito utilizando a linguagem de programação R (R CORE TEAM, 2016) por meio do programa gratuito e de código aberto RStudio (R Development Core Team, 2016), que tem por objetivo tornar o uso do R mais intuitivo. Além disso foram utilizados os pacotes: *spdep* (BIVAND; PIRAS, 2015) (BIVAND; HAUKE; KOSSOWSKI, 2013), *ggplot2* (WICKHAM, 2009), *dplyr* (WICKHAM; FRANCOIS, 2015) *rgdal* (BIVAND; KEITT; ROWLINGSON, 2016) e *rgeos* (BIVAND; RUNDEL, 2016).

2.2. Análise exploratória de dados espaciais

Como dito acima, na presente pesquisa foi empregada a análise exploratória de dados espaciais (AEDE) com o objetivo de identificar efeitos decorrentes da dependência espacial ou heterogeneidade espacial. Em outras palavras, o objetivo deste método é descrever a distribuição espacial dos dados, identificando os padrões de associação espacial (clusters espaciais) e também identificar observações atípicas (outliers espaciais), com o intuito de verificar a existência de diferentes regimes espaciais ou outras formas de instabilidade espacial (ANSELIN, 1999).

É importante levar em consideração na análise estatística de fenômenos geograficamente identificáveis a possível existência de efeitos locais. Esses efeitos podem ser calculados através da autocorrelação espacial, a correlação de uma certa variável (atributo) em uma área com os valores dessa mesma variável (atributo) em áreas vizinhas. Uma das formas de se calcular a autocorrelação é utilizando o índice de Moran (I de Moran), que será especificado mais adiante.

2.2.1 Matriz de pesos espaciais

A noção de autocorrelação espacial requer que se determinem as unidades de área que têm influência no fenômeno a ser analisado. Ou seja, é necessário implementar as noções de “vizinhança” e “vizinho mais próximo”. Essa implementação se faz com a “matriz de pesos espaciais”, cujos exemplos incluem tanto a matriz de pesos espaciais binários, de Moran, como a matriz de pesos espaciais gerais proposta por Cliff e Ord (1973 apud ALMEIDA, 2012, p. 85) que consiste no comprimento relativo da fronteira comum ajustado pelo inverso da distância entre as observações.

Neste trabalho é usada a matriz de contiguidade, uma matriz de pesos espaciais binários que representa regiões vizinhas como sendo aquelas que compartilham fronteira física comum. Supõe-se que regiões mais conectadas entre si interagem mais do que regiões menos conectadas. Essas conexões são representadas por células na matriz, cada entrada na i -ésima linha (unidade de área analisada) e na j -ésima coluna (unidade vizinha) terá o valor 1 quando existir fronteira comum entre as duas, e 0 em caso contrário.

Apenas como ilustração, abaixo estão os primeiros elementos da matriz de contiguidade binária para a microrregião de Varginha, composta por 16 municípios:

$$W = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

2.2.2 I de Moran

Como já foi dito, a autocorrelação espacial é a associação de uma certa variável de interesse em uma região com os valores dessa mesma variável em regiões vizinhas. Uma das formas de se calcular a autocorrelação é utilizando o índice de Moran (I de Moran) (ALMEIDA, 2012). Ele mede a relação do desvio padronizado de uma variável z numa área I com o desvio padronizado das áreas vizinhas para a mesma variável z.

$$I = \frac{n}{S_0} \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} z_i z_j}{\sum_{i=1}^n z_i^2} \quad (1)$$

ou, matricialmente:

$$I = \frac{n}{S_0} \frac{z' W z}{z' z} \quad (2)$$

Nas Equações 1 e 2 apresentadas anteriormente n é o número de regiões, z é o valor da variável padronizada e Wz representa os valores médios da variável padronizada nos vizinhos através da matriz de ponderação espacial W. O elemento dessa matriz referente à região i e à região j, é apresentado como wij. Além disso, S0 igual ao somatório de todos os elementos da matriz de pesos espaciais (ALMEIDA, 2012).

Ao contrário de coeficientes de correlação, tais como o de Pearson, a estatística I de Moran não tem o zero como centro, mas sim seu valor esperado. Esse valor, denotado por $-[1/(n-1)]$, é o valor que seria obtido caso os dados estivessem distribuídos aleatoriamente pelo espaço. Valores de I acima do valor esperado mostram uma autocorrelação espacial positiva, o que revela haver similaridade entre as variáveis analisadas. Por sua vez, valores de I inferiores ao valor esperado indicam uma autocorrelação espacial negativa, revelando dissimilaridade entre as variáveis. Portanto, esta estatística fornece o nível de associação espacial entre as variáveis (ALMEIDA, 2012).

2.2.3 I de Moran local

Um indicador com capacidade de detectar padrões locais de autocorrelação espacial é o local indicator of spatial association (LISA), também denominado I de Moran local. Enquanto o I de Moran fornece uma estatística global (para toda a distribuição), o LISA fornece uma estatística local (para cada observação), permitindo assim verificar se há agrupamentos espaciais estatisticamente significativos. Para Anselin (1995), um indicador local de associação espacial deve satisfazer a dois critérios: a) deve indicar clusters espaciais estatisticamente significativos; e b) além disso a soma dos indicadores locais deve levar ao indicador global. O coeficiente I de Moran local (Equação 3) pode ser expresso como:

$$I_i = z_i \sum_{j=1}^j w_{ij} z_j \quad (3)$$

3. Resultados

Nessa seção são apresentados os resultados obtidos para os municípios mineiros. A partir dos dados retirados do Atlas Brasil foi feita a análise dos resultados das técnicas de análise exploratória espacial apresentadas. Antes de apresentar os resultados da AEDE, foi feito um resumo estatístico dos valores do índice de Palma, apresentado na Tabela 1, e também foram feitos mapas, com o objetivo de retratar a realidade da dinâmica espacial da desigualdade de renda nas cidades de Minas Gerais. Os mapas foram feitos com a área dos municípios preenchidas com os valores das variáveis.

Para facilitar a visualização, foram retirados cinco municípios cujo índice de Palma foi maior do que 20. Estes eram casos em que a parcela da renda em posse dos 40% mais pobres se aproximava de zero. Em 1991, o município com índice de Palma maior do que 20 foi Tumiritinga, na mesorregião do Vale do Rio Doce, com o valor de 21,14. Já em 2000, os municípios com índice de Palma maior que 20 foram: Bonito de Minas com índice de 2510,50, Santa Cruz de Salinas com 119,80, Miravânia com 44,45 e São João das Missões com índice de Palma igual a 23,07. Em 2010 não houve municípios com valores do índice de Palma superior a 20.

Tabela 1 – Resumo estatístico dos valores do índice de Palma.

Ano	Mínimo	1º quartil	Média	Mediana	3º quartil	Máximo	CV (%)
1991	1,22	2,93	3,98	3,81	4,66	15,02	37,59
2000	1,28	3,17	4,35	3,94	4,98	18,14	43,27
2010	1,25	2,28	2,92	2,73	3,35	13,19	33,62

Fonte: elaboração própria a partir dos dados dos Censos Demográficos do IBGE para os anos de 1991, 2000 e 2010, via Atlas Brasil.

De acordo com a Tabela 1, é possível perceber, através dos valores da média e da mediana, dois movimentos: um aumento da desigualdade entre 1991 e 2000, e uma queda entre 2000 e 2010, chegando a níveis inferiores aos de 1991. Além disso, ao se observar o coeficiente de variação, que é constituído da razão entre o desvio padrão e a média e é uma medida da distância entre os valores a cada ano, nota-se que ele foi maior em 2000 e menor em 2010. Enfim, no ano de 2010, observam-se os menores valores da média, da mediana e também do CV, o que indica que, comparado aos anos anteriores houve uma diminuição do nível, e uma diminuição variabilidade da desigualdade de renda.

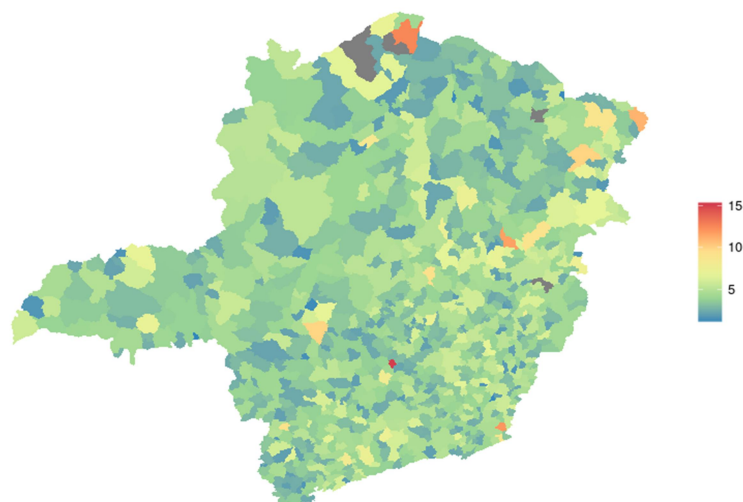
3.1. Distribuição espacial das variáveis

O Mapa 1 representa a distribuição espacial da disparidade de renda representada pelo índice de Palma (a razão entre a parcela da renda total em posse do decil mais rico e a parcela em posse dos quatro decis mais pobres) nas cidades mineiras no ano de 1991.

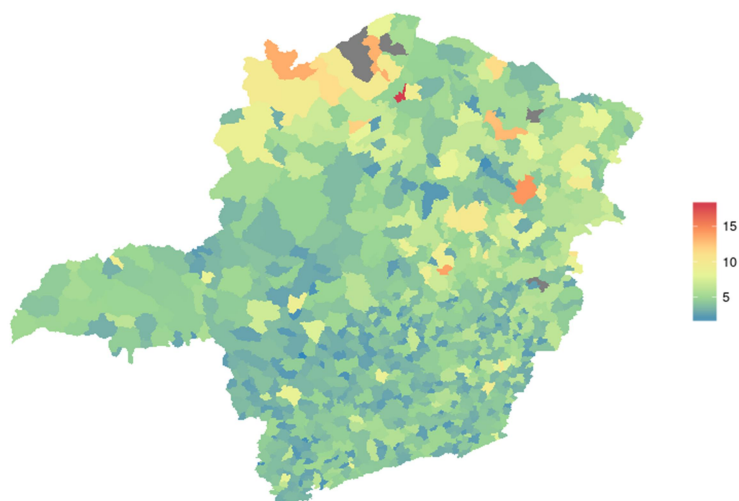
Os valores do índice de Palma para esse ano variam de 1,22 em Delta no Triângulo Mineiro, até 15,02 em Crucilândia na mesorregião Metropolitana de Belo Horizonte, sendo que a média e a mediana são, respectivamente, 3,80 e 3,99. O valor da média indica que, em geral, nas cidades mineiras, a soma da renda total dos 10% mais ricos é 3,8 vezes maior do que a soma da renda total dos 40% mais pobres. Os municípios em cinza no mapa são os cinco municípios que foram retirados por terem valores do índice de Palma acima de 20.

O Mapa 2 mostra a distribuição do índice de Palma no ano de 2000.

No ano de 2000, os valores do índice de Palma variam de 1,28 em Doresópolis na mesorregião Oeste de Minas, até 18,14 no município Ibiracatu na mesorregião Norte de Minas. Como dito anteriormente, o valor médio é de 4,35 e o valor mediano 3,94, o que indica que, em geral, nos municípios mineiros em 2000, a soma da renda total em posse dos 10% mais ricos é 4,35 vezes maior do que a soma da renda total em posse dos 40% mais pobres.

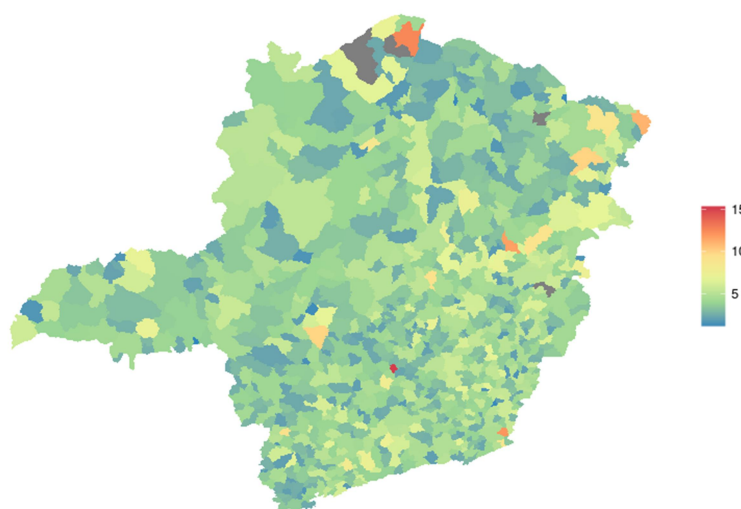


Mapa 1: Índice de Palma dos municípios mineiros em 1991. Fonte: elaboração própria a partir dos dados do Censo Demográfico 1991 do IBGE, via Atlas Brasil.



Mapa 2: Índice de Palma dos municípios mineiros em 2000. Fonte: elaboração própria a partir dos dados do Censo Demográfico 2000 do IBGE, via Atlas Brasil.

Por fim, o Mapa 3 apresenta os dados para o ano 2010.



Mapa 3: Índice de Palma dos municípios mineiros em 2010. Fonte: elaboração própria a partir dos dados do Censo Demográfico 2010 do IBGE, via Atlas Brasil.

Nesse ano, o menor valor do índice de Palma observado é de 1,25 na cidade Córrego Fundo na mesorregião Oeste de Minas, e o maior valor observado é de 13,19 na cidade de Jequitibá na mesorregião metropolitana de Belo Horizonte. A média e a mediana do índice de Palma nesse ano são de 2,92 e 2,73 respectivamente. O que nos permite concluir que, em geral, nas cidades mineiras, a parcela da renda em posse dos 10% mais ricos é 2,92 vezes maior que a parcela em posse dos 40% mais pobres.

3.2. Estatística I de Moran: a autocorrelação espacial da desigualdade

Para a análise e comparação da dinâmica espacial da desigualdade de renda foi feito o teste de Moran para as variáveis estudadas. Os testes nos retornam a estatística de Moran (ou I de Moran), a expectativa, a variância, o desvio padrão e a significância (ou valor-p). A Tabela 2 mostra os resultados obtidos no teste de Moran.

Tabela 2 – Estatística I de Moran do índice de Palma.

Ano	I de Moran	Expectativa	Variância	Desvio Padrão	Valor-p
1991	0,024	-0,001	0,000	1,223	0,110
2000	0,003	-0,001	0,000	2,539	0,005
2010	0,166	-0,001	0,000	8,047	0,000

Fonte: elaboração própria a partir dos dados dos Censos Demográficos do IBGE para os anos de 1991, 2000 e 2010, via Atlas Brasil.

A expectativa indica o valor que seria obtido se não houvesse padrão espacial nos dados. Valores de I acima ou abaixo da expectativa indicam autocorrelação espacial (positiva ou negativa), o que revela haver dependência espacial.

Podemos observar na Tabela 1 o teste realizado para analisar a dependência espacial através da estatística I de Moran do índice de Palma nas cidades mineiras em 1991. Observamos que o valor do I de Moran é positivo (0,024) e maior que o valor esperado (-0,0011) o que indica que há uma autocorrelação espacial positiva. Ou seja, há associação entre os valores do índice de Palma e sua localização espacial. Logo, podemos dizer que, em 1991, as cidades com altos valores para a variável índice de Palma eram circundadas por cidades com valores também altos. Porém, para o caso do índice de Palma em 1991, a concentração do atributo pode ser considerada fraca (além disso, o valor-p foi alto, 0,11).

Ao analisar o índice de Palma no ano de 2000, observa-se um decréscimo, de 0,024 para 0,003, no valor do I de Moran do índice de Palma. O que revela uma diminuição no grau de dependência espacial da variável.

O maior valor do I de Moran encontrado para os testes realizados com o índice de Palma foi para o ano de 2010, 0,166, indicando que nesse ano houve o maior grau de dependência espacial da desigualdade de renda.

3.3. Diagramas de dispersão de Moran

Outra forma de visualizar a autocorrelação espacial é através do diagrama de dispersão de Moran. Esse diagrama mostra no eixo vertical a defasagem espacial da variável estudada e no eixo horizontal o valor da variável. Também é possível observar uma reta de regressão, cujo coeficiente angular estimado é equivalente ao I de Moran. Além disso, o diagrama nos mostra retas tracejadas que nos informam o valor médio das variáveis, a reta vertical informa o valor médio da variável analisada e a reta horizontal mostra o valor médio da defasagem espacial da variável (isto é, a média do valor da variável nos vizinhos).

Outra informação interessante fornecida pelo gráfico são os quadrantes que mostram os quatro tipos possíveis de dinâmica de associação espacial. O primeiro quadrante representa a associação de tipo alto-alto (AA), municípios com valores altos para as variáveis analisadas que são circundados por municípios com valores também altos. O segundo quadrante representa a associação baixo-alto (BA), e nos mostra os municípios em que os valores das variáveis em estudo são baixos e tem como vizinhos municípios com valores altos para a mesma variável. No terceiro quadrante nos é dado a associação baixo-baixo (BB), que mostra municípios com valores baixos com vizinhos com valores também baixos da variável analisada. E, por fim, no quarto podemos ver a associação alto-baixo (AB), em que estão os municípios com valores altos da variável estudada e

são circundados por municípios com valores baixos dessa variável. O Gráfico 1 apresenta o diagrama de dispersão de Moran do índice de Palma em 1991

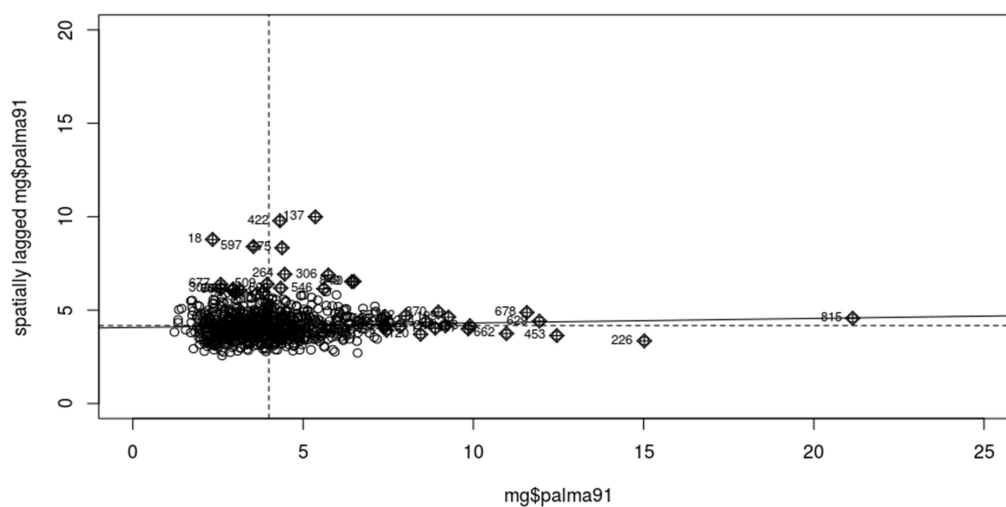


Gráfico 1 – Diagrama de dispersão de Moran do índice de Palma em 1991. Fonte: elaboração própria a partir dos dados do Censo Demográfico 1991 do IBGE, via Atlas Brasil.

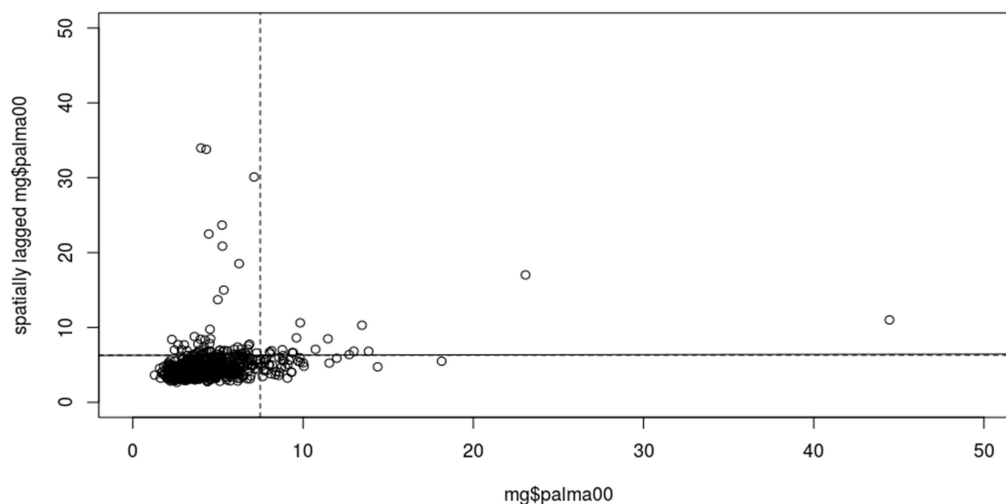


Gráfico 2 – Diagrama de dispersão de Moran do índice de Palma em 2000. Fonte: elaboração própria a partir dos dados do Censo Demográfico 1991 do IBGE, via Atlas Brasil.

Nesse primeiro diagrama de dispersão de Moran temos a variável índice de Palma, referente ao ano de 1991, no eixo horizontal e no vertical a sua defasagem espacial. Podemos ver que a reta de regressão é positivamente inclinada, o que revela que existe uma autocorrelação espacial positiva como foi observada no teste que fornece o I de Moran. Também pode-se visualizar que a grande concentração das cidades está próxima das médias.

O Gráfico 2 mostra um diagrama de Moran em que no eixo horizontal é representada a variável índice de Palma e no eixo vertical é representada sua defasagem espacial. Podemos observar que a maioria das cidades está concentrada no quadrante BB o que significa que a maioria dos municípios têm valor baixo para o índice de Palma e estão circundados por outros municípios que também têm valor baixo para o índice de Palma.

No Gráfico 3 é apresentado o diagrama de dispersão de Moran para o índice de Palma referente ao ano 2010.

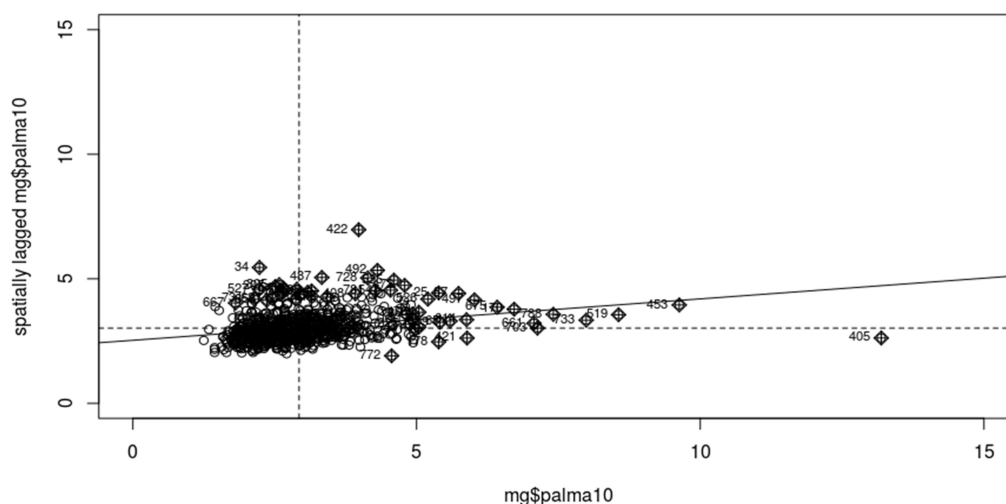


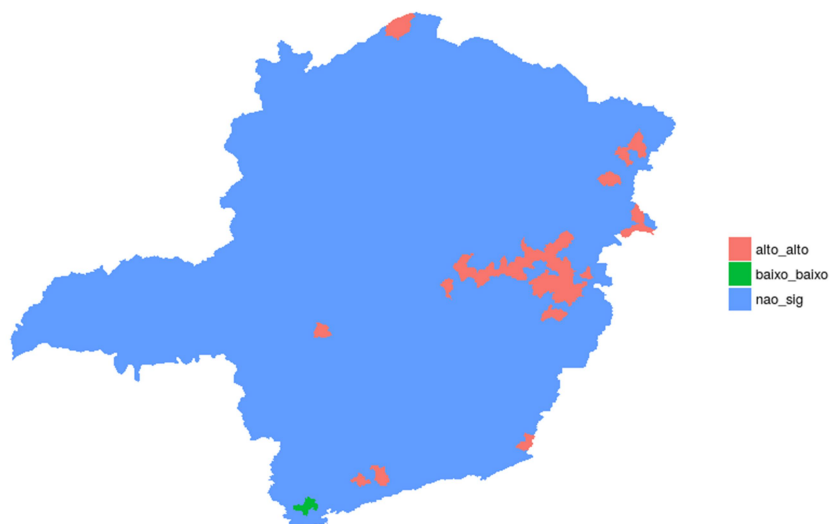
Gráfico 3 – Diagrama de dispersão de Moran do índice de Palma em 2010. Fonte: elaboração própria a partir dos dados do Censo Demográfico 2010 do IBGE, via Atlas Brasil

O diagrama de dispersão de Moran, representado no gráfico 3, mostra a variável índice de Palma referente ao ano de 2010 no eixo horizontal e no vertical a sua defasagem espacial. Pode-se notar que a reta de regressão é positivamente inclinada, sugerindo que existe uma autocorrelação espacial positiva como foi observada no teste que fornece o I de Moran. Também pode-se visualizar uma grande concentração das cidades próximas das médias, embora haja uma quantidade considerável no quadrante AA, indicando que grande parte delas têm valores altos para a variável e é circundada por cidades que também têm valores altos dessa mesma variável.

3.4. I de Moran local

O cálculo dos indicadores locais de associação espacial (LISA), ou I de Moran local, retorna o número do município, o valor do I de Moran local, a expectativa do I de Moran local, a variância, o desvio padrão da estatística e o seu valor-p. Como essas estatísticas são calculadas para todas as 853 cidades do estado de Minas Gerais, o que gera uma grande quantidade de informação.

Uma melhor forma de visualizarmos o indicador local de autocorrelação espacial é através dos mapas que apresentam os agrupamentos (clusters) dos valores do I de Moran local, em que são apresentados apenas os municípios em que há uma relação estatisticamente significativa entre o valor da variável nos municípios e o valor médio dessa mesma variável nos municípios vizinhos. O Mapa 4 apresenta os agrupamentos para o índice de Palma em 1991.

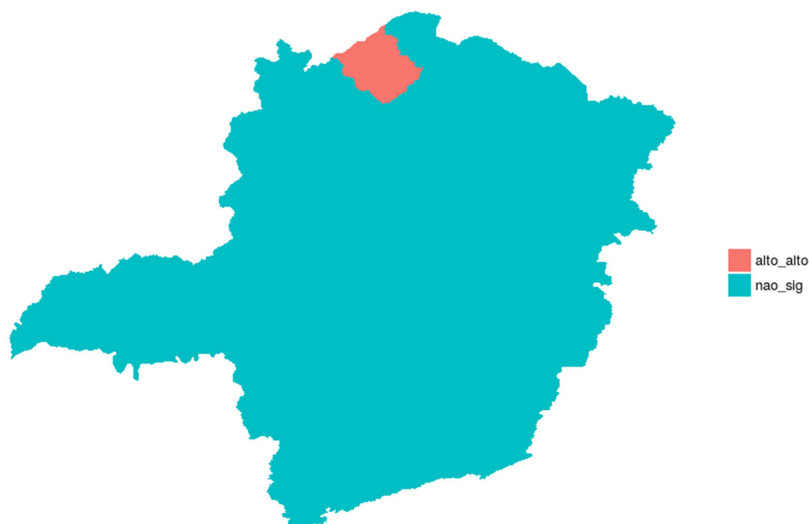


Mapa 4 – Agrupamentos do LISA para o índice de Palma em 1991. Fonte: elaboração própria a partir dos dados do Censo Demográfico 1991 do IBGE, via Atlas Brasil.

No Mapa 4 percebe-se que, em 1991, houve a formação de 12 agrupamentos do tipo alto-alto, ou seja, agrupamentos formados por municípios com alto valor para o índice de Palma rodeados por outros municípios com índice de Palma também altos. Em outras palavras, são municípios desiguais cercados por outros municípios também desiguais. A maioria dos municípios dos agrupamentos alto-alto está situada na mesorregião do Vale do Rio Doce e a média dos valores do índice de Palma para esses agrupamentos é 7,28.

Por outro lado, houve formação de apenas um agrupamento do tipo baixo-baixo, isto é, municípios em que o valor do índice de Palma é baixo e são circundados por outros municípios em que o valor no índice de Palma também é baixo. Os municípios do agrupamento baixo-baixo são Cambuí, Consolação, Estiva e Senador Amaral, e estão situados na mesorregião Sul/Sudoeste de Minas. Isto é, estes são municípios igualitários e vizinhos. A média dos valores do índice de Palma nesse agrupamento é 2,29.

No Mapa 5 são apresentados os agrupamentos do LISA para o índice de Palma em 2000.

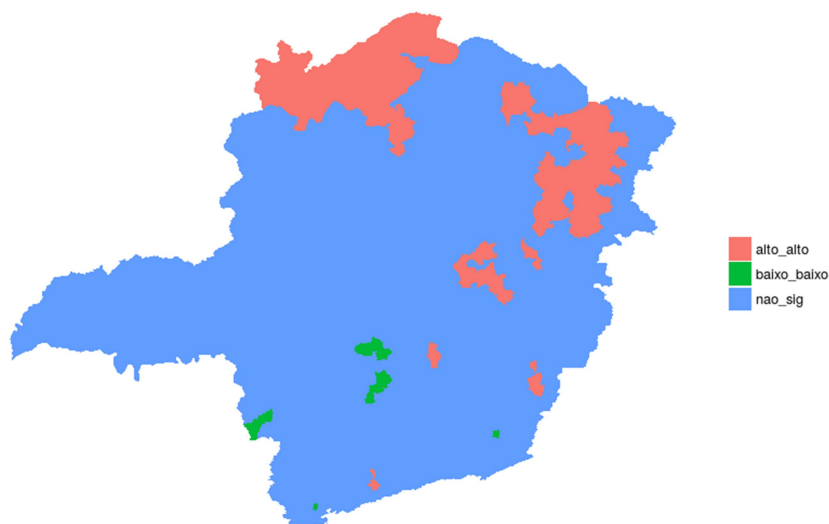


Mapa 5 – Agrupamentos do LISA para o índice de Palma em 2000. Fonte: elaboração própria a partir dos dados do Censo Demográfico 2000 do IBGE, via Atlas Brasil.

A análise dos clusters para o ano 2000 mostra que houve apenas a formação de um agrupamento do tipo alto-alto na mesorregião Norte de Minas. Esse agrupamento é composto pelos municípios Bonito de Minas, com índice de Palma de 2510,50; Cônego Marinho, cujo índice de Palma é de 13,31 e Januária com índice de Palma igual a 9,74. O município Bonito de Minas foi retirado pois, como já foi dito, valores do índice de Palma maiores que 20 atrapalham a visualização dos outros municípios.

Por fim, no Mapa 6, são apresentados os agrupamentos do LISA para o índice Palma para o ano de 2010.

Por fim, com relação ao ano de 2010, é possível observar no Mapa 6 que houve a formação de 8 agrupamentos do tipo alto-alto, ou seja, agrupamentos constituídos por municípios com alto valor para o índice de Palma, circundados por outros municípios com índice de Palma também altos. Esses municípios estão situados principalmente nas regiões do Jequitinhonha, Norte de Minas e Vale do Mucuri. A média do valor do índice de Palma nesse agrupamento é 4,85.



Mapa 6 – Agrupamentos do LISA para o índice de Palma em 2010. Fonte: elaboração própria a partir dos dados do Censo Demográfico 2010 do IBGE, via Atlas Brasil.

Também é possível observar 5 agrupamentos do tipo baixo-baixo, que são agrupamentos em que municípios significativos com valores baixos para o índice de Palma estão rodeados por outros municípios com valores também baixos. No caso de 2010, os municípios que constituem os agrupamentos baixo-baixo estão situados principalmente nas mesorregiões Oeste de Minas e Sul/Sudoeste de Minas. A média do índice de Palma nesses agrupamentos é 1,77.

4. Considerações Finais

Conhecer a realidade regional da dinâmica da desigualdade de renda no estado de Minas Gerais é de grande importância pois pode proporcionar instrumentos que ajudem na avaliação de políticas públicas que visem uma melhor distribuição de renda.

Esse estudo nos permite concluir que existe uma autocorrelação positiva entre as variáveis estudadas e suas respectivas defasagens espaciais. O que é comprovado através dos valores encontrados nos testes do I Moran e que indica a existência de dependência espacial, ou seja, existem padrões de distribuição para os valores das variáveis estudadas e suas respectivas localizações geográficas.

As razões que levaram a esse nível de dependência espacial da desigualdade no Estado de Minas Gerais são variadas e podem estar ligadas às suas raízes históricas de ocupação do território, às diferenças quanto aos aspectos geográficos, econômicos, institucionais e sociais.

Além disso, a partir da análise do resumo estatístico dos valores do índice de Palma, pode-se observar que houve uma queda considerável nos níveis de desigualdade entre os anos de 1991 e

2010 (embora tenha havido um aumento em 2000). Porém, de 2000 a 2010, como visto nos mapas do LISA, houve uma concentração espacial da desigualdade de renda (voltando a níveis semelhantes aos de 1991).

A análise espacial é importante porque nos permite encontrar padrões espaciais de associação e, além disso, nos permite encontrar as regiões com maior desigualdade. Portanto, é importante destacar a necessidade de estudos que tenham por objetivo analisar a desigualdade na distribuição de renda e sua distribuição espacial para que haja um maior debate a respeito das políticas públicas que visem sanar esse que é um dos principais problemas atuais no Brasil.

Referências bibliográficas

- ALMEIDA, Eduardo. Econometria espacial aplicada. Rio de Janeiro: Átomo e Alínea, 2012.
- ANSELIN, L. Interactive techniques and exploratory spatial data analysis. In: LONGLEY, P. A.; GOODCHILD, M. F.; MAGUIRE, D. J.; RHIND, D. W. Geographical Information Systems: Principles, Techniques, Management and Applications. Cambridge: Geoinformation Int, 1999. cap. 17, p. 253-266
- ANSELIN, L. Local indicators of spatial association – LISA. Geographical Analysis. v. 27, n. 2, p. 93-115, 1995.
- BARROS, R. P.; HENRIQUES, R.; MENDONÇA, R. A estabilidade inaceitável: desigualdade e pobreza no Brasil. Texto para discussão – IPEA, n. 800, 2001.
- BARROS, R.P. de B.; MENDONÇA, R. Os determinantes da desigualdade no Brasil. Texto para discussão – IPEA, n. 377, 1995.
- BIVAND, R. S.; PIRAS, G. Comparing Implementations of Estimation Methods for Spatial Econometrics. Journal of Statistical Software, v. 63, n. 18, p. 1-36, 2015. Disponível em: <<http://www.jstatsoft.org/v63/i18/>>. Acesso em: 4 de junho 2016.
- BIVAND, R. S.; HAUKE, J.; KOSSOWSKI, T. Computing the Jacobian in Gaussian spatial autoregressive models: An illustrated comparison of available methods. Geographical Analysis, v. 45, n. 2, p. 150-179, 2013.
- BIVAND, R. S.; KEITT, T.; ROWLINGSON, B. (2016). Rgdal: Bindings for the Geospatial Data Abstraction Library. R package version 1.1-10. Disponível em: <<https://cran.r-project.org/package=rgdal>>. Acesso em: 4 de junho 2016
- BIVAND, R. S.; RUNDEL, C. (2016). Rgeos: Interface to Geometry Engine - Open Source (GEOS). R package version 0.3-19. Disponível em: <<https://cran.r-project.org/package=rgeos>>. Acesso em: 4 de junho 2016
- COBHAM, A.; SUMNER, A. Is it all about the tails? The Palma measure of income inequality. Center for Global Development Working Papers, n. 343, 2013.
- PALMA, G. Homogeneous middles vs. heterogeneous tails, and the end of the “inverted U”: it’s all about the share of the rich. Development and Change, v. 42, n. 1, p. 87-153, 2011.
- PNUD; IPEA; FJP (PROGRAMA DAS NAÇÕES UNIDAS PARA O DESENVOLVIMENTO; INSTITUTO DE PESQUISAS ECONÔMICAS APLICADAS; FUNDAÇÃO JOÃO PINHEIRO). Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil, 2013. Disponível em: <<http://atlasbrasil.org.br/2013/consulta/>>. Acesso em: 25 de ago. 2016.

QUEIROZ, B. L. Diferenciais regionais de salários nas microrregiões mineiras. 2001. Dissertação, Centro de Desenvolvimento e Planejamento Regional/Faculdade de Ciências Econômicas, Universidade Federal de Minas Gerais, 2001.

R CORE TEAM. R: A language and environment for statistical computing. Vienna, Austria, 2014. Disponível em: <<http://www.R-project.org/>>. Acesso em: 4 de junho 2016

RSTUDIO. RStudio: integrated development for R 2016. Disponível em: <<http://rstudio.org/>>. Acesso em: 4 de junho 2016

WICKHAM, H. ggplot2: Elegant Graphics for Data Analysis. Springer-Verlag New York, 2009. Disponível em: <<https://CRAN.R-project.org/package=ggplot2>>. Acesso em: 4 de junho 2016

WICKHAM, H.; FRANCOIS, R. dplyr: A Grammar of Data Manipulation. R package version 0.4.3, 2015. Disponível em: <<https://CRAN.R-project.org/package=dplyr>>. Acesso em: 4 de junho 2016