

# **Acesso a serviços públicos e pobreza no Rio Grande do Sul: uma análise espacial — 2000\***

Tulio Chiarini\*\*

*Bacharel em Economia pela Faculdade de Ciências Econômicas da Universidade Federal de Minas Gerais (FACE/UFMG), Mestre em Economia pelo Programa de Pós-Graduação em Economia da Universidade Federal do Rio Grande do Sul (PPGE/UFRGS) e Mestre em Administração, Inovação e Engenharia de Serviços pela Scuola Superiore Sant'Anna (MAINS/SSSUP) de Pisa, Itália.*

## **Resumo**

*Tem-se falado demasiadamente sobre a distribuição espacial do pobre. Quanto mais desagregado o mapa, mais perfeita é a sua visualização, maior a evidência da heterogeneidade da pobreza e melhor o entendimento da maneira com que ela é formada e como pode ser combatida a partir de políticas públicas localmente específicas. O Rio Grande do Sul apresenta incidência da pobreza distribuída de forma heterogênea por todo o território gaúcho, o que é corroborado a partir do mapa de pobreza apresentado. As hipóteses de que há “clusterização” da miséria no Rio Grande do Sul e de que o acesso a serviços públicos básicos ajuda a aliviar a pobreza gaúcha são confirmadas para os dados fornecidos pelo Ipeadata para o ano 2000. A constatação foi possível através do instrumental econométrico espacial.*

## **Palavras-chave**

**Mapa de pobreza no Rio Grande do Sul; econometria espacial; acesso aos serviços públicos no combate à pobreza.**

---

\* Artigo recebido em set. 2007 e aceito para publicação em out. 2008.

\*\* E-mail: [tuliochiarini@yahoo.com.br](mailto:tuliochiarini@yahoo.com.br) ou [tulio.chiarini@ufrgs.br](mailto:tulio.chiarini@ufrgs.br)

## ***Abstract***

*There has been a lot of debate on the space distribution of the poor. The more disaggregated the map, the more perfect the evidence of poverty; aggregated national-level poverty data may obscure considerable regional variation and can bias public policies to fight poverty. The state of Rio Grande do Sul has the incidence of poverty distributed in a heterogeneous way throughout the gaucho territory, what is corroborated by the map of poverty displayed in this paper. The hypotheses that there is a cluster of misery in Rio Grande do Sul and that the access to basic public services help to alliviate the gaucho poverty are confirmed when using the data supplied by Ipeadata for the year 2000. The confirmation was possible thanks to the use of spatial econometric tools.*

## ***Key words***

***Rio Grande do Sul poverty map; spatial econometrics; access to basic public services to fight poverty.***

**Classificação JEL: I32, I39, R00.**

## **1 Introdução**

O uso de técnicas de Geographic Information System (GIS), em geral, e o mapeamento, em particular, têm se tornado muito comuns em aplicações nas ciências sociais, desde estudos antropológicos e criminológicos a análises socioeconômicas, graças ao reconhecimento do papel do espaço e das externalidades espaciais na economia do *mainstream* (Anselin; Rey, 1997; Anselin, 1999a; 2000). Mas por que nos devemos preocupar com o mapeamento georreferenciado de variáveis socioeconômicas? Qual a sua relevância para definir e aplicar políticas públicas? Fundamentalmente, o uso de mapas para indicadores socioeconômicos serve como instrumento capaz de capturar a heterogeneidade dentro de uma determinada região, já que indicadores agregados em nível nacional dão a (falsa) impressão de que as condições internas desse país estão uniformemente distribuídas e que, freqüentemente, escondem variações consideráveis em nível subnacional. É, pois, penoso mensurar corretamente a heterogeneidade de variáveis socioeconômicas, já que o problema está justamente em obter dados os quais permitam mensurá-los, em um

nível desagregado o bastante, capaz de capturar a heterogeneidade relacionada à variabilidade espacial.

A construção de um mapa de pobreza não é inequívoca, já que “Mapeamento da pobreza não possui ainda um padrão ouro”<sup>1</sup> (tradução nossa). Não obstante, a escolha metodológica do mapeamento da pobreza é meandrosa e depende de um número de variáveis e de considerações lógicas e legítimas que podem dificultar sua operacionalização e sua efetiva construção. Contudo o mapeamento do pobre tem sido muito relevante em ajudar a entender tanto a distribuição espacial da pobreza quanto a distribuição de ativos que são fundamentais para minimizá-la e aliviá-la, servindo também como instrumento capaz de capturar a heterogeneidade dentro de um país. A melhora no alvo de intervenções e de distribuição de recursos também é outra vantagem proporcionada pelo uso de mapas, contribuindo como instrumento de mira para políticas sociais, emergenciais e programas pró-pobres e, ainda, melhorando o alvo de gastos públicos, ao identificar onde a população mais necessitada está localizada, seja regionalmente, seja localmente. Tais mapas podem, ainda, fornecer ferramentas analíticas para discernir por que a pobreza persiste em certas áreas. Finalmente, a produção e a distribuição de mapas de pobreza podem resultar em aumento da transparência das decisões públicas, ao aumentar a consciência sobre a pobreza, fomentar debates e encorajar o engajamento da sociedade civil em decisões públicas (Henninger, 1998; Hentschel et al., 1998; Deichmann, 1999; Henninger; Snel, 2002; Petrucci; Salvati; Seghieri, 2003; Gauci, 2005).

No Brasil, o tema ainda é incipiente; não obstante já se pode dizer que é um dos rumos atuais que pesquisas sobre pobreza e desigualdade têm tomado. Recentemente, Romero (2006), por exemplo, fez uma análise espacial da pobreza dos municípios do Estado de Minas Gerais, utilizando como base de dados o Índice de Desenvolvimento Humano (IDH) e suas dimensões de renda, longevidade e educação. Câmara *et al.* (2004b) apresentam uma metodologia para mapear a exclusão e a inclusão social em áreas urbanas de países em desenvolvimento, usando técnicas de análise espacial para identificar certos padrões. Oliveira (2006) utiliza-se do método econométrico espacial com dados em painel e estima as elasticidades-renda e a concentração da renda com relação à pobreza dos municípios nordestinos. Além disso, Oliveira (2006) calcula as contribuições do crescimento econômico e da redução da desigualdade de renda na redução da pobreza nesses municípios, chegando à conclusão de que poucos municípios reduziram a pobreza devido à redução da desigualdade de

---

<sup>1</sup> No original: “[...] poverty mapping does not yet have a gold standard” (Davis, 2002, p. 27; Davis, 2003 p. 41).

renda. Cunha (2006) avalia uma das metodologias de mapeamento da pobreza e a aplica para retratar a pobreza no Rio Grande do Norte, a partir do *small area estimation method*. Por sua vez, Liberato (2004) apresenta mapas da incidência da pobreza e da indigência tanto para Belo Horizonte quanto para a região metropolitana mineira, enquanto Borges (2004) elabora o mapa da pobreza urbana de São José dos Campos, que também foi objeto de análise de Genovez (2002), contudo seu foco está em utilizar técnicas de análise espacial para estudar a exclusão social nessa cidade. Já no Rio Grande do Sul, foi elaborado o mapa da inclusão e da exclusão social de Porto Alegre (PORTO ALEGRE, 2004).

Este artigo tem como objetivo contribuir para essa “nova corrente de pesquisa”, mapeando a pobreza no Rio Grande do Sul. A importância de tal análise está em permitir encontrar *clusters* de pobreza e de não-pobreza para que políticas públicas específicas possam tratar a heterogeneidade do espaço gaúcho de forma adequada. Verifica-se, também, a hipótese de que determinados serviços públicos se correlacionam com o nível de pobreza e, dessa forma, podem ser utilizados para minimizá-la. Para tanto, este artigo foi dividido em algumas seções além desta **Introdução**. A seção seguinte apresenta algumas informações acerca da pobreza espacial no Rio Grande do Sul. Em seguida, apresenta-se a metodologia de análise que será empregada, e têm-se a análise para o Rio Grande do Sul e os resultados encontrados. Finda-se este artigo com as **Considerações finais**, retomando os principais pontos abordados no decorrer deste.

## 2 Analisando o Rio Grande do Sul

Em 2000, a Região Sul do Brasil apresentou um dos menores índices de pobreza<sup>2</sup> do País; 20,53% das pessoas nessa região foram consideradas pobres. Contudo esse valor é apenas uma média da proporção de pobres nos estados sulinos, escondendo, portanto, a verdadeira pobreza nesses estados. No mesmo ano, dentre esses estados, o que apresentou menor proporção de pobres foi Santa Catarina, com 16,24% de pobres, seguida pelo Rio Grande do Sul e pelo Paraná, com 19,68% e 23,69% respectivamente. Certamente que, analisando somente o Rio Grande do Sul, se pode ainda perceber que esse percentual de pobres não se distribui de forma homogênea.

Assim, avaliando espacialmente a pobreza no Rio Grande do Sul, pode-se perceber que há uma expressiva variabilidade da mesma em termos municipais. Há municípios, como Alto Feliz, Monte Belo do Sul, Nova Petrópolis, São Mar-

---

<sup>2</sup> Sobre a definição de pobreza e o índice utilizado para calculá-la neste artigo, ver **Anexo 2**.

cos, Bento Gonçalves, Coronel Pilar, dentre outros, que apresentam baixo índice de pobreza, medida pela proporção de pobres. Há também municípios que apresentam índices de pobreza extremamente elevados, como Garruchos, Roque Gonzáles, Pirapó, São Nicolau, Porto Xavier, dentre outros, sendo que a maior proporção de pobres está em Redentora, onde, em 2000, 71% da população era considerada pobre (Tabela 1).

Tabela 1

Proporção de pobres nas regiões brasileiras e nos estados da Região Sul — 2000

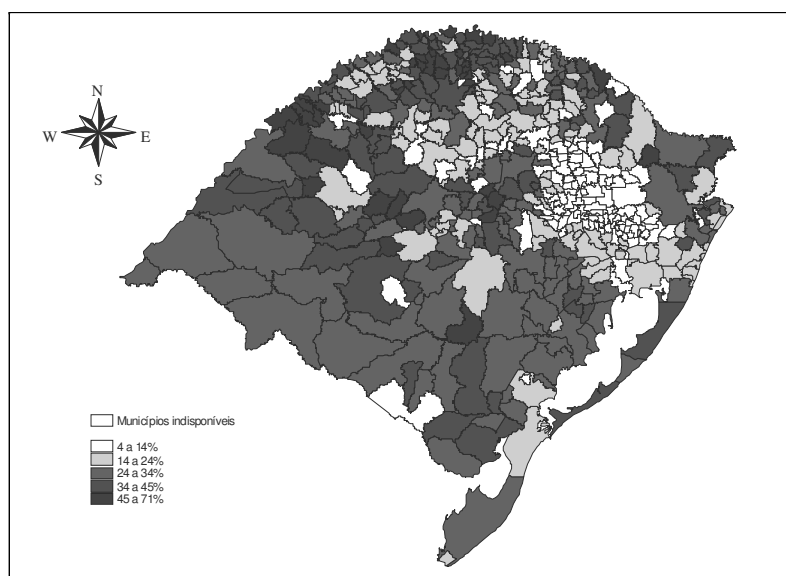
REGIÕES E ESTADOS	PERCENTUAL
Região Centro-Oeste .....	25,51
Região Norte .....	49,60
Região Nordeste .....	56,93
Região Sul .....	20,53
Região Sudeste .....	19,78
Paraná.....	23,69
Rio Grande do Sul .....	19,69
Santa Catarina .....	16,24

FONTE: Ipeadata.

NOTA: Percentual de pessoas com renda domiciliar *per capita* inferior a R\$ 75,50, equivalentes a meio salário mínimo vigente em agosto de 2000.

O mapa da pobreza no Rio Grande do Sul é apresentado na Figura 1, contudo seu mapeamento é mais do que um exercício cartográfico, por isso alguns pontos-chave são levantados: existe um padrão de dependência espacial entre os municípios gaúchos levando-se em conta a proporção dos pobres? Ou seja, há municípios pobres cercados por municípios também pobres, isto é, “clusterização” da miséria? Há municípios não pobres cercados por municípios também não pobres, ou seja, “clusterização” da não-pobreza? Igualmente, pode-se esperar dissimilaridade espacial, como municípios não pobres cercados por municípios pobres e municípios pobres cercados por municípios não pobres? E, ainda, alguns serviços públicos, como acesso à água, acesso à coleta de lixo, acesso à educação, acesso à energia elétrica, dentre outros, podem ter impacto sobre a pobreza? A hipótese aqui proposta é que existe dependência espacial da pobreza no Rio Grande do Sul, o que será testado na seção 4.

Figura 1  
Pobreza por município gaúcho — 2000



FONTE: Ipeadata.  
IBGE — mapas georreferenciados.

Para tal análise, é necessário um instrumental que vem sendo utilizado de forma crescente em análises econômicas localizacionais: a econometria espacial. Por isso, a análise econométrica espacial é apresentada de forma breve na seção seguinte (Figura 1).

Outra hipótese proposta é que o acesso a certos serviços públicos pode ser utilizado para minimizar a pobreza. Tais serviços podem influenciar a incidência da pobreza, como, por exemplo, o acesso ao serviço de água encanada<sup>3</sup> (como *proxy* para saneamento). A falta de saneamento nos domicílios é um indicativo de insatisfatórias condições socioeconômicas, além de insuficiente cobertura e qualidade da utilização de procedimentos básicos de atenção à saúde. No Rio Grande do Sul, o acesso da população ao serviço de água encanada também apresenta amplitude: em 2000, municípios como Jarí, Redentora, Ben-

<sup>3</sup> Percentual de pessoas que vivem em domicílios com água canalizada para um ou mais cômodos, proveniente de rede geral, de poço, de nascente ou de reservatório abastecido por água das chuvas ou carro-pipa.

jamin Constant do Sul, Rio dos Índios, Sentinela do Sul, São José do Norte, dentre outros, possuíam menos de 70% da população vivendo em domicílios com acesso à água encanada. Em contrapartida, alguns municípios apresentaram 100% da população em domicílios com acesso a esse serviço.

O acesso dos domicílios ao serviço de coleta de lixo<sup>4</sup> também é preocupante. Em municípios como Chuvisca, Monte Alegre dos Campos, Novo Cabrais e Ponte Preta, menos de 25% da população vivia, em 2000, em domicílios com acesso a esse serviço público. Já em Novo Hamburgo, Ivorá, Portão e alguns outros, 100% da população vivia em domicílios que tinham acesso a esse serviço.

Igual discrepância também é verificada no acesso dos domicílios à eletricidade<sup>5</sup>. Em 2000, alguns municípios apresentavam menos de 60% dos seus domicílios com acesso à energia elétrica, como Lagoão, Redentora e Benjamin Constant do Sul, e, no outro extremo, alguns municípios apresentavam 100% de seus domicílios cobertos pelo serviço de energia, como São Leopoldo, Charqueadas, Bento Gonçalves, Canoas e Porto Alegre.

### 3 Metodologia

O instrumental econométrico espacial é capaz de descrever e visualizar as distribuições geográficas da pobreza e das demais variáveis, identificando localizações atípicas, descobrindo formas de associação (ou seja, se a pobreza nos municípios gaúchos se distribui de forma aleatória ou se existe evidência de algum tipo de dependência espacial entre as medidas), que, por sua vez, podem ser de caráter global ou local, e sugerindo estruturas no espaço geográfico. De encontro com Anselin (1988, 1999, 1999a, 2000), Anselin e Rey (1997), LeSage (1998) e Chasco (2003), a econometria espacial, termo cunhado por Jean Paelinck na década de 70, lida com a dependência e a heterogeneidade espacial, e, por essa razão, a econometria convencional, aplicada a assuntos cuja localização importa, é inapropriada, já que não trata de tais efeitos.

Mas qual o motivo de se utilizar a econometria espacial? A razão de se aplicarem técnicas econométricas espaciais deve-se a certas peculiaridades

---

<sup>4</sup> Percentual de pessoas que vivem em domicílios em que a coleta de lixo é realizada diretamente por empresa pública ou privada, ou em que o lixo é depositado em caçamba, tanque ou depósito fora do domicílio, para posterior coleta pela prestadora do serviço. São considerados apenas os domicílios localizados em área urbana.

<sup>5</sup> Percentual de pessoas que vivem em domicílios com iluminação elétrica, proveniente ou não de uma rede geral, com ou sem medidor.

dos dados de modelos que possuem caráter espaço-geográfico (Chasco, 2003). Como exemplo dessas particularidades, têm-se sua natureza georreferenciada, a multidirecionalidade de suas relações e a multidimensionalidade destas. Essas características peculiares levam aos chamados efeitos espaciais de dependência e heterogeneidade (ou seja, autocorrelação espacial e estrutura espacial respectivamente).

Nesta seção, define-se a econometria espacial, seguindo a demarcação dada por Anselin (1988; 1999), LeSage (1998) e Chasco (2003), como uma disciplina proveniente da econometria tradicional, que precisa de tratamento adequado de dados geográficos em modelos de regressão onde o espaço importa. Esta seção é subdividida, por sua vez, em subseções: a primeira apresenta os efeitos de dependência espacial, e a segunda apresenta brevemente a heterogeneidade espacial. Vale lembrar que ambos são conceitos próprios de dados espacialmente localizados.

### 3.1 Dependência espacial (autocorrelação espacial)

De acordo com Anselin (1988), a dependência espacial manifesta-se pela falta de independência que geralmente está presente entre as observações de dados em *cross-section*. Segundo Chasco (2003, p. 9),

[...] à primeira vista, a dependência espacial pode ser similar à conhecida dependência presente nos testes econométricos de correlação de séries, nos modelos de distribuição com *lag* de tempo e outras análises de séries temporais. No entanto, essa similaridade somente é real em parte, devido à natureza multidirecional da dependência do espaço que, frente à clara situação unidirecional do tempo, faz necessário o uso de uma estrutura metodológica diferente<sup>6</sup> (tradução nossa).

Segundo LeSage (1998), a presença de dependência espacial significa que uma observação associada a uma localização, por exemplo,  $i$  depende de observações nas localizações  $j$ , sendo que  $i \neq j$ . Formalmente:

$$Y_i = f(x_j), i = 1, \dots, n \quad i \neq j$$

<sup>6</sup> No original: “[...] a primera vista, la dependencia espacial puede parecer similar a la más conocida dependencia presente en los tests econométricos de correlación de series, en los modelos de distribución de retardos y en otros análisis de series temporales. Sin embargo, esta similitud sólo es real en parte, debido a la naturaleza multidireccional de la dependencia en el espacio que, frente a la clara situación unidireccional del tiempo, hace necesario el uso de una estructura metodológica diferente”.

Qual a razão de se esperar que a amostra de dados observados em um ponto no espaço seja dependente de valores observados em outras localizações? Anselin (1988) afirma que a dependência espacial pode ser causada por uma infinidade de problemas de mensuração<sup>7</sup>, como a delimitação arbitrária da espacialidade das observações. Como reafirma LeSage (1998), isso ocorre se, por exemplo, as fronteiras administrativas da informação coletada não refletirem exatamente a natureza do processo gerador da amostragem de dados. Outra razão da existência da dependência espacial, conforme LeSage (1998), é que a dimensão espacial da atividade econômica é um importante aspecto na modelagem e não deve ser negligenciado. Problemas de agregação espacial e a presença de externalidades espaciais e de efeitos transbordamento são, da mesma forma, outros problemas que levam à dependência espacial, em concordância com Anselin (1988).

Daí se depara com uma das questões cruciais em econometria espacial: como expressar formalmente a dependência espacial e como incorporá-la em modelos. Moran e Geary (*apud* Anselin, 1988) basearam a dependência espacial através da noção de contigüidade<sup>8</sup> binária entre as unidades espaciais, ou seja, a estrutura dos vizinhos era expressa a partir dos valores binários, 0 e 1. Dessa forma, se duas unidades espaciais têm uma fronteira comum, então tais unidades são consideradas contíguas e recebem o valor 1. Contrariamente, as unidades não vizinhas recebem o valor 0 para classificá-las. Isso implica afirmar que, conforme LeSage (1998), observações que estão mais próximas uma das outras devem refletir um maior grau de dependência espacial do que as mais distantes; conseqüentemente, o poder da dependência espacial entre as

---

<sup>7</sup> Por um bom tempo, a dependência espacial foi ignorada por diversos econometristas, os quais consideravam as unidades de corte-transversais como sendo mutuamente independentes. Esse período, em que se desprezava a econometria espacial, é chamado por Paelinck (2005) de “idade das trevas da econometria” (*dark ages*), já que, tendo como unidades de corte-transversais regiões geográficas arbitrariamente definidas por certas fronteiras, a aceitação da suposição da independência é questionável. *Grosso modo*, a dependência espacial é similar à dependência temporal das séries de tempo, todavia, a última apresenta natureza direcional no tempo (ou seja, o passado explica o presente), enquanto a primeira possui natureza multidirecional (ou seja, uma região pode estar afetada não somente por uma outra região contígua a ela, mas por muitas outras que a rodeiam) (Anselin, 1988; LeSage, 1998).

<sup>8</sup> A palavra “contigüidade”, do inglês *contiguity*, tem origem na palavra “contíguo”, cujo significado, de acordo com o Dicionário Houaiss da Língua Portuguesa, é “[...] que está adjacente ou próximo; vizinho”. A contigüidade pode ser formalizada de diversas formas, especialmente quando a unidade de referência espacial refere-se a uma grade ou a uma coleção de pontos irregulares, como ressaltam Anselin (1988) e LeSage (1998). Em muitos casos, quando há espaços regulares ou irregulares entre as localidades, o significado de contigüidade pode se derivar do caminho mais curto formado pelas localidades.

observações deve declinar com a distância entre elas. “No que se refere à dependência espacial, unidades contíguas deveriam exibir grau mais alto de dependência espacial do que unidades afastadas”<sup>9</sup> (tradução nossa).

Para incluir uma mensuração geral sobre a interação potencial entre duas unidades espaciais, deve-se ampliar o conceito de contigüidade binária, mediante a conceituação de matriz de ponderação espacial, ou matriz de ponderação Cliff-Ord, como manifesta Anselin (1988). A determinação dos elementos dessa matriz é controversa e não consensual; com propriedade Anselin (1988, p. 21) afirma que “[...] não há consenso de qual tipo de matriz de ponderação deveria ser usado na análise econométrica espacial”<sup>10</sup>. Prossegue logo adiante (Anselin, 1988, p.26), “[...] a variedade de matrizes de ponderação e do nível de agregação criam problemas metodológicos específicos para a econometria espacial”<sup>11</sup> (tradução nossa).<sup>12</sup>

### 3.1.1 I-Moran Global e Local

A perspectiva global do fenômeno de autocorrelação espacial objetiva contrastar a presença de tendências ou estruturas espaciais gerais na distribuição de uma variável sobre o espaço (Chasco, 2003; Vayá; Moreno, 2000). Ou seja, o ponto de vista global trata de afrontar a hipótese de uma variável se encontrar distribuída de forma totalmente aleatória no espaço ou se, ao contrário, existe qualquer tipo de associação estatisticamente significativa entre os valores similares ou distintos entre as regiões contíguas.

Pode-se verificar, portanto, se os dados estão ou não correlacionados espacialmente a partir de alguns testes, como o I-Moran (proposto em 1948); contudo esse teste não oferece a estrutura regional da autocorrelação. O gráfico e a estatística I-Moran Global são os instrumentos mais amplamente utilizados. A

<sup>9</sup> No original: “Regarding spatial dependence, neighboring units should exhibit a higher degree of spatial dependence than units located far apart” (LeSage, 1998, p. 8).

<sup>10</sup> No original: “[...] there is no agreement as to which type of weight matrix should be used in spatial econometric analysis”.

<sup>11</sup> No original: “[...] the variety of spatial weight matrices and levels of spatial aggregation create specific methodological problems for spatial econometrics”.

<sup>12</sup> Mesmo não sendo consensual, usualmente, a matriz de ponderação é formada por uma combinação da distância e contigüidade, sendo que a distância pode ser expressa, conforme Anselin (1988), pelo tempo de viagem, distância geral ou derivada de uma análise de escala multidimensional, podendo ser utilizada tanto a distância euclidiana quanto o arco da distância, por exemplo. Assim, por exemplo, quando as unidades pertencentes a uma rede quadricular, a contigüidade não é única.

estatística I-Moran Global indica a “força” da similaridade ou dissimilaridade espacial das regiões vizinhas, sendo que uma estatística I-Moran Global significativamente positiva indica regiões vizinhas similares, enquanto uma estatística I-Moran Global significativamente negativa indica dissimilaridade entre as regiões contíguas. Se  $x_1, x_2, \dots, x_N$  forem as observações de  $N$  locais, o I-Moran Global para essas  $N$  observações é dado por:

$$I = \frac{n}{w_0} \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1, i \neq j}^n w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (1)$$

onde,  $n$ , como já visto, representa o número de observações,  $w_{ij}$  são os elementos da matriz de contigüidade binária normalizada ( $W$ ) representando a proximidade de diferentes localizações, ou seja, se  $i$  e  $j$  são locais vizinhos ( $i \neq j$ ),  $w_{ij}$  terá o valor unitário, como já discutido na seção anterior; caso contrário, terá o valor nulo. Finalmente,  $x_i$  e  $x_j$  são os valores da variável analisada e

$$w_0 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1, i \neq j}^n w(i, j)$$

Quando o I-Moran Global for próximo de +1, isso quer dizer que há autocorrelação positiva (*clustering*). Em análise de pobreza, isso implica que regiões pobres (não pobres) tendem a estar localizadas na vizinhança de pobres (não pobres). Se a estatística  $I$  for próxima de -1, tem-se o oposto, autocorrelação negativa (*outlier* espacial): regiões pobres (não pobres) estão cercadas de regiões não pobres (pobres). E, por fim, se o valor do I-Moran for igual a 0, tem-se que não há autocorrelação espacial.

Através do correspondente gráfico de dispersão do I-Moran, é possível decompor o tipo de associação espacial em quatro categorias, o denominado *Scatterplot* de Moran, que representa no eixo das abscissas as observações da variável  $x$  normalizada e o eixo das ordenadas o *lag* espacial dessa variável também normalizada. Desse modo, os quatro quadrantes reproduzem diferentes tipos de dependência espacial. Dois tipos de similaridades espaciais existem: regiões pobres cercadas por regiões pobres, ou seja, “clusterização” da pobreza do tipo alto-alto (primeiro quadrante) e regiões não pobres cercadas por regiões não pobres, ou seja, “clusterização” da pobreza do tipo baixo-baixo (terceiro quadrante). Igualmente, dois tipos de dissimilaridade espacial existem: regiões não pobres cercadas por regiões pobres, ou seja, “clusterização” da pobreza do

tipo baixo-alto (segundo quadrante) e regiões pobres cercadas por regiões não pobres, ou seja, “clusterização” da pobreza do tipo alto-baixo (quarto quadrante).

Outra forma de se verificar se unidades ao redor de outra possuem valores semelhantes é através de um indicador local de associação espacial — *Local Indicator of Spatial Association* (LISA). Através desse procedimento, desenvolvido por Luc Anselin, é possível avaliar a hipótese de aleatoriedade espacial comparando-se os valores do indicador de cada região com os indicadores das regiões vizinhas. Segundo Anselin *et al.* (2000, p. 233-234), “LISA fornece uma medida da extensão para a qual o arranjo dos valores em torno de uma posição específica se desvia da aleatoriedade espacial”<sup>13</sup> (tradução nossa). Um indicador local de associação espacial é a estatística I-Moran Local ( $I_i$ ), a qual mensura a autocorrelação espacial de uma localização específica com os seus vizinhos. Da mesma forma que o I-Moran Global, o I-Moran Local significativamente positivo indica que os valores do local em questão e seus vizinhos são similares, ou seja, há autocorrelação positiva (há padrões de similaridade espacial). Já o I-Moran Local significativamente negativo indica que o valor da localização em análise é desigual em relação a seus vizinhos, ou seja, há padrões de dissimilaridade espacial. O I-Moran Local pode ser calculado da seguinte forma: para uma localização  $i$ , e quando os valores de  $I_i$  são diferentes de 0, isso indica que a unidade  $i$  está espacialmente associada aos seus vizinhos.

$$I_i = \frac{x_i - \bar{x}}{S_i^2} \sum_{j=1}^N w_{ij} (x_j - \bar{x}) \quad (2)$$

$$\text{onde } S_i^2 = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^N x_j^2}{N-1} - \bar{x}^2$$

### 3.2 Heterogeneidade espacial (estrutura espacial)

De acordo com Anselin (1988), a heterogeneidade espacial está relacionada com a falta de estabilidade dos efeitos do espaço, ou seja, a relação entre as variáveis pode não ser a mesma ao longo do espaço. Dessa forma, segundo

<sup>13</sup> No original: “LISA provide a measure of the extent to which the arrangement of values around a specific location deviates from spatial randomness”.

Chasco (2003), isso implicará que, em modelos espaciais, as formas funcionais e os parâmetros variam com a localização espacial, não sendo, portanto, homogêneos para toda a matriz de dados.

A estrutura espacial possui dois aspectos distintos, como ressalva Anselin (1988): a instabilidade estrutural expressa pela mudança da forma funcional e a heterocedasticidade. Tanto a instabilidade estrutural, que, da mesma forma que deve ser testada em séries de tempo para verificar quebras estruturais, quanto a heterocedasticidade devem ser testadas e corrigidas para evitar a validade de todas as conclusões a serem obtidas a partir da análise econométrica espacial.

### 3.3 Modelos espaciais

Verificada a existência de autocorrelação espacial, deve-se, portanto, fazer uso de modelos que incorporem o espaço em suas estimações, para que os coeficientes estimados não sejam viesados. O modelo é o seguinte:

$$y = \rho W_1 y + X\beta + v$$

$$v = \lambda W_2 + \varepsilon, \quad \varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I_n)$$

sendo que  $y$  é um vetor de observações  $nx1$ ;  $W$  é a matriz de ponderação espacial  $nxn$  padronizada para se terem linhas cuja soma seja 1;  $\rho$  é o parâmetro espacial autorregressivo;  $X$  é uma matriz de observações de variáveis exógenas  $nxk$ ;  $\beta$  é o coeficiente a ser estimado;  $\lambda$  é um escalar do coeficiente do erro; e  $v$  e  $\varepsilon$  são os termos de erro.

Desse modelo geral é possível derivar alguns outros modelos, supondo algumas restrições, por exemplo:

- a) se  $\rho = 0$  e  $\lambda = 0$ , tem-se que  $y = X\beta + \varepsilon$ , portanto, não há dependência espacial. Esse modelo é chamado de modelo de regressão linear;
- b) se  $\lambda = 0$ , tem-se que  $y = \rho W_1 y + X\beta + \varepsilon$ , portanto, não há dependência espacial do erro. Esse modelo é conhecido como modelo de defasagem espacial (*spatial lag model*);
- c) se  $\rho = 0$ , tem-se que  $y = X\beta + (I - \lambda W_2)^{-1} \varepsilon$ , portanto, não há defasagem espacial. Esse modelo é conhecido por modelo de distúrbio espacial (*spatial disturbance model*);
- d) se  $\rho = 0$ ,  $\lambda = 0$ ,  $X = 0$  e  $W_2 = 0$ , tem-se  $y = \rho W_1 y + X\beta + (I - \lambda W_2)^{-1} \varepsilon$ , conhecido por *spatial lag and disturbance model*;

e) se  $X = 0$  e  $W_2 = 0$ , tem-se  $y = \rho W_1 y + \varepsilon$ , ou seja, o modelo autorregressivo espacial de primeira ordem.

Tomando-se o modelo autorregressivo espacial de primeira ordem  $y = \rho W y + \varepsilon$ , sendo que  $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I_n)$ , tem-se que  $e^* = y - \rho^* W y$ . Por mínimos quadrados ordinários (MQO)  $\rho^*$  é mínimo dado a soma do quadrado dos resíduos:

$$\sum_{i=1}^n e_i^{*2} = e^{*'} e^* = (y - \rho^* W y)' (y - \rho^* W y)$$

$$\frac{\partial e^{*'} e^*}{\partial \rho^*} = 0$$

$$\rho^* = (y' W' W y)^{-1} y' W' y$$

Para verificar se esse estimador é viesado, segue-se a mesma abordagem dos MQO, substituindo a expressão  $\rho W y + \varepsilon$  em  $y$  e tentando verificar se  $E(\rho^*) = \rho$ :

$$\begin{aligned} E(\rho^*) &= (y' W' W y)^{-1} y' W' y \\ &= (y' W' W y)^{-1} y' W' (\rho W y + \varepsilon) \\ &= \rho + (y' W' W y)^{-1} y' W' \varepsilon, \text{ ou seja, } E(\rho^*) \neq \rho \end{aligned}$$

Pode-se notar que o estimador de mínimos quadrados ordinários é viesado, já que  $E(\rho^*) \neq \rho$ . Para verificar a consistência do estimador, parte-se da análise assintótica de que o limite de probabilidade de  $\rho^*$  tem que ser igual a  $\rho$ , em outras palavras, se  $p \lim \rho^* = \rho$ , então garante-se a consistência do estimador. Anselin (1988) estabelece que:

$$p \lim N^{-1} (y' W' \varepsilon) = p \lim N^{-1} \varepsilon' W (I - \rho W)^{-1} \varepsilon$$

Assim, pode-se verificar que  $\rho^*$  é inconsistente, já que  $p \lim N^{-1} (y' W' \varepsilon)$  só será igual a 0 no caso de que  $\rho = 0$ , ou seja, quando não há dependência espacial. Segundo Anselin (1988) e LeSage (1998), já que o estimador por MQO é tanto viesado quanto inconsistente, a solução está em estimar-se por máxima verossimilhança ou por estimação por variáveis instru-

mentais. O método de máxima verossimilhança estima os parâmetros dos modelos ao maximizar a função de verossimilhança das observações.

Dessa forma, segundo Anselin (1988; 2005), ao se utilizar o método de máxima verossimilhança, a análise do  $R^2$  como ferramenta para comparar diferentes modelos de regressão para uma mesma variável passa a não ser válido. Deve-se, nesse caso, utilizar o critério de informação de Akaike; assim, o modelo que apresentar o menor valor do critério de informação de Akaike será considerado o melhor modelo. Há, ainda, uma maneira alternativa de se escolher o melhor modelo, a partir da análise do pseudo  $R^2$ . Embora um pseudo- $R^2$  sugira uma baixa capacidade de previsão do modelo, o modelo que apresenta o maior pseudo- $R^2$  pode não ser considerado o melhor entre as alternativas disponíveis.

Quando se inclui uma variável dependente com defasagem espacial, a estimação é baseada no método de máxima verossimilhança, ou em uma abordagem de variáveis instrumentais. No último caso, o resíduo tem média nula, assim a decomposição da variação padrão pode ser obtida, e um  $R^2$  pode ser computado de maneira usual. Entretanto a ligação entre este  $R^2$  e um teste exato de significância não existe, devido à natureza assintótica da inferência [...]. Quando a estimação é baseada no método de máxima verossimilhança, o  $R^2$  padrão é inválido. Uma medida mais apropriada é baseada no máximo do logaritmo da verossimilhança, embora um pseudo  $R^2$ , a forma de uma correlação quadrática entre valores previstos e observados podem ser igualmente utilizados.<sup>14</sup> (tradução nossa). (Anselin, 1988, p. 244).

## 4 Análise espacial da incidência da pobreza no RS

Em primeiro lugar, avalia-se se existe evidência estatística de dependência espacial da pobreza em nível municipal, a partir da estatística I-Moran Glo-

<sup>14</sup> No original: "When a spatially lagged dependent variable is included, estimation is based on maximum likelihood, or on an instrumental variables approaches. In the latter case the residual have a zero mean, so that the standard variance decomposition can be obtained, and an  $R^2$  can be computed in the usual manner. However, the link between this  $R^2$  and an exact test of significance no longer exists, due to the asymptotic nature of inference [...]. When estimation based on ML, the standard  $R^2$  is invalid. A more appropriate measure of fit is based on the maximized log-likelihood, although a pseudo  $R^2$ , the form of a squared correlation between predicted and observed values can also be used".

bal. Toma-se como matriz de contigüidade a *queen contiguity*<sup>15</sup>, tendo como hipótese a contigüidade de primeira ordem<sup>16</sup>. A base de dados constitui-se de 466 municípios gaúchos<sup>17</sup>, sendo que alguns não apresentam uma ou outra variável para a análise e, por isso, foram desconsiderados. Chegou-se à seguinte estatística I-Moran 0,5358, indicando que há indícios de autocorrelação espacial positiva. Já se tomando em conta a hipótese de contigüidade de segunda ordem, chegou-se a 0,3992, ou seja, há também indícios de que há autocorrelação espacial positiva, como pode ser corroborado pelo Gráfico 1. Isso que dizer que a influência dos vizinhos é maior quanto mais próxima esta estiver do ponto de referência. Dessa forma, verifica-se a “primeira lei da geografia” para a pobreza no RS, segundo a qual “[...] todas as coisas são parecidas, mas coisas mais próximas se parecem mais que coisas mais distantes” (Tobler, 1979, *apud* Câmara *et al.* 2004, p.11 e *apud* Chasco, 2003, p. 9).

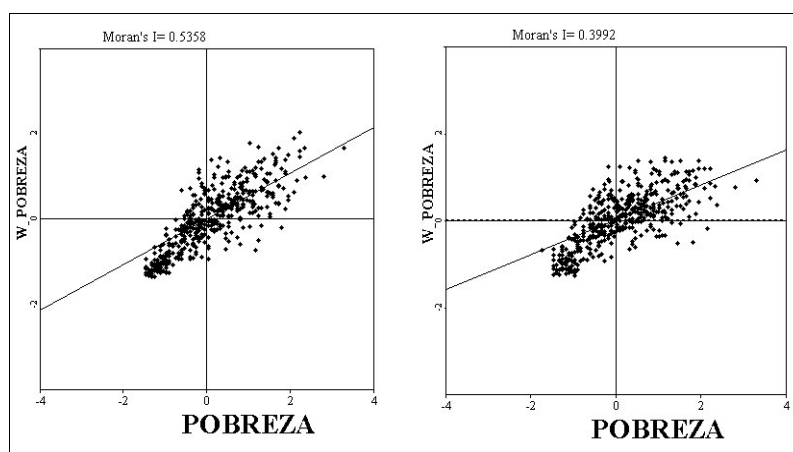
<sup>15</sup> Existem diversas maneiras de se estabelecer uma fronteira comum entre a região em análise e as que a rodeiam. Por exemplo, quando se define  $W_{ij} = 1$  para as localidades que têm a mesma borda imediatamente à direita ou à esquerda da região em questão, tem-se a contigüidade linear (ou *linear contiguity*). Já, seguindo a lógica do jogo de xadrez, quando se define  $W_{ij} = 1$  para as regiões que têm um lado comum com a região de interesse, tem-se a contigüidade de torre (ou *rook contiguity*). Da mesma forma, também seguindo a lógica do jogo de xadrez, define-se  $W_{ij} = 1$  para as regiões que possuem o mesmo vértice com a região de interesse, tem-se contigüidade do bispo (*bishop contiguity*), e a contigüidade de rainha (*queen contiguity*) é definida para as regiões que compartilham o mesmo lado ou o mesmo vértice com a região de interesse, definindo-se  $W_{ij} = 1$  (LeSage, 1998; Anselin, 2002).

<sup>16</sup> A idéia de contigüidade espacial pode ser generalizada para vizinhos de maior ordem (ou seja, vizinhos dos vizinhos). Dessa forma, é possível se considerarem várias ordens de contigüidade, definindo a ordem de contigüidade k-ésima para quando as unidades espaciais são contíguas de primeira ordem a uma unidade espacial de ordem (k-1)-ésima e não contíguas de ordem inferior (Anselin, 1988). Seguindo critério análogo ao adotado para a construção da matriz de contigüidade de primeira ordem, é possível construir as matrizes  $W^{(2)}$ ,  $W^{(3)}$ , ...,  $W^{(n)}$ . Por exemplo, em um sistema de redes quadrangular, a ordem da contigüidade pode ser vista através de uma série de novas unidades ao redor de um único centro de interesse.

<sup>17</sup> Os seguintes municípios não apresentaram dados referentes à proporção dos pobres em 2000: Aceguá, Almirante Tamandaré do Sul, Arroio do Padre, Boa Vista do Cadeado, Boa Vista do Ingra, Bozano, Canudos do Vale, Capão Bonito do Sul, Capão do Cipó, Coqueiro Baixo, Coronel Pilar, Cruzaltense, Forquetinha, Itati, Jacuzinho, Lagoa Bonita do Sul, Mato Queimado, Novo Xingu, Paulo Bento, Pedras Altas, Pinhal da Serra, Quatro Irmãos, Rolador, Santa Cecília do Sul, Santa Margarida do Sul, São José do Sul, São Pedro das Missões, Tio Hugo e Westfalia.

Gráfico 1

*Scatterplot* de Moran para verificar a autocorrelação espacial do IDH dos municípios gaúchos com contigüidade de primeira e segunda ordem respectivamente — 2000



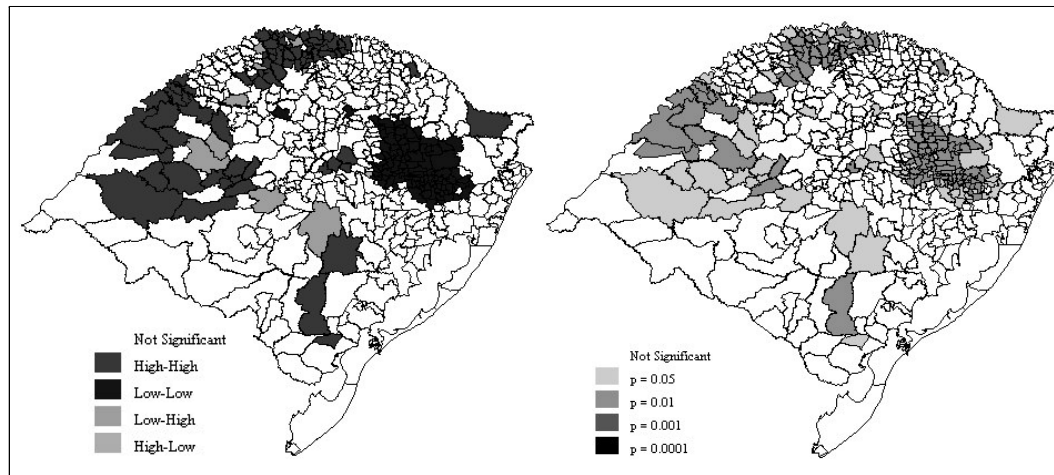
FONTE: Ipeadata.  
IBGE — mapas georreferenciados.

Com a ajuda do indicador local de associação espacial, busca-se determinar as regiões, no Rio Grande do Sul, nas quais são significativas as associações espaciais da pobreza municipal. Para a análise de contigüidade de primeira ordem (Figura 2), pode-se identificar que, nos municípios sombreados, existe algum tipo de relação espacial significativa entre os municípios e a proporção de pobres. Dessa forma, há dois extremos: regiões com altos índices de pobreza (*high-high* no mapa) e áreas com baixos índices de pobreza (*low-low* no mapa).

A “clusterização” da “não-pobreza” ocorre em alguns municípios da mesorregião metropolitana de Porto Alegre, compreendendo municípios como Ivotí, Novo Hamburgo, Portão, Canela, Gravataí, Feliz, Igrejinha, dentre outros. Para a análise de contigüidade de segunda ordem (Figura 3), pode-se identificar que, praticamente nos mesmos municípios sombreados da análise de primeira ordem, existe relação espacial significativa, considerando-se agora alguns municípios do noroeste sul-rio-grandense.

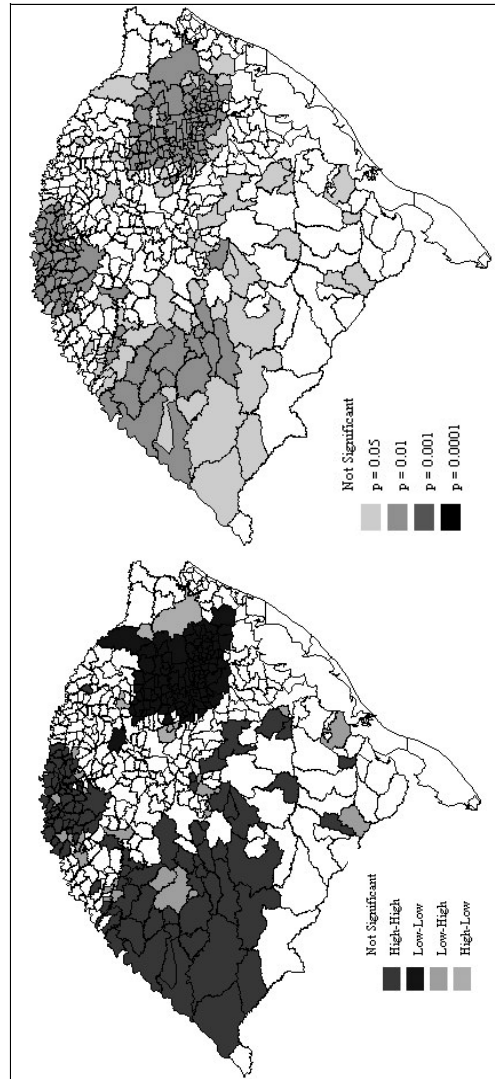
Figura 2

Análise de dependência espacial local (LISA) da pobreza dos municípios gaúchos de contigüidade de primeira ordem; mapa de “clusterização” e mapa de significância — 2000



FONTE: Sistema Nacional de Indicadores Urbanos do Ministério das Cidades.  
IBGE — mapas georreferenciados.

Figura 3  
Análise de dependência espacial local (LISA) da pobreza dos municípios gaúchos de contigüidade de segunda ordem; mapa de "clusterização" e mapa de significância — 2000



FONTE: Sistema Nacional de Indicadores Urbanos do Ministério das Cidades.  
IBGE — mapas georreferenciados.

A análise das Figuras 2 e 3 tornou nítido que, em algumas regiões do Rio Grande do Sul, existe um padrão para a configuração espacial da pobreza. Assim, a partir dessas evidências, pode-se concluir que há dependência, ou seja, autocorrelação espacial da proporção dos pobres em 2.000 municípios gaúchos, que é a variável dependente do modelo estimado. Dessa forma, justifica-se a utilização de instrumental econométrico espacial para o estudo proposto (Gráficos 2 e 3).

## 4.1 Resultados

Para se verificar, por exemplo, a magnitude da influência do acesso aos serviços públicos básicos na proporção dos pobres, pode-se partir do modelo (a), bastante simples, proposto na seção 3.3:

$$Po = \alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_4 x_4 + \beta_5 x_5 + \beta_6 x_6 + \beta_7 x_7 + \varepsilon$$

onde  $x_1$  se refere à porcentagem de pessoas que vivem em domicílios com acesso ao serviço de água encanada;  $x_2$  refere-se à porcentagem de pessoas que vivem em domicílios com acesso ao serviço de coleta de lixo;  $x_3$  refere-se à porcentagem de pessoas que vivem em domicílios com acesso ao serviço de energia elétrica;  $x_4$  refere-se a uma medida de desigualdade de renda (índice de Gini);  $x_5$  refere-se ao ano médio de estudo de pessoas acima de 25 anos de idade (como *proxy* para acesso ao serviço de educação);  $x_6$  refere-se à porcentagem da população analfabeta acima de 25 anos de idade (como *proxy* para falta de acesso ao serviço de educação);  $x_7$  refere-se à probabilidade de sobrevivência acima de 40 anos de idade<sup>18</sup> (como *proxy* para acesso ao serviço de saúde);  $\alpha$  e  $\beta_i$  são os coeficientes a serem estimados, sendo que o primeiro se refere ao intercepto, e o segundo, aos coeficientes de  $x_i$ ;  $\varepsilon$  é o erro aleatório. Contudo, ao se verificar que a proporção dos pobres ( $Po$ ) não se encontra aleatoriamente distribuída no Rio Grande do Sul, ou seja, a pobreza em cada município depende não somente de suas condições próprias, mas também da situação de seus vizinhos imediatos, os coeficientes não corresponderão à realidade, já que há omissão de uma variável importante, a localização.

<sup>18</sup> Vulnerabilidade à morte, numa idade relativamente precoce: a probabilidade de uma criança recém-nascida viver até os 40 anos, se os padrões das mortalidades específicas prevalecentes na época do nascimento permanecerem os mesmos ao longo da vida da criança.

Duas são as formas de se incorporar a dependência espacial, como já visto na seção 3.3: defasagem espacial e erro espacial. Ao se adicionar ao modelo  $\rho WIDH$ , tem-se o modelo (b) com *lag* espacial, proposto na seção 3.3. Assim, o modelo passa a ser especificado da seguinte maneira:

$$Po = \alpha + \rho Po + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_4 x_4 + \beta_5 x_5 + \beta_6 x_6 + \beta_7 x_7 + \varepsilon$$

Portanto, se  $\rho \neq 0$ , espera-se ter autocorrelação espacial. Já o modelo de dependência do erro, proposto em (c), na seção 3.3, é feito substituindo-se o componente de erro apresentado abaixo no modelo (a):

$$\varepsilon = \lambda W\varepsilon + u$$

onde  $\lambda$  é um escalar do coeficiente do erro, sendo que  $u$ , por hipótese, apresenta distribuição normal, ou seja,  $u \sim N(0, \sigma^2 I)$ . Assim, o modelo completo (c) passa a ser:

$$Po = \alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_4 x_4 + \beta_5 x_5 + \beta_6 x_6 + \beta_7 x_7 + (I - \lambda W)^{-1} + u$$

sendo que  $W$  é a matriz de contigüidade utilizada na equação (1), na estatística I-Moran. Anselin (1988) apresenta alguns testes de autocorrelação espacial dos resíduos baseada tanto na estatística I-Moran quanto na estimação por máxima verossimilhança. No modelo (c), quando  $\lambda$  é igual a 0, não há autocorrelação espacial do erro. Os três modelos foram estimados e resumidos na Tabela 2.<sup>19</sup>

<sup>19</sup> Diversos são os *softwares* estatísticos que operacionalizam variáveis espacialmente distribuídas. O GEODA é um *software* amplamente utilizado, de fácil manuseio, e que pode ser adquirido gratuitamente pelo sítio do Laboratório de Análises Espaciais da Universidade de Illinois. Câmara *et al.* (2004) apresentam uma descrição de bibliotecas e *softwares* especializados em análise espacial e de sistemas de informação geográfica, que dispõem de funções de análise espacial e sugerem ainda que interessados em tais *softwares* visitem o seguinte sítio mantido por Gregorie Dubois, que apresenta uma visão atualizada sobre as rápidas mudanças que ocorrem com o desenvolvimento dos mesmos: <<http://www.ai-geostats.org>>. Neste artigo, o *software* utilizado foi o GEODA.

Tabela 2

## Resultado das estimativas

VARIÁVEIS	MQO	SPATIAL LAG MODEL	SPATIAL ERROR MODEL
Probabilidade de sobrevivência até aos 40 anos .....	0,8407229 (1)(0,000000)	0,7979221 (1)(0,000000)	0,7039478 (1)(0,000000)
Anos médios de estudo da população acima de 25 anos	-0,03784415 (0,9395376)	-0,651045 (2)(0,0981488)	-0,8818912 (2)(0,0105506)
Taxa de analfabetismo da população acima de 25 anos	1,254639 (1)(0,000000)	0,8181489 (1)(0,000000)	1,23452 (1)(0,000000)
Índice de Gini .....	5,849647 (1)(0,000000)	3,605288 (1)(0,000000)	2,46714 (1)(0,000000)
Percentual da população cujo domicilio possui água encanada .....	-0,6504757 (1)(0,000000)	-0,3741229 (1)(0,000000)	-0,3500776 (1)(0,000000)
Percentual da população cujo domicilio possui energia elétrica .....	-0,0624564 (0,4510341)	-0,1927868 (1)(0,0033840)	-0,1753664 (1)(0,0038950)
Percentual da população cujo domicilio possui coleta de lixo .....	-0,05367786 (3)(0,0622652)	-0,04808396 (2)(0,0336706)	-0,0150624 (0,4118526)
Constante .....	0,8073567 (0,4911485)	-10,72654 (1)(0,000000)	0,1137443 (0,9227528)
$\rho$ .....	-	0,4608121 (1)(0,000000)	-
$\lambda$ .....	-	-	(1)(0,000000)
Critério de Akaike .....	3 245	3 040,46	2 934,04
R <sup>2</sup> .....	0,801355	0,874668	0,910188

FONTE: Elaboração do autor.

NOTA: 1. Variável dependente é proporção de pobres (P0) e *p*-valores entre parênteses.

2. O *spatial lag model* e o *spatial error model* foram feitos pelo método de máxima verossimilhança. Ao estimar a regressão por mínimos quadrados, obteve-se o número de condição de multicolinearidade igual a 91,78; segundo Anselin (2005), o número de condição de multicolinearidade não é um teste estatístico *per se*, mas é um diagnóstico para sugerir problemas com a estabilidade dos resultados da regressão devido à multicolinearidade; um indicador muito elevado pode indicar problemas.

(1) Estatisticamente significativo a 1%. (2) Estatisticamente significativo a 5%. (3) Estatisticamente significativo a 10%.

Uma vez identificada a presença de dependência espacial na incidência de pobreza dos municípios gaúchos, qualquer modelo econométrico estimado que utilize a pobreza como variável dependente deve considerar esse fato. Dessa forma, o modelo por MQO abaixo, que não incorporou essa dependência, não é o mais adequado. Na Tabela 2, os efeitos que capturam os efeitos de autocorrelação espacial da incidência da pobreza,  $\rho$  e  $\lambda$ , são estatisticamente significantes, indicando que ambos os modelos são adequados ao tratar a dependência espacial, contudo o *spatial lag model* parece ser o mais adequado, já que todas as variáveis são estatisticamente significantes, o que não ocorre com o *spatial error model*, embora o critério de informação de Akaike do *spatial lag* tenha sido relativamente maior. Dessa forma, os resultados a serem discutidos são os obtidos nesse modelo.

O efeito que captura a dependência espacial,  $\rho$ , mostra que o aumento da incidência da pobreza em uma unidade de um município gaúcho gera aumento, em média, de 0,46 unidade na incidência da pobreza dos municípios vizinhos a este. No nível de significância de 1%, a probabilidade de sobreviver até 40 anos de idade<sup>20</sup>, a taxa de analfabetismo da população acima de 25 anos de idade<sup>21</sup>, o índice de Gini, a porcentagem da população cujo domicílio possui acesso ao serviço de água encanada e a porcentagem da população cujo domicílio possui acesso ao serviço de energia elétrica mostram ser correlacionados com a incidência da pobreza dos municípios gaúchos. Já os anos médios de estudo da população acima de 25 anos de idade e a porcentagem da população cujo domicílio possui acesso à coleta de lixo mostram-se significativos no nível de 5%.

Devem-se mencionar os sinais das seguintes variáveis: acesso à água, acesso à energia elétrica e acesso à coleta de lixo apresentaram sinais negativos, mostrando uma correlação negativa entre essas variáveis e a variável dependente. Dessa forma, um aumento do acesso a qualquer um desses serviços deve diminuir a intensidade da pobreza municipal. Por exemplo, o aumento de uma unidade na porcentagem de pessoas que vivem em domicílios com acesso ao serviço de água encanada resultaria em uma queda da incidência da pobreza municipal na magnitude de 0,37.

Os anos médios de estudo (*proxy* para acesso ao serviço de educação) também se mostraram negativamente relacionados à incidência da pobreza,

<sup>20</sup> Vulnerabilidade à morte numa idade relativamente precoce: a probabilidade de uma criança recém-nascida viver até aos 40 anos se os padrões das mortalidades específicas prevalentes na época do nascimento permanecerem os mesmos ao longo da vida da criança. A probabilidade de sobrevivência até os 40 anos é tratada aqui como *proxy* da saúde.

<sup>21</sup> Percentual de pessoas de 25 anos ou mais de idade que não sabem ler nem escrever um bilhete simples.

indicando que um aumento no serviço de educação (ou melhor, um aumento na média de estudos da população acima de 25 anos) reduz a incidência da pobreza. Já a falta de acesso ao serviço de educação (medida pela taxa de analfabetismo da população acima de 25 anos de idade) mostra que, quanto maior for a porcentagem de analfabetos, maior será a incidência da pobreza.

A probabilidade de sobrevivência até os 40 anos (*proxy* para saúde), embora tenha sido estatisticamente significativa no nível de 1%, não apresentou o sinal esperado. Esperava-se que, à medida que a probabilidade de sobrevivência aumentasse, melhorando a saúde, a pobreza diminuísse. A probabilidade média de sobreviver até os 40 anos de idade no Rio Grande do Sul é 93,86%, e o desvio-padrão é 1,91, sugerindo que há pouca dispersão em relação à média. Assim, pode-se verificar que a probabilidade de sobrevivência até os 40 anos de idade se encontra, em média, num patamar elevado, e, possivelmente, o modelo estimado captou o fato de os municípios com pobreza elevada estarem associados com uma alta probabilidade de sobrevivência até os 40 anos de idade. Por exemplo, Redentora, o município com maior incidência da pobreza (71%) no Rio Grande do Sul, apresenta probabilidade de sobrevivência até os 40 anos relativamente elevada (88%).

## 5 Considerações finais

Este trabalho utilizou-se do mapeamento da pobreza e do instrumental econométrico espacial para fazer uma análise da incidência da pobreza nos municípios gaúchos em 2000. Verificou-se a hipótese de que há dependência espacial da incidência da pobreza no Rio Grande do Sul, no ano analisado, a partir da estatística I-Moran. Verificou-se, ainda, que existe “clusterização” tanto da miséria quanto da não-miséria no Rio Grande do Sul, fato amplamente reconhecido entre os gaúchos. Assim (para contigüidade de primeira ordem), alguns municípios da microrregião de Caxias do Sul, Guaporé, Lajeado-Estrela, Passo Fundo, Montenegro, Gramado-Canela e Porto Alegre formam a “clusterização” da não-pobreza e alguns municípios da microrregião da Campanha Ocidental, Santo Ângelo e Cerro Largo formam uma “clusterização” da miséria. Há, ainda, outra “clusterização” da pobreza, aquela formada por alguns municípios da microrregião de Carazinho, Frederico Westphalen, Ijuí, Erechim e Três Passos.

A constatação de que a pobreza está espacialmente localizada no Rio Grande do Sul merece destaque. Dessa forma, estudos econométricos que tratam a incidência da pobreza gaúcha como variável explicada devem levar em conta a influência do espaço sobre ela; caso isso não seja feito, as estimativas podem não ser confiáveis.

Pode-se, igualmente, verificar, a partir deste artigo, que, com a ajuda do mapa de pobreza apresentado na Figura 1, é possível que políticas públicas espacialmente localizadas sejam aplicadas de forma a minimizar a pobreza nessas regiões. Dentre as maneiras possíveis, tem-se, por exemplo, o aumento ao acesso a serviços públicos, como acesso à educação fundamental básica, diminuindo a taxa de analfabetismo (o que impactaria diretamente a incidência da pobreza na magnitude de 0,81). Outra forma de minimizar a pobreza está em aumentar o acesso aos serviços de água encanada, energia elétrica e coleta de lixo. Assim, pode-se verificar também válida a hipótese de que o acesso a certos serviços públicos pode ser utilizado para minimizar a pobreza.

Vale lembrar que, ao tratar a pobreza como insuficiência de renda, está-se utilizando apenas uma das dimensões que a mesma apresenta, por isso outros estudos que trabalham e mensuram a pobreza de outras formas devem ser feitos para que se possa verificar as conclusões aqui encontradas, sendo esse um projeto a ser realizado futuramente.

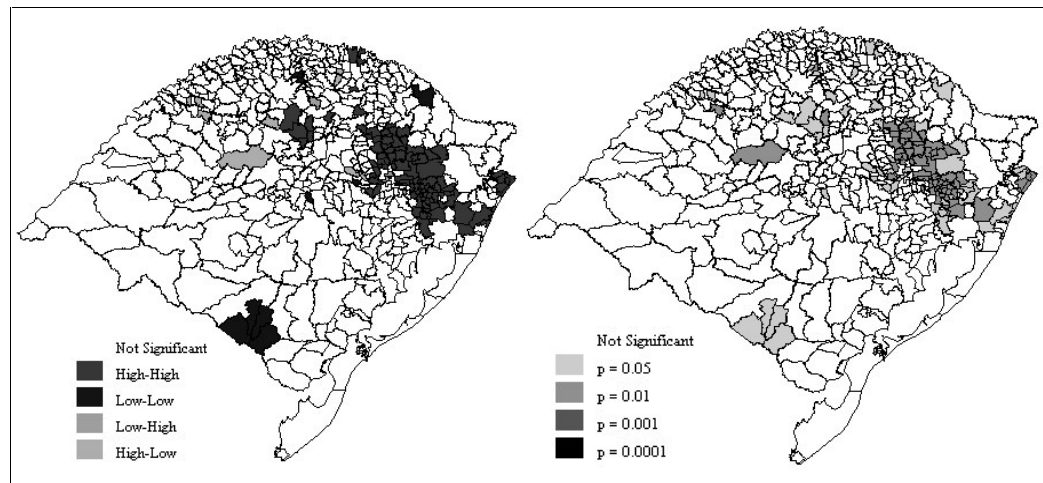
## Anexos

### Anexo 1

## Análise de dependência espacial (LISA) de acesso aos serviços públicos — 2000

Figura A .1

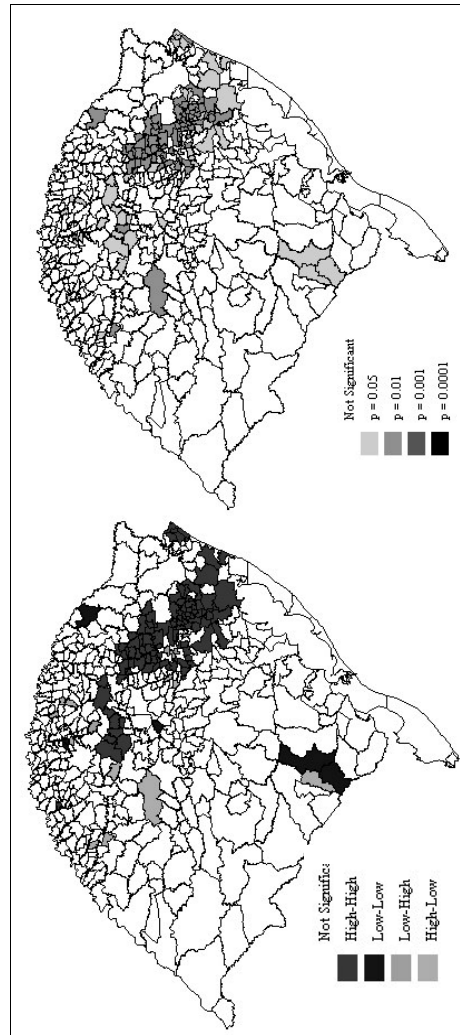
Análise de dependência espacial local (LISA) da porcentagem da população cujo domicílio possui acesso à água encanada, contigüidade de primeira ordem; mapa de “clusterização” e mapa de significância — 2000



FONTE DOS DADOS BRUTOS: Sistema Nacional de Indicadores Urbanos do Ministério das Cidades.  
IBGE — mapas georreferenciados.

Figura A.2

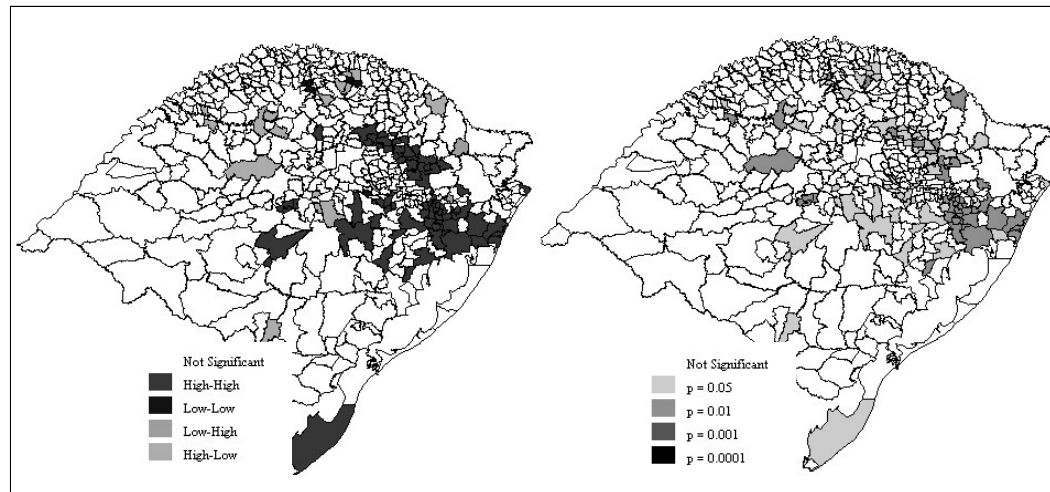
Análise de dependência espacial local (LISA) da porcentagem da população cujo domicílio possui acesso à energia elétrica, contigüidade de primeira ordem; mapa de “clusterização” e mapa de significância — 2000



FONTE DOS DADOS BRUTOS: Sistema Nacional de Indicadores Urbanos do Ministério das Cidades.  
IBGE — mapas georreferenciados.

Figura A.3

Análise de dependência espacial local (LISA) da porcentagem da população cujo domicílio possui acesso à coleta de lixo, contigüidade de primeira ordem; mapa de “clusterização” e mapa de significância — 2000



FONTE DOS DADOS BRUTOS: Sistema Nacional de Indicadores Urbanos do Ministério das Cidades.  
IBGE — mapas georreferenciados

## Anexo 2: Definição de pobreza

Nota-se que a mensuração do bem-estar e da pobreza não é tão trivial; não há um consenso de como mensurá-los, nem de quais atributos axiomáticos são de fato relevantes para um indicador “ideal” e ainda há diversas questões metodológicas relacionadas à sua definição e à forma de sua mensuração. A escolha de uma certa definição é feita com base em argumentos pragmáticos, de acordo com acesso aos dados, com decisões políticas e até mesmo de acordo com argumentos históricos, como ressaltam Hagenaars e De Vos (1988). Por isso, não existe uma definição única de pobreza, tudo dependerá da maneira que se define o bem-estar.

Como sugere Henninger (1998), a maioria dos indicadores de bem-estar e pobreza pode ser agrupada em três grandes dimensões do bem-estar: econômico, social e *enabling environment*. A dimensão econômica está calcada em duas variáveis-chave para se mensurar o bem-estar e daí definir o que é pobre. São elas: renda e consumo. O último reflete o padrão de vida dos indivíduos, ou seja, o total que é gasto no consumo de bens e serviços reflete a magnitude da utilidade derivada deste. A renda, por sua vez, pode ser utilizada como *proxy* do consumo. Os gastos de consumo usados como uma medida do padrão de vida têm sua origem na teoria do bem-estar social (*welfare theory*). O total que é gasto no consumo de tais bens reflete, portanto, a utilidade proveniente desse consumo. A escolha da cesta de consumo por domicílio baseia-se nas preferências individuais; dessa forma, como lembram Ravallion (1992) e Henninger (1998), assume-se que cada domicílio está, dessa forma, maximizando a utilidade individual de cada membro desse domicílio e, quanto maior for o consumo de bens e serviços, maior será a utilidade. Uma alternativa de mensuração do padrão de vida, como indicador direto do bem-estar, é a partir da riqueza total dos indivíduos, como demonstram Ravallion (1992) e McKinley (1997); entretanto dados sobre riqueza são raros e/ou não confiáveis.

Todas essas três formas de mensuração do padrão de vida estão ancoradas no uso de métrica monetária para estimar o fluxo de renda, o valor dos bens e serviços ou da magnitude total do patrimônio. Tudo se resume em unidades monetárias comuns, e os preços passam a desempenhar a ponderação para cada item (McKinley, 1997). A vantagem desse método é que medidas monetárias são facilmente comparáveis e solucionam o problema de se assumirem pesos arbitrários para bens e serviços e, dessa forma, permitem produzir índices de pobreza mais adequados (Henninger, 1998). Não obstante, a utilização da métrica monetária para mensuração do bem-estar e da pobreza não é inquestionável.

Primeiramente, como salienta McKinley (1997), a moeda é apenas uma maneira aproximada de se medir o valor de bens e serviços:

*Money's purpose is to facilitate exchange; it has no value in itself. Goods and services may be useful to people, but their monetary value is ascribed to them as a proxy for their use value. [...] The second problem is that goods and services are also not valuable in themselves. They are a means to human well-being: food is an input, for example, into people's nutrition. Thus, money turns out to be an indirect means to human well-being: it is useful only for purchasing the direct means to human well-being, such as food, clothing and shelter. Also part of the problem is that money does not cover some vital inputs into people's well-being, such as public goods, community resources, social relations, culture and the natural environment (McKinley, 1997, p. 02).*

Além disso, a pobreza não é um fenômeno homogêneo que pode ser mensurado adequadamente somente a partir de uma única dimensão, mesmo sabendo da importância do dinheiro para minimizá-la. O bem-estar, como já mencionado, ocorre em dimensões múltiplas, e, conseqüentemente, a falta deste, ou seja, a pobreza, deve relatar a falta de todas essas dimensões, tais quais saúde, nutrição, educação, etc. Finalmente, como relembra Henninger (1998), o uso de métricas monetárias pode ainda gerar dificuldades em capturar o verdadeiro valor monetário de bens “não comercializáveis” e “não precificáveis”, como, por exemplo, bens de consumo de subsistência, existência de capital social e capital natural, dentre outros.

Mesmo sabendo de tais fragilidades e das inúmeras questões que possam fomentar, a pobreza, neste artigo, é tratada exclusivamente como insuficiência de renda; assim, o índice de pobreza aqui utilizado é a proporção dos pobres ( $P_0$ ), sendo que, nesse caso, é o percentual de pessoas com renda domiciliar *per capita* inferior a R\$ 75,50, equivalente a meio salário mínimo vigente em agosto de 2000. Na literatura, este é conhecido como *headcount index* e pode ser obtido a partir do índice *Foster-Greer-Thorbecke* e é derivado a partir da seguinte equação:

$$P_{\alpha} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^M \left[ \frac{(z - y_i)}{z} \right]^{\alpha}$$

onde  $z$  é a linha de pobreza,  $y_i$  é a renda (ou consumo) do indivíduo  $i$  de um domicílio pobre,  $N$  é o número de pessoas da população, e  $M$  é o número de pessoas em domicílios pobres. Assim, quando  $\alpha = 0$ , tem-se o *headcount index*. Para explicação sobre esse e os demais índices de pobreza, ver Hagenaars (1987) e Ravallion (1992).

## Referências

- ANSELIN, Luc. **Spatial econometrics**. Dordrecht: Kluwer Academic, 1988.
- ANSELIN, Luc. **Spatial econometrics**, 1999. Disponível em: <[http://www.csiss.org/learning\\_resources/content/papers/baltchap.pdf](http://www.csiss.org/learning_resources/content/papers/baltchap.pdf)>. Acesso em: 10 jan. 2007.
- ANSELIN, Luc. The future of spatial analysis in the social sciences. **Geographic information sciences**, v. 5, n. 2, p. 67-76, 1999a.
- ANSELIN, Luc. GIS, spatial econometrics and social science research. **Journal of Geographical Systems**, v. 2, n. 11, p. 11-15, 2000.
- ANSELIN, Luc. Under the hood: issues in the specification and interpretation of spatial regression models. **Agricultural Economics**, v. 27, p. 247-267, 2002.
- ANSELIN, Luc. **Exploring spatial data with GeoDa: a workbook**. Center for Spatially Integrated Social Science, Urbana-Champaign, University of Illinois, 2005. Disponível em: <<https://www.geoda.uiuc.edu/pdf/geodaworkbook.pdf>>. Acesso em: 30 abr. 2007.
- ANSELIN, Luc; REY, Sergio J. Introduction to the special issue on spatial econometrics. **International Regional Science Review**, v. 20, n. 1, p. 1-7, 1997.
- ANSELIN, Luc et al. Spatial analysis of crime. In: DUFFEE, David (Ed). **Measurement and analysis of crime and justice**. Washington, D. C., U. S. Department of Justice, 2000. v. 4, p. 213-262.
- BORGES, Luciana Suckow. **Mapa da pobreza urbana de São José dos Campos — SP, 2000**. ENCONTRO NACIONAL DE ESTUDOS POPULACIONAIS, 14., Caxambu, MG, set. 2004. **Anais...** Caxambu, MG: ABEP, 2004.
- CÂMARA, Gilberto et al. Análise espacial e geoprocessamento. In: DRUCK, S. et al. (Ed.). **Análise espacial de dados geográficos**. Brasília: EMBRAPA, 2004.
- CÂMARA, Gilberto et al. Análise espacial de áreas. In: DRUCK, S. et al. (Ed.). **Análise espacial de dados geográficos**. Brasília: EMBRAPA, 2004a.
- CÂMARA, Gilberto et al. Mapping social exclusion/inclusion in developing countries: social dynamics of São Paulo in the 1990's. In: JONELLE, D.; GOODCHILD, M. (Ed.). **Spatially-enabled social science: examples in best practice**, chap. 11, p. 223-237. New York: Oxford University, 2004b. cap.11, p. 223-237.

CHASCO, Coro. **Econometría espacial aplicada a la predicción-extrapolación de datos microterritoriales**. Madrid: Consejería de Economía e Innovación Tecnológica, 2003.

CUNHA, Maria Beatriz Assunção Mendes. **Mapas de pobreza: avaliação da metodologia e de sua aplicação para retratar a pobreza no Rio Grande do Norte**. Rio de Janeiro, 2006. Dissertação (Mestrado) — Escola Nacional de Ciências Estatísticas (ENCE), Rio de Janeiro, 2006.

DAVIS, Benjamin. **Is it possible to avoid a lemon? Reflections on choosing a poverty mapping method**. (s. l.): Food Policy and Applied Nutrition Program, 2002. (Discussion paper, n. 08).

DAVIS, Benjamin. **Choosing a method for poverty mapping**. Rome: FAO, 2003.

DEICHMANN, Uwe. **Geographic aspects of inequality and poverty**, 1999. Disponível em: <<http://www.worldbank.org/poverty/inequal/index.htm>>. Acesso em: 21 dez. 2006.

GAUCI, Adrian. **Spatial maps: targeting and mapping poverty**. (s. l.): United Nations Economic Commission for Africa, 2005. (Working paper).

GENOVEZ, Patrícia Carneiro. **Território e desigualdade: análise espacial intra-urbana no estudo da dinâmica de exclusão/inclusão social no espaço urbano de São José dos Campos**. Dissertação (Mestrado) — Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), São José dos Campos, 2002.

GOODCHILD, Michael F. et al. Toward spatially integrated social science. **International Regional Science Review**, v. 23, n. 2, p. 139-159, Apr. 2000.

HAGENAARS, Aldi. A class of poverty indices. **International Economic Review**, v. 28, n. 3, p. 583-607, Oct. 1987.

HAGENAARS, Aldi; DE VOS, Klaas. The definition and measurement of poverty. **The Journal of Human Resources**, v. 23, n. 2, p. 211-221, Spring, 1988.

HENNINGER, Norbert. **Mapping and geographic analysis of human welfare and poverty: review and assessment**. Washington, D. C.: World Resources Institute, 1998.

HENNINGER, Norbert; SNEL, Mathilde. **Where are the poor? Experiences with the development and use of poverty maps**. Washington, D. C.: World Resources Institute, 2002.

HENTSCHL, Jesko et al. **Combining census and survey data to study spatial dimensions of poverty**. Washington: The World Bank, Policy Research, 1998. (Working paper, 1928).

HOFFMANN, Rodolfo. **Distribuição de renda**: medidas de desigualdade e pobreza. São Paulo: EDUSP, 1999.

LESAGE, James P. **Spatial econometrics**, 1998. Disponível em: <<http://www.spatial-econometrics.com/html/wbook.pdf>>. Acesso em: 10 jan. 2007.

LIBERATO, Vânia Cristina. Linhas de indigência e pobreza para Belo Horizonte, RMBH e colar metropolitano. In: LEMOS, M. B. et al. (Coord.). **Projeto Belo Horizonte no século XXI**. Belo Horizonte: CEDEPLAR, 2004. Disponível em: <[http://www.cedeplar.ufmg.br/pesquisas/projeto\\_pbh\\_sec.\\_xxi.php](http://www.cedeplar.ufmg.br/pesquisas/projeto_pbh_sec._xxi.php)>. Acesso em: 27 jan. 2007.

McKINLEY, Terry. Beyond the line: implementing complementary methods of poverty measurement. In: DESSALLIEN, Renata Lok (Ed.). **Technical support document, poverty reduction, module 3 — poverty measurement: behind and beyond the poverty line**. (s. l.): UNDP, 1997.

OLIVEIRA, Cristiano Aguiar de. **Uma análise espacial dos impactos do crescimento econômico e da concentração de renda na pobreza dos municípios nordestinos na década de noventa**. XI ENCONTRO REGIONAL DE ECONOMIA, 11., Fortaleza, 2006. **Anais...** Fortaleza: ANPEC Nordeste, 2006.

PAELINCK, Jean H.P. Spatial econometrics: history, state-of-the-art and challenges ahead. WORKSHOP ON SPATIAL ECONOMETRICS, 2005. Kiel: Institute for World Economics, 2005. Disponível em: <<http://www.uni-kiel.de/ifw/konfer/spatial/paelinck.pdf>>. Acesso em: 18 mar. 2007.

PETRUCCI, Alessandra; SALVATI, Nicola; SEGHIERI, Chiara. **The application of a spatial regression model to the analysis and mapping of poverty**. Rome: FAO, 2003. (Environment and natural resources series, n. 07).

PORTO ALEGRE. Prefeitura Municipal. **Mapa da inclusão e exclusão social de Porto Alegre**. Porto Alegre: PMPA, Secretaria do Planejamento Municipal, 2004. Disponível em: <[http://lproweb.procempa.com.br/pmpa/prefpoa/observatorio/usu\\_doc/](http://lproweb.procempa.com.br/pmpa/prefpoa/observatorio/usu_doc/)>. Acesso em: 27 jan. 2007.

RAVALLION, Martin. **Poverty comparisons**: a guide to concepts and methods. Washington, D. C.: World Bank, 1992. (Working paper, n. 88).

RAVALLION, Martin. Measuring social welfare with and without poverty lines. **The American Economic Review**, v. 84, n. 2, 1994. (Papers and Proceedings of the hundred and sixth annual meeting of the American Economic Association).

RAVALLION, Martin. **Issues in measuring and modeling poverty**. Washington, D.C.: World Bank, Policy Research, 1996. (Working paper, n.1615).

ROMERO, Julio A. Racchuni. **Análise especial da pobreza municipal do estado de Minas Gerais — 1991-2000**. ENCONTRO NACIONAL DE ESTUDOS POPULACIONAIS, 14., Caxambu: ABEP, 2006. **Anais...** Caxambu: ABEP, 2006.

VAYÁ, Esther Valcarce; MORENO, Rosina Serrano. **La utilidad de la econometría espacial en el ámbito de la ciencia regional**. Madrid: Fundación de Estudios de Economía Aplicada, 2000. (Documento de trabajo, 13).