

## UMA VISÃO MULTIDIMENSIONAL DO DESENVOLVIMENTO EM MINAS GERAIS

Hilton Manoel Dias Ribeiro<sup>1</sup>  
Juliana Gonçalves Taveira<sup>2</sup>

### RESUMO

Os debates acerca do desenvolvimento evoluíram ao longo do tempo, tornando-se cada vez mais complexo mensurar esta dinâmica. Outras variáveis entraram para a discussão e novas dimensões ganharam espaço, questionando-se a participação exclusiva dos aspectos monetários para explicar esse fenômeno. Apesar de prevalecer essa visão unidimensional, o presente trabalho propôs uma análise de um indicador multidimensional (IFDM) em relação às variáveis relacionadas, principalmente, à administração pública, através do Modelo de Defasagem Espacial (SAR). Além disso, optou-se por um tratamento espacial das variáveis e por uma análise de cluster, com base na variável principal (IFDM). Os coeficientes relacionados às variáveis da dimensão saúde e educação se mostraram significativos, apesar de baixos, já para a dimensão trabalho os sinais observados não foram adequados. O resultado da análise de cluster (IFDM) confirmou a existência de desequilíbrios regionais em Minas Gerais, sendo útil este resultado para formuladores de políticas públicas regionais.

Palavra-chave: Indicador multidimensional, Política Pública, Modelo de Defasagem Espacial.

### ABSTRACT

Debates about development have changed over time, becoming increasingly complex measure this dynamic. Other variables entered into the discussion and gained new dimensions of space, questioning the exclusive participation of the monetary aspects to explain this phenomenon. Although this one-dimensional view prevail, this paper proposes an analysis of a multidimensional indicator (IFDM) in relation to variables related mainly to the government, through the Spatial Lag Model (SAR) model. In addition, we chose a spatial treatment of variables and a cluster analysis based on the primary (IFDM). The coefficients on the variables of the scale health and education were significant, although low, since the work to the extent observed signs were not adequate. The result of cluster analysis (IFDM) confirmed the existence of regional imbalances in Minas Gerais, this result is useful for regional policy makers.

**Key words:** Multidimensional indicator; Public Policy; Spatial Lag Model.

### 1. INTRODUÇÃO

<sup>1</sup> Universidade Federal e Juiz de Fora/Doutorando Economia Aplicada PPGEA. E-mail: hiltonmanoel@gmail.com

<sup>2</sup> Universidade Federal e Juiz de Fora/Doutoranda Economia Aplicada PPGEA. E-mail: julianagtaveira@gmail.com

Os debates sobre pobreza e desenvolvimento das diferentes regiões são recentes, reforçando-se a discussão multidimensional em que outras dimensões ganham mais espaço frente à noção unidimensional de crescimento, ligado ao caráter monetário. Essa nova discussão multidimensional surge e ganha mais expressão com as pesquisas desenvolvidas por *Amartya Sen*, apresentando conceitos e reformulando indicadores importantes para planejadores e formuladores de políticas públicas.

Essa abordagem vai além da simples noção de crescimento da produção e renda das regiões, incorporando novas variáveis, dos mais diferentes campos do conhecimento social, cultural, institucional e econômico. Neste estudo optou-se por uma análise de indicador multidimensional para os municípios de Minas Gerais, apresentando a influência dos gastos públicos relacionados ao valor do indicador. Ainda, de forma complementar, faz-se uma análise de *cluster* utilizando o indicador multidimensional em questão.

O indicador utilizado é o Índice Firjan de Desenvolvimento Municipal - IFDM, que é um estudo anual do Sistema FIRJAN para todos os 5.564 municípios brasileiros, distribuindo-se em três áreas: Emprego/Renda, Educação e Saúde. Sua relevância se dá porque é elaborado, exclusivamente, com base em estatísticas públicas oficiais. Especificamente sobre o estado de Minas Gerais, segundo dados da FIRJAN (2012), em 2009 o estado registrou uma queda de 0,9% frente ao ano anterior, sinalizando que a região não conseguiu sustentar-se na faixa do alto nível de desenvolvimento, permanecendo na quinta posição entre os outros estados brasileiros.

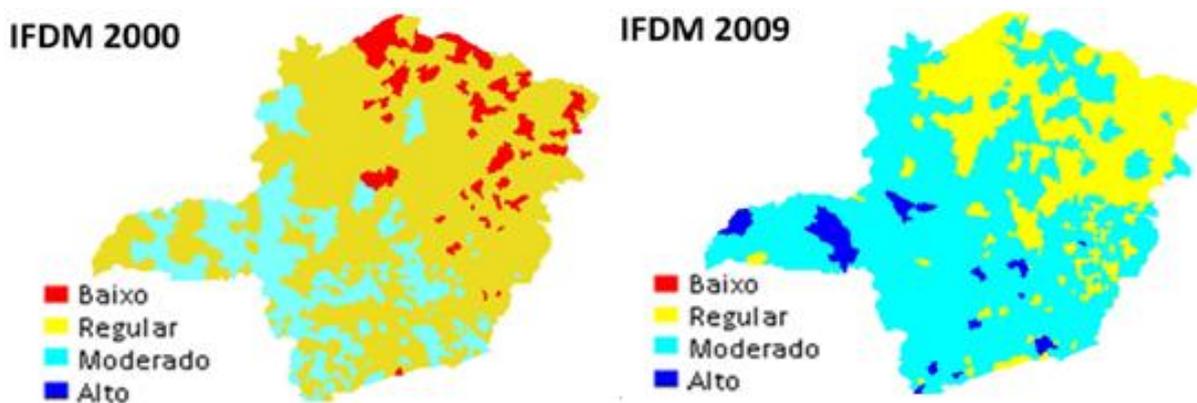
No que tange o desempenho dos municípios mineiros, estes estão presentes tanto entre os 100 menores resultados (São João das Missões) quanto entre os 100 maiores resultados (Uberlândia e Belo Horizonte, por exemplo); o que indica a existências de grandes disparidades regionais dentro do próprio estado. Conforme dados da Tabela 1, verificam-se estas desigualdades, com Uberlândia apresentando IFDM de 0,8597 contra São José do Jacuri com IFDM de 0,4894. Além disso, os dados da Figura 1 também representam uma evolução do índice para MG, comparando-se os anos 2000 e 2009.

Tabela 1 – Índice IFDM para municípios de Minas Gerais.

Municípios	Posição	IFDM 2009
Uberlândia	1	0.8597
Extrema	2	0.8561
Belo Horizonte	3	0.8529
Santa Vitória	4	0.8325
Betim	5	0.8314
São João das Missões	853	0.421
Itaipé	852	0.4624
Ibiaí	851	0.4673
São José da Safira	850	0.4691
Setubinha	849	0.476

Fonte: Elaboração própria. Dados da FIRJAN (2012).

Interessa destacar a significativa melhora do IFDM para os municípios mineiros, passando de uma predominância de valores regulares para moderados, também confirmando aquele caráter supracitado, quanto às disparidades regionais existentes, com concentrações de municípios mais pobres nas regiões norte/nordeste contra a concentração de municípios mais desenvolvidos nas regiões centro/sul.



Fonte: FIRJAN (2012).

Figura 1 – Representação geográfica do IFDM em Minas Gerais – 2000 – 2009.

Os próximos tópicos tratam do Referencial Teórico, que discute o caráter multidimensional da pobreza; da Metodologia empregada que abrange análises

econométricas e outra de caráter espacial; dos Resultados e Discussão; e por fim das Considerações Finais seguidas das Referências Bibliográficas.

## 2. REFERENCIAL TEÓRICO

### 2.1. Aspectos multidimensionais do desenvolvimento

As discussões sobre pobreza tornaram-se cada vez mais complexas na medida em que outras variáveis foram incorporadas as análises, revelando a importância que novas abordagens assumem frente às metodologias já existentes. Toda essa complexidade não se dá apenas por conta de novas interpretações, tem-se que considerar as diferenças entre regiões e países para entender de fato quem são os pobres e/ou porque eles são considerados pobres. Além disso, este entendimento passa a assumir papel de destaque para os *policy makers*, contribuindo sobremaneira para a formulação de políticas públicas ajustadas a cada realidade, respeitando questões que vão além da simples insuficiência de renda.

Nessa linha de pensamento, Machado (2006) argumenta sobre o problema inicial na formulação de programas de combate à pobreza justamente pela indefinição ou limitação das concepções adotadas, tomando como base as críticas expostas nos trabalhos de Ravallion (1996); Salama e Valier (1996); Demo (2003); Laderchi et al. (2003); Paugam (2003) dentre outros. Essas novas discussões surgem das críticas à visão unidimensional da pobreza (ressaltando basicamente a componente renda), configurando a visão multidimensional como a nova forma de se pensar essas questões em determinados espaços. O autor faz uma análise da mensuração da pobreza através da renda em contraposição à abordagem multidimensional, incorporando outros pontos como necessidades básicas, exclusão social e capacidades.

Apesar da limitação de se utilizar a renda como medida de pobreza, Rocha (2000) afirma que o argumento teórico se dá por conta do significativo grau de correlação entre a renda e os indicadores físicos. Dessa forma, a definição de pobreza sob o aspecto monetário ainda continua sendo o mais utilizado. A autora destaca a importância da renda como principal determinante do nível de bem-estar da população, partindo de uma discussão sobre as necessidades nutricionais dos indivíduos, tendo essa formulação maior respaldo em espaços com maior nível de desigualdade de renda, como no caso do Brasil. Laderchi et al. (2003), citado em Machado (2006), destaca que

a abordagem monetária vem se beneficiando pelos avanços em sua metodologia mas ainda faz-se necessário uma série de julgamentos de valor, lembrando que “enquanto os postulados metodológicos são da teoria econômica, a pobreza não é uma categoria econômica”.

Para se ter uma ideia dessa complexidade, no que tange a exclusão social, por exemplo, vale destacar as leituras de Bajoit (2004, p. 49 e 50), sobre o “pobre como marginal” que está mal socializado no âmbito de uma subcultura; o “pobre como explorado” porque se encontra na situação de explorado pela classe dominante; o “pobre como dependente” porque lhe faltam autonomia e capital social; e o “pobre com desfilado” porque está isolado, desencorajado e não participa de formas de solidariedade organizada.

Lopes, Macedo e Machado (2004) também fazem comparações entre indicadores unidimensionais e multidimensionais, incorporando atributos como renda, escolaridade, atividade/ocupação, infraestrutura do domicílio, saúde e criminalidade. Considerando uma evolução do conceito de pobreza, as medidas podem ser divididas em monetárias e não-monetárias. Por fim, seguindo a abordagem das Capacitações de Amartya Sen, os autores compartilham da ideia de se levar em consideração a situação auto avaliada (como o indivíduo percebe sua própria situação social), definindo a pobreza em relação à capacidade dos indivíduos de exercerem suas liberdades e direitos sociais, civis e políticos.

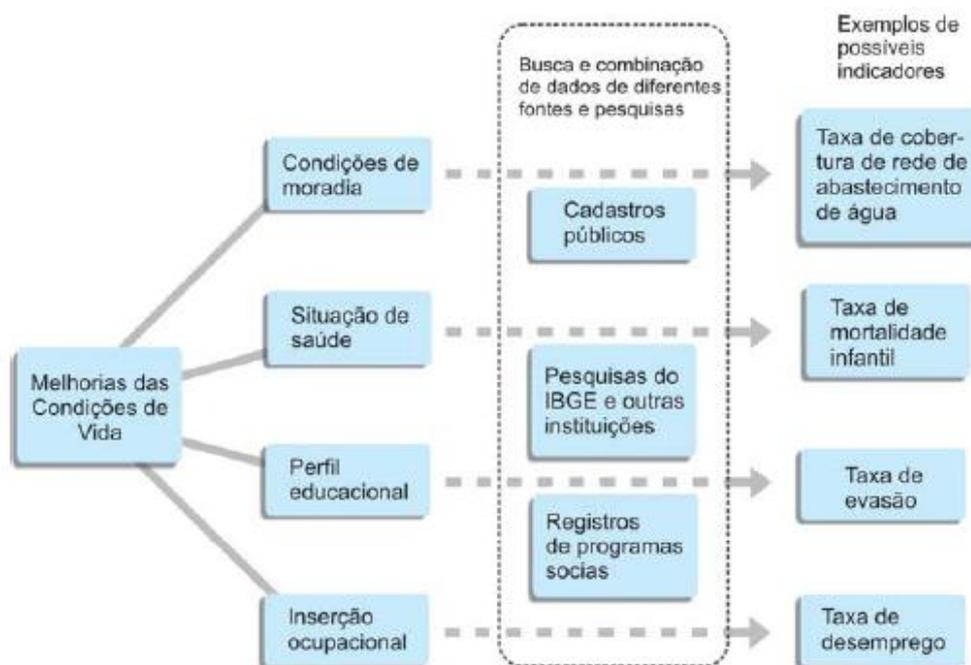
As novas dimensões e percepções da pobreza vêm ganhando novos contornos e ampliando os espaços de discussão sobre a pobreza, principalmente no Brasil. Apesar dos problemas existentes acerca das disparidades/concentração de renda, trazer esse debate para essas realidades também se faz pertinente. Já não é o bastante saber somente “quem/quantos são os pobres”, mas também “porque são pobres”; neste sentido, faz-se adequado a introdução de variáveis relacionadas à educação, segurança, cultura e saúde, por exemplo. Segundo Sen (2001, p.60), a extensão da desigualdade real de oportunidades das pessoas não pode ser deduzida da desigualdade de rendas, pois o que se pode ou não fazer não depende exclusivamente da renda, mas também da variedade de características físicas e sociais que afetam a vida.

## 2.2. Indicadores e políticas públicas

A evolução da construção e uso de indicadores socioeconômicos para formulação e planejamento de políticas públicas está intimamente associado ao avanço do Estado de Bem-Estar Social. Segundo Jannuzzi (2009), o desenvolvimento do tema é recente mas algumas contribuições importantes como os estudos do sociólogo Emile Durkheim podem ser consideradas como marcos conceituais. Nos anos de 1960 o debate sobre crescimento e desenvolvimento toma forma na medida em que este crescimento não representava necessariamente uma melhoria das condições sociais da população nos países menos desenvolvidos. Assim, o “crescimento econômico não era, pois, condição suficiente para garantir o desenvolvimento social. O indicador PIB *per capita* (...) mostrava-se cada vez menos apropriado como medida representativa do bem-estar social.” (CARLEY, 1985, citado em JANNUZZI, 2009).

Para este mesmo autor, o elevado otimismo com as potencialidades do uso dos indicadores sociais nas Políticas Públicas acabou superestimando as expectativas. Os resultados negativos acerca desse uso exacerbado, principalmente durante da década de 1970, criou um grande ceticismo com relação ao uso de indicadores sociais para fins de planejamento público. No Brasil este problema foi contornado com a criação do Sistema de Proteção Social na Constituição Federal de 1988, em que a formulação e implementação de políticas públicas passaram a contar com o uso dos indicadores sociais em todas as fases do ciclo de políticas públicas. Recentemente, como decorrência dessas mudanças institucionais em 1988, os diversos indicadores vêm sendo mais utilizados, principalmente por conta da descentralização administrativa e tributária.

O crescente uso de indicadores também está relacionado ao aprimoramento do controle social do Estado Brasileiro nos últimos anos. Para Jannuzzi (2009), “a mídia, os sindicatos, a sociedade civil e os conselhos municipais de políticas setoriais passaram a ter maior poder de fiscalização do gasto público e a exigir o uso mais eficiente, eficaz e efetivo do mesmo, com reorganização das atividades de planejamento em bases mais técnicas.” Nesse sentido, é importante destacar que a elaboração de diagnósticos em políticas públicas se dá a partir da explicitação do conceito de interesse programático que se quer investigar ou mensurar objetivamente, o qual assume um caráter multidimensional, incorporando diferentes aspectos do desenvolvimento (Figura 2).



Fonte: Jannuzzi (2009).

Figura 2 – Interesse programático e indicadores sociais.

### 3. METODOLOGIA

#### 3.1. Descrição das variáveis

Considerando três dimensões do desenvolvimento: emprego/renda; saúde; e educação, optou-se pela utilização do Índice Firjan de Desenvolvimento Municipal - IFDM - de 2009, como variável dependente. Esta escolha se deu por conta de seu recorte municipal (neste caso, total de 853 municípios), sua abrangência nacional e por este fazer uso apenas de estatísticas oficiais.

O IFDM é decomposto em: emprego e renda (IER); saúde (ISAU) e educação (IEDU), conforme Tabela 2. Seus valores variam de 0 a 1, sendo que, quanto mais próximo de 1, maior será o nível de desenvolvimento do município. O IFDM-Emprego/Renda acompanha a movimentação e as peculiaridades do mercado de trabalho formal; já o IFDM-Educação visa captar a oferta e a qualidade da educação. O IFDM-Saúde objetiva avaliar a qualidade do Sistema de Saúde Municipal referente à atenção básica.

Tabela 2 - Decomposição do IFDM.

EMPREGO/RENDA	IFDM	
	EDUCAÇÃO	SAÚDE
Geração de emprego formal	Taxa de matrícula na educação infantil	Número de consultas pré-natal
Estoque de emprego formal	Taxa de abandono	Óbitos infantis por causas evitáveis
Salários médios do emprego formal	Taxa de distorção idade-série Percentual de docentes com ensino superior Média de horas aula diárias Resultado do IDEB	Óbitos por causas mal-definidas

Fonte: FIRJAN (2012).

Para a escolha das variáveis independentes, optou-se pela utilização das seguintes variáveis independentes, conforme Tabela 3:

Tabela 3 – Variáveis independentes

Variáveis Independentes	Descrição
<b>Saúde</b>	
1 Gasto per capita com atividades de saúde	Valor dos gastos orçamentários apresentados nas prestações de contas anuais (PCA) realizados nas subfunções Atenção Básica, Assistência Hospitalar e Ambulatorial, Suporte Profilático e Terapêutico, Vigilância Sanitária, Vigilância Epidemiológica e Alimentação e Nutrição, dividido pela população total do município, em reais de dezembro de 2010.
2 Esforço Orçamentário em atividades de saúde	Participação dos gastos orçamentários apresentados nas prestações de contas anuais (PCA) realizados nas subfunções Atenção Básica, Assistência Hospitalar e Ambulatorial, Suporte Profilático e Terapêutico, Vigilância Sanitária, Vigilância Epidemiológica e Alimentação e Nutrição no total dos gastos.
3 Existência Conselho Saúde	A existência de Conselho Municipal de Saúde é uma obrigatoriedade para que o município receba transferência de recursos do governo Federal.
4 Proporção da população coberta por planos de saúde	Razão entre a população beneficiária de planos privados de saúde e a população total do município, em percentual.

**Educação**

5 Gasto per capita com atividades de educação	Valor dos gastos orçamentários apresentados nas prestações de contas anuais (PCA) realizados nas subfunções Ensino Fundamental, Ensino Médio, Ensino Profissional, Ensino Superior, Ensino Infantil, Educação de Jovens e Adultos e Educação Especial, dividido pela população total do município, em reais de dezembro de 2010.
6 Esforço Orçamentário em atividades de educação	Participação dos gastos orçamentários apresentados nas prestações de contas anuais (PCA) realizados nas subfunções Ensino Fundamental, Ensino Médio, Ensino Profissional, Ensino Superior, Ensino Infantil, Educação de Jovens e Adultos e Educação Especial no total dos gastos.
7 Existência Conselho Educação	A existência de Conselho Municipal de Educação é uma obrigatoriedade para que o município receba transferência de recursos do governo Federal.

**Renda/Emprego**

8 Gasto per capita apoio ao trabalho	Valor dos gastos orçamentários apresentados nas prestações de contas anuais (PCA) realizados nas subfunções Proteção e Benefícios ao Trabalhador, Relações de Trabalho, Empregabilidade e Fomento ao Trabalho, dividido pela população total do município, em reais de dezembro de 2010.
9 Esforço Orçamentário em apoio ao trabalho	Participação dos gastos orçamentários apresentados nas prestações de contas anuais (PCA) realizados nas subfunções Proteção e Benefícios ao Trabalhador, Relações de Trabalho, Empregabilidade e Fomento ao Trabalho.
10 Convênio/RCL	Razão entre o montante de transferências recebidas pela administração, na forma de convênios, e a sua Receita Corrente Líquida (RCL) x 100
11 Transferências do Bolsa Família	Valor total das transferências do programa Bolsa Família no ano, em mil reais de dezembro de 2010 .

Fonte: Elaboração própria. Dados da FJP (2012).

Vale destacar que a escolha destas variáveis acompanha o objetivo de se analisar o peso que as componentes ligadas, principalmente, à administração pública têm sobre o indicador selecionado, neste caso o IFDM. Assim, para melhor apuração do modelo, têm-se os seguintes resultados para correlação (Tabela 4). Verifica-se que não existe, no geral, uma correlação alta entre as variáveis, ficando todos os valores abaixo de 0,75.

Tabela 4 - Correlação entre variáveis

	2	10	4	8	1	5	9	6	3	7	11	ifdm
2	1											
10	-0.0517	1										
4	0.1323	-0.1292	1									
8	-0.1889	0.1542	0.0162	1								
1	0.3963	-0.0907	0.1217	0.187	1							
5	-0.1941	0.1431	0.0558	0.3271	0.6898	1						
9	-0.0692	0.1275	0.0772	0.7326	-0.0984	-0.0521	1					
6	-0.0037	0.1692	0.2694	0.0929	-0.1188	0.2988	-0.0346	1				
3	0.0431	0.0545	0.1411	-0.0715	0.0191	0.0366	0.0675	0.0009	1			
7	0.105	0.0572	-0.0181	0.0197	0.0841	0.0223	0.0041	-0.031	0.0654	1		
11	-0.2291	0.2136	-0.6698	0.0811	-0.1793	0.0129	0.1368	0.1391	-0.0715	-0.0273	1	
ifdm	0.2102	-0.102	0.7089	-0.0767	0.2283	0.058	-0.1912	-0.1927	0.1183	-0.0568	-0.709	1

Fonte: Elaboração própria.

### 3.2. Análise Exploratória de Dados Espaciais

De acordo com Ertur e Le Gallo (2003), a análise exploratória de dados espaciais (AEDE) é um conjunto de técnicas voltadas a descrever e visualizar distribuições espaciais, identificar localizações atípicas ou *outliers* espaciais, detectar padrões de associação espacial e clusters, além de sugerir regimes espaciais ou outras formas de heterogeneidade espacial. As técnicas da AEDE usualmente tomam a forma de gráficos, mapas e medidas globais ou locais de associação espacial (ARBITA, 2006). Como previamente discorrido, a AEDE auxilia na especificação da forma funcional mais apropriada, pois o objetivo da técnica é identificar a existência de dependência espacial no processo analisado.

É importante ressaltar, segundo Almeida (2009), que essa análise é mais apropriada na investigação de variáveis espacialmente densas ou intensivas, ou seja, variáveis que são divididas por algum indicador de intensidade (variáveis per capita, ou por área, ou ainda, as divididas pela quantidade de capital ou trabalho). A relevância é que essas variáveis estariam levando em conta as externalidades relevantes na consideração do fenômeno estudado (efeitos de aglomeração, de vizinhança e/ou congestão). A partir da AEDE é possível extrair medidas de autocorrelação espacial

global e local, investigando a influência dos efeitos espaciais por intermédio de métodos quantitativos.

De posse das técnicas da AEDE, é preciso verificar se os dados espaciais apresentam aleatoriedade ou dependência espacial, isto é, se os valores de uma característica em uma região são independentes ou não dos valores dessa característica nas regiões vizinhas. As estatísticas de autocorrelação espacial servem a este propósito. De forma bem geral, a autocorrelação espacial pode ser definida como a coincidência de similaridade de valores com a similaridade de localização (ANSELIN, 1999; ERTUR e LE GALLO, 2003).

Segundo Fotheringham et al. (2002), “a estatística global de autocorrelação espacial fornece informações sobre o padrão de associação linear espacial, ou seja, o grau em que o conjunto de dados está agrupado, disperso ou distribuído aleatoriamente.” Almeida (2009) aponta que um coeficiente de autocorrelação espacial descreve um conjunto de dados que está ordenado segundo uma sequência espacial e é construído pela razão de uma medida de autocovariância e uma medida de variação total dos dados, ponderado por uma matriz que representa a configuração espacial desses dados - matriz de ponderação espacial. Os coeficientes de autocorrelação espacial global mais conhecidos são a estatística I de Moran, a estatística c de Geary e a estatística G de Getis-Ord.

Todos os coeficientes de autocorrelação espacial dependem da definição do arranjo espacial das observações, expressa pela matriz de pesos espaciais  $W$ . Os pesos são não-nulos quando as observações são contíguas ou quando estão dentro de certa distância uma da outra. A matriz de pesos espaciais contém a informação do quanto a interação é mais forte no caso de regiões próximas (geográfica ou economicamente), e mais fraca no caso de regiões mais distantes. Há várias formas alternativas de se definir a matriz de pesos espaciais: com base na contiguidade (“torre” ou “rainha”), na distância geográfica, no inverso da distância, matriz binária com  $k$  vizinhos mais próximos. No caso da análise de convergência, é inevitável que os dados não estejam disponíveis para um ou mais países, e isto cria uma dificuldade maior na escolha da matriz de pesos espaciais. Portanto, com a finalidade de reduzir o problema de “ilhas”<sup>3</sup>, foi utilizada neste trabalho a matriz  $W$  baseada na ideia dos  $k$  vizinhos mais próximos,

---

<sup>3</sup> São chamadas “ilhas” aquelas regiões que não possuem fronteira geográfica com nenhuma outra localidade.

$w_{ij}(k)$ . Trata-se de uma matriz binária cuja convenção de vizinhança é baseada na distância geográfica. Formalmente:

$$W_{ij}(k) = \begin{cases} 1 & \text{se } d_{ij} \leq d_i(k) \\ 0 & \text{se } d_{ij} > d_i(k) \end{cases} \quad (1)$$

onde  $d_i(k)$  é a distância de corte para a região  $i$  especificamente, a fim que esta região tenha  $k$  vizinhos. Por convenção, é assumido que  $w_{ii}(k)=0.4$ . Mais precisamente,  $d_i(k)$  é a menor distância para a região  $i$  a fim de que ela possua exatamente  $k$  vizinhos. E essa distância crítica varia de região para região.

Com o intuito de tornar menos arbitrária a escolha de um valor para  $k$ , será adotado o procedimento definido por Baumont (2004): primeiro estima-se o modelo econométrico por MQO; após, testam-se os resíduos para autocorrelação espacial por intermédio do valor da estatística  $I$  de Moran, usando  $N$  matrizes de  $k$  vizinhos mais próximos (variando  $N$  de  $k = 1$  a  $k = 20$ ); e por fim, define-se  $k$  como aquele que gerar o mais alto valor do  $I$  de Moran, significativo estatisticamente.

A estatística  $I$  de Moran é um coeficiente de autocorrelação espacial onde o numerador é dado pela autocovariância espacial na forma de produto cruzado  $z'Wz$ , e o denominador expressa a variância dos dados  $z'z$  (sendo  $z$  o vetor com os valores da variável de interesse padronizada, e  $Wz$  o vetor com os valores médios que os vizinhos apresentam para a variável de interesse padronizada). A estatística  $I$  de Moran pode ser assim expressa:

$$I = \left( \frac{n}{S_0} \right) \left( \frac{z'Wz}{z'z} \right)$$

(2)

$n$  é o número de regiões, e  $S_0$  é igual à soma de todos os elementos da matriz de pesos espaciais  $W$ . Se a matriz  $W$  é normalizada na linha, a soma  $S_0$  resulta em  $n$ .

Se o valor da variável de interesse  $y_i$  é independente dos valores nos países vizinhos ( $W y_i$ ), o que indica aleatoriedade espacial, o valor calculado de  $I$  de Moran deve ser igual ao valor esperado de  $-[1/(n-1)]$ , que se aproxima de zero<sup>5</sup> à medida que  $n$

<sup>4</sup> Significa que uma região não influencia a si própria.

<sup>5</sup> Mas não é exatamente zero.

aumenta. Valores acima do valor esperado indicam autocorrelação espacial positiva, isto é, altos valores de um atributo de um município tendem a ser vizinhos de altos valores de outro(s) municípios, e baixos valores de alguns municípios também tendem a se agrupar. Nesse caso, há similaridade entre os valores do atributo estudado e da localização espacial deste, indicando um padrão de concentração. Ao contrário, se há uma autocorrelação espacial negativa, altos valores do atributo estudado tendem ser vizinhos de baixos valores e vice-versa, indicando um padrão de dispersão.

Conforme descreve Almeida (2009), na situação em que padrões de associação espacial estejam concentrados em poucos municípios (clusters espaciais), uma estatística global pode não refletir essa realidade. As associações espaciais locais podem ser identificadas por meio de estatísticas locais de autocorrelação espacial, como o indicador LISA (*Local Indicator of Spatial Association*).

O indicador LISA também é uma medida de associação espacial local. Segundo Anselin (1995), um indicador LISA será qualquer estatística que satisfaça dois critérios: i) um indicador LISA deve possuir, para cada observação, uma indicação de clusters espaciais, significativos estatisticamente, de valores similares em torno da vizinhança de uma determinada observação (região); ii) o somatório dos LISAs, para todas as regiões, é proporcional ao indicador de autocorrelação espacial global. Diante disso, o I de Moran local é um indicador LISA, e pode ser representado da seguinte forma:

$$I_i = z_i W z_i$$

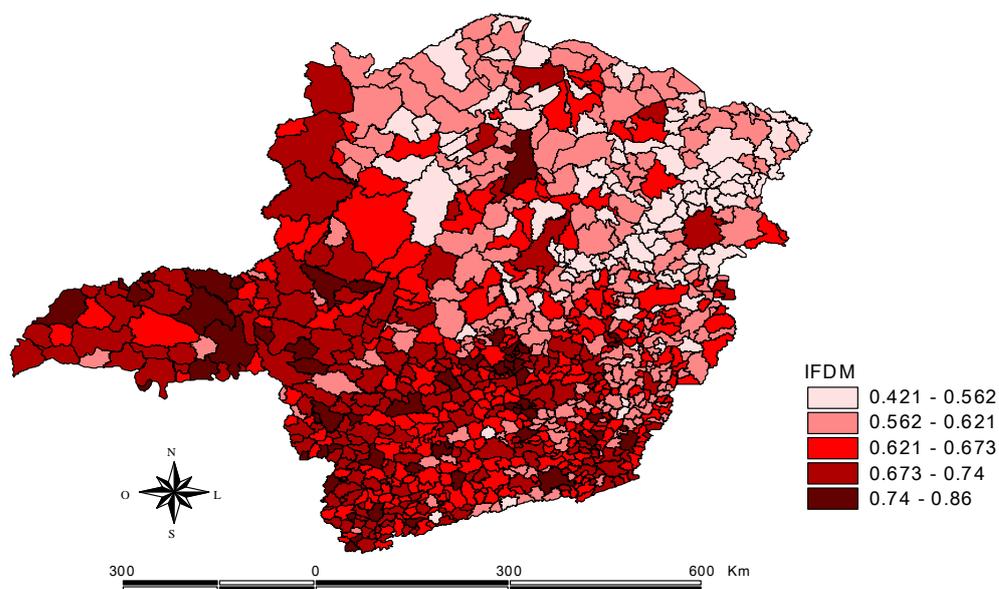
(3)

em que  $z_i$  é a variável de interesse padronizada e  $W z_i$  é a defasagem espacial da variável  $z_i$ . Para cada observação  $i$  é calculado um  $I_i$ , que corresponde a uma decomposição do indicador global de autocorrelação nas formas de associação espacial alto-alto (AA), baixo-baixo (BB), alto-baixo (AB) e baixo-alto (BA).

Para tornar mais plausível e, mesmo útil, os padrões de associação espacial podem ser visualizados por meio de mapas de clusters.

### 3.3. Análise espacial dos dados

No que se refere à distribuição espacial<sup>6</sup> das variáveis no estado de Minas Gerais, algumas indicações podem ser feitas no que tange os desequilíbrios já citados anteriormente. Assim, optou-se por analisar a distribuição do IFDM e dos gastos per capita em saúde e educação, respectivamente. A Figura 3 representa o IFDM para os 853 municípios mineiros. Nota-se uma concentração de indicadores elevados nas regiões do Triângulo, Central e Sul.

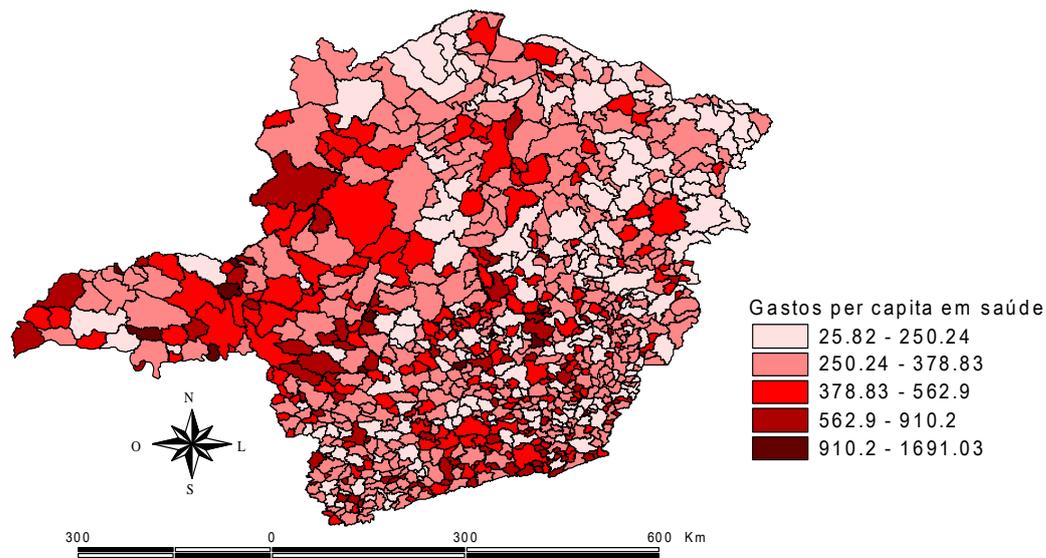


Fonte:Elaboração própria. Dados da FIRJAN (2012).

Figura 3 - Análise espacial – IFDM em 2009..

Já sobre a distribuição espacial dos gastos per capita em atividade de saúde (Figura 4), nota-se também uma concentração de indicadores mais baixo na parte nordeste do estado.

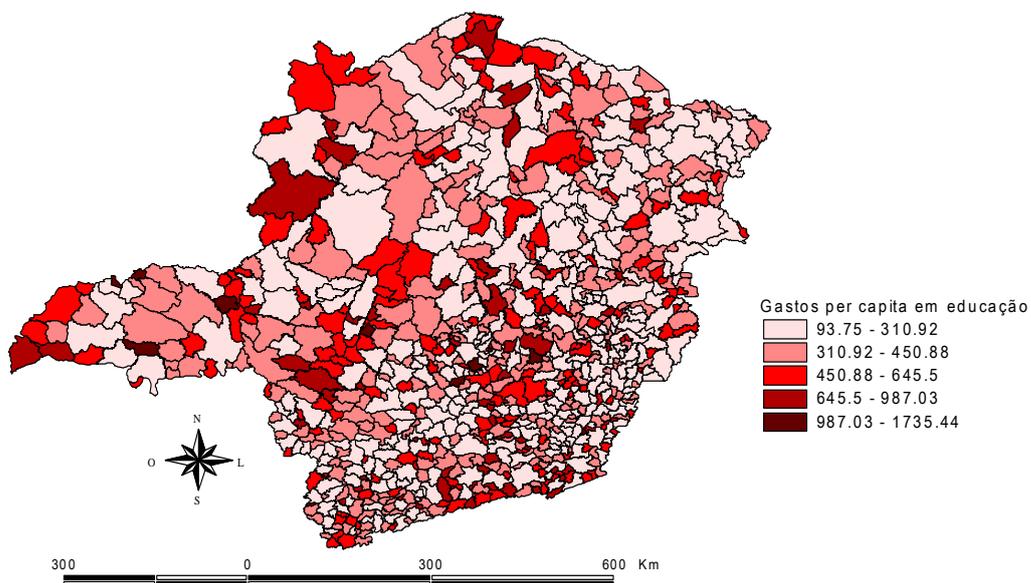
<sup>6</sup> Utilizou-se o software ArcView na construção das Figuras 4, 5 e 6.



Fonte:Elaboração própria. Dados da FJP (2012).

Figura 4 - Análise espacial – Gastos per capita em Saúde em 2009.

Por fim, sobre a distribuição dos gastos per capita em educação, este mostrou-se mais equilibrado dentro do estado, tendo valores mais elevados para municípios da região metropolitana de Belo Horizonte, alguns municípios da região central e outros do Triângulo mineiro (Figura 5).



Fonte:Elaboração própria. Dados da FJP (2012).

Figura 5 - Análise espacial – Gastos per capita em Educação em 2009..

### 3.4. Especificação Econométrica

A especificação econométrica é descrita a fim de verificar a presença de autocorrelação espacial no modelo econométrico, é feito o teste I de Moran nos resíduos dos Mínimos Quadrados Ordinários (MQO) para se analisar quais variáveis determinam as variações no indicador IFDM dos municípios mineiros.

De acordo com Anselin (1988), a econometria espacial sugere autocorrelação espacial na variável dependente (defasagem espacial) ou autocorrelação espacial no erro (erro espacial). No modelo de defasagem espacial, deve ser acrescentado entre as variáveis explicativas do modelo clássico de MQO uma defasagem espacial da variável dependente. Estima-se, assim, por meio do método de Máxima Verossimilhança (MV), o modelo especificado na equação (3.1):

$$y_i = \rho W y + X \beta_1 + \varepsilon$$

(4)

$$\varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I^2)$$

Y é um vetor (nx1) que representa as variações no IFDM. A matriz X (nxK) representa as variáveis explicativas, sendo  $\beta_1$  o vetor (Kx1) de coeficientes. A matriz W (nxn) é a matriz contiguidade e o parâmetro  $\rho$  é o coeficiente de defasagem espacial, o qual capta os efeitos de transbordamento das variações do IFDM sobre os vizinhos.

No modelo de erro espacial, modela-se o erro, do modelo de MQO da seguinte forma:  $\varepsilon = \lambda W \varepsilon + u$ .  $\lambda$  é um escalar do coeficiente do erro e  $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I^2)$ . Desta forma tem-se o modelo de erro espacial especificado na equação:

$$y = X \beta_1 + (I - W) \varepsilon$$

(5)

Como dito anteriormente, este trabalho seguirá a abordagem sugerida por Florax et al. (2002) para a escolha da especificação apropriada do modelo a ser estimado. As ferramentas usadas para identificar o modelo apropriado são os testes de Multiplicador de Lagrange (ML) em sua versão robusta. Esses autores seguem estes passos, conforme descrito em Almeida (2009):

- 1) Estimar via MQO o modelo ;
- 2) Testar a hipótese de ausência de dependência espacial em razão de uma omissão da defasagem espacial da variável dependente ou em decorrência de omissão do erro espacial autorregressivo, usando MLp e  $ML^{\lambda}$  , respectivamente;
- 3) Se ambos os testes não são significantes, a estimação do primeiro passo é utilizada como a especificação final. Caso contrário, deve ser seguido o passo 4;
- 4) Se ambos os testes são significantes, estimar a especificação que apresentar o maior valor do teste. Por exemplo, se  $MLp > ML^{\lambda}$  , então estime o modelo (1), defasagem espacial. Se  $MLp < ML^{\lambda}$  ,então deve ser estimado o modelo (2), erro espacial. Caso contrário, seguir o passo 5;
- 5) Se MLp é significativo, mas  $ML^{\lambda}$  não é, estimar o modelo (1). Caso contrário, seguir o passo 6;
- 6) Estimar o modelo (2).

Assim, por meio dessa metodologia, é feita a escolha do modelo econométrico apropriado para se analisar quais as variáveis estão correlacionadas com o indicador IFDM.

### 3.3. Fonte dos dados

A base de dados utilizada neste estudo foi formada por dados da FIRJAN, responsável pela elaboração do indicador IFDM; dados da Fundação João Pinheiro – FJP, coletados através do Índice Mineiro de Responsabilidade Social – IMRS. O total de municípios incorporados foi 853 e o ano de análise foi 2009.

## 4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 4.1. Resultados econométricos

Pelo procedimento de Baumont (2004), para determinar a melhor matriz de pesos W, foram testadas as matrizes de k vizinhos sendo  $k=1, \dots, 20$ , ou seja, verificou-se aquela que captura a maior parte da autocorrelação espacial, escolhendo-se a com o maior I de Moran, a matriz k1. Para a escolha do modelo utiliza-se o procedimento de Florax et al. (2002) que utiliza os testes de autocorrelação para escolher entre os modelos espaciais SAR (modelo de defasagem espacial) e SEM (Modelo de erro espacial). A partir dele deve-se, primeiramente, estimar o modelo por MQO (Mínimos quadrados ordinários). Estes resultados estão presentes na Tabela 5.

Tabela 5 – Resultado MQO

	Coefficiente		Desvio Padrão
Constante	0.6955	***	(0.0154)
Esforço orçamentário em saúde	0.0014	***	(0.0005)
Convênio/RCL	0.0006	**	(0.0003)
Plano de saúde	0.0019	***	(0.0002)
Gasto per capita em trabalho	0.0000		(0.0004)
Gasto per capita em saúde	0.0000		(0.0000)
Gasto per capita em educação	0.0000	***	(0.0000)
Esforço orçamentário em trabalho	-0.0012		(0.0062)
Esforço orçamentário em educação	-0.0016	***	(0.0005)
Existência de conselho de saúde	0.0013		(0.0035)
Existência de conselho de educação	-0.0176	*	(0.0098)
Bolsa família	-0.0102	***	(0.0006)
	Valor		
I de Moran (error)	5.413894	***	
Multiplicador de Lagrange (error)	28.33411	***	
Multiplicador de Lagrange Robusto (error)	0.00678		
Kelejian-Robinson (error)	25.06465	**	
Multiplicador de Lagrange (lag)	38.15513	***	
Multiplicador de Lagrange Robusto (lag)	9.827793	***	
Multiplicador de Lagrange (SARMA)	38.16191	***	

Notas: 1) Desvio padrão entre parênteses; \*\*\*significante a 1%; \*\*5%, \*10%

Fonte: Elaboração própria

Testa-se a hipótese de ausência de autocorrelação espacial devida a uma defasagem espacial ou um erro espacial autorregressivo, por meio das estatísticas do multiplicador de lagrange de lag e multiplicador de lagrange do erro obtidas pela regressão via MQO. Apesar de ambas serem significativas a 1%, somente o multiplicador de lagrange de lag robusto se mostra significativo. O que indica que o modelo a ser utilizado para a correção da dependência espacial é o SAR<sup>7</sup>.

Cabe ressaltar ainda, que o teste de I de Moran cuja hipótese nula é de resíduos da regressão distribuídos aleatoriamente ao longo do espaço, como é observado, rejeita a hipótese nula e assim, os resíduos são autocorrelacionados espacialmente. Já o teste de

<sup>7</sup> Vale ressaltar que foi estimado o modelo SEM, porém este não corrigiu a dependência espacial remanescente. Portanto, este fato confirma o indicado pelo procedimento de Floraz et al (2002).

Kelejian e Robinson, com a mesma hipótese nula do I de Moran, não pressupõe normalidade dos resíduos, e também indica a existência de autocorrelação espacial.

Importante destacar que, apesar dos baixos valores dos coeficientes encontrados, algumas variáveis foram significativas para explicar o índice IFDM. Deve-se desconsiderar os resultados para as variáveis “Esforço orçamentário em trabalho”, “Esforço orçamentário em educação”, “Existência de Conselho de educação”. Esperava-se sinal positivo destes coeficientes, representando um aumento do indicador IFDM na medida em que aumentasse essas variáveis. Ou seja, o aumento da participação destes setores nos gastos públicos deveria aumentar o valor do IFDM. Outra observação importante é que se esperava maior significância do aumento dos gastos públicos per capita com saúde, educação e trabalho sobre o IFDM, o que não foi observado neste resultado.

Já no modelo SAR (Tabela 6), o coeficiente espacial tem efeito positivo e significativo na taxa do IFDM, ou seja, um aumento do IFDM dos municípios vizinhos provocaria um aumento do IFDM do município em análise. De forma semelhante o esforço orçamentário em saúde, convênio/RCL, plano de saúde, Gasto per capita em Educação, Gasto per capita em saúde e distrito industrial, deram significativos estatisticamente tendo efeito positivo no IFDM. Há ainda efeito negativo do Esforço Orçamentário em Educação e Bolsa Família.

Tabela 6 – Modelo SAR

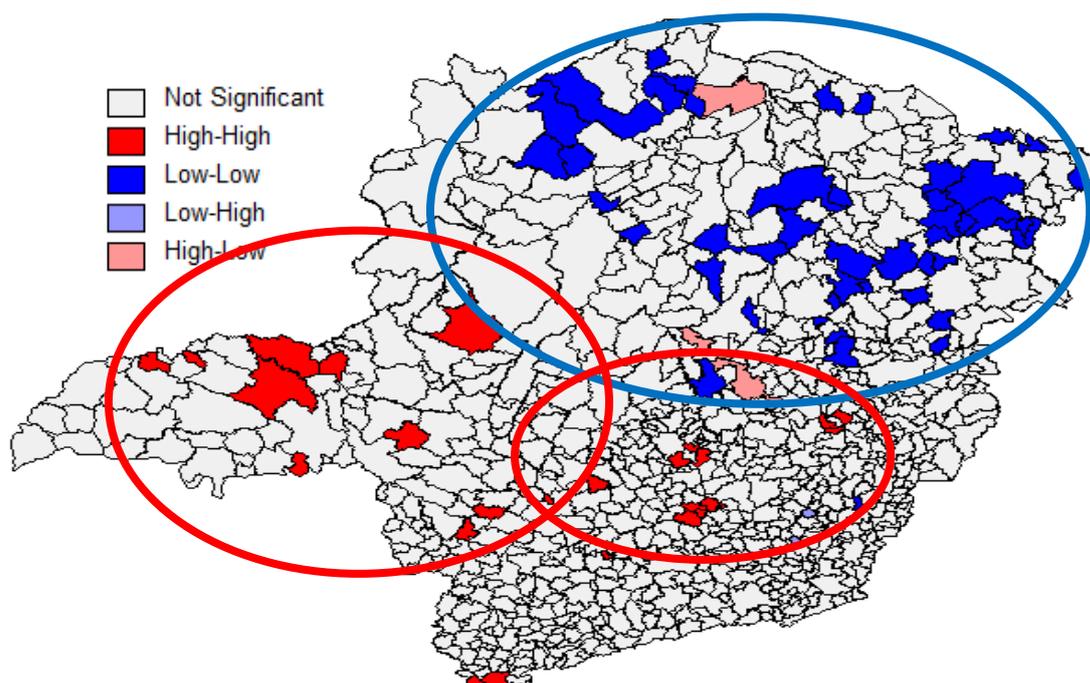
	Coeficiente	Desvio padrão	
IFDM defasado	0.1641	(0.0230)	***
Constante	0.5765	(0.0219)	***
Esforço Orçamentário em Saúde	0.0014	(0.0005)	***
Convênio/RCL	0.0006	(0.0003)	**
Plano de Saúde	0.0019	(0.0002)	***
Gasto <i>per capita</i> em Trabalho	0.0001	(0.0003)	
Gasto <i>per capita</i> em Saúde	0.0000	(0.0000)	*
Gasto <i>per capita</i> em Educação	0.0001	(0.0000)	***
Esforço Orçamentário em Trabalho	-0.0022	(0.0059)	
Esforço Orçamentário em Educação	-0.0015	(0.0005)	***
Existência de Conselho de Saúde	0.0014	(0.0034)	
Existência de Conselho de Educação	-0.0147	(0.0095)	
Bolsa Família	-0.0085	(0.0006)	***
	Valor		
Multiplicador de Lagrange	0.0011		

Notas: 1) Desvio padrão entre parênteses; \*\*\*significante a 1%; \*\*5%, \*10%

Fonte: Elaboração própria

Verifica-se que toda a autocorrelação espacial presente foi incorporada no modelo extinguindo-se resíduos dependentes espacialmente através no teste do multiplicador de Lagrange. Como este de mostra não significativo há evidências de ausência de resíduos espacialmente correlacionados. Após esta análise, fica importante destacar que, dado uma melhora relativa dos coeficientes para o segundo modelo, pode-se concluir que existe a importância de se controlar os resultados pela dependência espacial.

Por fim, como resultado à luz da análise espacial de cluster, utilizando como base o indicador IFDM, observou-se desequilíbrios regionais por conta da concentração do tipo baixo-baixo (low-low) nas regiões norte e nordeste e do tipo alto-alto (high-high) nas regiões do triângulo, central e sul.



Fonte: Elaboração própria.

Figura 6 – Cluster – IFDM 2009

No primeiro caso, os municípios apresentam baixos valores de IFDM e são rodeados por municípios que também apresentam baixos valores; e, de forma contrária, o segundo caso representa municípios com alto valor de IFDM e são rodeados por municípios que também apresentam valores elevados. Pensando nas dimensões saúde, educação e emprego/renda, esta relação espacial apresenta-se como um efetivo desequilíbrio em termos de desenvolvimento socioeconômico no estado (Figura 6).

## 5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O desenvolvimento econômico, seja direta ou indiretamente, é a principal meta do planejamento público e, sendo assim, a formulação de políticas públicas está condicionada ao entendimento dos diversos aspectos relacionados a essa dinâmica. Os estudos empíricos acerca do grau de pobreza (e conseqüentemente, desenvolvimento) das regiões foram avançando no sentido unidimensional (dimensão monetária) para um sentido multidimensional (saúde, cultura, educação, social, institucional etc). Assim, o uso do Índice Firjan de Desenvolvimento Municipal – IFDM, que engloba variáveis relacionadas à educação, saúde e emprego/renda torna-se adequado para a presente análise.

O objetivo principal foi analisar a relação desse índice com variáveis relacionadas à administração pública (gastos per capita, esforço orçamentário etc), avaliando se estas teriam influência significativa sobre os valores do IFDM. Além disso, objetivos específicos como uma análise espacial dos dados e uma análise de cluster tornaram-se complementares para avaliação do desenvolvimento regional em Minas Gerais.

Os resultados confirmaram os sinais esperados na relação entre as variáveis da dimensão saúde e educação, mas também apresentaram sinais contrários aos esperados em outras variáveis, como Esforço Orçamentário em Educação e Esforço Orçamentário em Trabalho. No geral, todos os coeficientes foram significativos, utilizando-se o modelo SAR. Importante destacar que o uso de variáveis binárias, como Existência de Conselhos (educação e saúde), teve o intuito de verificar a significância dessa variável sobre os valores do IFDM, esperando-se que a presença dessas instituições contribuísse para o bom desempenho do indicador, o que só foi observado no caso da saúde.

Sobre as análises espaciais e de cluster, corroborou-se as argumentações sobre os desequilíbrios regionais existentes em Minas Gerais, prevalecendo melhores indicadores nas regiões da parte central, sul e triângulo, frente às regiões do norte e nordeste do estado. Nesse sentido, os clusters de IFDM elevados também se localizam nas primeiras regiões.

Os resultados deste estudo indicam a importância de se identificar os fatores que são responsáveis pela evolução de indicadores socioeconômicos multidimensionais, principalmente quais os efeitos dos gastos públicos sobre as diferentes dimensões que os compõe. Entender os processos de desenvolvimento passa por uma análise destas dimensões: sejam culturais, políticas, econômicas, sociais e institucionais e, mais do que isto, deve-se compreender como os desequilíbrios regionais evoluem ao longo do tempo, sob quais aspectos, e como as políticas públicas podem ser construídas de modo a atenuar os resultados insatisfatórios dos indicadores socioeconômicos para Minas Gerais e suas regiões.

## REFERÊNCIAS

ALMEIDA, E. S. **Econometria Espacial Aplicada**. Curso de Mestrado em Economia Aplicada, Universidade Federal de Juiz de Fora, 2009. Mimeografado.

ANSELIN, L. **Interactive techniques and exploratory spatial data analysis**. In: P. Longley, M. Goodchild, D. Maguire and D. Rhind (Eds.), *Geographical Information Systems: Principles, Techniques, Management and Applications*, p. 251-264. New York, Wiley, 1999.

ARBIA, G. **Spatial Econometrics**. Springer, 2006.

BAJOIT, Guy. **Olhares sociológicos, imagens da pobreza e concepções de trabalho social**. CADERNO CRH, Salvador, v. 17, n. 40, p. 49-54, Jan./Abr. 2004. Disponível em <[www.cadernocrh.ufba.br/printarticle.php?id=274&layout=ps](http://www.cadernocrh.ufba.br/printarticle.php?id=274&layout=ps)>

BARROS, R. P. de; Carvalho, M. de; Franco, S. **Pobreza multidimensional no Brasil**. IPEA-TD nº 1227: Rio de Janeiro, 2006.

BAUMONT, C. **Spatial effects in housing price models: do house prices capitalize urban development policies in the agglomeration of Dijon (1999)?** Université de Bourgogne, 2004.

CODES, Ana Luiza Machado. **A Trajetória do Pensamento Científico Sobre Pobreza: Em direção a uma visão complexa.** Texto para Discussão, nº1332. IPEA: Brasília, 2008.

CRESPO, Antônio Pedro A.; GUROVITZ, Elaine. **A pobreza como um fenômeno multidimensional.** ERA-eletrônica, Volume 1, Número 2, jul-dez/2002. Disponível em <<http://www.scielo.br/pdf/raeel/v1n2/v1n2a03.pdf>>

ERTUR, C.; LE GALLO, J. **Exploratory spatial data analysis of the distribution of regional per capita GDP in Europe, 1980-1995.** Regional Science. Vol. 82. p. 175-201, 2003.

FJP. Fundação João Pinheiro. **Índice Mineiro de Responsabilidade Social – IMRS.** Disponível em <http://www.fjp.gov.br/index.php/indicadores-sociais/-imrs-indice-mineiro-de-responsabilidade-social>.

FIRJAN. **Índice Firjan de Desenvolvimento Municipal IFDM.** Ano base 2009. Disponível em [http://www.firjan.org.br/IFDM/download/IFDM\\_2009.pdf](http://www.firjan.org.br/IFDM/download/IFDM_2009.pdf). Acesso em abril de 2012.

FLORAX, R., FOLMER, H.; e REY, S. **Specification searches in spatial econometrics: the relevance of Hendry's methodology.** Working Paper, Department of Spatial Economics, Free University Amsterdam, 2002.

FOTHERINGHAM, A.S.; BRUNSDON, C.; CHARLTON, M.E; **Geographically Weighted Regression: The Analysis of Spatially Varying Relationships,** Chichester: Wiley, 2002.

JANNUZZI, Paulo de Martino. **Indicadores socioeconômicos na gestão pública.** Florianópolis : Departamento de Ciências da Administração / UFSC; [Brasília] : CAPES : UAB, 2009. 112P.

LACERDA, Fernanda Calansas C; NEVER, Henrique Dantas. **Pobrea Multidimensional na Bahia: uma análise a partir do indicador multidimensional de pobreza.** 2010. Disponível em <<http://www.mesteco.ufba.br/scripts/arquivos/1342011112711.pdf>>

LOPES, H. M.; MACEDO, P. B. R.; MACHDO, A. F.. **Indicador de Pobreza: aplicação de uma abordagem multidimensional ao caso brasileiro.** CEDEPLAR/FACE/UFMG-TD nº 223: Belo Horizonte, 2003.

MACHADO, Kenys Menezes. **Uma comparação entre a renda e as abordagens multidimensionais da pobreza na Bahia.** II Encontro de Economia Baiana. 2006. Disponível em < [http://www.mesteco.ufba.br/scripts/arquivos/at\\_ecobai\\_07.pdf](http://www.mesteco.ufba.br/scripts/arquivos/at_ecobai_07.pdf)>

RIBEIRO, Hilton M. D.; TOYOSHIMA, Silvia H.; CALDEIRA, Tharcísio A. **Dinâmica do aglomerado produtivo do setor mobiliário de São Paulo.** Revista de Economia, v. 35, n. 2 (ano 33), p. 87-111, mai./ago. 2009. Editora UFPR.

ROCHA, Sonia. **Opções metodológicas para a estimação de linhas de indigência e de pobreza no Brasil.** Texto para discussão 270. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada – IPEA, 2000.

SEN, Amartya Kumar. **Desigualdade reexaminada.** Tradução e apresentação: Ricardo Doninelli Mendes. Rio de Janeiro: Record, 2001.