

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
FACULDADE DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA**

TULIO CHIARINI

**A POBREZA NO ESPAÇO:
UMA APLICAÇÃO PARA O RIO GRANDE DO SUL, 2000.**

**Porto Alegre
2008**

TULIO CHIARINI

**A POBREZA NO ESPAÇO:
UMA APLICAÇÃO PARA O RIO GRANDE DO SUL, 2000.**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Economia da Faculdade de Ciências Econômicas da UFRGS, como quesito parcial para obtenção do título de Mestre em Economia.

Orientador: Prof. Dr. Sabino Pôrto Júnior

Porto Alegre

2008

DADOS INTERNACIONAIS DE CATALOGAÇÃO NA PUBLICAÇÃO (CIP)
Responsável: Biblioteca Gládis W. do Amaral, Faculdade de Ciências Econômicas da
UFRGS

F224p

Chiarini, Tulio

A pobreza no espaço : uma aplicação para o Rio Grande do Sul, 2000 /
Túlio Chiarini. – Porto Alegre, 2008.
000 f. : il.

Orientador: Sabino Pôrto Júnior.

Dissertação (Mestrado em Economia) - Universidade Federal do Rio
Grande do Sul, Faculdade de Ciências Econômicas, Programa de Pós-
Graduação em Economia, Porto Alegre, 2008.

1. Pobreza : Distribuição espacial da população: Rio Grande do Sul. 2.
Pobreza : Mapa : Rio Grande do Sul. 3. Pobreza : Análise econométrica. I.
Porto Júnior, Sabino da Silva. II. Universidade Federal do Rio Grande do
Sul. Faculdade de Ciências Econômicas. Programa de Pós-Graduação em
Economia. III. Título.

CDU 330.564

TULIO CHIARINI

**A POBREZA NO ESPAÇO:
UMA APLICAÇÃO PARA O RIO GRANDE DO SUL, 2000.**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Economia da Faculdade de Ciências Econômicas da UFRGS, como quesito parcial para obtenção do título de Mestre em Economia.

Aprovada em: Porto Alegre, 12 de maio de 2008.

Prof. Dr. Sabino Pôrto Júnior - orientador
Universidade Federal do Rio Grande do Sul – PPGE/UFRGS

Prof. Dr. Cássio Frederico Camargo Rolim
Universidade Federal do Paraná – UFPR

Prof^a. Dr^a. Izete Pengo Bagolin
Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul – PPGE/PUC-RS

Prof^a. Dr^a. Ana Maria Camilo Hermeto
Universidade Federal de Minas Gerais – CEDEPLAR/UFMG

Aos meus pais, Luiz e Marília.

AGRADECIMENTOS

A lista de agradecimentos é sempre complicada de ser feita, já que se corre o risco de não mencionar pessoas e instituições que foram fundamentais para a conclusão desse trabalho, tanto de forma direta quanto de forma indireta. Primeiramente agradeço à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior do Ministério da Educação e Cultura (CAPES/MEC) por dispor de bolsas de pós-graduação viabilizando a concretização dessa pesquisa.

Ao Programa de Pós-graduação em Economia da Universidade Federal do Rio Grande do Sul (PPGE/UFRG) pelo corpo docente, sobretudo aos professores Flávio Comim, Marcilene Aparecida Martins, Sérgio Marley Modesto Monteiro e Eduardo Pontual Ribeiro por compartilharem suas visões do *mundus economicus*. Além disso, reconhecimento deve ser dado ao trabalho de Iara Machado, Maria de Lourdes da Fonseca e Cláudia Gomes por darem suporte ao PPGE/UFRGS.

À Prefeitura de Porto Alegre, mais especificamente, à Secretaria de Planejamento Municipal por disponibilizar a base cartográfica da capital gaúcha.

A todos meus colegas de Mestrado e Doutorado em Economia do Desenvolvimento e de Economia Aplicada, pela união, companheirismo e força de vontade nesta etapa de nossas vidas. Especial agradecimento a Mari Hauer, Ninoviski, Silvia, Marcinha, Jub's, Catarina, Lorena, Maurício, Ana, Paula, Audrei, Tanara e aos meus colegas da turma de Mestrado em Economia do Desenvolvimento 2006-2008: Henrique, Breno, Bernardo, Clarissa, Rodrigo, Marcelo e Esmeralda, com os quais compartilhei momentos de felicidades e angústias no decorrer do curso e aos grandes amigos Admir e Carla. Especial agradecimento a Andreza, que mesmo estando fisicamente distante esteve presente na elaboração e execução dessa pesquisa.

À Cristina Guimarães, do Cedeplar/UFMG, pela leitura cuidadosa dessa dissertação e pelas valiosas sugestões. Ao prof. Dr. Sérgio Marley Modesto Monteiro, do PPGE/UFRGS, pelas ponderações feitas ainda na elaboração inicial dessa pesquisa e ao prof. Dr. Sabino Pôrto Junior, do PPGE/UFRGS, pelas considerações feitas da primeira versão desse trabalho. Ao prof. Dr. Cássio Frederico Camargo Rolim da UFPR, à Prof^a. Dr^a. Izete Pengo Bagolin da PUC-RS e à Prof^a. Dr^a. Ana Maria Camilo Hermeto do Cedeplar/UFMG

pelas considerações feitas na defesa dessa dissertação e pelas importantes sugestões para o aprimoramento e compilação dessa última versão. Contudo, qualquer erro que ainda persistir é de inteira responsabilidade minha.

A paciência e amizade de André, Tiago e Rodrigo, os quais fizeram a vida em uma república gaúcha ser inesquecível e tornaram o curso de mestrado mais alegre e divertido. A minha família e amigos de Minas Gerais por me suportarem no momento de desenvolvimento e elaboração da dissertação.

*Poverty is a great enemy to human happiness;
it certainly destroys liberty, and it makes some virtues impracticable,
and others extremely difficult.*

Samuel Johnson.

*The quest to eliminate poverty is one of the greatest human
endeavors of our time. Never before has humankind had the
economic resources and technological tools to end human
deprivation. We do now.*

Jonathan Lash e Svein Tveitdal,
do WRI e UNEP, respectivamente.

*Eu só quero é ser feliz
andar tranqüilamente na favela onde eu nasci
e poder me orgulhar e ter a consciência que o
pobre tem o seu lugar.*

Anônimo.

*Ó mundo tão desigual,
tudo é tão desigual,
de um lado esse carnaval,
de outro a fome total(...).*

Gilberto Gil.

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 a pobreza distribuída de forma heterogênea por todo o território gaúcho (medida pela proporção de pobres – PP – e pelo índice de pobreza humana municipal – IPH-M), o que é corroborado a partir dos mapas de pobreza apresentados. A hipótese de que há aglomeração ('clusterização') da pobreza e não-pobreza no Rio Grande do Sul é confirmada para os dados fornecidos pelo IPEAdata para o ano 2000. Para tanto se buscou apresentar as definições de pobreza e as formas mais usadas para a sua mensuração e as dificuldades e os benefícios do mapeamento da pobreza, chamando a devida atenção ao fato que as dimensões e características da pobreza se manifestam de forma diferente quando o espaço é considerado.

Palavras-chave: Pobreza espacial, Mapas de pobreza do Rio Grande do Sul, Índice de Pobreza Humana, Proporção de Pobres, Análise espacial.

Jel code: I32, I39, R00

ABSTRACT

There has been a lot of debate about 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. Rio Grande do Sul State has its poverty (measured by the headcount index and by the human poverty index) distributed in a heterogeneous way throughout the 'gaucho' territory, what is corroborated by the presented maps of poverty displayed in this study. The hypotheses that there is a cluster of poverty and non-poverty in Rio Grande do Sul is confirmed when using the data supplied by IPEA data for the year 2000. The confirmation was possible thanks to the use of spatial econometrics tools. To achieve this goal we presented the definitions of poverty and the most used ways to measure it and also the difficulties and the benefits of poverty mapping, giving proper attention to the fact that the dimensions and the characteristics of poverty occur in a different way when space is considered.

Key-words: Spatial poverty, Rio Grande do Sul poverty maps, Human poverty index, Headcount index, spatial analysis

Jel code: I32, I39, R00

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 - Indicadores de bem-estar humano e pobreza	19
TABELA 2 - Dimensões do IDH e IPH.....	35
TABELA 3 - Região central de Porto Alegre	54
TABELA 4 - Proporção de pobres nas regiões brasileiras e nos estados do sul, 2000	75
TABELA 5 - Resultados do teste de autocorrelação espacial (estatística I-Moran) municipal da proporção de pobres, para Matriz de Contigüidade, Rio Grande do Sul, 2000.....	79
TABELA 6 - Resultados do teste de autocorrelação espacial (estatística I-Moran) municipal da proporção de pobres, para Matriz de Distância, Rio Grande do Sul, 2000	79
TABELA 7 - Resultados do teste de autocorrelação espacial (estatística I-Moran) municipal do IPH-M, para Matriz de Contigüidade, Rio Grande do Sul, 2000	85
TABELA 8 - Resultados do teste de autocorrelação espacial (estatística I-Moran) municipal do IPH-M, para Matriz de Distância, Rio Grande do Sul, 2000	85
TABELA 9 - Estatísticas descritivas do IPH-M e do índice PP.....	87
TABELA 10 - Estatísticas descritivas das variáveis que compõem o IPH-M.....	89
TABELA 11 - Pobreza por meso e microrregião gaúchas, 2000	91
TABELA 12 - Ordenação das mesoregiões gaúchas pelo IPH-M e índice PP, 2000.....	92
TABELA 13 - Ordenação das microrregiões gaúchas pelo IPH-M e índice PP, 2000.....	93
TABELA 14 - Ordenação dos dez municípios gaúchos mais bem colocados pelo IPH-M e índice PP, 2000.....	94
TABELA 15 - Ordenação dos dez municípios gaúchos com pior colocação pelo IPH-M e índice PP, 2000.....	95
TABELA 16 - Resultados do teste de autocorrelação espacial Bivariada (estatística I-Moran), para Matriz de Contigüidade, Rio Grande do Sul, 2000.....	97
TABELA 17 - Aglomeração da pobreza alto-alto, de acordo com índice utilizado	101
TABELA 18 - Resultado das estimativas	103

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 – Exemplos de definição de contigüidade.....	51
FIGURA 2 – Exemplo de Contigüidade de segunda ordem.	52
FIGURA 3 – Mapa da cidade de Porto Alegre dividido por região, exemplo de contigüidade.	54
FIGURA 4 – Representação das categorias de associação espacial.....	60
FIGURA 5 – Representação dos tipos de similaridade ou dissimilaridade espacial em um esquema reticulado.	61
FIGURA 6 – Pobreza por município gaúcho, índice PP, 2000.	76
FIGURA 7 – Centróides dos municípios gaúchos e esquema reticular para análise espacial.	77
FIGURA 8 – Gráfico de dispersão de Moran univariado para verificar a autocorrelação espacial da pobreza dos municípios gaúchos, em 2000, com contigüidade de primeira e segunda ordem, respectivamente.	78
FIGURA 9 – Correlograma I-Moran	79
FIGURA 10 – Análise de dependência espacial local (LISA) da pobreza dos municípios gaúchos de contigüidade de primeira ordem, 2000. Mapa de aglomeração e mapa de significância.....	80
FIGURA 11 – Análise de dependência espacial local (LISA) da pobreza dos municípios gaúchos de contigüidade de segunda ordem, 2000. Mapa de aglomeração e mapa de significância.....	81
FIGURA 12 – Pobreza por município gaúcho, IPH-M, 2000.....	83
FIGURA 13 – Gráfico de dispersão de Moran para verificar a autocorrelação espacial do IPH- M, em 2000, com contigüidade de primeira e segunda ordem, respectivamente.....	84
FIGURA 14 – Análise de dependência espacial local (LISA) do IPH-M de contigüidade de primeira ordem, 2000. Mapa de aglomeração e mapa de significância.....	86
FIGURA 15 – Análise de dependência espacial local (LISA) do IPH-M de contigüidade de segunda ordem, 2000. Mapa de aglomeração e mapa de significância.	86
FIGURA 16 – Histograma da classe de IPH-M e da classe do índice PP.	87
FIGURA 17 – Rio Grande do Sul dividido por Mesorregião do IBGE.....	90

FIGURA 18 – Rio Grande do Sul dividido por Microrregião do IBGE.....	90
FIGURA 19 – Gráfico de dispersão de Moran para verificar a autocorrelação espacial do índice PP e a defasagem espacial do IPH-M e do IPH-M e a defasagem espacial do índice PP em 2000, com contigüidade de primeira.	97
FIGURA 20 – Análise de dependência espacial local (LISA) multivariada entre o índice PP e a defasagem espacial do IPH-M, contigüidade de primeira ordem.	99
FIGURA 21 – Análise de dependência espacial local (LISA) multivariada entre o IPH-M a defasagem espacial do índice PP, contigüidade de primeira ordem.	99
FIGURA 22 – Processo de decisão para seleção do modelo de regressão espacial.....	121
FIGURA 23 – Gráficos de dispersão de Moran para verificar a autocorrelação espacial do índice PP dos municípios gaúchos, em 2000, levando em conta a <i>queen</i> contiguity em diversas ordens de contigüidade.	122
FIGURA 24 – Gráficos de dispersão de Moran para verificar a autocorrelação espacial do índice PP dos municípios gaúchos, em 2000, levando em conta a <i>rook</i> contiguity em diversas ordens de contigüidade.....	123
FIGURA 25 – Gráficos de dispersão de Moran para verificar a autocorrelação espacial do IPH-M dos municípios gaúchos, em 2000, levando em conta a <i>queen</i> contiguity em diversas ordens de contigüidade.....	124
FIGURA 26 – Gráficos de dispersão de Moran para verificar a autocorrelação espacial do IPH-M dos municípios gaúchos, em 2000, levando em conta a <i>rook</i> contiguity em diversas ordens de contigüidade.....	125

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
2	POBREZA: EM BUSCA DE UMA DEFINIÇÃO IDEAL	17
2.0.1	Dimensão econômica.....	20
2.0.2	Dimensão social	24
2.0.3	Ambiente habilitante	26
2.2	Combinando medidas de bem-estar	28
2.2.1	Medida da Pobreza das Capacitações.....	31
2.2.2	Índice de Pobreza Humana	33
3	MAPEANDO A POBREZA	37
3.1	Elaboração de um mapa de pobreza: suas dificuldades e seus benefícios.....	38
3.2	Método de estimação em pequenas áreas	41
3.3	Método econométrico espacial.....	46
3.3.1	Dependência espacial (autocorrelação espacial).....	47
3.3.1.1	Exemplo de matriz de contigüidade.	53
3.3.1.2	Estatística I-Moran Global.....	57
3.3.1.3	Estatística c-Geary.....	61
3.3.1.4	LISA : I-Moran Local.....	62
3.3.2	Heterogeneidade espacial (estrutura espacial)	64
3.4	Onde estão os pobres no mapa: revisão da literatura internacional.	65
3.5	Os pobres no mapa no Brasil	71
3.6	Considerações parciais	73
4	MÉTODO ESPACIAL APLICADO A POBREZA GAÚCHA	74
4.1	Pobreza gaúcha como sinônimo de insuficiência de renda: análise univariada.....	74
4.1.1	Indicador local de associação espacial da proporção de pobres	80
4.2	Pobreza gaúcha como sinônimo de privação do desenvolvimento humano: análise univariada.....	82
4.2.1	Indicador local de associação espacial do IPH-M.....	85
4.3	Comparação de resultados	86
4.4	Análise multivariada.....	95
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	105
	REFERÊNCIAS	109
	APÊNDICE A – Modelo espacial autoregressivo.....	118
	APÊNDICE B – Gráficos de dispersão de Moran.....	122

1 INTRODUÇÃO

A pobreza é um fenômeno complexo e multidimensional e, portanto, a sua análise não deve levar em consideração somente aspectos econômicos, e por conseqüência, não deve ser baseada apenas na análise da dimensão renda, outros itens que contemplam a sua multidimensionalidade devem ser avaliados e considerados para se obter um melhor entendimento da pobreza e de suas causas. Assim, tendo em vista esse propósito, o espaço deixou de ser um aspecto figurante ou menor, uma vez que as dimensões e características da pobreza se manifestam de forma diferente no espaço dentro de uma mesma cidade ou país. Dessa forma, ao identificar pobre como sinônimo de carência de bem-estar, deve-se ter em mente que a carência apresenta uma localização variada e complexa e é exatamente o fato de ser possível mapeá-la que torna mister a inclusão do espaço em análises socioeconômicas e em estudos sobre a pobreza.

Esse estudo tem como objetivo central mapear a pobreza, por intermédio do mapeamento das suas dimensões e do seu relacionamento com outras características espaciais. Dessa forma, uma revisão da literatura empírica e conceitual sobre a avaliação e o próprio entendimento da pobreza é fundamental para a análise empírica feita para o Estado do Rio Grande do Sul. Mapeá-la ajudará a testar a hipótese de que as dimensões e características da pobreza se manifestam de forma diferente no espaço estudado.

Assim sendo, esse trabalho está dividido em três capítulos além dessa introdução e das considerações finais. O capítulo dois apresenta o debate sobre a definição da pobreza a partir de suas dimensões econômica, social e ambiente habilitante (*enabling environment*), com a finalidade de mostrar as dificuldades de um consenso em relação ao que é ser pobre e sobre as diversas formas de mensurar e quantificar a pobreza.

Já o capítulo três trata de apresentar as dificuldades e os benefícios do mapeamento da pobreza, oferecendo duas formas freqüentemente utilizadas pela literatura: método de estimação em pequenas áreas (conhecido internacionalmente por *small area estimation*) e o método econométrico espacial. Ainda no capítulo três são apresentados os principais trabalhos realizados recentemente que mapearam a distribuição espacial do pobre em diferentes países e regiões. O objetivo daquele capítulo é mostrar que a utilização de mapas tem sido importante não somente em prover figuras elucidativas mostrando onde os

pobres estão, mas também, servir como instrumento para a formulação de políticas públicas no combate e erradicação da miséria e pobreza. Ficará evidenciado que a elaboração de um mapa de pobreza não é simples. Primeiramente, pois lida com definições nem sempre objetivas de bem-estar social para daí definir o que é pobreza. Além disso, a escolha do grau de agregação do mapa também pode alterar a configuração do mesmo. Cautela deve ser tomada ao construí-los, especialmente se forem distribuídos com indicações normativas a formuladores de políticas públicas que podem não dispor de conhecimento a fundo de tais temas.

Dessa forma, a partir da localização do pobre, seja qual for a definição e o índice de pobreza utilizados, juntamente com estatísticas que possam proporcionar a verificação de padrões de distribuição da pobreza no espaço, é possível identificar agrupamentos (*clusters*) de ‘pobreza’ e ‘não-pobreza’ ou, contrariamente, se ela simplesmente não se correlaciona com seus vizinhos próximos. Dentre as estatísticas comumente utilizadas, serão apresentados o I-Moran Global univariado cuja função é fornecer um valor como medida de associação espacial para todo o conjunto de dados e o Indicador de Associação Local o qual quantifica a ‘força’ da similaridade ou dissimilaridade espacial das regiões vizinhas.

Finalmente, o quarto capítulo (Método espacial aplicado à pobreza gaúcha) busca apresentar um exemplo de como é a pobreza no espaço e como a defasagem (*lag*) espacial pode influenciá-la. Assim, secundariamente, apresenta-se dois mapas de pobreza para o Rio Grande do Sul a partir de duas definições diversas de pobreza: uma como sinônimo de insuficiência de renda e outra como sinônimo de privação do desenvolvimento humano. A construção é possível a partir dos dados disponibilizados pelo IPEAdata que servirão para a elaboração de dois indicadores, índice de proporção de pobres, também conhecido por *headcount index* (nesse trabalho abreviada como PP) e o índice de pobreza humana municipal (abreviado como IPH-M). A partir disso, fica comprovado que o desenho de cada mapa depende da definição de pobreza. Além disso, testa-se a hipótese de se a pobreza no Rio Grande do Sul apresenta algum padrão de distribuição, a partir de uma aplicação técnica proporcionada pelo instrumental econométrico espacial, sem se preocupar em apresentar relações de causalidades da pobreza nesse estado, mesmo sabendo que essas relações podem ser fundamentais para a eficácia de políticas públicas.

2 POBREZA: EM BUSCA DE UMA DEFINIÇÃO IDEAL

Antes de se falar em geografia dos pobres é preciso encontrar formas de mensurar a pobreza e defini-la, afinal seu mapeamento é mais do que um exercício cartográfico. Por isso, três pontos-chaves devem ser mencionados: como se deve dar a estimação do bem-estar individual [*well-being*¹]; qual o nível mínimo de bem-estar em que uma pessoa é considerada não-pobre; e como se pode agregar indicadores de bem-estar individual em uma medida de pobreza social (HAGENAARS; DE VOS, 1988; RAVALLION, 1992).

De acordo com Ravallion (1992), os dois primeiros pontos mencionados se referem ao problema de identificação, ou seja, identificar os indivíduos pobres e constatar quão pobre estes são. Já o último ponto trata do problema de agregação. Ravallion (1992) lembra que a literatura sobre pobreza e desigualdade nos últimos anos se preocupou a maior parte das vezes com o problema de agregação, deixando em segundo plano a questão de identificação, entretanto, existe uma série de obstáculos relacionados à agregação que não deve ser negligenciada, como será visto adiante. Não se pode, pois, confundir definição e mensuração, como sugere Lister (2004).

Esse capítulo tem como objetivo mostrar as dificuldades de um consenso em relação ao que é ser pobre e das *n* maneiras de mensurar a pobreza. Por essa razão, apresentam-se três dimensões do bem-estar humano e os principais indicadores comumente utilizados na literatura, além de dispor de uma bibliografia a qual ainda não apresenta sinais de esgotamento.

Depois de apresentar essas três dimensões, discute-se a maneira com que se pode combinar medidas de bem-estar para se ter um indicador multidimensional, proporcionando um panorama geral de dois indicadores utilizados com certa frequência em estudos sobre bem-estar e pobreza, o índice de pobreza humana (*human poverty index*) e a medida de pobreza de capacidades (*capability poverty measure*).

A mensuração do bem-estar pode ser feita por um sem-número de maneiras. Esses modos engendram uma série de posturas normativas e ideológicas e levantam, sobremaneira,

¹ De acordo com White e Pettit (2004), *well* indica que há uma preocupação com valores e avaliações, enquanto que *being* sugere a importância em termos de segurança econômica, saúde física e também de estado de espírito e relações sociais.

diversas questões técnicas a respeito da mensuração da pobreza², já que há uma diversidade de julgamentos que afetam todos os aspectos de sua mensuração. Basicamente, como afirma Ravallion (1992), os diferentes métodos se distinguem em termos da importância dada ao próprio julgamento do indivíduo acerca do seu bem-estar e em termos da importância dada à idéia de ‘padrão de vida’ *versus* conceitos como ‘direitos’, ‘liberdade’ e ‘oportunidades reais’, ou seja, conceitos mais materialistas contra os menos tangíveis. Dessa forma, é possível mensurar tanto o próprio bem-estar quanto o ‘insumo’ do bem-estar, o que quer dizer que o consumo de alimentos, a renda e o uso de serviço de saúde podem ser usados como indicadores dos meios para se ter bem-estar. Agora, o estado nutricional, a expectativa de vida, o analfabetismo, a segurança e a liberdade são exemplos do próprio bem-estar.

Nota-se que a mensuração do bem-estar não é tão trivial, não há um consenso de como mensurá-lo³, 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. Os métodos de sua mensuração, grosso modo, podem ser diferenciados a partir de abordagens welfaristas (do inglês *welfarist approach* cuja tradução será feita literalmente) e não-welfaristas. Segundo Sen (2006, p. 56), “‘welfarismo’ é a concepção de que as únicas coisas de valor intrínseco para o cálculo ético e a avaliação dos estados são as utilidades individuais”. Sen (1979; 2001; 2006) faz uma análise sobre ambas as abordagens de forma bem minuciosa. Problemas axiomáticos têm também dado fôlego a pesquisadores sobre as falhas de indicadores que mensuram a pobreza, Hagenaars (1987) e Zheng (1997) fazem uma análise da evolução axiomática acerca da pobreza, considerando a qualidade de cada axioma e revisam as formas usadas na literatura para mensurar a pobreza, avaliando as inter-relações entre eles e examinando as propriedades de cada um.

A escolha de certa definição é feita com base em argumentos pragmáticos, de acordo com acesso a 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 depende da maneira como se define bem-estar. É possível, no entanto, assegurar que há um consenso que a redução da pobreza e sua erradicação são essenciais e que tanto o bem-estar quanto a pobreza são multidimensionais e por essa razão, indicadores

² Para maiores informações sobre o conceito de pobreza em uma perspectiva histórica, ver Townsend (2006).

³ Rocha (1998a, p. 06) afirma que “*it has been extensively discussed and well documented in the literature that a) there are no objective standards of measurement; b) that the different measures have shortcomings, both theoretical and empirical; c) and that the choice of one measure instead of another may lead to quite different results*”.

que lançam mão unicamente da renda como foco de análise são incompletos, uma vez que muitos fatores interferem na identificação da mesma.

TABELA 1
Indicadores de bem-estar humano e pobreza

Dimensão	Componentes	Exemplos de indicadores
Econômica (medidas monetárias)	consumo corrente, renda e riqueza	número de pessoas abaixo da linha da pobreza
		proporção de pobres ^a (<i>headcount index</i>)
Social	nutrição	hiato da pobreza ^b (<i>poverty gap index</i> ou <i>depth of poverty</i>)
		incidência da pobreza ^c (<i>Foster-Greer-Thorbecke index</i>)
	saneamento e água	<i>severity of poverty</i> ^d (<i>squared poverty gap</i>)
		<i>asset index</i> ^e
	energia	ingestão calórica
		medidas antropométricas
	saúde	acesso a saneamento adequado
		acesso à água potável
	educação	acesso a fornecimento adequado de energia
		acesso à eletricidade
Ambiente habitante	acesso aos meios de produção	acesso a serviços básicos de saúde
		acesso a planejamento familiar
		nascimentos assistidos por pessoal especializado
	vulnerabilidade	taxa de matrícula do ensino fundamental
		taxa de alfabetização
		participação limitada ou nenhuma em tomadas de decisão
áreas periféricas	capital social limitado ou nenhum	
	acesso limitado ou nenhum acesso a recursos produtivos	
	acesso limitado ou nenhum acesso a empregos	
áreas periféricas	acesso limitado ou nenhum acesso à terra	
	acesso limitado ou nenhum acesso ao crédito	
	acesso limitado ou nenhum acesso à tecnologia	
áreas periféricas	acesso limitado ou nenhum acesso à informação	
	freqüência de ameaças naturais (secas, inundações)	
	insegurança (crimes, intimidações, violência doméstica)	
áreas periféricas	doenças, ferimentos, envelhecimento	
	acesso limitado a mercados	
áreas periféricas	acesso limitado à infra-estrutura	
	acesso limitado a transportes públicos	

Fonte: Baseado em Henninger (1998, p.11) e Deichmann (1999 p. 02).

Nota: ^a O índice de PP (também conhecido como incidência da pobreza) descreve a porcentagem da população como sendo pobre; segundo Sen (2001, p. 165) essa medida convencional “define o índice de pobreza como a proporção do total da população que resulta estar abaixo da linha de pobreza (que dizer, a fração da população identificada como pobre)” maior explicação está disponível na nota de rodapé de número quatro. ^b O hiato da pobreza mede a quantidade de renda necessária para deslocar todos os indivíduos pobres até a linha de pobreza, ou seja, “a renda extra mínima que seria suficiente para eliminar a pobreza” (SEN, 2001, p. 166). ^c O índice *Foster-Greer-Thorbecke* é obtido 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 o número de pessoas em domicílios pobres. ^d O *severity poverty index* é calculado quando o α do índice *Foster-Greer-Thorbecke* for igual a dois. ^e O *asset index* é utilizado como *proxy* para se mensurar o bem-estar e leva em consideração patrimônios como carros, refrigeradores ou televisores e também características do domicílio. Para explicação sobre o hiato da pobreza, o índice de incidência da pobreza (*Foster-Greer-Thorbecke*) e outros indicadores, ver Hagenaars (1987), Ravallion (1992), Hoffman (1999) e Domínguez e Martín (2006). No Brasil, por exemplo, alguns desses índices foram calculados para os anos de 1981 e 1995 no trabalho de Sônia Rocha (1998b).

Assim, se se aceita um patamar mínimo de bem-estar para uma vida tolerável, pobre é aquele que não consegue assegurar a si esse mínimo, em outras palavras, pobre é aquele carente de bem-estar. Como, muitas vezes, refere-se aos indicadores de bem-estar de medidas de capacitação humana (*human capabilities*), como destaca McKinley (1997), assim, pobreza pode ser igualmente definida como a falta de capacitação humana.

Como sugere Henninger (1998), a maioria dos indicadores de bem-estar e pobreza pode ser agrupada em três grandes dimensões: econômica, social e ambiente habilitante (ver TAB. 1).

2.0.1 Dimensão econômica

A dimensão econômica está calcada em duas variáveis-chaves 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 tem 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 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 assumir pesos arbitrários para bens e serviços e dessa forma permite produzir índices de pobreza mais adequados (HENNINGER, 1998), contudo, a utilização da métrica monetária para mensuração do bem-estar e da pobreza não está livre de problemas.

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 unidimensional que pode ser mensurado adequadamente somente a partir de uma única faceta, mesmo que tal faceta seja 'dinheiro' e mesmo sabendo da sua importância para minimizá-la.

Por exemplo, umas das maiores estudiosas sobre pobreza e, sem dúvida, a maior influenciadora em pesquisas acadêmicas acerca do tema no Brasil, Sônia Rocha (1996b), mesmo dizendo que “pobreza é um fenômeno complexo para o qual não existe uma definição inequívoca” (ROCHA, 1996b, p.02) e que “embora a pobreza seja uma síndrome multidimensional caracterizada por carências diversas” (ROCHA, 1998b, p. 04), mensura a pobreza a partir do rendimento situado abaixo do mínimo indispensável para atendimento das necessidades básicas e que a forma mais frequentemente utilizada para determinar quem é pobre consiste em construir uma linha de pobreza e verificar a proporção de pobres (*headcount index*, a ser apresentado na nota de rodapé de número quatro), além disso, “é habitual adotar-se a renda como determinante básico do bem-estar das famílias no que ele depende do consumo no âmbito privado” (ROCHA, 1998b, p. 04).

Para Sônia Rocha em “países de renda média e de economia preponderantemente urbana (...) medidas de insuficiência de renda representam o ponto de partida usual para monitorar a evolução da indigência e da pobreza ao longo do tempo (...)” (ROCHA, 1998c,

p.01). Outro importante estudioso sobre pobreza e desigualdade no Brasil, Ricardo Paes de Barros, também trata a pobreza a partir da dimensão de insuficiência de renda. Um de seus estudos clássicos ‘A estabilidade inaceitável’, Barros *et al.* (2001, p. 02), afirmam que “a pobreza, evidentemente, não pode ser definida de forma única e universal, contudo, podemos afirmar que a pobreza refere-se a situações de carência em que os indivíduos não conseguem manter um padrão mínimo de vida condizente com as referências socialmente estabelecidas em cada contexto histórico”, entretanto, a analisam exclusivamente por meio da dimensão de insuficiência de renda.

Em outro estudo, Barros *et al.* (2000) verificam a relação entre a performance macroeconômica e os níveis de pobreza e desigualdade no Brasil; mais uma vez a pobreza é tratada como sinônimo de insuficiência de renda. Pode-se verificar, a partir desses dois principais estudiosos sobre pobreza, como ela é definida e mensurada no Brasil, ou seja, mesmo ambos afirmando que pobreza é multidimensional, acabam tratando-a sob a ótica exclusiva de métrica monetária.

O mais intrigante ainda é que ambos autores não dialogam diretamente um com o outro em seus estudos. Somente recentemente Barros *et al.* (2006) apresentam uma análise multidimensional da pobreza para o Brasil, a partir da criação de um indicador que possui seis dimensões: vulnerabilidade, acesso ao conhecimento, acesso ao trabalho, escassez de recursos, desenvolvimento infantil e carências habitacionais. Kageyama e Hoffmann (2006) também fazem uma análise da pobreza no Brasil a partir de uma perspectiva multidimensional combinando as seguintes dimensões: renda e acesso a três tipos de bens não monetários fundamentais (água encanada em pelo menos um cômodo, instalação sanitária no domicílio ou na área da propriedade e iluminação elétrica).

Assim, o bem-estar, como já mencionado, deve ao máximo ser entendido em dimensões múltiplas e, conseqüentemente, a falta deste, ou seja, a pobreza deve relatar (ou ao menos tentar relatar) a falta de todas essas dimensões, tais quais saúde, nutrição, educação (etc.). De acordo com Sen (2001, p.60) “o que podemos ou não fazer, podemos ou não realizar, não depende somente das nossas rendas”. Além do mais, não se pode ignorar o fato de que algumas pessoas têm dificuldades, em relação às demais em converter a renda em bem-estar e liberdade (SEN, 2001).

Para ilustrar de modo simples, a extensão da privação comparativa de uma pessoa fisicamente deficiente frente a outras não pode ser adequadamente julgada

considerando-se sua renda, pois a pessoa pode estar em grande desvantagem para converter a renda em realizações que valoriza (SEN, 2001, p. 60). (...) A adequação dos meios econômicos não pode ser julgada independentemente das possibilidades reais de 'conversão' de rendas e recursos em capacidades para realizar funcionamentos. A pessoa com problema renal que necessita de diálise (...) pode ter mais renda do que a outra pessoa, mas ainda assim está mal provida de meios econômicos (na verdade, de renda), dado seu problema em converter renda e recursos em funcionamentos. Se queremos identificar a pobreza em termos de renda, não pode ser adequado considerar apenas as rendas (que dizer, se a renda é genericamente baixa ou alta), independentemente da capacidade para realizar funcionamentos deriváveis dessas rendas. A adequação da renda para evitar a pobreza varia parametricamente com as características pessoais e as circunstâncias (SEN, 2001, p. 174).

Portanto, a visão de Amartya Sen de que a riqueza não é um fim, mas um meio para se obter mais liberdade para se ter a vida que se deseja é de extrema relevância. O aumento da riqueza deve estar relacionado, sobretudo, com a melhoria da vida que se leva e das liberdades que se desfruta. Para Sen (2000) a privação de liberdade é um empecilho para o desenvolvimento. Privações das capacitações podem afetar a liberdade dos indivíduos assim como a privação das rendas também pode afetá-la. A privação de capacitações individuais pode estar fortemente relacionada a um baixo nível de renda, relação que, segundo Sen, se dá em via de mão dupla: baixo nível de renda pode ser razão de baixo nível educacional e/ou má condição de saúde; e melhor educação e saúde ajudam a auferir rendas mais elevadas. A renda é um meio para se ter mais liberdade.

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 problemas, Ravallion (1992) e McKinley (1997) sugerem que ao se optar por uma análise apenas da dimensão econômica, é preferível que se trabalhe com o consumo corrente, já que é um estimador mais preciso do bem-estar presente e do bem-estar de longo-prazo. A razão de se utilizar o consumo corrente e não a renda é devido à variabilidade, ou seja, a renda dos indivíduos geralmente varia com o tempo de maneira imprevisível, já o consumo tende a ser menos inconstante uma vez que *"there are consumption smoothing and insurance opportunities available to the poor, such as through saving and community based risk-sharing"* (RAVALLION, 1992, p. 13). Além disso, dados de consumo são coletados com mais precisão (HENTSCHEL; LANJOUW, 1996, p. 54),

“asking people about their consumption during a fixed recall period is more reliable than asking them about all kinds of earnings and incomes”.

Since it [current expenditure] fluctuates less than income--because of the capacity of households to access savings or borrowing--it is supposed to give a more accurate accounting of the household's long-term economic condition. Expenditures are also more reflective of the value of goods and services, which are, unlike income, direct means to human well-being. (McKINLEY, 1997, p. 06).

Para Hentschel e Lanjouw (1996, p. 53),

[the] consumption of a household tends to fluctuate much less during the course of a month or even a year than income. The income of the poor is often quite volatile: in the urban centers, the poor frequently depend on jobs as day laborers in the informal sector. In the rural sector, income from agriculture fluctuates with prices and harvest conditions. While income of a household may thus vary during the course of a year, consumption patterns are much more stable. Savings during periods of high income and borrowings, in periods of income shortfalls, help smooth the consumption of food and other goods. Hence, poverty analysis based on consumption (...) is more likely to accurately represent the well-being of a population than one based on an income measure.

2.0.2 Dimensão social

Apresentadas na TAB. 1, as medidas de dimensão social são: nutrição, saneamento e água potável, energia, educação, saúde e planejamento familiar. Indicadores como acesso a saneamento básico e a água potável, por exemplo, são indicativos de condições socioeconômicas satisfatórias (ou insatisfatórias), além de suficiente (ou insuficiente) cobertura e qualidade da utilização de procedimentos básicos de atenção à saúde.

Os indicadores nutricionais utilizados sugerem que todos os indivíduos carecem de elementos nutricionais para se sustentarem e se reproduzirem. A nutrição inadequada pode refletir indícios de consumo inadequado ou a carência do mesmo, por essa razão tais indicadores são importantes na análise de pobreza. As *proxies* utilizadas para refletir o estado nutricional, como consumo de calorias, peso corpóreo e outras medidas antropométricas caracterizam a principal limitação desses indicadores. Svedberg (2000) argumenta que

The question is whether ‘calorie intake’ reflects nutritional status in any meaningful way at all. (...) How many calories [required] (...) varies from individual to individual depending on his height, age, sex, and what kind of work he or she is engaged in. Without taking all these variables into consideration (which no study

has done), ‘calorie intake’ alone can say practically nothing about the nutritional status of an individual. Short adults with a sedentary job may be perfectly well nourished with a daily calorie intake of 2,000, while others, being tall and pursuing strenuous manual work may require 4,000 calories in order to stay in energy balance at a health-consonant body weight (SVEDBERG, 2000, p.55-56).

Laderchi, Saith e Stewart (2006) também criticam os indicadores nutricionais:

Differing metabolic rates, activities, size, gender and age among people mean that what is adequate varies among them. Moreover, differing tastes, food availability and prices affect how much money income is needed to secure any particular level of nutrition (LADERCHI; SAITH; STEWART, 2006, p. 10).

Os indicadores educacionais, como taxa de matrícula no ensino fundamental, taxa de analfabetismo, dentre outros são de extrema valia para a análise sobre pobreza. A educação e a redução da pobreza estão intimamente ligadas, como mostra o Relatório do Desenvolvimento Humano da ONU de 2004 (UNDP, 2004). De acordo com Hentschel e Lanjouw (1996) a educação aumenta a produtividade do trabalho, sendo este o mais importante ativo dos pobres. Dessa forma, em nível microeconômico, um aumento na produtividade leva a um aumento de rendimento proveniente do trabalho e já em nível macroeconômico leva a maiores taxas de crescimento, gerando um círculo virtuoso, promovendo mais emprego e maiores salários (HENTSCHEL; LANJOUW, 1996). No entanto, o sistema educacional enfrenta problemas de provisão de serviços em diversos países, como acesso indisponível, escolas disfuncionais, baixa qualidade técnica e produtividade estagnada e, juntando ao fato de que muitas crianças nunca se matriculam em escolas, crianças que não evoluem e aquelas que abandonam as escolas, tem-se a falha do sistema (UNDP, 2004). Assim, baixo nível educacional leva a um baixo nível de renda, que leva a maior dificuldade de acesso ao serviço de educação impactando diretamente na capacitação dos indivíduos.

A maioria dos indicadores sociais apresentados é representada a partir de medidas de proporção em relação à população total⁴, como por exemplo, a porcentagem da população

⁴ Na literatura internacional essa medida é conhecida por índice de proporção (*headcount-type index*), e nada mais do que uma medida que capta a extensão da falta de acesso ao saneamento, por exemplo, sendo insensível a intensidade do mesmo. Dada uma população hipotética com n indivíduos e considerando z a linha de acesso mínimo ao saneamento (ou linha de pobreza) e supondo que p indivíduos não possuem acesso a este, assim, a proporção de indivíduos sem acesso ao saneamento (*headcount index*) é dado por: $H = p/n$. Segundo Ravallion (1992, p.36), o índice de proporção possui uma desvantagem: é totalmente insensível a diferenças na intensidade da pobreza. “Suppose that a poor person suddenly becomes very much poorer. What will happen to measured poverty? Nothing”. Continua Ravallion (1996, p.02), “indeed, if the person dies, the index will fall!” Além disso, como salienta Sen

sem acesso à luz ou a porcentagem da população sem acesso à água potável, como *proxy* para pobreza. Entretanto, ao aceitar o conceito multidimensional tanto do bem-estar quanto da pobreza, a utilização de indicadores sociais por si só não é a forma ideal, pois não avalia diferentes indicadores e diferentes dimensões simultaneamente, como ressalva Henninger (1998). A não-simultaneidade é a limitação da dimensão social, ou seja, dificuldades em agregar diferentes indicadores em um único índice ocasionam certa antipatia aos indicadores sociais.

Outros fatores que devem ser levados em conta, como sugere Ravallion (1994), e não somente relacionados à dimensão social, estão relacionados com medidas empíricas do bem-estar: erros de mensuração na distribuição do indicador do bem-estar e a incerteza sobre os parâmetros-chaves que devem ser utilizados. Ravallion (1994) indica que ambos os fatores possuem implicações em como se devem traduzir argumentos teóricos sobre a medida de bem-estar em prática analítica.

2.0.3 Ambiente habilitante

Dentre os componentes da dimensão ambiente habilitante (*enabling environment*) têm-se o acesso aos meios de produção, a vulnerabilidade e as áreas periféricas.

Geographic capital for production can be the proportion of population with access to *natural capital* such as land, water, forest, wildlife, aquatic resources and fisheries or with access to *physical capital* such as roads, markets, information, transportations, credits and technology or with access to *social capital* such as networks, social groups, and process of decision making. *Vulnerability* is illustrated with poor agricultural endowments (degraded land, poor water quality), external shocks (floods, droughts, crimes, social unrest, pest/wild animal attacks), health risks (waterborne diseases) and climatic changes of rainfall variability. *Geographical isolation* is illustrated with poor access to geographical infrastructure such as markets, roads and transportation. (AMARASINGHE *et al.*, 2005, p.02-03).

O acesso aos meios de produção é a proporção da população com acesso a capital natural ou geográfico (como terra, água, florestas, etc.), acesso ao capital físico (como estradas, informação, transporte, crédito, tecnologia, etc.) e acesso ao capital social (como

(2001, p. 165, grifos do autor) esse indicador “não dá atenção ao fato de que as pessoas podem estar um *pouco* abaixo da linha, ou *muito* abaixo, e que também a distribuição de renda entre os pobres *pode ou não* ser ela mesma muito desigual”. Mesmo com esse prejuízo, o índice de proporção manteve-se bastante popular, como afirma Ravallion (1996), devido a sua simplicidade. Para discussão sobre o índice de proporção, ver, por exemplo, Atkinson (1987), Hagenaars (1987), Ravallion (1992), Hoffmann (1999) e Sen (2001).

grupos sociais, rede social, instituições sociais, etc.). Esse último merece destaque já que pode englobar fenômenos como a ‘falta de voz’ (*voicelessness*) e da ‘falta de poder’ (*powerlessness*), o que quer dizer que os pobres possuem dificuldade em influenciar as decisões que afetam suas vidas devido a esses dois fenômenos mencionados. De acordo com os Relatórios de Desenvolvimento do Banco Mundial (World Development Report) de 2000/2001 e de 2004, facilitar o poder dos pobres e dar a eles voz para influenciar as decisões que afetam diretamente suas vidas, ou seja, aumentar o *empowerment*, fazendo com que as instituições públicas sejam mais voltadas a eles (políticas pró-pobres⁵) reforça sua participação em processos políticos e na tomada de decisões, reduzindo barreiras sociais. Valores, normas e instituições sociais podem reforçar desigualdades persistentes entre diferentes grupos em uma sociedade. Em casos extremos, divisões sociais causadas por tais instituições podem cristalizar privações e conflitos graves. (WORLD BANK, 2000/2001).

Empowerment is fundamental in determining action in market reforms and the expansion of assets that affect the pattern of material opportunities and in shaping the design of policies and institutions that help poor and nonpoor people manage the risks they face. (WORLD BANK, 2000/2001, p. 40) (...) Legal and other measures to overcome these [social] inequalities must be accompanied by efforts to raise awareness about culturally based attitudes such as those toward women and people of different races, religions, or ethnic origin. Otherwise these measures will be unable to produce real change. Social barriers can take many forms. (WORLD BANK, 2000/2001, p. 117)

Já a vulnerabilidade, de acordo com Henninger (1998) e com o World Bank (2000/2001) pode ser definida como a susceptibilidade de um indivíduo de sofrer choques e flutuações externos e é agrupada em algumas categorias: risco ambiental ou natural (secas, enchentes, deslizamentos, terremotos, etc), risco de mercado ou econômico (flutuação de preços, variação de salários, desemprego), risco político (mudanças em subsídios, transferências de renda), risco social (crimes, violência doméstica, terrorismo, gangues, etc) e risco de saúde (exposição a doenças). Mas vale ressaltar que a vulnerabilidade afeta a todos, não só os mais pobres, mas eles são os que mais sofrem com mudanças bruscas em seus rendimentos, como é evidenciado no trecho abaixo:

⁵ A literatura, tanto brasileira quanto internacional, é repleta de exemplos sobre a temática de políticas pró-pobres. Recentemente foi feita uma análise sobre crescimento econômico e pobreza no Brasil por Reis (2008) o qual chega a conclusão de que as políticas macroeconômicas restritivas (combate à inflação e geração de superávits fiscais) tendem a gerar baixo nível de crescimento econômico afetando a geração de emprego e renda e agravando a vida dos mais pobres. Segundo Reis (2008, p. 83) “inserir o combate à pobreza no âmbito da formulação e da implementação das políticas macroeconômicas é o ponto de partida para a construção de uma agenda política voltada para a construção de uma nação menos desigual e que possibilite à sua população condições de se inserirem ativamente no meio social em que vivem exercendo de forma plena seus direitos e deveres”.

Vulnerability affects everyone. Even well-paid civil servants are vulnerable to losing their jobs and sliding into poverty. For the poor, and for people just above the poverty line, vulnerability is a graver concern because any drop in income can push them into destitution. As a result, poor people are highly risk averse and reluctant to engage in the high-risk, high-return activities that could lift them out of Poverty. (...) because poor people have fewer assets and less diversified sources of income, these fluctuations affect them more than other groups. (WORLD BANK, 2000/2001, p. 138)

Finalmente, as áreas periféricas são aquelas áreas ‘esquecidas’ como afirma Henninger (1998), que são caracterizadas pelo isolamento e altos índices de pobreza, como o sertão nordestino e parte da África Subsaariana.

2.2 Combinando medidas de bem-estar

Como mencionado anteriormente, um patamar mínimo de bem-estar é exigido para uma vida tolerável, por essa razão, a mensuração da pobreza geralmente assume que existe um nível de bem-estar que os indivíduos devem alcançar para não serem classificados como pobres. A esse padrão-mínimo pode ser dado o nome de linha de pobreza⁶ e segundo Atkinson (1987), a escolha dessa linha claramente diverge, podendo refletir tanto aspectos econômicos quanto sociais, dependendo é claro do como se determina esse padrão-mínimo.

Comumente se utiliza como linha de pobreza valores monetários arbitrários, como um salário mínimo, refletindo o consumo mínimo possível a partir de certa renda mínima, entretanto, “*this can provide only a partial picture [of poverty]*” (McKINLEY, 1997, p. 01).

(...) the poverty line has become the most usual tool to define poverty in terms of command over resources to satisfy needs normally placed in the sphere of private consumption. It consists in attributing a monetary value to a set of basic goods and services, and identifying as poor those whose income is lower than the defined minimum. Using an income parameter in order to distinguish those to whom the basic minimum is not guaranteed requires a strong assumption: different people have the same needs and derive the same welfare from a given income. In practice, the poverty line remains just an income parameter, telling nothing about the real conditions of access to goods or services. (ROCHA, 1998a, p. 04).

⁶ O termo ‘linha de pobreza’ é datado na literatura no final dos anos de 1880 com um dos trabalhos de C. Booth. Para maiores informações sobre a história da linha de pobreza ver Gillie (1996).

Rocha (1996a) faz um levantamento de diversos estudos que mensuraram a linha de pobreza para o Brasil nas décadas de 1970 e 1980. O que se pode constatar é que a preocupação, de praticamente todos os estudos apresentados por Rocha (1996a) e inclusive o seu, está em quantificar e identificar a pobreza absoluta a partir da insuficiência de renda, tendo como definição da linha de pobreza um salário mínimo.

Para Rocha (1996a, 1998a) a linha de pobreza ‘preferida’ deve ser aquela obtida a partir de uma cesta de alimentos. Sua vantagem está em ter uma base para definir a cesta alimentícia mínima que garanta a satisfação nutricional requerida pelos indivíduos. Diversos são os problemas que se incorre ao utilizar a linha de pobreza a partir do valor monetário de uma cesta de alimentos que satisfaça as necessidades nutricionais básicas dos indivíduos, como já foi discutido nas seções anteriores, contudo, Rocha (1996a) não apresenta argumentos negativos a respeito dessa forma de construir a linha de pobreza. Já Rocha (2000) faz uma discussão sobre a escolha da metodologia mais adequada para a construção da linha de pobreza, apresentando procedimentos consagrados na literatura.

De acordo com Rocha (1998c), mesmo sabendo que o estabelecimento das chamadas linhas de pobreza “depende de múltiplas escolhas, determinadas tanto por restrições da base de dados disponíveis, como por julgamento do analista” (ROCHA, 1998c, p. 01). Contudo, segundo Rocha (1996b) os estudos de pobreza no Brasil que utilizam a abordagem da renda se dividem, basicamente, em dois grandes grupos.

Primeiramente aqueles que definem a linha de pobreza em função do salário mínimo e aqueles que a definem como o valor do custo de vida das populações de baixa renda. Os estudos do primeiro grupo não conseguem garantir que o valor (arbitrado) atenda às necessidades básicas do indivíduo. Além disso, ao se estabelecer uma linha de pobreza a partir de um parâmetro nacional, as diferenças nos custos de vida entre as regiões e os estratos (urbano, rural e metropolitano) são ignoradas, distorcendo os valores calculados. Rocha (1996b) utiliza-se de pesquisas sobre o consumo e de rendimento de abrangência nacional como o Endef (Estudo Nacional de Despesa Familiar) de 1974 e a POF (Pesquisa de Orçamentos Familiar) de 1987/88 para construir as cestas de bens consumidos pelos indivíduos pobres adequadas a garantir o atendimento dos requerimentos nutricionais e a partir daí dar valor monetário a ela e derivar a linha de pobreza, considerando o valor dessa cesta e das demais despesas básicas. A construção das linhas de pobreza a partir dessa perspectiva também não está livre de problemas. A Endef é muito antiga, assim sendo, aplicá-

la para construção de linhas de pobreza em anos recentes não é o mais adequado, além disso, a POF foi limitada somente às regiões metropolitanas. Dessa forma, como afirma Rocha (1996b), nada se sabe sobre a estrutura de consumo e preços para as áreas que não as metropolitanas. “Essa é, sem dúvida, a lacuna mais importante quando se trata de realizar estudos de pobreza no âmbito do Brasil como um todo” (ROCHA, 1996b, p.05).

Pode-se dizer que Paes de Barros enquadra-se no primeiro grupo. Para Barros *et al.* (2001) a linha de pobreza equivale a uma medida invariante no tempo capaz de mensurar as condições de vida dos indivíduos em uma sociedade. Para tanto, a definição de pobreza dá-se a partir da dimensão da insuficiência de renda, como visto na nota de rodapé de número 5. “Em última instância, uma linha de pobreza pretende ser o parâmetro que permite, a uma sociedade específica, considerar como pobres todos aqueles indivíduos que se encontrem abaixo do seu valor” (BARROS *et al.*, 2001, p. 02), contudo ao se utilizar a linha de pobreza da região metropolitana de São Paulo para o cálculo da mesma para todo o país, Barros *et al.*, cometem um deslize grave: desconsideram a regionalização da linha de pobreza e os diferenciais dos custos de vida distintos para as áreas metropolitana, urbana não-metropolitano e rural.

De novo chega-se ao impasse de se utilizar simplesmente medidas monetárias. Apesar das limitações já discutidas sobre a métrica monetária e sobre o índice PP as linhas de pobreza provêm análises elucidativas para formuladores de políticas econômicas e para o público em geral de forma simples e não exige dos mesmos conhecimentos avançados em estatística para a interpretação dos resultados, contudo o uso exclusivo dessas linhas não é capaz de apresentar a pobreza como de fato ela é.

O trabalho de Amartya Sen ao oferecer outra perspectiva sobre o papel da renda na definição de pobreza, segundo Lister (2004), inspirou o novo contexto de desenvolvimento internacional, afetando a mudança de paradigma na definição de desenvolvimento, ou seja, deixando de significar somente crescimento econômico e do PIB para dar ênfase a outros índices que refletem a sua abordagem. Uma série de índices de desenvolvimento foi desenvolvida, sobretudo, pelo Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (PNUD) como a medida da pobreza das capacitações (*Capability Poverty Measure*) e o Índice de pobreza humana (*Human Poverty Index*), tentando livrar-se dos grilhões das métricas monetárias e prover a ‘tão-multifacetude’ requerida para os índices de pobreza. Contudo,

[...] one issue that invariably arises is whether to aggregate the various indicators of capability poverty into a composite index. Since human deprivation is multi-dimensional, it would be consistent to leave the various indicators unaggregated, as individual angles, as it were, on a complex reality. It is likely for people to be deprived in some dimensions, such as education, but not in others, such as health or nutrition. (McKINLEY, 1997, p. 03).

Como apenas mencionado, embora tais índices sejam multifacetados, o peso dado as variáveis que os formam são escolhidos arbitrariamente e acarretam julgamentos normativos sobre os componentes utilizados na construção desses índices.

2.2.1 Medida da Pobreza das Capacitações

A tentativa do PNUD, em desenvolver uma medida de pobreza centrada na dimensão social, reconhecendo que a privação humana ocorre a partir de um número de dimensões críticas, resultou em evitar o uso de métricas monetárias como *proxy* única para pobreza. No Relatório de Desenvolvimento Humano da Organização das Nações Unidas (*Human Development Report – UNDR*) de 1996, o desenvolvimento humano é definido como a expansão das capacitações humanas. Dessa forma, diferentemente da renda que não é um fim, as capacitações o são, refletindo de forma direta sobre a qualidade de vida das pessoas.

Segundo Sen (2001), o bem-estar individual pode ser entendido em termos da ‘bem-dade’ (*well-ness*), ou seja, pode ser visto como se constituindo em um conjunto de funcionamentos [*beings* e *doings*] inter-relacionados, sendo que “os funcionamentos relevantes podem variar desde coisas elementares como estar nutrido adequadamente, estar em boa saúde, livre de doenças que podem ser evitadas e da morte prematura etc” (SEN, 2001, p. 79). Para realizar cada funcionamento é necessário algo que reflita a liberdade individual para levar o tipo de vida que deseja; o que foi chamado por Sen de capacitações [*capabilities*]. “Tal como o assim chamado ‘conjunto orçamentário’ no espaço de mercadorias representa a liberdade de uma pessoa para comprar pacotes de mercadorias, o ‘conjunto capacitário’ reflete, no espaço de funcionamentos, a liberdade da pessoa para escolher dentre vidas possíveis” (SEN, 2001, p. 80). A liberdade de escolher a vida que se deseja recai diretamente sobre a qualidade de vida e bem-estar de uma pessoa, “mais liberdade torna disponível um número maior de alternativas” (SEN, 2001, p. 92) e quanto mais funcionamentos forem realizados, maior o bem-estar. Dessa forma, os funcionamentos

realizados constituem o bem-estar de uma pessoa, assim, segundo Sen (2001), a capacitação para realizar funcionamentos constituíra a liberdade dessa pessoa.

Ocorre que além de se ter a liberdade para realizar o funcionamento do indivíduo para o seu próprio bem-estar, ele pode ter outros objetivos em mente que não visam única e exclusivamente o aumento do seu bem-estar, por isso o aspecto do bem-estar [*the well-being aspect*] não é o único que deve ser considerado, mas também o aspecto de condição do agente [*the agency aspect*]. “Uma pessoa como agente não necessita ser guiada somente por seu próprio bem-estar, e a realização da condição de agente refere-se ao seu êxito na busca da totalidade de seus objetivos e finalidades ponderadas” (SEN, 2001, p. 103). Seguindo a distinção entre o aspecto do bem-estar e o aspecto do agente, está a distinção entre liberdade de condição de agente [*agency freedom*] e a liberdade de bem-estar [*well-being freedom*]. De acordo com Sen (2001) a primeira se refere à liberdade para fazer as ações que se valoriza e se tenta produzir enquanto que a última se refere à liberdade para agir de acordo com seu bem-estar. “É esta última que é melhor refletida pelo conjunto capacitário de uma pessoa (...) enquanto a primeira (...) teria de ser vista em termos mais amplos, incluindo aspectos de estados de coisas que se relacionam com objetivos da condição de agente da pessoa (...)” (SEN, 2001, p. 104)⁷.

De acordo com McKinley (1997), a pobreza das capacitações (*poverty capability*) ocorre quando os indivíduos são incapazes de ter acesso ao mínimo aceito para atividades essenciais do funcionamento humano, ou seja, a privação das capacitações pode ser entendida como a falta de oportunidade. Isso significa que, segundo as notas técnicas do UNDR (1996), a sociedade não é capaz de prover aos seus indivíduos acesso adequado aos meios para se desenvolverem ou manterem as capacitações humanas básicas.

This would be the case, for example, if people were malnourished, illiterate, in ill health from a preventable disease or experiencing the physical hardship occasioned by inadequate shelter. Being able to function on the basis of these essential capabilities is an objective, observable phenomenon; it is not a matter of subjective perception, nor is it culture-specific. (...) In this sense the concept of capability poverty is similar to Basic Needs. The difference is that Basic Needs tended to concentrate on the means to satisfy human needs--e.g. food, shelter, health care--and not on human capabilities themselves. (McKINLEY, 1997, p. 02-03).

⁷ As dificuldades e os desafios operacionais da abordagem das capacitações de Sen são apresentadas por Comim (2001) e Comim *et al.* (2006) fazem uma apresentação formal dos principais conceitos dessa abordagem.

A medida de pobreza das capacitações, apresentada no Relatório de Desenvolvimento Humano (1996), inclui três variáveis igualmente ponderadas: porcentagem de crianças com menos de cinco anos de idade que estão abaixo do peso, porcentagem de mulheres adultas analfabetas (quinze anos ou mais de idade) e a porcentagem de nascimentos não assistidos por grupos de saúde capacitados. Esse índice enfatiza a privação das mulheres, pois, de acordo com UNDR (1996), a privação de mulheres afeta negativamente o desenvolvimento humano de famílias e da sociedade.

Quanto maior o valor absoluto da medida de pobreza das capacitações pior é a situação da sociedade em análise, ou seja, quanto maior seu valor, maior a porcentagem da população privada das três dimensões em questão⁸.

De acordo com McKinley (1997), essa medida deve centrar-se nos indivíduos, na qualidade de vida dos mesmos e na análise conjunta das capacitações e dos meios para se ter capacitação, ou seja, mais ênfase deve ser dada ao ‘ser’ e ‘fazer’. Por exemplo, a desnutrição é mensurada da mesma forma em diferentes regiões, contudo, o tipo de consumo e seu respectivo custo variam de região pra região.

2.2.2 Índice de Pobreza Humana

O índice de pobreza humana, IPH, (*Human Poverty Index*), apresentado no Relatório de Desenvolvimento Humano de 1997, inclui três variáveis: porcentagem de pessoas que se espera morrer antes de quarenta anos de idade, porcentagem de adultos analfabetos e uma medida de padrão de vida, definido pela proporção de pessoas com acesso a serviços de saúde, proporção de pessoas com acesso a água potável e proporção de crianças desnutridas até cinco anos de idade⁹. De acordo com Fukuda-Parr (2006, p.08)

⁸ Para se ter uma idéia, no UNDR de 1996, calculando-se o Medida da Pobreza das Capacitações para 101 países em desenvolvimento, chegou-se ao menor valor de 2,8% da população do Chile considerada pobre de capacitações. O Brasil ocupou a 13ª posição, tendo 10% de sua população considerada pobre de capacitação, atrás de países com Argentina (6,3%), Singapura (7,7%) e Cuba (7,8%). A pior posição do UNDR (1996), Technical Note Table 3.1, p.112-113

⁹ No UNDR de 1997, calculando-se o Índice de Pobreza Humana para 78 países em desenvolvimento (não incluindo o Brasil), chegou-se ao menor valor de 4,1% da população de Trinidad e Tobago considerada pobre. As piores posições do ranking foram ocupadas pelo Níger e Serra Leoa, onde 59,2% e 66% da população são consideradas pobres. Para maiores detalhes ver UNDR (1997), Technical Note Table 2.1, p.127-128.

In this framework, poverty is the deprivation side of human development – the denial of basic choices and opportunities to lead a long, healthy, creative and free life; to enjoy a decent standard of living; and to participate in the life of the community including political freedom and cultural choices.

Antes de se calcular o índice de pobreza humana é preciso criar cada uma das dimensões que servirão para mensurá-lo (UNDR, 2004). O índice é calculado da seguinte maneira:

$$P(\alpha) = \left(\frac{w_1 P_1^\alpha + w_2 P_2^\alpha + w_3 P_3^\alpha}{w_1 + w_2 + w_3} \right)^{1/\alpha}$$

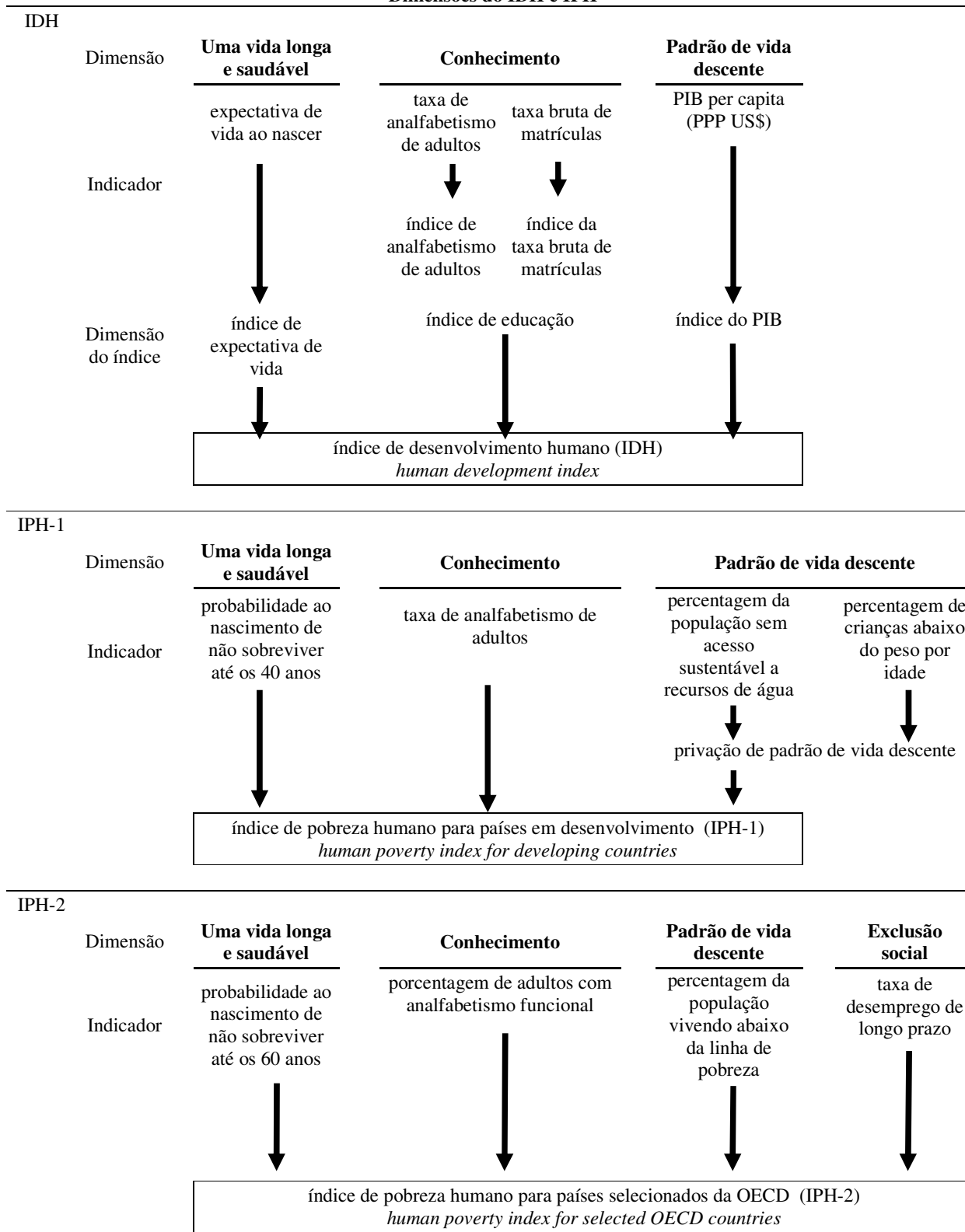
onde $P(\alpha)$ é o índice de pobreza ponderado a ser calculado de ordem α de P_1, P_2 e P_3 , sendo que $w_i > 0$ é a ponderação de $P_i (\geq 0)$, onde $i=1,2,3$. Dessa forma, P_1 é a porcentagem de pessoas que se espera morrer antes de quarenta anos de idade, P_2 é porcentagem de adultos analfabetos e, finalmente, P_3 é a porcentagem de indivíduos que possuem certo padrão de vida, como exposto a seguir:

$$P_3 = \frac{P_{3,1} + P_{3,2} + P_{3,3}}{3}$$

onde, $P_{3,1}$ é a proporção de pessoas com acesso a serviços de saúde, $P_{3,2}$ é a proporção de pessoas com acesso a água potável e $P_{3,3}$ é a proporção de crianças desnutridas até cinco anos de idade.

Discutiu-se se o índice de pobreza humana poderia ser utilizado para todo e qualquer tipo de país, independente do seu estágio de desenvolvimento. O Relatório de Desenvolvimento Humano da ONU de 2004 sugere calcular dois tipos de índices de pobreza humana, um para países em via de desenvolvimento e outro para países desenvolvidos, o IPH-1 e o IPH-2, respectivamente.

TABELA 2
Dimensões do IDH e IPH



O IPH-1 é calculado da mesma forma que o IPH já apresentado, agora o IPH-2 além de mensurar as privações do IPH-1 também mensura exclusão social. Dessa forma o IPH-2 reflete a privação em quatro dimensões distintas: vida longa e saudável, conhecimento, padrão de vida decente e exclusão social. A diferença de ambos por ser facilmente visualizada a partir da ilustração presente na TAB. 2.

Uma vida longa e saudável tem como proxy a probabilidade ao nascimento de não sobreviver até os sessenta anos de idade. Por sua vez, o conhecimento é mensurado a partir da porcentagem de adultos (entre dezesseis e 65 anos de idade) serem analfabetos funcionais, já o padrão de vida decente é calculado a partir da porcentagem de pessoas que vivem abaixo da linha de pobreza. Finalmente a exclusão social é captada a partir da taxa de desemprego de longo prazo (doze meses ou mais).

A formulação do IPH-2 é praticamente igual ao do IPH-1, sendo que $P_i(\geq 0)$ e $i=1,2,3,4$. Mesmo sendo um índice multidimensional, o IPH, como lembra Fukuda-Parr (2006) é uma medida imperfeita da pobreza uma vez que não é capaz de capturar muitas das dimensões de uma vida completa, nem as condições sociais que são necessárias para se ter a vida que se deseja. Além disso, possui outras limitações: “não [é] capaz de estimar o grau de carência de cada família; apenas o nível médio para um país, estado, município ou mesmo bairro pode ser calculado” (BARROS *et al.*, 2006, p. 34), mas não se pode calcular o IPH dos negros, de certa família ou IPH distinto por sexo¹⁰, mas mesmo assim é um dos melhores índices que reflete a pobreza.

¹⁰ Para uma discussão das limitações do IPH-1 e IPH-2 ver Barros *et al.* (2006).

3 MAPEANDO A POBREZA

O uso de técnicas de GIS (*geographic information system*) e de GPS (*global positioning system*), em geral, e o mapeamento, em particular, têm se tornado muito comum em aplicações em ciências sociais, desde estudos antropológicos e crimilógicos a análises socioeconômicas, graças ao reconhecimento do papel do espaço e das externalidades espaciais (ANSELIN; REY, 1997; ANSELIN, 1999b, 2000; GOODCHILD *et al.*, 2000). A preocupação com o mapeamento geo-referenciado da pobreza, sua relevância para definir e aplicar políticas públicas e sua construção são temáticas que nortearão esse capítulo a fim de dar justificativa à aplicação de mapas os quais possam permitir visualizar a incidência e a magnitude da pobreza no espaço.

Para tanto, esse capítulo foi articulado da seguinte maneira: primeiramente discute-se as dificuldades de se montar um mapa de pobreza ‘robusto’ e logo em seguida são apresentadas as vantagens e os benefícios proporcionados pelos mesmos. Os instrumentais comumente utilizados na elaboração de um mapa de pobreza também são proporcionados: a seção 3.2 apresenta o modelo de estimação em pequenas áreas, amplamente utilizado em relatórios e pesquisas do Banco Mundial, como poderá ser visto pelo levantamento bibliográfico feito na seção 3.4.

Já a seção 3.3 apresenta o instrumental econométrico espacial para que se possa entender a importância da influência da geografia sobre as variáveis econômicas. O método econométrico espacial difere do método econométrico tradicional uma vez que dados espacialmente localizados apresentam certas propriedades que geram tanto a dependência e a heterogeneidade espaciais, ambas a serem discutidas nas sub-seções 3.3.1 e 3.3.2, respectivamente. Alguns dos métodos para se verificar a existência de dependência espacial são igualmente apresentados, como o I-Moran e o C-Geary. Por fim, a seção 3.4 oferece uma breve re-compilação dos principais estudos e abordagens recentes que levaram a cabo a localização do pobre espacialmente.

3.1 Elaboração de um mapa de pobreza: suas dificuldades e seus benefícios

A construção de um mapa de pobreza não é inequívoca, já que “*poverty mapping does not yet have a gold standard*” (DAVIS, 2002, p. 27; 2003 p. 41). Não obstante, a escolha metodológica do mapeamento da pobreza é complexa e depende de um número de variáveis e considerações lógicas e legítimas que podem dificultar sua operacionalização e sua efetiva construção. Dentre as objeções encontradas, o limite da oferta de dados, a oferta de dados fidedignos e o acesso a estes são restrições que devem ser levadas em conta ao se construir o mapa. Uma base de dados não confiável pode afetar a conformação do mapa de pobreza¹¹. Davis (2002; 2003) afirma que muitos estudos dependem da existência de dados provenientes de censos ou pesquisas domiciliares nacionais, contudo, muitos países não possuem dados contemporâneos de censos e pesquisas domiciliares frequentes confiáveis, o que contribui para uma das maiores dificuldades em estimações econométricas espaciais.

Os custos envolvidos no estudo também não podem ser negligenciados. A sofisticação econométrica das estimações espaciais requer, tanto dos pesquisadores quanto do público, conhecimentos estatísticos e econométricos elevados para realizar e interpretar os resultados, como sugere Davis (2002; 2003). Dessa forma, quanto mais sofisticada a análise e quanto mais dados a serem coletados, mais alto é o custo do mapeamento. O custo, como evidencia Davis (2002), ainda inclui o tempo gasto em obter e entender os dados e analisá-los.

Por essas razões a elaboração de um mapa de pobreza ‘ideal’ é complicada, no entanto, essas ressalvas são contrabalançadas pelas vantagens que os mapas de pobreza proporcionam. Sua utilização tem sido relevante em ajudar a entender tanto a distribuição espacial da pobreza quanto à distribuição de ativos que são fundamentais para minimizá-la e aliviá-la, como afirma Davis (2002; 2003):

Spatial determinants are important for understanding the distribution of assets that are fundamental for alleviating poverty and combating food insecurity; these include human capital such as health, education and technology, and social capital such as ability to cooperate and social networks. (DAVIS, 2003, p. 02).

O mapeamento da pobreza também serve como instrumento capaz de capturar a heterogeneidade dentro de um país. Segundo Deichmann (1999), Henninger e Snel (2002),

¹¹ De acordo com Hentschel *et al.* (1998, p.02) “*the development of poverty maps is often hampered by the sparsity of disaggregated data*”.

Davis (2002) e Petrucci *et al.* (2003), a pobreza é um fenômeno espacialmente heterogêneo, assim sendo, os pobres se localizam em aglomerados, em lugares específicos, tendo uma ampla variabilidade espacial. Por conseguinte, indicadores agregados em nível nacional dão a (falsa) impressão de que as condições internas desse país estão uniformemente distribuídas e freqüentemente escondem variações consideráveis em nível sub-nacional.

É, portanto, penoso mensurar corretamente a heterogeneidade da pobreza uma vez que o problema está justamente em obter dados os quais permitam mensurá-la, em um nível desagregado o bastante, capaz de capturar a desuniformidade relacionada à variabilidade espacial, como afirmam Davis (2002) e Petrucci *et al.* (2003).

A melhora no alvo de intervenções e distribuição de recursos também é outra vantagem proporcionada pelo uso de mapas (HENNINGER, 1998; HENTSCHEL *et al.*, 1998; DEICHMANN, 1999; HENNINGER; SNEL, 2002; PETRUCCI *et al.*, 2003; GAUCI, 2005). De acordo com Henninger (1998), com uma escala apropriada e com indicadores de pobreza robustos, o mapeamento da pobreza auxilia a implementação de políticas anti-pobreza. Da mesma forma, Deichmann (1999), Henninger e Snel (2002), Davis (2002; 2003) e Gauci (2005) afirmam que o seu mapeamento pode contribuir como instrumento de focalização de políticas sociais, emergenciais e programas pró-pobres e, ainda segundo Escobal *et al.* (2001) e Henninger e Snel (2002), pode melhorar o alvo de gastos públicos ao identificar onde a população mais necessitada está localizada. “*Los mapas de pobreza constituyen en la actualidad uno de los instrumentos más importantes para la focalización del gasto destinado al combate a la pobreza en países en desarrollo (...)*” (ESCOBAL, *et al.*, 2001, p. 03)

Além disso, tais mapas podem fornecer ferramentas analíticas para discernir por que a pobreza persiste em certas áreas (GAUCI, 2005). Finalmente, a produção e 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; SNEL, 2002).

De acordo com Henninger (1998),

[1] Poverty maps make it easier to integrate data from various sources such as surveys, censuses, and satellites and from different disciplines such as social, economic, environmental data. This can help in defining and describing poverty (...); [2] A spatial framework allows to switch to new units of analysis (...); [3]

Identifying spatial patterns with poverty maps can provide new insights into causes of poverty (...); [4] (...) Poverty maps can assist in where and how to target antipoverty programs (...); [5] Poverty maps with a high resolution can support efforts to decentralize and localize decision making; [6] Maps are a powerful tool to visualize spatial relationships and can be very effective in reaching policy makers (...) (HENNINGER, 1998, p. 02-03).

Mesmo levando em conta todos esses benefícios, o uso de mapas de pobreza por si só não gera uma estimação de relações causais entre a pobreza e as variáveis que a afetam. Como advertem Escobal *et al.* (2001), David (2002) e Petrucci *et al.* (2003), em geral os mapas de pobreza não representam ligações causais, mas correlações visuais e sua interpretação equivocada pode conduzir a erros analíticos e ainda a erros de políticas. “*Such maps furnish only ‘visual’ advice*” (PETRUCCI *et al.*, 2003)¹². E por essa razão, têm-se usado modelos econométricos para verificar a possível existência de relação entre a pobreza e indicadores socioeconômicos (DAVID, 2002; PETRUCCI *et al.*, 2003).

Comprovada as considerações sobre o uso do mapeamento da pobreza, é factível questionar como estes são construídos. Primeiramente, seguindo as sugestões de Henninger e Snel (2002) e Davis (2002), deve-se definir o propósito e uso esperado do mapa. Ou seja, deve-se construir um mapa com objetivos claros os quais ajudarão a interpretar seus resultados e a determinar uma metodologia adequada a ser utilizada. Devem ainda servir para mostrar que certas regiões estão em desvantagens, para que as políticas públicas nessa região se diferenciem ou para que se investiguem as causas específicas da pobreza. O próximo passo, segundo Deichmann (1999) e Henninger e Snel (2002) é definir e selecionar as medidas de pobreza e bem-estar social, o que já foi discutido no capítulo anterior.

Feita a definição, deve-se selecionar a base de dados para ser trabalhada e o método de estimação e cálculo do indicador de pobreza. De acordo com Henninger e Snel (2002), dependendo das escolhas do indicador de pobreza, da base de dados e do método de estimação, pode-se optar por diferentes métodos para se calcular ou estimar o indicador de pobreza no espaço.

¹² Segundo Mistiaen *et al.* (2003, p.09) “*poverty maps themselves provide only indications of poverty, not its root causes*”.

Após a escolha do método, decide-se sobre o número de unidades de análise para a resolução final do mapa e compõem-se e distribuem-se os mapas, a partir de softwares¹³ especializados que produzem representação espacial da distribuição geográfica do índice de pobreza estimado (HENNINGER; SNEL, 2002).

3.2 Método de estimação em pequenas áreas

Existem diversos métodos para mensurar a espacialização do pobre e muitos estão em desenvolvimento contínuo (DAVIS, 2002). O mais conhecido é o chamado método de estimação em pequenas áreas (*small area estimation method*¹⁴). O renome desse método se dá pela relativa facilidade em checar a confiabilidade da avaliação feita por organismos como o Banco Mundial e mesmo órgãos nacionais ao prover análises de mapas de pobreza e por dispor de estimativas de erros estatísticos (HENNINGER, SNEL, 2002; DAVIS, 2002; 2003; PETRUCCI *et al.*, 2003).

Indeed, the small-area estimation technique using household-unit data is the only poverty mapping method that generates an estimate of statistical error. However, the technical and data requirements of this technique are relatively rigorous, and the approach works best in countries with regular and comprehensive national censuses and household surveys. (HENNINGER, SNEL, 2002, p.08).

Esse método apropria-se de técnicas econométricas e, juntamente com um grupo de variáveis, é capaz de gerar indicadores específicos de pobreza e certos parâmetros, baseados em modelos de regressão para áreas pequenas. De acordo com Amarasinghe *et al.* (2005), o que é nomeado de ‘pequena área’, ou ‘*small area*’, são unidades geográficas

¹³ Diversos são os softwares estatísticos que operacionalizam variáveis espacialmente distribuídos. 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: < <https://www.geoda.uiuc.edu/>>, acesso em 23 de fevereiro de 2007. Câmara *et al.* (2004a) apresentam uma descrição de bibliotecas e softwares especializados em análise espacial e de sistemas 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>>, acesso em 23 de fevereiro de 2007.

¹⁴ Para maiores informações sobre o *small area estimation method*, consultar, por exemplo, Hentschel e Lanjouw (1996), Hentschel *et al.* (1998) Elbers *et al.* (2002), Demombynes *et al.* (2002), Mistiaen *et al.* (2002), Elbers *et al.* (2003b) e Amarasinghe *et al.* (2005). A partir desse método, mapas de pobreza são construídos combinando dados de pesquisas domiciliares com dados desagregados de censos demográficos, entretanto, em alguns casos autoridades governamentais não disponibilizam dados censitários em nível domiciliar, gerando, portanto viés nas taxas calculadas de pobreza. Maiores informações sobre como dados censitários agregados podem gerar problemas de viés, ver Minot e Baulch (2002).

pequenas tais como área administrativa, bacia hidrográfica ou qualquer unidade geográfica relativamente pequena com certa população urbana ou rural, um subgrupo étnico, raça ou idade.

O método de estimação de pequenas áreas emprega parâmetros de modelos preditivos assumindo que a relação definida pelo modelo é a mesma para grandes populações bem como para a amostragem original (ELBERS, *et al.* 2000, DAVIS, 2002). A metodologia é basicamente a seguinte: primeiramente, utilizam-se dados de uma pesquisa domiciliar para estimar um modelo de previsão para o consumo ou para o rendimento. A seleção de variáveis exógenas está restrita àquelas variáveis que possam ser encontradas no censo demográfico ou em uma base de dados que possa ser ligada tanto ao censo quanto à pesquisa domiciliar. Dessa forma, aplicam-se os parâmetros estimados aos dados do censo e derivam-se estatísticas sobre pobreza. Combinar dados de pesquisas amostrais, segundo Hentschel *et al.* (1998), pode levar a taxas de pobreza previstas para todos os domicílios compreendidos pelo censo e, dessa forma, há meios de construir mapas de pobreza detalhados, sem desconsiderar os erros estimados. Duas são as abordagens possíveis a partir desse método (DAVIS, 2002).

A primeira, segundo Davis (2002; 2003), Henninger e Snel (2002) e Petrucci *et al.* (2003), requer acesso a dados detalhados de um censo demográfico e uma pesquisa domiciliar representativa correspondente a aproximadamente ao mesmo período do censo. Essa abordagem foi iniciada por Hentschel, Lanjouw e outros e, por isso, é, igualmente, conhecida como método de Lanjouw¹⁵. Essa abordagem combina dados de pesquisas sobre o consumo de áreas amostrais juntamente com dados individuais de um censo. Os dados provenientes dessa pesquisa amostral são usados para estimar a seguinte equação de consumo e o modelo deve ser estimado a partir de uma região estatisticamente representativa (DAVIS, 2002; 2003; PETRUCCI *et al.*, 2003).

$$Y_{il} = f(x_{il}, v_{il}) \quad (1.1)$$

$$\ln Y_{il} = \alpha + \beta_1 x_{il} + \beta_2 v_{il} + \varepsilon_{il}, \quad \varepsilon_{il} \sim IID(0, \sigma^2 I) \quad (1.2)$$

onde Y_{il} é a razão entre a renda e os gastos de consumo *per capita* do domicílio i na localização l , x_{il} é um vetor com características domiciliares do domicílio i na localização l ,

¹⁵ Esse método foi primeiramente utilizado em pesquisas do Banco Mundial por Hentschel e Lanjouw (1996), por isso é reconhecido como método de Lanjouw. Mais detalhes ver Hentschel e Lanjouw (1996).

v_{il} é o vetor de características geográficas do domicílio i na localização l . Vale mencionar que o vetor de características geográficas do domicílio i são constantes para cada localização l . α e β_i são coeficientes a serem estimados, sendo que o primeiro refere-se ao intercepto e o segundo aos coeficientes de x_{il} e v_{il} . Finalmente, ε é o termo de erro que satisfaz $E[\varepsilon | x_{il}] = 0$ e $E[\varepsilon | v_{il}] = 0$, ou seja, tanto o vetor de características domiciliares, quanto o vetor de características geográficas não estão correlacionados com o termo de erro, garantindo que x_{il} e v_{il} sejam variáveis exógenas ao modelo proposto. Já a notação $IID(0, \sigma^2 I)$ quer dizer que cada elemento de ε é independente e identicamente distribuído com média zero e variância constante igual a σ^2 .

Segundo Petrucci *et al.* (2003) a escolha dos indicadores deve ser feita de tal forma que o vetor das características domiciliares seja significativamente alto e os escolhidos devem estar presentes tanto no censo demográfico quanto na pesquisa amostral, visto que, após a estimação, os resultados dos parâmetros são aplicados aos dados do censo. Dessa forma, as pesquisas domiciliares são utilizadas para se estimar econometricamente a relação entre a pobreza (ou consumo domiciliar) e uma série de características domiciliares (expresso pelo vetor x_{il}), podendo incluir o tamanho do domicílio e sua composição, educação, ocupação, acesso à água encanada e saneamento, até mesmo a posse de certos bens duráveis, como geladeiras e televisores. Em seguida, essa relação é submetida aos dados do censo sob as mesmas características domiciliares para que se possa calcular uma estimativa da incidência de pobreza para qualquer área geográfica pequena.

Segundo Davis (2003), para cada domicílio, os parâmetros estimados a partir da regressão apresentada na equação 1.2 são empregados para se prover à probabilidade de cada domicílio no censo estar ou não vivendo na pobreza. Assim, os resultados em nível domiciliar podem ser agrupados pela localização de acordo com a média das probabilidades para a região escolhida (DAVIS, 2002; 2003; PETRUCCI *et al.*, 2003). A equação 1.2 é estimada utilizando a base de dados da pesquisa domiciliar para calcular o bem-estar de uma área ou grupo o qual não se tem informação suficiente disponível, obtendo $\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2$ e $\hat{\varepsilon}$ estimados.

Se o termo do erro não for *IID*, como sugerido na equação 1.2, pode-se modelá-lo da seguinte forma:

$$\varepsilon_{il} = \eta_i + \mu_{il} \quad (1.3)$$

onde η_i é um componente locacional e μ_{il} é o componente domiciliar. De acordo com Demombynes *et al.* (2007), esta estrutura de erro permite autocorrelação espacial, ou seja, há efeito locacional para os domicílios da mesma área e há, da mesma forma, heterocedasticidade no componente domiciliar do erro aleatório. Lembrando que η_i e μ_{il} são independentes entre si e não correlacionados com características observáveis. Estima-se a equação $\ln Y_{il} = \alpha + \beta_1 x_{il} + \beta_2 v_{il} + \varepsilon_{il}$ pelo Método de Mínimos Quadrados Ordinários (MQO) e a partir dos resíduos dessa regressão estima-se o $\hat{\varepsilon}_{il}$, os quais são decompostos em dois componentes (componentes domiciliar e locacional não correlacionado) $\hat{\varepsilon}_{il} = \hat{\eta}_i + e_{il}$. Como sugerem Demombynes *et al.* (2007, p.04), “*the estimated location components, given by $\hat{\eta}_i$ are the within-cluster means of the overall residual. The household component estimates, e_{il} , are the overall residual net of location components*”¹⁶.

Mesmo sendo o método mais amplamente utilizado por pesquisadores e pelo Banco Mundial em seus relatórios (HENNINGER, SNEL, 2002; DAVIS, 2002; 2003; PETRUCCI *et al.*, 2003), o mesmo apresenta obstáculos. Como ressalva Petrucci *et al.* (2003), a aplicação desse método evidencia um número de desafios econométricos e computacionais, incluindo assuntos tangentes ao tamanho dos dados censitários, a não-normalidade, a autocorrelação espacial e a heterocedasticidade. Segundo Henninger e Snel (2002)

One limitation of this approach may be that it is less feasible for individual researchers who would like to work independently. Without institutional support from the World Bank and a collaborative research agreement, an independent researcher may not be able to obtain access to household-unit data. A second important limitation is that census data in many developing countries may not provide a sufficient number of explanatory variables to build a robust statistical model. It is no surprise that most of the countries where this small area estimation has been used have a regular and comprehensive effort of national censuses and household surveys, with relatively strong statistical departments and relevant statistical expertise. Other obstacles—such as enormous input data files, literally millions of records to be processed and the not-trivial econometric expertise

¹⁶ A respeito de como se permite a heterocedasticidade no componente domiciliar, ver Demombynes *et al.* (2007).

required—are becoming less of an issue because of the growing processing power of personal computers as well as the technical support provided by the World Bank. (HENNINGER, SNEL, 2002, p. 10).

Outra forma de se aplicar o método de estimação de pequenas áreas, segundo Henninger e Snel (2002), Davis (2002; 2003) e Petrucci *et al.* (2003) envolve a utilização de valores médios de unidades geográficas desagregadas, como comunidades ou cidades pequenas, ao invés de se utilizar dados em nível domiciliar. Essa abordagem é conhecida por ‘método de dados em nível comunitário’ (*community-level data method*) ou simplesmente método de Bigman¹⁷, como é referido no estudo de Petrucci *et al.* (2003).

A vantagem do ‘método de dados em nível comunitário’ é a exigência menos estrita de dados e estes são mais facilmente encontrados, já que são publicados (DAVIS, 2002; 2003; PETRUCCI *et al.*, 2003).

This [the community-level data method] has the advantage of less stringent data requirements; national statistical agencies may be more likely to release community averages upon request; indeed, this data may be published. This is particularly important for researchers who do not have the institutional backing or resources, as do the World Bank researchers, to form formal collaborative arrangements with national statistical agencies (DAVIS, 2002, p. 07).

Apesar das diferenças na escala da previsão do modelo, as duas formas de estimação em pequenas áreas seguem essencialmente os mesmos passos. O primeiro, como já mencionado, é estimar um modelo de consumo baseado no bem-estar domiciliar usando dados de uma pesquisa domiciliar. Posteriormente, os resultados dos parâmetros são usados para prever o nível esperado de bem-estar para as comunidades (DAVIS, 2002; 2003; PETRUCCI *et al.*, 2003). Entretanto, como previne Davis (2002; 2003), o consumo médio previsto em uma comunidade não é necessariamente uma boa *proxy* para pobreza.

$$Y_{il} = f(x_{il}, v_{il}) \quad (1.1)$$

¹⁷ O *community-level data method* é chamado por Petrucci *et al.* (2003) de método de Bigman devido ao estudo de Bigman *et al.* (2000) e segundo Henninger e Snel (2002), Bigman *et al.* (2000) foram os pioneiros ao tratar essa abordagem. Bigman *et al.* (2000) estimaram um índice de pobreza para cada comunidade. Segundo Petrucci *et al.* (2003), esse índice é a probabilidade de os gastos de consumo *per capita* dos domicílios, em uma dada comunidade, estarem abaixo da linha de pobreza. Mais detalhes, ver Bigman *et al.* (2000).

onde Y_{il} é a razão entre a renda e os gastos de consumo *per capita* do domicílio i na localização l , x_{il} é um vetor com características domiciliares e v_{il} é o vetor de características geográficas. A partir de uma regressão Logit, é possível provir estimativas para a probabilidade que um indivíduo em certa localidade é pobre:

$$P_l = g(\bar{x}_l, v_l) \quad (1.4)$$

onde \bar{x}_l é a média dos valores das características individuais para todos os indivíduos i na localidade l . Essa relação pode ser usada para prever a incidência de pobreza P_l em todas as áreas pequenas de um país tendo como base a informação das características da área (x_l, v_l).

De acordo com Davis (2002; 2003) e Petrucci *et al.* (2003), a facilidade do acesso aos dados faz com que esse método seja bastante atraente, contudo, o erro associado com a estimação por unidades de diferentes tamanhos (em termos populacionais) não foi examinado de forma rigorosa. “Não está claro qual o *trade-off* entre a facilidade de acesso e a confiabilidade estatística” (PETRUCCI *et al.*, 2003, p. 04).

3.3 Método econométrico espacial

Outro instrumental que pode ser utilizado para a análise locacional da pobreza é o econométrico espacial o qual é capaz de descrever e visualizar as distribuições geográficas dos pobres, identificando localizações atípicas, descobrindo formas de associação (ou seja, se a pobreza 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 acordo com Anselin (1988, 1999a, 1999b, 2000), Anselin e Rey (1997), LeSage (1998) e Chasco (2003a), a econométrica espacial, termo cunhado por Jean Paelinck, na década dos 1970, lida com a dependência e a heterogeneidade espacial.

De acordo com Chasco (2003a, p. 08) “*la econometría espacial es una disciplina de la econometría general que incluye el conjunto de técnicas de especificación, estimación, contraste y predicción necesarias para el tratamiento de los datos espaciales (...) se trata de*

un concepto similar a la geoestadística o la estadística espacial, muy utilizada por físicos y geógrafos (...)”, contudo diferentemente da geo-estatística (que trata o ponto no espaço, ou seja, unidades discretas), o método econométrico espacial, aborda unidades poligonais contínuas (na literatura é conhecido como esquema reticular ou *lattice*, ou seja, na forma de rede). Segundo Chasco (2003b), o esquema reticular é assim chamado, pois é mais adequado para o tratamento de unidades poligonais (reticulares) contínuas do que a análise de unidades espaciais discretas.

A razão de se aplicar técnicas econométricas espaciais deve-se a certas características dos dados de modelos que possuem caráter espaço-geográfico (CHASCO, 2003a). Como exemplo, tem-se sua natureza georreferenciada, a multidirecionalidade de suas relações e a multidimensionalidade destes. Essas características peculiares levam aos chamados efeitos espaciais de dependência e heterogeneidade (ou seja, autocorrelação espacial e estrutura espacial, respectivamente).

(...) la principal característica de estos datos es su naturaleza georreferenciada, es decir, que su posición relativa o absoluta sobre el espacio contiene información valiosa para interpretar las relaciones consideradas. Otra característica básica del espacio geográfico es la multidireccionalidad de las relaciones que sobre él se establecen y la multidimensionalidad: efectivamente, en un área geográfica no es posible distinguir entre pasado, presente, futuro, sino que todo es presente, todo es pasado y todo es futuro. (CHASCO, 2003a, p.08).

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

3.3.1 Dependência espacial (autocorrelação espacial)

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

Segundo Câmara *et al.* (2004a) e Chasco (2003a) esta noção está embasada no que é chamado por Waldo Tobler de ‘primeira lei da geografia’ 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.* 2004a, p. 11; *apud* CHASCO, 2003a, p. 9). O conceito de autocorrelação espacial, nada mais é que a expressão computacional do conceito de dependência (CÂMARA *et al.* 2004a).

Chasco (2003a, 09) sugere que

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.

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:

$$Y_i = f(x_j), i = 1, \dots, n \quad i \neq j \quad (1.5)$$

Em termos dos momentos, tem-se que

$$Cov[y_i, y_j] = E[y_i y_j] - E[y_i] \cdot E[y_j] \neq 0, \quad i \neq j \quad (1.6)$$

onde i, j refere-se as localizações e $y_{i(j)}$ é o valor de uma variável aleatória de interesse nas localizações. Nesse caso, quando $Cov[y_i, y_j] \neq 0$ tem-se correlação espacial e, ao contrário, quando $Cov[y_i, y_j] = 0$ não se espera encontrar indícios de dependência espacial.

Anselin (1988) afirma que a dependência espacial pode ser causada por uma infinidade de problemas de mensuração, como a delimitação arbitrária da espacialidade das observações. Como re-afirma 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, ou seja, como ressalva Hauer (2007, p. 10), “os dados coletados de observações associadas a unidades espaciais tais como as organizadas por códigos postais, regiões, estados, censos e assim por diante, podem refletir medidas de erros”. 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 efeitos transbordamento são, da mesma forma, outros problemas que levam à dependência espacial (ANSELIN, 1988)¹⁸.

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 que 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).

De acordo com Chasco (2003b, p.02)

(...) el espacio geográfico tiene una naturaleza georreferenciada que exige conocer la posición relativa o absoluta donde se producen los fenómenos que se están analizando, siendo las relaciones que se establecen entre las distintas observaciones espaciales de tipo multidireccional, a diferencia de la unidireccionalidad (pasado-presente-futuro) de las relaciones entre los datos temporales.

Daí depara-se 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 contigüidade¹⁹ binária entre as unidades espaciais, ou seja, a estrutura dos vizinhos era

¹⁸ Por um bom tempo, a dependência espacial foi ignorada por diversos econométricos 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.

¹⁹ 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 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.

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 um. Contrariamente, as unidades não vizinhas recebem o valor zero 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 observações deve declinar com a distância entre elas. *“Regarding spatial dependence, neighboring units should exhibit a higher degree of spatial dependence than units located far apart”*. (LESAGE, 1998, p.08).

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 *“there is no agreement as to which type of weight matrix should be used in spatial econometric analysis”*. Prossegue logo adiante (1988, p. 26), *“the variety of spatial weight matrices and levels of spatial aggregation create specific, methodological problems for spatial econometrics”*.

Mesmo não sendo consensual, usualmente, a matriz de ponderação é formada por uma combinação da distância e/ou 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 euclidiana²⁰ quanto o comprimento do arco, por exemplo. Usualmente utiliza-se como ‘distância econômica’ uma matriz de vizinhança (matriz de contigüidade).

LeSage (1998) enumera algumas maneiras alternativas possíveis para se definir a matriz W a partir de diferentes definições de contigüidade, que podem ser expressas a partir da FIG. 1.

La especificación adecuada de los elementos de esta matriz $[W]$, w_{ij} , es uno de los puntos metodológicos más difíciles y controvertidos en la econometría espacial.

²⁰ A distância euclidiana é a distância entre dois pontos a partir da seguinte equação: $P = (p_1, p_2, \dots, p_n)$ e $Q = (q_1, q_2, \dots, q_n)$ no n -espaço Euclidiano, $\sqrt{(p_1 - q_1)^2 + (p_2 - q_2)^2 + \dots + (p_n - q_n)^2} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2}$.

Efectivamente, será necesario tener cuidado a la hora de elegir los pesos espaciales para evitar posibles correlaciones espurias. Los factores más importantes a tener en cuenta para determinar las ponderaciones dependerán de cada estudio en particular. (CHASCO, 2003, p. 57).

Existem diversas maneiras de se estabelecer uma fronteira comum entre a célula acinzentada e as que a rodeiam (FIG. 1). Por exemplo, quando se define $w_{ij}=1$ para as localidades que têm a mesma borda imediatamente à direita ou à esquerda da região acinzentada, 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 dita de torre (ou *rook contiguity*), como pode ser visto pela FIG.1.

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 dita de bispo (*bishop contiguity*) e a contigüidade é dita de rainha (*queen contiguity*) para as regiões que compartilham o mesmo lado ou o mesmo vértice que a região de interesse, definindo-se $w_{ij}=1$ (LESAGE, 1998; ANSELIN, 2002). Assim, quando as unidades pertencentes a uma rede quadrangular, a contigüidade não é única.

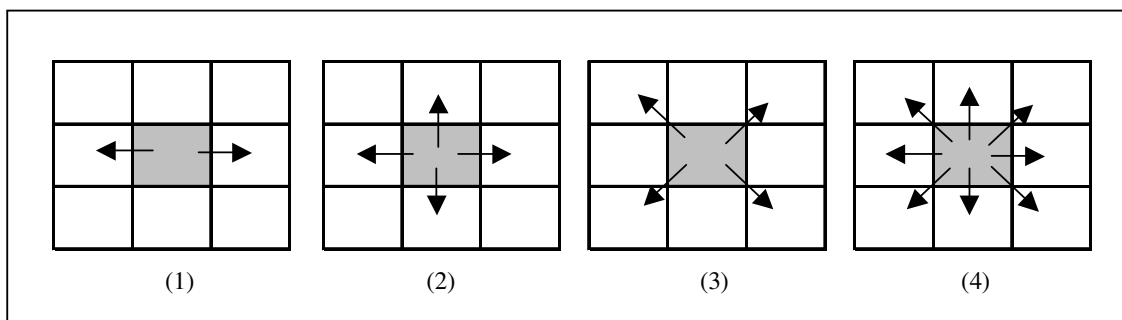


FIGURA 1 – Exemplos de definição de contigüidade

Fonte: Elaboração própria baseada em Anselin (1988, 2002) e LeSage (1998).

Nota: (1) contigüidade linear; (2) contigüidade de torre; (3) contigüidade de bispo e (4) contigüidade de rainha.

A idéia de contigüidade espacial pode ser generalizada para vizinhos de maior ordem (ou seja, vizinhos dos vizinhos). Dessa forma, é possível considerar 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).

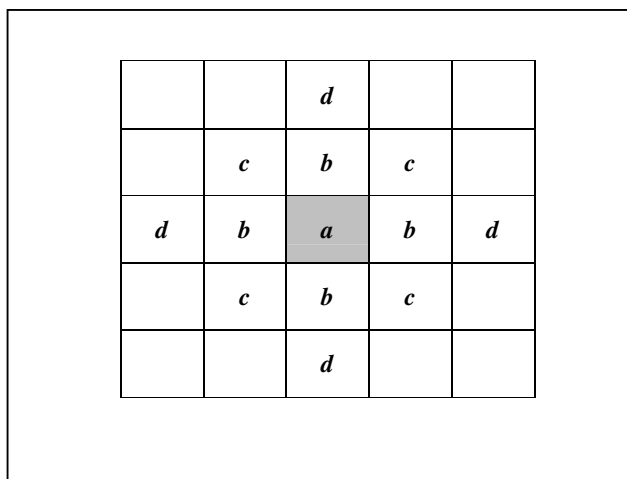


FIGURA 2 – Exemplo de Contigüidade de segunda ordem.

Fonte: Anselin (1988 p. 18).

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 quadriculares, a ordem da contigüidade pode ser vista através de uma série de novas unidades ao redor de um único centro de interesse, como proposto na FIG. 2.

As células *b* são contíguas de primeira ordem em relação à *a*, pelo ‘critério da torre’, e se assim for considerado, tem-se que as células *c* e *d* são contíguas de segunda ordem em relação à *a* e igualmente contíguas de primeira ordem em relação a *b*. Contudo, as células *c* podem ser consideradas contíguas de primeira ordem em relação à *a*, pelo ‘critério do bispo’ e se se levar em conta o ‘critério da rainha’, tem-se que tanto *b* quanto *c* são contíguas de primeira ordem.

When there is a high degree of heterogeneity in the spatial distribution of points or in the areas of regions, there may be no satisfactory critical distance. In those instances, a “small” distance will tend to yield a lot of islands (or, unconnected observations). Also, a distance chosen to ensure that each unit has at least one neighbor may result in an unacceptably large number of neighbors for the smaller units. (ANSELIN, 2002, p. 258).

Dentre as limitações da especificação da matriz de ponderação espacial, segundo Anselin (2002) tem-se o simples fato de haver diversas maneiras de definir contigüidade, como foi proposto ainda há pouco. Problemas aparecem quando a ponderação espacial é baseada em critérios de distância, ou seja, quando duas unidades i e j são consideradas vizinhas quando a distância entre elas é menor que um número arbitrário definido. Além disso, outro problema ainda surge quando se considera como peso a distância econômica.

3.3.1.1 Exemplo de matriz de contigüidade.

Um exemplo de como é uma matriz de contigüidade pode ser feito a partir da análise de vizinhança entre algumas das regiões de Porto Alegre. Para simplificar a análise, supõe-se a existência de somente sete regiões, conforme a FIG. 3. Centro, Navegantes, Noroeste, Leste, Partenon, Cruzeiro e Cristal.

Dessa forma deve-se construir uma matriz binária W , 7×7 , contendo 49 elementos com os valores 0 e 1 que capturam a idéia de conectividade entre as regiões em análise. Cada linha da matriz W representa um conjunto de relações de vizinhança associado a uma das sete regiões. Por exemplo, o elemento da matriz na primeira linha e segunda coluna expressa a presença (representada por 1) ou a ausência (representado por 0) de contigüidade entre as regiões em análise: nesse caso, o valor é 1, mostrando que há contigüidade de primeira ordem entre a região do centro de Porto Alegre e a região de Navegantes, por exemplo, pelo método de contigüidade da rainha.

A TAB. 3, construída a partir da FIG. 3, serve de base para construção da matriz de contigüidade W . Nota-se que essa matriz é simétrica e, por convenção, ela sempre apresenta zeros na diagonal principal, como acusa LeSage (1998) e como pode ser corroborado visualmente.



FIGURA 3 – Mapa da cidade de Porto Alegre dividido por região, exemplo de contigüidade.

Fonte: Elaboração própria a partir da base cartográfica disponibilizada pela Secretaria de Planejamento Municipal da Prefeitura de Porto Alegre.

Nota: (1) Centro, (2) Humaitá/Navegantes/Ilhas, (3) Noroeste, (4) Leste, (5) Partenon, (6) Cruzeiro e (7) Cristal.

TABELA 3
Região central de Porto Alegre
e regiões vizinhas, exemplo de contigüidade.

	Centro	Navegantes	Noroeste	Leste	Partenon	Cruzeiro	Cristal
Centro	0	1	1	1	1	1	0
Navegantes	1	0	1	0	0	0	0
Noroeste	1	1	0	1	0	0	0
Leste	1	0	1	0	1	0	0
Partenon	1	0	0	1	0	1	0
Cruzeiro	1	0	0	0	1	0	1
Cristal	0	0	0	0	0	1	0

Fonte: Construção por conta própria, a partir da FIG. 1.

$$w = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

O propósito de se fazer uso de uma matriz de ponderação espacial é relacionar uma variável em um ponto no espaço às observações para esta variável em outra unidade espacial dentro do sistema em questão. Isso é possível por meio do operador de defasagem espacial (*spatial lag operator*):

$$L^s x_i = \sum_j w_{ij} x_j \quad \forall j \in J_i \quad (1.7)$$

$$L^s x = W_s x \quad (1.8)$$

onde L^s é o operador de defasagem espacial associado com a contigüidade s , j é o índice de observações pertencentes a contigüidade s para i , x_j é a localização da unidade espacial e w_{ij} são os pesos espaciais. Já a equação 1.8 nada mais é que a formulação 1.7 em termos matriciais.

Em um modelo de regressão o termo de erro deve ser incluído, levando a uma, de duas, categoria geral de modelo: o modelo espacial autoregressivo (*spatial autoregressive model*, SAR), cuja formalização matricial está equacionada abaixo:

$$Y = \rho W y + \varepsilon \quad (1.9)$$

onde y e ε são vetores das variáveis e do termo de erro, respectivamente. W é a matriz de ponderação espacial e ρ é o coeficiente a ser estimado.

A outra categoria geral de modelo é aquela que leva em consideração a ponderação espacial para analisar a dependência espacial quando os erros em locais diferentes estão correlacionados entre si, o modelo espacial de média móvel (*spatial moving average model*, SMA):

$$Y = \varepsilon + \rho We \quad (2.0)$$

onde y é o vetor das variáveis, ε é o vetor do termos aleatoriamente, independentemente distribuídos, ρ é o coeficiente a ser estimado e W é a matriz de ponderação espacial. Mais informações de modelos espaciais, ver Apêndice A.

Voltando a matriz de ponderação espacial, W , geralmente a transformam em uma matriz cuja soma das linhas é um; isso é uma forma de padronização. Esse processo leva a uma matriz de contigüidade padronizada de primeira ordem, C , como lembra LeSage (1998).

$$C = \begin{pmatrix} 0 & 1/5 & 1/5 & 1/5 & 1/5 & 1/5 & 0 \\ 1/2 & 0 & 1/2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1/3 & 1/3 & 0 & 1/3 & 0 & 0 & 0 \\ 1/3 & 0 & 1/3 & 0 & 1/3 & 0 & 0 \\ 1/3 & 0 & 0 & 1/3 & 0 & 1/3 & 0 \\ 1/3 & 0 & 0 & 0 & 1/3 & 0 & 1/3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

Se pós-multiplicar a matriz de contigüidade padronizada de primeira ordem por uma matriz coluna Y , que representa uma variável Y_i associada as sete regiões, tem-se uma matriz produto, Y^* , que representa uma nova variável igual à média das observações das regiões contíguas: $Y^* = Cy_i$

$$\begin{pmatrix} Y_1^* \\ Y_2^* \\ Y_3^* \\ Y_4^* \\ Y_5^* \\ Y_6^* \\ Y_7^* \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 1/5 & 1/5 & 1/5 & 1/5 & 1/5 & 0 \\ 1/2 & 0 & 1/2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1/3 & 1/3 & 0 & 1/3 & 0 & 0 & 0 \\ 1/3 & 0 & 1/3 & 0 & 1/3 & 0 & 0 \\ 1/3 & 0 & 0 & 1/3 & 0 & 1/3 & 0 \\ 1/3 & 0 & 0 & 0 & 1/3 & 0 & 1/3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ Y_3 \\ Y_4 \\ Y_5 \\ Y_6 \\ Y_7 \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} Y_1^* \\ Y_2^* \\ Y_3^* \\ Y_4^* \\ Y_5^* \\ Y_6^* \\ Y_7^* \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} (1/5)Y_2 + (1/5)Y_3 + (1/5)Y_4 + (1/5)Y_5 + (1/5)Y_6 \\ (1/2)Y_1 + (1/2)Y_3 \\ (1/3)Y_1 + (1/3)Y_2 + (1/3)Y_4 \\ (1/3)Y_1 + (1/3)Y_3 + (1/3)Y_5 \\ (1/3)Y_1 + (1/3)Y_4 + (1/3)Y_6 \\ (1/3)Y_1 + (1/3)Y_5 + (1/3)Y_7 \\ (1/3)Y_6 \end{pmatrix}$$

Essa, segundo LeSage, é uma das maneiras de se verificar que $Y_i = f(x_j), i = 1, \dots, n$ $i \neq j$ como foi anunciado no início dessa seção²¹.

3.3.1.2 Estatística I-Moran Global

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, 2003a; VAYA; MORENO, 2000). Ou seja, o ponto de vista global trata de afrontar a hipótese de que uma variável se encontra 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

²¹ Para maiores detalhes sobre o desenvolvimento econométrico de modelos espaciais que lidam com a incorporação de interação espacial e da estrutura espacial em uma análise de regressão, ver Anselin (1999, 2003) e LeSage (1998). Chasco (2003a) oferece uma exposição e sistematização do conjunto de técnicas de análise da econometria espacial, através de uma bibliografia completa e atualizada.

teste não oferece a estrutura regional da autocorrelação. O gráfico e a estatística I-Moran Global são os instrumentos mais amplamente utilizados. A 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 que 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 estas N observações é dado por:

$$I = \frac{N}{W} \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1, i \neq j}^N w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (2.1)$$

onde N 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 (essa é a hipótese nula do teste²²). Finalmente, x_i e x_j são os

valores da variável analisada e $W = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1, i \neq j}^N w_{ij}$, $i \neq j$.

É importante estabelecer a validade estatística do I-Moran, para tanto é necessário associar a este uma distribuição estatística²³. Utilizando-se a abordagem da normal padrão, considera-se a variável em questão como tendo distribuição normal, ou seja, média igual a zero e a variância igual a um. A partir da comparação do valor z com a sua probabilidade de uma tabela normal padrão, obtém-se a significância estatística do I-Moran.

²² O teste a ser verificado a partir do I-Moran é: H_0 = valores em regiões diferentes são espacialmente independentes, os valores observados são designados aleatórios entre as localidades. I é próximo a zero, dependendo do tamanho da amostra; e H_1 = valores não são espacialmente independentes. I não é nulo.

²³ Outra forma de calcular o valor do I-Moran é a partir da análise dos resíduos da regressão por MQO (ANSELIN, 1988; LeSAGE, 1998). A estatística I-Moran podem ter duas formas, dependendo se W é padronizado ou não:

a) W não padronizado: $I = \left(\frac{N}{S} \right) \frac{e' W e}{e' e}$; b) W padronizado: $I = \frac{e' W e}{e' e}$, onde e representa o vetor dos resíduos

por MQO, W é a matriz de ponderação, N é o número de observações e S é o fator de padronização, igual a soma de todos os elementos da matriz de ponderação (ANSELIN, 1988). Informações sobre distribuição assintótica da estatística I-Moran pode ser obtido em Anselin (1988, p. 102) e LeSage (1998, p. 54).

Outra maneira de se verificar a significância estatística do I-Moran parte da hipótese de que x_i e x_j estão aleatoriamente distribuídos, ou seja, sob a hipótese de que de x_i e x_j não estão correlacionados, não havendo, portanto, autocorrelação espacial. A hipótese da distribuição aleatória ('randomizada' ou aproximada) dos dados assume que cada valor observado apresenta a mesma probabilidade de ocorrência para qualquer localização. Supondo-se que as variáveis aleatórias associadas a cada localização são independentes e normalmente distribuídas, o índice I tem uma distribuição amostral aproximadamente normal, cujos momentos de primeira e segunda ordem do I-Moran Global, sob esta suposição, são:

$$E(I) = \frac{-1}{(N-1)}$$

$$E(I^2) = \frac{N[(N^2 - 3N + 3)S_1 - SN_2 + 3S_0^2] - b_2[(N^2 - N)S_1 - 2NS_2 + 6S_0^2]}{(N-1)(N-2)(N-3)S_0^2}$$

onde, $b_2 = \frac{m_4}{m_2^2}$, $m_2 = \frac{\sum z_i^2}{N}$, $m_4 = \frac{\sum z_i^4}{N}$, $S_1 = \frac{1}{2} \sum_i \sum_j (w_{ij} + w_{ji})^2$, $w_i = \sum_{j=1}^N w_{ij}$,

$$S_2 = \sum_i \sum_j (w_i + w_j)^2 \text{ e } S_0 = \sum_i \sum_j w_{ij}.$$

Já a variância, sob as mesmas condições, é dada por:

$$Var(I) = \frac{N[(N^2 - 3N + 3)w_1 - Nw_2 + 3w_0^2] - K[N(N-1)w_1 - 2Nw_2 + 6w_0^2]}{w_0^2(N-1)(N-2)(N-3)} - E^2(I)$$

onde, $K = \frac{N \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}{\left(\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \right)^2}$, $w_1 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (w_{i,j} + w_{j,i})^2$, $w_i = \sum_{j=1}^N (w_{i,j} + w_{j,i})^2$ e w_i e w_j

constituem a soma da i-ésima linha e da j-ésima coluna da matriz de ponderação.

Quando o I-Moran Global for próximo de +1, isso quer dizer que há autocorrelação positiva, ou seja, aglomeração (*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 (viés espacial): regiões pobres (não-pobres) estão cercadas de regiões não-pobres (pobres). E, finalmente, se o valor do I-Moran for igual à zero, tem-se que não há autocorrelação espacial.

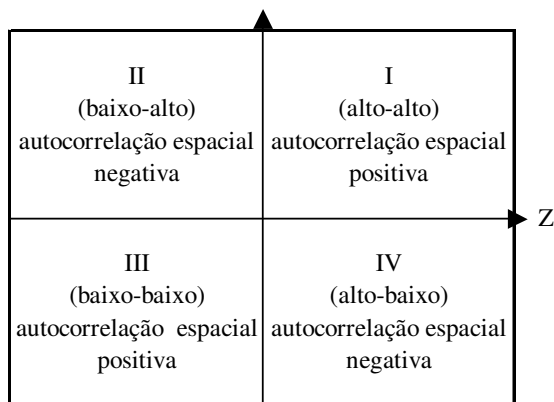


FIGURA 4 – Representação das categorias de associação espacial

Fonte: Baseado em Anselin *et al.* (2000).

Nota: o I-Moran é positivo para ambos os padrões de similaridade espacial (I) e (III) e é negativo quando há dissimilaridade espacial, ou seja, padrões (II) e (IV).

Através do correspondente gráfico de dispersão do I-Moran é possível decompor o tipo de associação espacial em quatro categorias, como apresentadas nas FIG. 4 e FIG. 5. A denominada Dispersão de Moran (*Moran's Scatterplot*) representa no eixo das abscissas as observações da variável x normalizada e o eixo das ordenadas a defasagem espacial dessa variável também normalizada.

The Moran scatterplot is centered on the mean and shows the value of a variable (z) on the horizontal axis against its spatial lag (...) on the vertical axis. The four quadrants in the scatterplot correspond to locations where high values are surrounded by high values in the upper right (...) or low values are surrounded by low values in the lower left, both indicating positive spatial autocorrelation. The other two quadrants correspond with negative spatial autocorrelation, or high values surrounded by low values (...) and low values surrounded by high values (...). The slope of the linear regression line through the Moran scatterplot is Moran's I coefficient. Moreover, a map showing the locations that correspond to the four quadrants provides a summary view of the overall patterns in the data. (ANSELIN, *et al.*, 2000, p. 232-233).

Os quatro quadrantes reproduzem diferentes tipos de dependência espacial. Dois tipos de similaridades espaciais existem: regiões pobres cercadas por regiões pobres, ou seja, aglomeração ('clusterização') da pobreza do tipo alto-alto (primeiro quadrante) e regiões

não-pobres cercadas por regiões não-pobres, ou seja, aglomeração da pobreza do tipo baixo-baixo (terceiro quadrante). Igualmente, dois tipos de dissimilaridade espacial existem: regiões não-pobres cercadas por regiões pobres, ou seja, aglomeração da pobreza do tipo baixo-alto (segundo quadrante) e regiões pobres cercadas por regiões não-pobres, ou seja, aglomeração da pobreza do tipo alto-baixo (quarto quadrante).

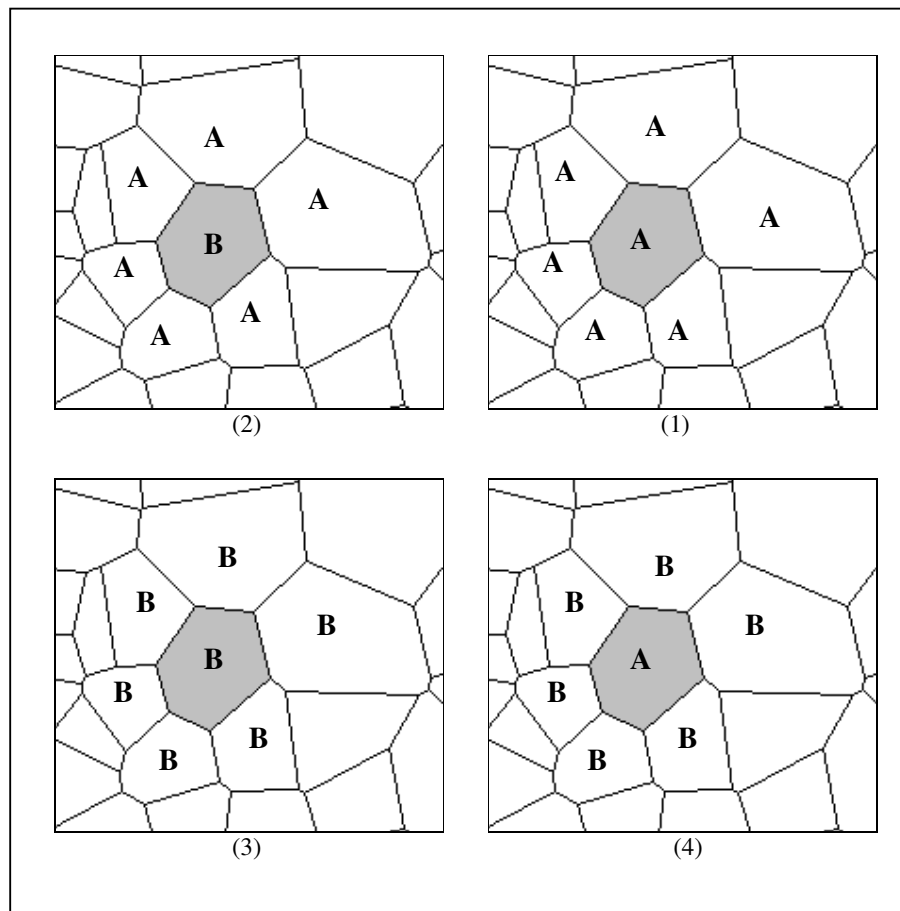


FIGURA 5 – Representação dos tipos de similaridade ou dissimilaridade espacial em um esquema reticulado.

Fonte: Construção própria baseada em Anselin *et al.* (2000) e Amarasinghe *et al.* (2005).

Nota: 'A' representa alto e 'B' baixo. (1) aglomeração da pobreza do tipo alto-alto; (2) aglomeração da pobreza do tipo baixo-alto; (3) aglomeração da pobreza do tipo baixo-baixo e (4) aglomeração da pobreza do tipo alto-baixo.

3.3.1.3 Estatística c-Geary

A estatística c-Geary, assim como o I-Moran Global, é amplamente utilizada para se verificar a autocorrelação espacial global. O teste de c-Geary considera o quadrado das diferenças entre os valores x nos pontos i e j e é expresso da seguinte forma:

$$c = \frac{N-1}{2 \left(\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_{ij} \right)} \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_{ij} (x_i - x_j)^2}{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (2.2)$$

onde N é o número de observações, w_{ij} é a distância entre i e j , x_i é o valor na localização i e x_j é o valor na localização j . O coeficiente c de Geary se assemelha a forma da estatística de Durbin e Watson, estabelecido para contrastar a hipótese alternativa de que existe um processo autoregressivo de primeira ordem nos resíduos de uma regressão (CHASCO, 2003a). Um valor observado do c de Geary menor do que a unidade indica autocorrelação espacial positiva, enquanto que, se o valor observado for maior que a unidade, isso quer dizer que há autocorrelação espacial negativa. O valor esperado para o coeficiente c de Geary é um, ou seja, não há autocorrelação espacial, nem positiva, nem negativa.

3.3.1.4 LISA: I-Moran Local

Os indicadores globais de autocorrelação espacial fornecem apenas um valor como medida de associação espacial para todo o conjunto de dados, contudo, ao se lidar com grande número de áreas é possível que diferentes regimes de associação espacial ocorram e que surjam pontos extremos de autocorrelação espacial, onde a dependência pode ser ou não mais percebida (BIVAND, 1998; CÂMARA *et al.*, 2004b).

Dessa forma é necessário utilizar indicadores de associação espacial que possam ser associados às diferentes localizações de uma variável distribuída espacialmente, sendo possível através de um indicador local de associação espacial (*local indicator of spatial association* – LISA). Por meio deste procedimento, desenvolvido por Luc Anselin, é possível avaliar a hipótese de aleatoriedade espacial comparando os valores do indicador de cada região com os indicadores das regiões vizinhas. Segundo Anselin *et al.* (2000, p. 233-234), “LISA provide a measure of the extent to which the arrangement of values around a specific location deviates from spatial randomness.”

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 significamente 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 significamente 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 zero isso indica que a unidade i está espacialmente associada aos seus vizinhos.

$$I_i = \frac{x_i - \bar{x}}{S_i^2} \sum_{j=1}^N w_{ij} (x_j - \bar{x}) \quad (2.3)$$

onde $S_i^2 = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^N x_j^2}{N-1} - \bar{x}^2$. O valor esperado e a variância do I-Moran Local, sob a hipótese aleatoriedade distributiva, ou seja, sob a hipótese de que não haja correlação espacial local, são:

$$E(I_i) = \frac{-\sum_{j=1}^N w_{i,j}}{N-1}$$

$$Var(I) = \frac{1-b}{N-1} \sum_{j=1, j \neq i}^N w(i,j)^2 + \frac{(2b-N) \sum_{k=1, k \neq i}^N \sum_{k=1, k \neq j}^N w_{kj} w_{kj}}{(N-1)(N-2)} - [E(I_i)]^2$$

$$\text{onde } b = \frac{N \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{\left(\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \right)^2}$$

Os métodos de verificar a dependência espacial não se esgotam por aqui. Diversos outros artifícios econométricos e estatísticos podem ser utilizados²⁴. Essa seção buscou apresentar alguns dos conceitos presentes na literatura para que interessados em assuntos sobre mapeamento da pobreza, ou aqueles interessados em aprofundar no estudo da influência do espaço em diversas variáveis de análise, possam encontrar a literatura básica para se aventurarem.

3.3.2 Heterogeneidade espacial (estrutura espacial)

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 (ANSELIN, 1988). Dessa forma, segundo Chasco (2003a), 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.

Existem três razões que fazem mister a consideração da heterogeneidade de uma forma explícita, como ressalva Hauer (2007). A primeira é o caráter espacial (geográfico) que se encontra por trás da instabilidade. A segunda é que a heterogeneidade pode ocorrer conjuntamente com a autocorrelação espacial e as técnicas tradicionais de análise econométrica não são muito apropriadas, como já fora mencionado nas seções anteriores. Finalmente, em uma análise de *cross-section* a autocorrelação e a heterogeneidade espacial podem ser equivalentes do ponto de vista observacional. (HAUER, 2007).

Por exemplo, suponha que estamos interessados numa determinada região e que, de acordo com a econometria espacial, os dados observados desta região influenciam e sofrem influência dos dados das regiões vizinhas. No caso em que a região de interesse seja, por exemplo, um outlier, isto pode ser interpretado como heterogeneidade espacial, para o caso em que esta região influencia as regiões vizinhas, mas “destoa” das outras regiões, mas também pode ser interpretado como autocorrelação espacial no caso em que esta região influencia suas regiões vizinhas e não influencia as outras regiões. (HAUER, 2007, p. 09).

A estrutura espacial possui dois aspectos distintos, como ressalva Anselin (1988): instabilidade estrutural expressa pela mudança da forma funcional e a heterocedasticidade.

²⁴ Chasco (2003a) apresenta outras estatísticas para se verificar a dependência espacial, como o Γ de Mantel e o $G(d)$ de Getin e Ord.

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.

3.4 Onde estão os pobres no mapa: revisão da literatura internacional.

Apresentadas as discussões sobre a definição e mensuração da pobreza e a importância do mapeamento, apresenta-se os estudos que a trataram na dimensão espacial. Deve-se ter em mente que cada estudo apresenta sua própria metodologia²⁵ a fim de demonstrar que a análise espacial (seja qual for a utilizada) permite determinar padrões de conglomeração geográfica da pobreza.

É complicado precisar com exatidão os primeiros estudos que se preocuparam com a localização espacial dos pobres, colocando-os em um mapa. Contudo, há um consenso de que o estudo de Hentschel e Lanjouw (1996), apresentado no *Poverty Profile* do Equador apresentado pelo Banco Mundial, é o primeiro a discutir o arcabouço teórico estatístico sobre o método de estimação em pequenas áreas, considerado como um dos precursores sobre o mapeamento da pobreza e a difusão desse instrumental analítico. A partir de uma pesquisa domiciliar Hentschel e Lanjouw (1996) derivaram uma variedade de modelos de pobreza e aplicaram ao censo demográfico equatoriano e, por meio disso, introduziram uma variável de gasto domiciliar aos dados do censo. O primeiro passo foi encontrar as variáveis que pudessem explicar os gastos domiciliares a partir da pesquisa realizada e que estivessem também presentes nos dados do censo. O melhor modelo encontrado foi um simples modelo log-linear. O segundo passo foi atribuir os gastos domiciliares a todos os domicílios equatorianos contidos no censo de 1990 e, finalmente, o terceiro passo foi verificar a confiabilidade dos resultados.

Assim como em Hentschel e Lanjouw (1996), o interesse no estudo do mapeamento da pobreza no Equador está presente em Hentschel *et al.* (2000), Demombynes *et al.* (2002). Hentschel *et al.* (2000), a partir de indicadores de necessidades básicas e com uma pesquisa domiciliar para o Equador, estimam modelos de gastos de consumo,

²⁵ Desde a definição e mensuração do pobre até o método prático para analisá-lo espacialmente.

restringindo ao conjunto de variáveis explanatórias aquelas que estão também disponíveis no censo do Equador e aplicam os parâmetros estimados destes modelos aos dados do censo para prever a probabilidade de um dado domicílio no censo estar na pobreza. Verifica-se que Hentschel *et al.* (2000) utilizaram-se do método de estimação de pequenas áreas, assim como Demombynes *et al.* (2002) também fizeram.

Collado (2004) aplica uma técnica de análise estatística espacial (*escaneo estadístico espacial*²⁶) para detectar e situar os lugares dentro da área metropolitana da Costa Rica onde a pobreza tende a se concentrar. Para sua análise, utilizou os dados provenientes do censo demográfico da Costa Rica de 1984 e de 2000 e para medir a pobreza construiu um indicador de carências básicas que permitiu encontrar os lugares com necessidades básicas insatisfeitas²⁷ em infra-estrutura e higiene. Collado (2004) comprova que existem zonas específicas, dentro da região metropolitana, onde a pobreza tende a se concentrar, ou seja, que a pobreza urbana na região metropolitana da Costa Rica tem um componente espacial. Concluiu-se também que em 1984 o número do conglomerado era maior *vis-à-vis* o ano 2000, contudo os conglomerados de 2000 são maiores que os de 1984.

Lagos (1999), analisando a dimensão territorial e a concentração da pobreza na Venezuela, considera-na como uma forma multifacetada de exclusão. Sua mensuração é feita utilizando-se o índice de necessidades básicas insatisfeitas e a partir daí encontra indícios de que a pobreza na Venezuela apresenta uma dimensão dual, ou seja, observa-se níveis de pobreza mais elevados em regiões mais afastadas do centro do país, onde o nível de pobreza é mais baixo.

Também tendo como base os indicadores de necessidades básicas insatisfeitas e o índice de condição de vida, Pérez (2005) realiza uma análise espacial da pobreza na Colômbia, através do cálculo da estatística I-Moran tanto em nível nacional quanto em nível

²⁶ De acordo com Collado (2004, p. 13) “*el EEE (escaneo estadístico espacial) escanea un área geográfica en busca de conglomerados posibles, sin ninguna especificación a priori sobre la localización o el tamaño del conglomerado de interés, identifica la ubicación de uno o más conglomerados y prueba para cada uno de ellos su significancia estadística. Además; permite la inferencia y a la vez da la localización geográfica (...).El EEE, es un método de distancia que también puede descomponer el espacio geográfico en un número más pequeño de áreas, es capaz de detectar si existe o no un conglomerado y, si existe, permite saber la localización geográfica aproximada donde el conglomerado se ubica. Adicionalmente, permite hacer inferencias sobre ese conglomerado y elimina el sesgo de selección*”.

²⁷ De acordo com Lagos (1999, p.261) “*el método de las necesidades básicas insatisfechas considera los requisitos esenciales como: condiciones de la vivienda, acceso a la educación, aprovisionamiento de agua, energía eléctrica y alcantarillado y un indicador que se refiere a la capacidad del hogar para obtener recursos (miembros ocupados)*”
Maiores informações sobre o índice de necessidades básicas insatisfeitas ver Feres e Mancero (2001).

regional, a fim de verificar se a pobreza nos municípios colombianos se distribui de forma aleatória, ou se, pelo contrário, existe evidência de algum tipo de dependência espacial entre as medidas. De acordo com os resultados encontrados, Pérez (2005) mostra que existe dependência espacial nas medidas de pobreza utilizadas para Colômbia, em todos os níveis de agregação analisados, ou seja, é possível afirmar que a geografia tem papel fundamental na determinação dos níveis de necessidade básica insatisfeita e na qualidade de vida dos colombianos. Outra conclusão encontrada por Perez (2005) é que há evidências sobre a identificação de aglomerações de pobreza, assim, os municípios pobres estão rodeados por municípios pobres e os ricos estão rodeados pelos municípios ricos.

Escobal *et al.* (2001) chamam a atenção para o fato que os mapas de pobreza servem como instrumentos de focalização de estratégias de combate à pobreza, mostrando suas vantagens e desvantagens e seguem a metodologia desenvolvida por Hentschel *et al.* (2000) combinando informações de pesquisas domiciliares ao censo demográfico e a partir do método de estimação de pequenas áreas analisam o Peru. Chegam a conclusão que a serra rural peruana é a região que apresenta maior taxa de pobreza, seguida pela selva rural e costa rural.

Alvarez (2006) também tem como foco de análise o Peru e constrói um indicador representado por um índice de carências, utilizando para tanto, dois tipos de indicadores: um refletindo a situação de carência propriamente dita da população ao acesso a serviços básicos e o segundo mostrando a situação de vulnerabilidade²⁸. A partir da estimação desse índice Alvarez (2006) elabora o mapa de pobreza do Peru em nível distrital e mostra que os distritos mais pobres são Huancavelica, Huanuco, Cajamarca, Apurímac, Ayacucho, Loreto, Amazonas e Pasco.

Agências governamentais têm se interessado pela construção de mapas de pobreza, como é o caso, por exemplo, na América Latina do governo do Panamá, da Guatemala e da Nicarágua. O governo do Panamá (1999) desenvolveu um informe técnico contendo metodologia de análise para a elaboração de mapas de pobreza. Nesse trabalho a estimação se realiza por meio de modelos de regressão lineares expressando o consumo como função de um conjunto de variáveis sócio-econômicas e regionais, as quais permitem a

²⁸ Os indicadores de carência são: a porcentagem da população que necessitam de água potável, porcentagem da população que carece de esgoto ou vaso sanitário e a porcentagem da população que carece de eletricidade. Já os indicadores de vulnerabilidade são: a porcentagem de mulheres de quinze ou mais anos de idade analfabetas, porcentagem de crianças de zero a doze anos de idade e porcentagem de crianças de seis a nove anos de idade desnutridas.

construção de um mapa de pobreza para este país. Nesse estudo estimou-se a probabilidade de ser pobre em determinada localidade e os resultados derivados do modelo utilizado mostram que a Comarca de San Blas (Kuna Yala) registra a probabilidade de ser pobre mais alta de todo o país (0,98), seguida em ordem pelas províncias de Darien (0,83), Bocas del Toro (0,75), Veraguas (0,74), Coclé (0,68), Chiriquí (0,60), Herrera (0,53), Los Santos (0,51), Colón (0,48) e finalmente pela Província do Panamá (0,28).

O governo da Guatemala (2002), do mesmo modo, elaborou uma análise espacial da pobreza, já que “*los mapas de pobreza han sido em diversos países de gran beneficio para la focalización del gasto público y el combate a la pobreza*” (p. 06). A metodologia utilizada segue aquela proposta por Hentschel *et al.* (2000) e a estimação da pobreza foi feita através de indicadores como o índice PP, índice do hiato da pobreza e o índice *Foster-Greer-Thorbecke* e uma medida de desigualdade, o índice de Theil. A partir desses índices construíram-se os mapas de pobreza para a Guatemala.

Finalmente, o governo da Nicarágua (2001) mesmo utilizando o índice do hiato da pobreza para montar seu mapa de pobreza, tendo como instrumental a estimação em pequenas áreas, conclui que, por a pobreza ser um fenômeno multidimensional, não se deve mensurá-la única e exclusivamente com base no consumo, recomendando que as informações fornecidas pelo mapa sejam analisadas com cautela e ainda combinadas a outros indicadores para que se possa buscar a maximização dos impactos de diversos programas sobre a redução da pobreza. No estudo, a pobreza extrema se faz presente na região Atlântico, Central e Pacífico da Nicarágua e a região Manágua é a que apresenta menor extensão da pobreza extrema.

Da mesma forma, na África, a análise espacial da pobreza e os mapas construídos a partir dessa, mostram sua importância em descrever, explicar e prever sua distribuição espacial, no entanto, muitos países africanos apresentam restrições significativas na elaboração de análises de dados geo-localizados: acesso a dados e confiabilidade nos mesmos, como já fora discutido na seção 3.1 sobre o limite da oferta de dados, a oferta de dados fidedignos e o acesso a estes. Empenho é despendido para minimizar os problemas e estudos são levados a cabo, como o realizado pelo governo de Moçambique (2002), através do Ministério do Planejamento e Finanças, o que elaborou o mapeamento da pobreza no país seguindo a metodologia proposta por Elbers *et al.* (2000) que utilizou o método de estimação de pequenas áreas. Os resultados encontrados são que em Moçambique existe uma heterogeneidade da situação da pobreza em diferentes distritos, ou seja, a incidência da

pobreza ao nível distrital mostra grande variabilidade entre os distritos da mesma província. Em Moçambique, na maioria dos casos, os locais com elevadas taxas de incidência de pobreza têm pouca população, ou seja, o maior número de pobres não se encontra em locais com altas taxas de incidência da pobreza, mas em locais com maior concentração populacional. A incidência da pobreza se faz mais evidente em Inhabane, Sofala, Tete, Niassa e Zambézia.

Outro estudo que teve como foco de análise Moçambique foi o de Simler e Nhate (2003), igualmente tendo como instrumental o método de estimação em pequenas áreas, combinando dados de uma pesquisa domiciliar realizada em 1996-97 com dados do censo demográfico moçambicano de 1997, utilizando como índice de pobreza o índice *Foster-Greer-Thorbecke*. Simler e Nhate (2003) também chegaram a conclusão de que as taxas de pobreza variam consideravelmente tanto entre as províncias quanto entre os distritos de Moçambique e que a maioria das áreas com alto índice de pobreza estão inabitadas esparsamente²⁹. Elbers *et al.* (2003a) igualmente focalizam sua análise em Moçambique.

Também na África, mas agora em Madagascar, a pobreza foi igualmente posta em um mapa. Mistiaen *et al.* (2002) aplicam a técnica da estimação em pequenas áreas para obter estimações geográficas da pobreza baseada em um nível de consumo, combinando os dados de pesquisas domiciliares de 1993 com dados do censo madagascarense também de 1993. Mistiaen *et al.* (2002) encontraram evidências de que em Madagascar há uma considerável heterogeneidade nos níveis de pobreza entre as províncias e que ela é mais facilmente pronunciada e relativamente mais homogênea em áreas rurais do que em centros urbanos. Outros estudos que analisaram Madagascar, a partir de uma análise estatística combinando dados de pesquisas domiciliares com censo populacional, foram o de Demombynes *et al.* (2002) e Elbers *et al.* (2003a).

O método de Lanjouw também foi aplicado ao Marrocos e ao Quênia. Lanjouw (2004) constata que existe heterogeneidade entre as comunidades marroquinas e que “*as poverty is progressively disaggregated to a more disaggregated level the distance between least poor and most poor locality widens markedly*” (LANJOUW, 2004, p. 08). No Quênia o estudo foi feito por Mistiaen *et al.* (2003) e por Kristjanson *et al.* (2005) e na África do Sul por Demombynes *et al.* (2002).

²⁹ Os resultados encontrados por Simler e Nhate (2003) não poderiam ser diferentes dos encontrados pelo trabalho do Ministério do Plano e Finanças de Moçambique (2002), já que foram eles que fizeram a compilação dos dados e mapas.

Outro país africano que também teve os pobres postos em mapas foi a Uganda. Roger *et al.* (2006) combinam dados de uma pesquisa domiciliar com um conjunto de variáveis ambientais que são medidas diretas de variáveis climáticas, variáveis descritivas de ingredientes fundamentais para o processo de geração da pobreza, e *proxies* para problemas de saúde e bem-estar da população da Uganda.

Na Ásia também foram realizados estudos. Minot *et al.* (2003), a partir do uso do método de estimação em pequenas áreas, combinando informações de pesquisas domiciliares de 1997-98 com o censo populacional vietnamita, concluem, ao mapear a densidade da pobreza, que suas taxas são maiores em regiões mais remotas, no entanto, a população está esparsamente distribuída. As medidas de pobreza utilizadas foram o índice de incidência de pobreza (ou índice *Foster-Greer-Thorbecke*), o índice do hiato da pobreza e o *severity of poverty*³⁰ (ou *squared poverty gap*).

Demais estudos na região do sudoeste da Ásia, aplicando o método de Lanjouw, foram desenvolvidos para a Tailândia (HEALY *et al.*, 2003), para o Camboja (FUJII, 2003), para o Laos (WEIDE, 2004), para Bangladesh (SUAN-PHENG *et al.*, 2004) e para o Sri Lanka (AMARASINGHE *et al.*, 2005). Amarasinghe *et al.* (2005), utilizando a dimensão econômica da pobreza como foco de estudo, também apresentam, para o Sri Lanka, a identificação espacial de aglomerações de pobreza, a partir do cálculo do I-Moran e concluem que existem duas aglomerações dominantes: um mostrando similaridade espacial de regiões com altos índices de pobreza rodeadas por regiões com alto índice de pobreza e regiões com baixa incidência de pobreza rodeadas por vizinhos com pouca incidência de pobreza, sendo que a aglomeração pobre-pobre é localizada principalmente nas regiões rurais do Sri Lanka. Finalmente, no Azerbaijão o mapa dos pobres foi feito por Baschieri *et al.* (2005) a partir de duas abordagens: o tradicional método de estimação em pequenas áreas e usando um índice de riqueza patrimonial³¹ (*asset index*).

³⁰ De acordo com Minot *et al.* (2003, p.10) o *severity poverty index* “takes into account not just how many people are poor and how poor they are, but also the degree of income inequality among poor households. It is equal to the incidence of poverty [when $\alpha=0$] multiplied by the average squared percentage gap between the poverty line and the income of poor”.

³¹ O *asset index* é utilizado como *proxy* para se mensurar o bem-estar e que, segundo Baschieri *et al.* (2005), é uma medida alternativa já que há problemas ao se utilizar índices a partir da renda e dos gastos. Esse índice leva em consideração patrimônios como carros, refrigeradores ou televisores e também características do domicílio. Apesar de estarem utilizando esse índice, pode-se dizer que é mais apropriado para trabalhos sobre pobreza relativa e não absoluta. Como a maioria dos países em desenvolvimento o que importa, pelo menos *a priori*, é a pobreza absoluta, esse índice não é muito eficiente e robusto para mensurá-la. Além do mais, esse índice apresenta problemas de

3.5 Os pobres no mapa no Brasil

Diferentemente da abundância de pesquisas feitas para se elaborar mapas de pobreza em alguns países latinos americanos, africanos e do sudoeste da Ásia, 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. Pochmann e Amorin (2003), por exemplo, fazem o Atlas da Exclusão Social no Brasil e mostram que metade dos municípios brasileiros encontra-se em situação de exclusão social e somente 3,6% do total de municípios apresentam padrão de vida considerado adequado.

Mais recentemente Bagolin e Ávila (2006) objetivam identificar a distribuição espacial da pobreza no Brasil utilizando indicadores multidimensionais, baseado na perspectiva das capacitações e das necessidades básica, chegando a conclusão que a pobreza brasileira apresenta diferente distribuição espacial de acordo com os diferentes indicadores utilizados, conseqüentemente a cartografia da pobreza não é única. Depende da forma com que se define e mensura a pobreza.

Romero (2006), por sua vez, fez uma análise espacial da pobreza dos municípios do estado de Minas Gerais utilizando como base de dados o Índice de Desenvolvimento Humano e suas dimensões de renda, longevidade e educação. Os resultados encontrados por Romero (2006) apresentam evidências significativas de dependência espacial sugerindo que a localização geográfica é importante como determinante da pobreza em Minas. Destaca-se ainda que a maioria dos municípios considerados como pobres estão rodeados de municípios pobres e os municípios considerados como ricos estão rodeados dos ricos.

Câmara *et al.* (2004c) apresentam uma metodologia para mapear a exclusão e inclusão social em áreas urbanas de países em desenvolvimento, usando técnicas de análise espacial para identificar certos padrões. O foco de análise está em utilizar técnicas de análise espacial para estudar a exclusão social na cidade de São Paulo na década dos 90, para tanto, utilizaram índices de autocorrelação local, mapas de autocorrelação espacial como base para aglomeração espacial e análise econométrica espacial. “[*Their*] results show that the use of

definição, já que é preciso agrupar todos os patrimônios para se chegar a um único coeficiente, portanto, sendo preciso dar ponderações arbitrárias para cada patrimônio que os indivíduos possuem. No final do trabalho Baschieri *et al.* verificam exatamente a fragilidade desse índice, “*our finding suggest that in countries where there is a considerable difference in socio-economic organization within a country, the asset index tends to capture localities, and therefore is a less appropriate measure of welfare in spatial poverty analysis*” (BASCHIERI *et al.*, 2005, p.38-39).

spatial analysis can provide social scientists with tools that enable significant insights for understanding urban dynamics” (CÂMARA *et al.*, 2004c, p. 235).

Oliveira (2006) utiliza-se do método econométrico espacial com dados em painel e estima as elasticidades renda e 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 a conclusão de que poucos municípios reduziram a pobreza devido à redução da desigualdade de 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 modelo de estimação em pequenas áreas. Cunha (2006) identifica duas microrregiões mais pobres no Rio Grande do Norte. Já, no Rio Grande do Sul foi elaborado o mapa da inclusão e exclusão social de Porto Alegre (PORTO ALEGRE, 2004). Além disso, Comim *et al.* (2006) elaboraram um índice de pobreza multidimensional para Porto Alegre, baseado na abordagem das capacitações, e apresentaram segundo as regiões do orçamento participativo de Porto Alegre um mapa de pobreza multidimensional a esse nível de agregação.

Por sua vez, o mapa de pobreza do Sergipe é feito por Rolim *et al.* (2006) em nível microrregional, a partir do índice de pobreza humano municipal, sendo que o enfoque principal desse artigo está em apresentar esse índice.

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. Borges (2004) utilizou variáveis do censo demográfico de 2000 e construiu diversos indicadores sociais que buscassem considerar aspectos relevantes da manifestação da pobreza urbana em São José dos Campos através da condição do domicílio, da condição de saneamento e da condição social do responsável pelo domicílio e da condição de educação dos residentes. Infelizmente Borges (2004) apresenta um levantamento estatístico apenas, não desenvolvendo uma análise que pudesse verificar a dependência espacial dos pobres em São José dos Campos. São José dos Campos também foi o objeto de análise de Genovez (2002), contudo seu foco está em utilizar técnicas de análise espacial para estudar a exclusão social nesta cidade. Genovez (2002) conclui que é possível diagnosticar que as variáveis mais correlacionadas ao índice de

exclusão/inclusão social de São José dos Campos foram a renda e o desenvolvimento educacional.

3.6 Considerações parciais

Toda a discussão proposta nos dois capítulos anteriores servirá como pano de fundo para a análise que se segue na última parte desse trabalho, a ser exposta no capítulo 4. Foi apresentado até então que a configuração dos mapas de pobreza depende de diversas variáveis a iniciar pela escolha metodológica da definição de pobreza. Definição essa que pode se dar a partir de diferentes razões, como por exemplo, a facilidade em conseguir índices que possam mensurá-la. Outro fator que pode afetar toda a formatação cartográfica, como mencionado, é a escolha do índice de mensuração da pobreza. Pode-se mensurar a pobreza, portanto, como insuficiência de renda, falta de acesso a serviços públicos básicos e até mesmo a vulnerabilidade de seus domicílios. O fato é que a escolha, tanto da definição quanto do indicador, é algo subjetivo e, embora questionável, cada pesquisador tem uma razão para sua escolha.

4 MÉTODO ESPACIAL APLICADO A POBREZA GAÚCHA

Nesse momento é possível aplicar toda a discussão proposta nos capítulos anteriores para construir um mapa de pobreza para o Rio Grande do Sul, a partir de dois indicadores de pobreza com dimensões diversas: dimensão econômica, a partir da definição de pobreza como insuficiência de renda (medida pela incidência de pobreza) e um indicador com algumas dimensões, o índice de pobreza humana municipal.

A discussão sobre a pobreza no Rio Grande do Sul não é um assunto novo, Picolotto (2005), por exemplo, analisou o desempenho da pobreza monetária e da pobreza como privação de capacitações (percentual de crianças na escola, número médio de anos de estudo, taxa de analfabetismos, percentual da população em domicílios com instalações adequadas de esgoto, esperança de vida ao nascer, taxa de fecundidade e mortalidade infantil) no Rio Grande do Sul e concluiu que é frágil a perspectiva tradicional de que a renda é um indicador perfeito da qualidade de vida, contudo, Picolotto (2005) não deu devida atenção ao espaço, não apresentando mapas e nem uma análise para constatar se a pobreza, medida a partir dessas duas perspectivas, se distribui ou não de forma aleatória pelo espaço gaúcho.

Esse capítulo está dividido da seguinte forma, para a facilidade de exposição: a seção 4.1 aborda a pobreza como insuficiência de renda, descrevendo sua configuração no estado gaúcho, tratando de responder algumas questões levantadas na Introdução desse trabalho, primeiramente a partir de uma análise univariada. A seção 4.2 também busca respostas as mesmas perguntas, contudo, agora, a pobreza é tratada a partir de algumas dimensões, como probabilidade de sobrevivência até os quarenta anos de idade, proporção da população analfabeta, proporção da população sem acesso ao serviço de água encanada e taxa de mortalidade infantil. Finalmente na seção 4.3 são apresentados os resultados de uma análise multivariada da pobreza.

4.1 Pobreza gaúcha como sinônimo de insuficiência de renda: análise univariada

É interessante observar que em 2000, levando-se em conta o índice PP, calculado pelo IPEAdata, como índice de pobreza medida com insuficiência de renda, a região sul do

Brasil apresentou um dos menores índices³² do país, 20,53% das pessoas nessa região foram considerados pobres. Contudo, esse valor é apenas uma média da incidência da pobreza nos estados sulinos, escondendo, portanto, a verdadeira pobreza nesses estados. No mesmo ano, dentre estes estados, o que apresentou menor o índice PP foi Santa Catarina, com 16,24% de pobres, seguida do Rio Grande do Sul e do Paraná, com 19,68 e 23,69%, respectivamente. Certamente que analisando somente o Rio Grande do Sul pode-se ainda perceber que esse percentual de pobres não se distribui de forma homogênea.

TABELA 4
Índice PP (em porcentagem)
nas regiões brasileiras e nos estados do sul, 2000.

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 1/2 do salário mínimo vigente em agosto de 2000.

Deste modo, avaliando espacialmente o índice PP no Rio Grande do Sul, pode-se perceber que há uma expressiva variabilidade do mesmo em termos municipais. Há municípios como Alto Feliz Monte Belo do Sul, Nova Petrópolis, São Marcos, Bento Gonçalves, Coronel Pilar, dentre outros, que apresentam baixo índice de pobreza, medida pelo índice PP.

Há também municípios que apresentam índices de pobreza extremamente elevados, como Garruchos, Roque Gonzáles, Pirapó, São Nicolau, Porto Xavier, dentre outros, sendo que o maior índice PP está em Redentora, onde, em 2000, 71% da população era considerada pobre, equiparando-se a municípios nordestinos.

O mapa da pobreza do Rio Grande do Sul é apresentado na FIG. 6, entretanto, como já mencionado, o mapeamento do pobre é mais do que um exercício cartográfico, por isso, alguns pontos chaves são levantados: existe um padrão de dependência espacial entre os

³² Sobre o índice PP e as conseqüências de sua utilização para a análise re-ver o CAP. 2.

municípios gaúchos levando-se em conta o índice PP, ou seja, há municípios pobres cercados por municípios também pobres, isto é, ‘aglomeração da miséria’; há municípios não-pobres cercados por municípios também não-pobres, ou seja, ‘aglomeração da não-pobreza’? Igualmente, pode-se esperar dissimilaridade espacial como municípios não-pobres cercados por municípios pobres e municípios pobres cercados pelos municípios não-pobres?

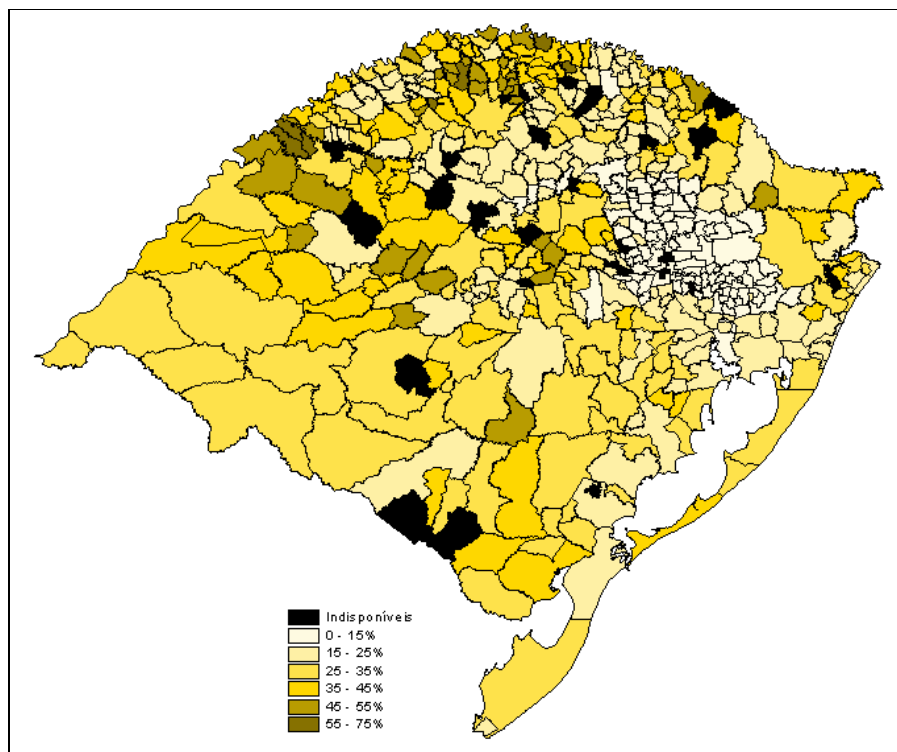


FIGURA 6 – Pobreza por município gaúcho, índice PP, 2000.

Fonte: Construção por conta própria a partir dos dados do IPEADATA e a partir da base cartográfica disponível pelo IBGE.

Em primeiro lugar, avalia-se, univariadamente, se existe evidência estatística de dependência espacial da pobreza em nível municipal, a partir da estatística I-Moran Global univariada. Como apresentado na seção 2.3.1.2, a estatística I-Moran Global indica a ‘força’ da similaridade ou dissimilaridade espacial das regiões vizinhas e quando proporcionar valores significativamente positivos indica regiões vizinhas similares e valores significativamente negativos indicam dissimilaridade entre as regiões contíguas. A estatística I-Moran univariada representa a correlação entre a variável e sua defasagem espacial enquanto que a estatística I-Moran multivariada representa a relação entre uma variável e a defasagem espacial de outra (a ser calculada na seção 3.4).

Toma-se como matriz de contigüidade a dita de rainha, isto é, as regiões que compartilham o mesmo lado ou o mesmo vértice com a região de interesse são consideradas contíguas, tendo com hipótese a contigüidade de primeira ordem, ou seja, considera somente os vizinhos imediatos da região de interesse. Entretanto, como o método econométrico espacial aborda unidades poligonais contínuas (esquema reticular ou *lattice*, ou seja, na forma de rede), tem-se que transformar o mapa do Rio Grande do Sul em um esquema reticular, o que foi feito na FIG. 7.

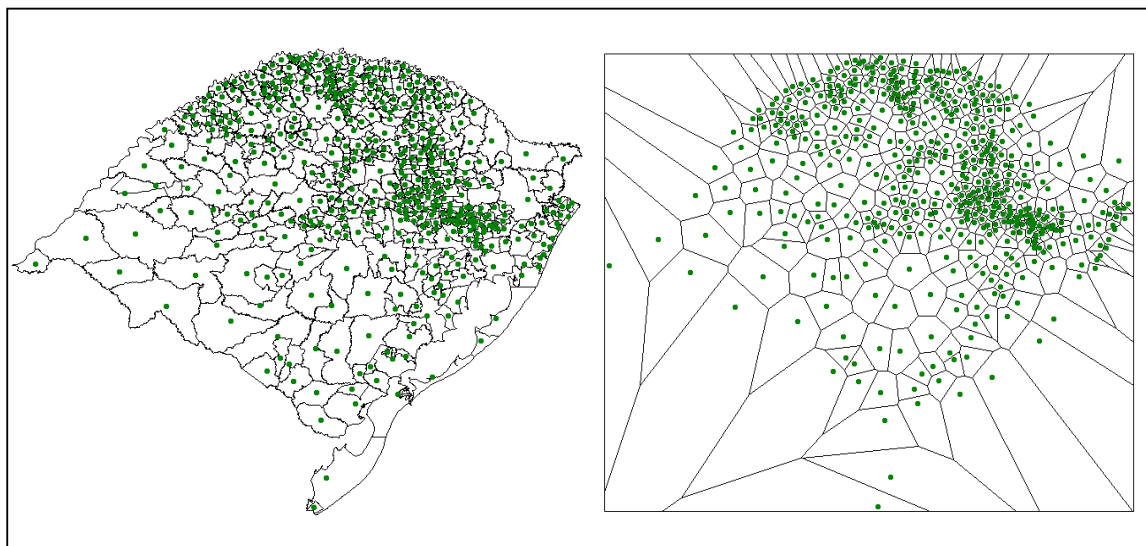


FIGURA 7 – Centróides dos municípios gaúchos e esquema reticular para análise espacial.

Fonte: Construção por conta própria a partir dos dados do IPEADATA e a partir da base cartográfica disponível pelo IBGE.

A amostra dos dados constitui-se de 467 municípios gaúchos³³ de um total de 496, sendo que os outros 29 municípios não apresentam uma ou outra variável para a análise e por isso foram desconsiderados. Chegou-se a seguinte estatística I-Moran 0,5358, indicando que há indícios de autocorrelação espacial positiva com significância estatística de 1%. 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 de dispersão de Moran univariado apresentado na FIG. 8. O gráfico de dispersão univariado mostra os valores padronizados do índice PP no eixo *x* e os valores padronizados da sua defasagem espacial no eixo *y*.

³³ Os seguintes municípios não apresentaram dados referentes a 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.

A estatística I-Moran varia de acordo com a definição de contigüidade utilizada, como já fora discutido no Capítulo 3. Dessa forma, pode-se chegar a valores diferentes dos apresentados se se levar em conta a contigüidade de torre ao invés da de rainha, como pode ser confirmado pelos resultados anunciados na TAB. 5. Além disso, a matriz de ponderação pode levar a estatísticas de autocorrelação espacial distintas se se optar pela matriz de distâncias, como é mostrado na TAB. 6.

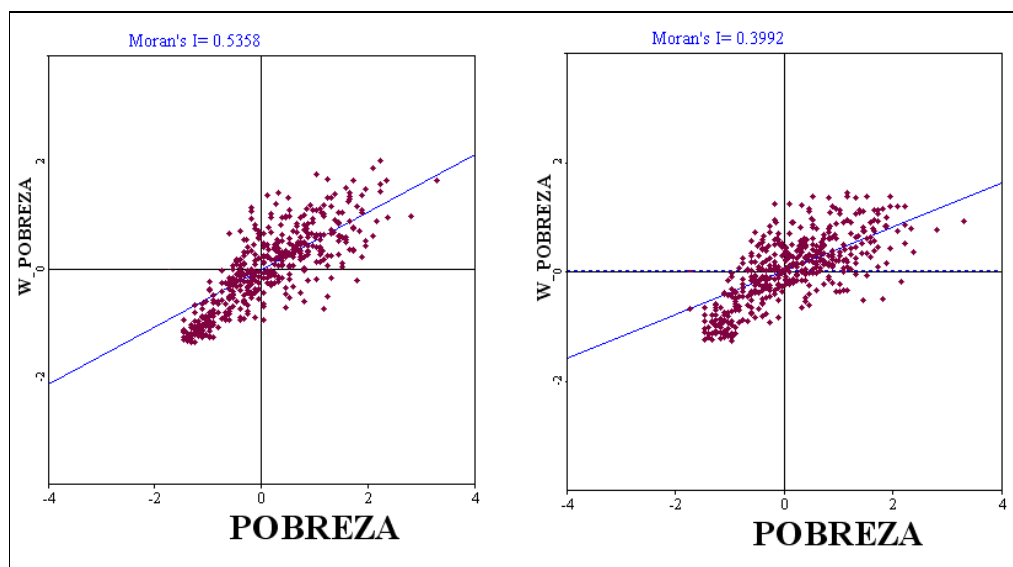


FIGURA 8 – Gráfico de dispersão de Moran univariado para verificar a autocorrelação espacial da pobreza dos municípios gaúchos, em 2000, com contigüidade de primeira e segunda ordem, respectivamente.

Fonte: Construção por conta própria a partir dos dados do IPEADATA e a partir da base cartográfica disponível pelo IBGE.

A partir da TAB. 5 conclui-se que tanto o I-Moran para a contigüidade de rainha quanto para a de torre são decrescentes à medida que vai aumentando a ordem da contigüidade, ou seja, à medida que vai se incorporado na análise os vizinhos dos vizinhos mais próximos, depois os vizinhos dos vizinhos dos vizinhos e assim por diante. Confirma-se mais uma vez, que a influência da pobreza (índice PP) sofre maior influência dos vizinhos mais próximos do que os vizinhos mais distantes.

É possível, ainda, verificar, como mencionado há pouco, que se levando em conta outra definição de matriz de ponderação, a influência do espaço pode ser afetada. Conseqüentemente, ao avaliar a distância entre as centróides (ver FIG. 7), a estatística I-Moran varia, como é apresentado na TAB. 6, dependendo ainda da forma com que a

distância é mensurada, ou pela distância euclidiana ou pela distância do arco geométrico (*arc distance*). No entanto, ainda é possível verificar que à medida que aumenta a distância entre as centróides, tanto sendo mensurada pela distância euclidiana ou pelo arco da distância, a influência do espaço em determinar o índice PP diminui drasticamente. Dessa forma, é pouco provável que um município do sudoeste rio-grandense influenciará o índice PP do noroeste rio-grandense e vice-versa.

TABELA 5
Resultados do teste de autocorrelação espacial (estatística I-Moran) municipal do índice PP, para Matriz de Contigüidade, Rio Grande do Sul, 2000.

Ordem da contigüidade	Definição de contigüidade	
	Rainha	Torre
1 ^a	0.5358	0.5363
2 ^a	0.3992	0.4009
3 ^a	0.2977	0.2977
4 ^a	0.2136	0.2148
5 ^a	0.1594	0.1606
6 ^a	0.1057	0.1073
7 ^a	0.0685	0.0682
8 ^a	0.0519	0.0518
9 ^a	0.0177	0.0176

Fonte: Construção por conta própria a partir dos dados do IPEADATA e a partir da base cartográfica disponível pelo IBGE.

Nota: Todas as estatísticas apresentadas são significativas a 1%. Os gráficos de dispersão de Moran das diferentes ordens de contigüidade tanto para a contigüidade de rainha quanto para a de torre estão dispostas no Apêndice B.

TABELA 6
Resultados do teste de autocorrelação espacial (estatística I-Moran) municipal do índice PP, para Matriz de Distância, Rio Grande do Sul, 2000.

Distância Euclidiana ¹	I-Moran	Distância do arco ¹	I-Moran
1.254956	0.2544	78.4139	0.2663
1.715221	0.1864	107.5966	0.1941
2.175487	0.1434	136.7793	0.1472
2.635752	0.0491	165.9620	0.0906
3.096018	0.0323	195.1447	0.0503
3.556283	0.0060	224.3274	0.0134
4.016549	0.0002	253.5101	0.0008
4.476814	-0.0014	282.6928	-0.0034

Fonte: Construção por conta própria a partir dos dados do IPEADATA e a partir da base cartográfica disponível pelo IBGE.

Nota: Todas as estatísticas apresentadas são significativas a 1%. ¹ Os valores da distância euclidiana e do arco da distância foram os disponibilizados automaticamente pelo Software Geoda.

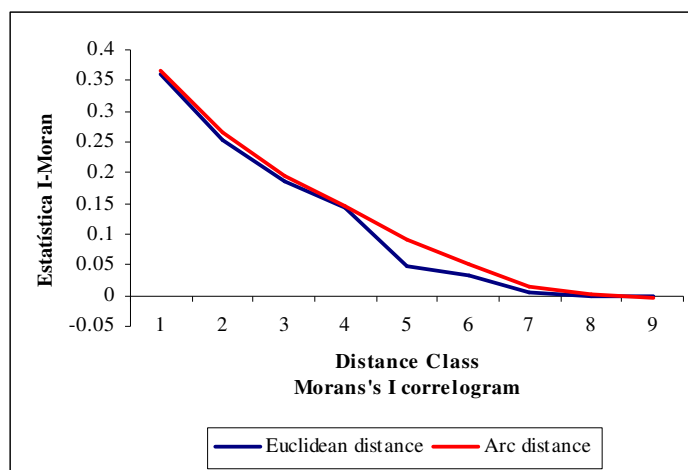


FIGURA 9 – Correlograma I-Moran

Fonte: Construção por conta própria a partir dos dados da TAB. 5

4.1.1 Indicador local de associação espacial da proporção de pobres

Com o auxílio do indicador local de associação espacial (*local indicator of spatial association* – LISA), busca-se determinar as regiões no Rio Grande do Sul nas quais são significativas as associações espaciais da pobreza municipal medida pelo índice PP. Para a análise de contigüidade de primeira ordem, FIG. 10, pode-se identificar que nos municípios sombreados existe algum tipo de relação espacial significativa entre os municípios e o índice PP. Dessa forma, há dois extremos: regiões com altos índices de pobreza (*high-high* no mapa, ou seja, alto-alto) e áreas com baixos índices de pobreza (*low-low* no mapa, ou seja, baixo-baixo).

A aglomeração da ‘não-pobreza’ ocorre em alguns municípios da mesoregião metropolitana de Porto Alegre, compreendendo municípios como Ivoití, Novo Hamburgo, Portão, Canela, Gravataí, Feliz, Igrejinha dentre outros. Para a análise de contigüidade de segunda ordem, FIG. 11, pode-se identificar que praticamente nos mesmos municípios sombreados da análise de primeira ordem existe relação espacial significativa, considerando agora alguns município do noroeste rio-grandense.

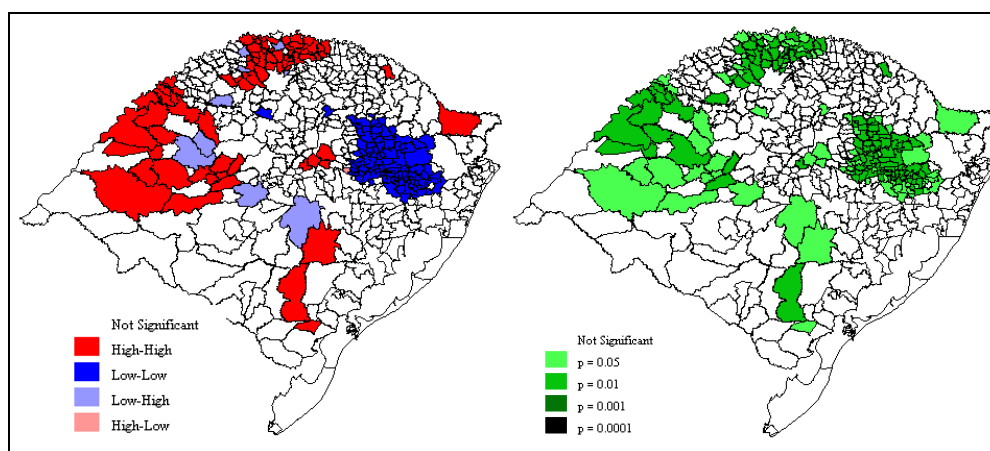


FIGURA 10 – Análise de dependência espacial local (LISA) da pobreza dos municípios gaúchos de contigüidade de primeira ordem, 2000. Mapa de aglomeração e mapa de significância.

Fonte: Construção por conta própria a partir dos dados do IPEADATA e a partir da base cartográfica disponível pelo IBGE.

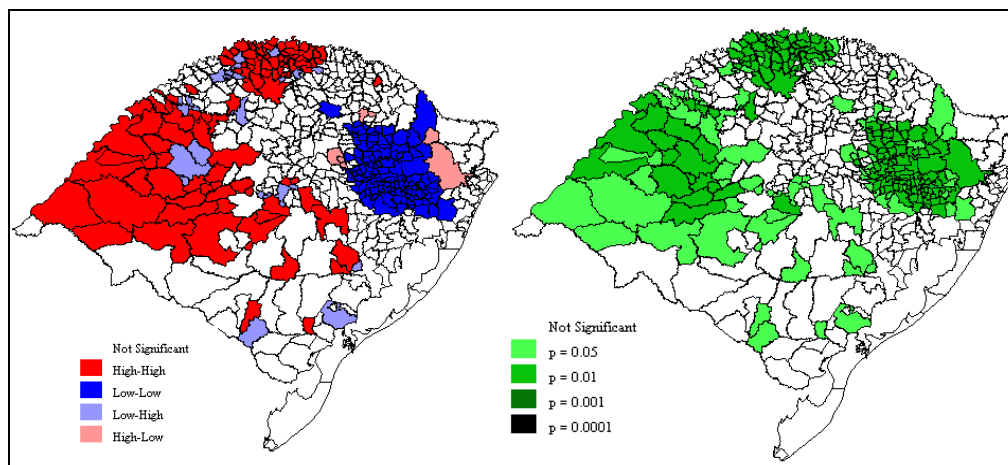


FIGURA 11 – Análise de dependência espacial local (LISA) da pobreza dos municípios gaúchos de contigüidade de segunda ordem, 2000. Mapa de aglomeração e mapa de significância.

Fonte: Construção por conta própria a partir dos dados do IPEADATA e a partir da base cartográfica disponível pelo IBGE.

A análise das FIG. 10 e FIG. 11 torna 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 do o índice PP em 2000 dos municípios gaúchos. Verifica-se, ainda, que existe aglomeração 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 aglomeração da não-pobreza e alguns municípios da microrregião da Campanha Ocidental, Santo Ângelo e Cerro Largo foram uma aglomeração da miséria. Há ainda outra aglomeração 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.

A configuração cartográfica da pobreza do Rio Grande do Sul apresentada na FIG. 6 sofrerá novo desenho se a definição de pobreza for modificada, como já fora advertido no

Capítulo 3. Levando-se em conta a multidimensionalidade da pobreza e utilizando o índice de pobreza humano desenvolvido pelas Nações Unidas no Relatório de Desenvolvimento Humano, já discutido na seção 2.2.2, é possível re-desenhar o mapa dos pobres do Rio Grande do Sul.

4.2 Pobreza gaúcha como sinônimo de privação do desenvolvimento humano: análise univariada

O índice de pobreza humana, desenvolvido pela ONU teve de ser adaptado à oferta de dados municipais para o cálculo do índice de pobreza humano (IPH) dos municípios brasileiros. Dessa forma, a Fundação João Pinheiro de Minas Gerais, o Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (PNUD) e o Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA) fizeram uma adaptação metodológica do IPH para adequar alguns indicadores, disponíveis em nível municipal, criando o índice de pobreza humano (ROLIM *et al.*, 2006) e sua construção foi apresentada pela primeira vez por Rolim (2004).

O índice de pobreza humano municipal (IPH-M) é calculado a partir das seguintes estatísticas: probabilidade de sobreviver até os 40 anos de idade, porcentagem de pessoas com 25 anos ou mais de idade analfabetas, e uma ponderação como *proxy* para um padrão de vida decente: porcentagem de pessoas que vivem em domicílios sem água encanada e porcentagem de crianças até cinco anos de idade falecidas (*proxy* de desnutrição). Vale mencionar que a melhor situação para um município é quando o índice for zero, enquanto que no ponto extremo, a pior situação, é quando o índice é igual a cem, indicando que 100% da população encontra-se em situação de pobreza, ou seja, 100% da população encontra-se privada de ter uma vida adequada.

A escolha desse indicador para mensurar a multidimensionalidade da pobreza se deu, pois, esse é sinônimo de privação do desenvolvimento humano e consegue captar dimensões que afetam uma vida longa e saudável, conhecimento e padrão de vida decente³⁴. Além disso, a escolha de tal indicador se dá, pois este consegue manter níveis reduzidos de agregação geográfica para os dados disponíveis para o estado e, finalmente, um fator importante que afetou sua escolha foi à oferta de dados. A criação de outro índice, levando em

³⁴ Sobre o Índice de Pobreza Humana, ver seção 2.2.2.

conta outras dimensões implicaria a busca de dados para todos os municípios gaúchos, os quais, em muitos casos não estão disponíveis e provavelmente não cobriria todo o universo, já que os dados disponibilizados pelo IPEAData são tabulações censitárias.

O novo mapa, portanto, é apresentado na FIG. 12. O município gaúcho que apresentou menor índice de pobreza humana foi São José do Hortêncio, seguido de Feliz, Bom Princípio, Ivoití e Pareci Novo, todos da mesorregião metropolitana de Porto Alegre. Nesses municípios menos de 3% da população encontra-se em situação de pobreza. No outro extremo tem-se São José do Herval, Lagoão, Benjamin Constant do Sul e Fontoura Xavier, todos do nordeste rio-grandense e apresentam mais de 20% da população em estado de pobreza.

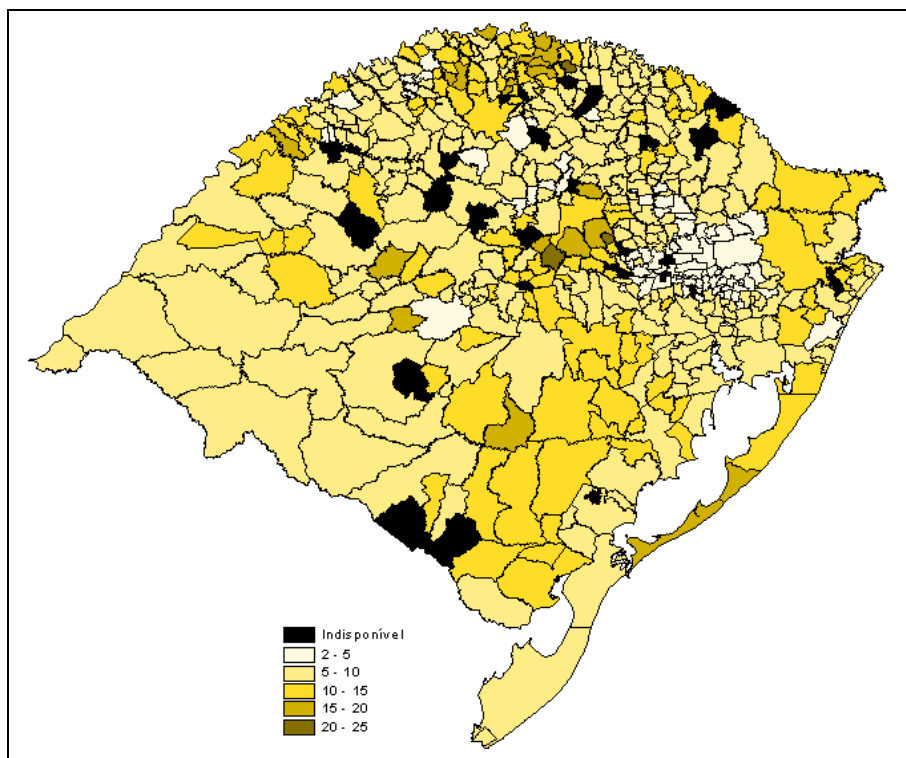


FIGURA 12 – Pobreza por município gaúcho, IPH-M, 2000.

Fonte: Construção por conta própria a partir dos dados do IPEADATA e a partir da base cartográfica disponível pelo IBGE.

Da mesma forma que fora verificado para o índice PP, avalia-se, agora, a existência de evidência estatística da dependência espacial do IPH-M dos municípios gaúchos, a partir da estatística I-Moran Global univariado. Toma-se como matriz de contigüidade a de rainha e primeiramente tendo com hipótese a contigüidade de primeira

ordem. Teve-se, novamente, que transformar o mapa do Rio Grande do Sul em um esquema reticular, como fora feito na FIG. 7.

Chegou-se a seguinte estatística I-Moran 0,4412, indicando que há indícios de autocorrelação espacial positiva com significância estatística de 1%. Já se tomando em conta a hipótese de contigüidade de segunda ordem, chegou-se a 0,2447, ou seja, há também indícios de que há autocorrelação espacial positiva, como pode ser corroborado pelo FIG. 13. Dessa forma, pode-se dizer que o nível de pobreza de um município gaúcho depende, não somente, da situação local, mas também da situação de seus vizinhos imediatos. Esse tipo de relação, como pode ser verificada pela FIG. 13 e ainda corroborada pela TAB. 6, não é unicamente de primeira ordem, já que a relação do espaço e dos vizinhos de segunda ordem (e também de algumas ordens superiores) são igualmente importantes na explicação da pobreza em nível municipal no Rio Grande do Sul.

Como já constatado, as diferentes maneiras de se construir uma matriz de contigüidade levam a diferentes estatísticas de I-Moran. Seguindo, por exemplo, a contigüidade de rainha e a de torre e em diferentes ordens de contigüidade chegou-se a seguinte TAB. 7 apresentada a seguir.

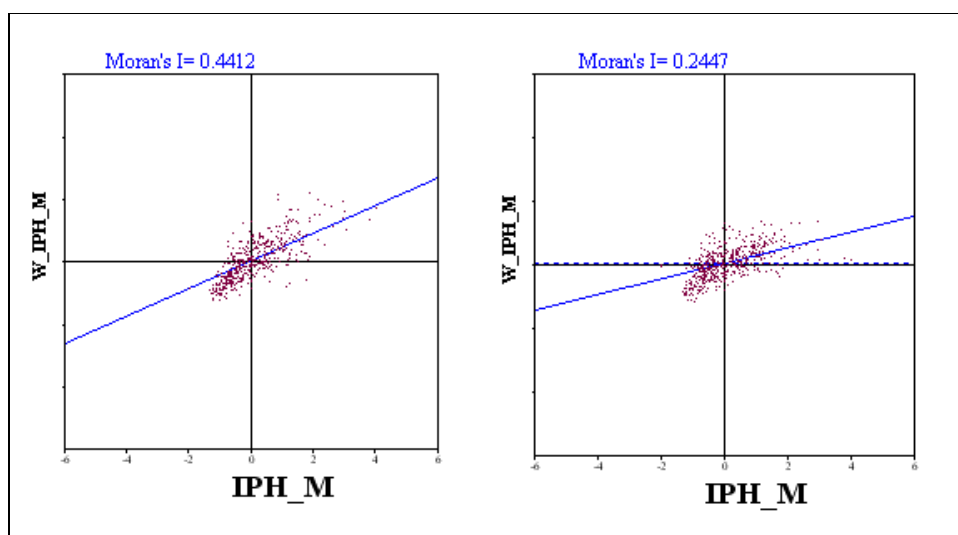


FIGURA 13 – Gráfico de dispersão de Moran para verificar a autocorrelação espacial do IPH-M, em 2000, com contigüidade de primeira e segunda ordem, respectivamente.

Fonte: Construção por conta própria a partir dos dados do IPEADATA e a partir da base cartográfica disponível pelo IBGE

Assim como fora visto na TAB. 5, a influência do espaço em determinar o índice PP diminui à medida que se afasta da região em análise. O mesmo pode ser afirmado sobre o IPH-M, contudo esse parece sofrer influência do espaço até a contigüidade de quarta ordem, enquanto que a pobreza medida em termos de rendimento ainda sofre influência espacial em ordens mais elevadas. A partir da quarta ordem, a autocorrelação embora seja negativa é muito próxima de zero, indicando que ao se considerar os vizinhos mais distantes da região em análise, em nada este a influencia.

TABELA 7
Resultados do teste de autocorrelação espacial (estatística I-Moran) municipal do IPH-M, para Matriz de Contigüidade, Rio Grande do Sul, 2000.

Ordem da contigüidade	Definição de contigüidade	
	Rainha	Torre
1ª	0.4412	0.442
2ª	0.2447	0.2458
3ª	0.1302	0.1319
4ª	0.0414	0.0429
5ª	-0.0064	-0.0058
6ª	-0.0325	-0.031
7ª	-0.0455	-0.0447
8ª	-0.011	-0.013
9ª	0.0108	0.0105

Fonte: Construção por conta própria a partir dos dados do IPEADATA e a partir da base cartográfica disponível pelo IBGE.

Nota: Todas as estatísticas apresentadas são significativas a 1%. Os gráficos de dispersão de Moran das diferentes ordens de contigüidade tanto para a de rainha quanto para a de torre estão dispostas no Apêndice B.

TABELA 8
Resultados do teste de autocorrelação espacial (estatística I-Moran) municipal do IPH-M, para Matriz de Distância, Rio Grande do Sul, 2000.

Distância Euclidiana ¹	I-Moran	Distância do arco ¹	I-Moran
1.254956	0.0696	78.4139	0.0783
1.715221	0.0266	107.5966	0.0300
2.175487	0.0286	136.7793	0.0299
2.635752	-0.0036	165.9620	0.0124
3.096018	-0.0029	195.1447	-0.0014
3.556283	-0.0040	224.3274	-0.0068
4.016549	-0.0045	253.5101	-0.0052
4.476814	-0.0032	282.6928	-0.0065

Fonte: Construção por conta própria a partir dos dados do IPEADATA e a partir da base cartográfica disponível pelo IBGE.

Nota: Todas as estatísticas apresentadas são significativas a 1%. ¹ Os valores da distância euclidiana e do arco da distância foram os disponibilizados automaticamente pelo Software Geoda.

4.2.1 Indicador local de associação espacial do IPH-M

Novamente, com a ajuda do indicador local de associação espacial (*local indicator of spatial association* – LISA), buscou-se determinar as regiões no Rio Grande do Sul nas quais são significativas as associações espaciais do IPH-M.

Para a análise de contigüidade de primeira ordem, FIG. 14, pode-se identificar que, nos municípios sombreados, existe algum tipo de relação espacial significativa entre os

municípios e o IPH-M. Dessa forma, há, novamente, dois extremos: regiões com altos índices de pobreza humana (*high-high* no mapa, ou seja, alto-alto) e áreas com baixos índices de pobreza humana (*low-low* no mapa, ou seja, baixo-baixo).

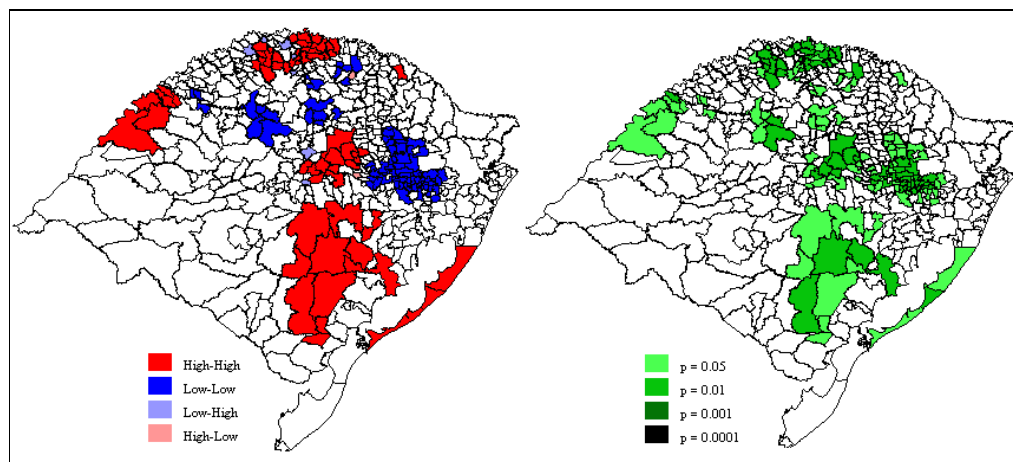


FIGURA 14 – Análise de dependência espacial local (LISA) do IPH-M de contigüidade de primeira ordem, 2000. Mapa de aglomeração e mapa de significância.

Fonte: Construção por conta própria a partir dos dados do IPEADATA e a partir da base cartográfica disponível pelo IBGE.

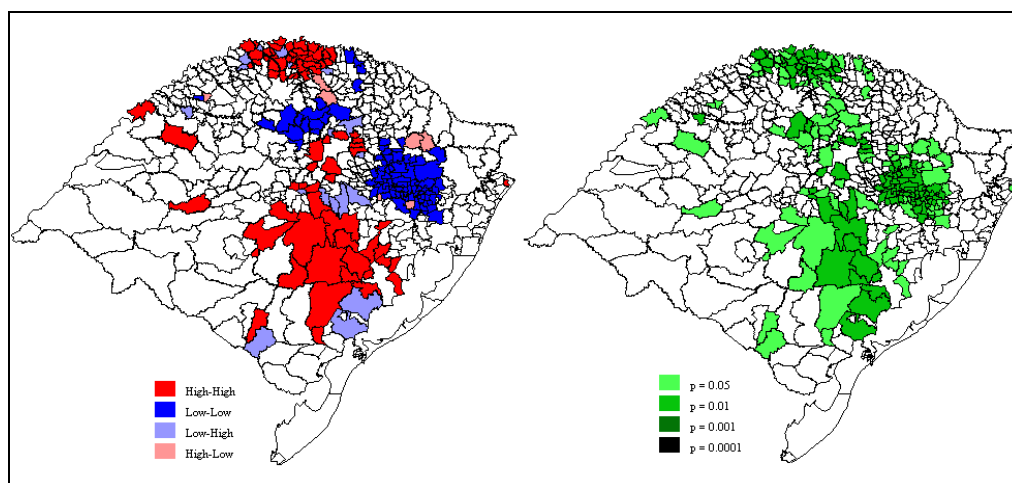


FIGURA 15 – Análise de dependência espacial local (LISA) do IPH-M de contigüidade de segunda ordem, 2000. Mapa de aglomeração e mapa de significância.

Fonte: Construção por conta própria a partir dos dados do IPEADATA e a partir da base cartográfica disponível pelo IBGE.

4.3 Comparação de resultados

Para analisar as diferenças do mapa apresentado na FIG. 6 e daquele apresentado na FIG. 12 é necessário analisar as estatísticas descritivas de cada conjunto de dados, o que é demonstrado na TAB. 9.

TABELA 9
Estatísticas descritivas do IPH-M e índice PP

	IPH-M	Índice PP
Média	8.331	26.035
Erro padrão	0.166	0.605
Mediana	7.730	25.000
Desvio padrão	3.578	13.079
Variância da amostra	12.804	171.071
Curtose	1.194	-0.453
Assimetria	0.979	0.363
Intervalo	21.27	67.00
Mínimo	2.707	4.000
Máximo	23.983	71.00
Contagem	467	467
Nível de confiança(95.0%)	0.325	1.189

Fonte: Construção própria a partir dos dados do IPEADATA.

Nota: A covariância entre o IPH-M e o índice PP é 39,1254 e já o coeficiente de correlação (ρ) entre as variáveis é 0,835976.

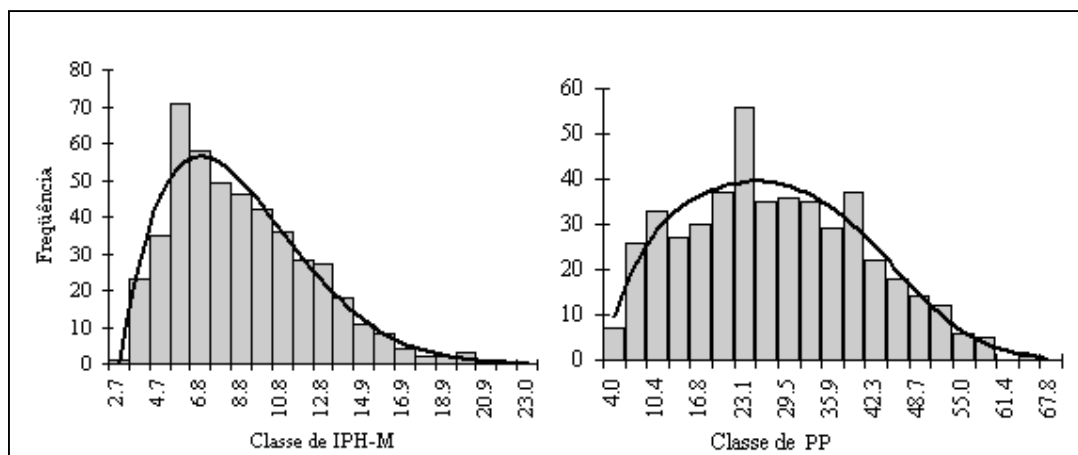


FIGURA 16 – Histograma da classe de IPH-M e da classe do índice PP.

Fonte: Construção por conta própria a partir dos dados do IPEADATA.

Pode-se verificar que no caso do índice PP houve uma variação de quatro, para Monte Belo do Sul³⁵ por exemplo, a 71, para Redentora, indicando que no primeiro município 4% da população foi considerada como pobre enquanto que o último apresentou

³⁵ Outros seis municípios também apresentaram a mesma proporção de pobres, ou seja, 4%. São eles Nova Pádua, Dois Irmãos, Paraí, Carlos Barbosa, Flores da Cunha e Nova Bossano

71% da população considerada como pobre. Já se levando em conta o IPH-M, pode-se verificar que houve uma variação de 2,71, para São José do Hortêncio, a 23,98, para São José do Herval. Nota-se que se levando em conta, um ou outro tipo de medida, a ordenação dos municípios variou, o que pode ser confirmado pelas TAB. 9 e TAB. 11.

Vale ressaltar ainda que, pela TAB. 9, fica claro que as medidas de desvio são muito maiores para o índice PP que para o IPH-M, indicando que a pobreza medida pelo índice PP apresenta maior variabilidade em torno da média do que o IPH-M. Ou seja, levando-se em consideração o IPH-M, os municípios são mais iguais entre si. Isso por ser explicado pelo fato de que as variáveis utilizadas na compilação do IPH-M podem não estar captando de forma adequada a verdadeira privação do desenvolvimento humano no Rio Grande do Sul.

Tomando-se a variável probabilidade de sobreviver até os 40 anos de idade tem-se que a variação entre os valores municipais é muito baixa ($\bar{x} = 93,86; s = 1,93$), ou seja, a diferença da probabilidade de sobreviver até os 40 anos entre os municípios é muito baixa, no limite tem-se que é praticamente igual entre todos os municípios gaúchos. Já, verificando a variável porcentagem de crianças até 5 anos de idade falecidas, tem-se o mesmo resultado, ou seja, a diferença entre os municípios considerando a porcentagem de mortalidade de 5 anos de idade é muito baixa ($\bar{x} = 1,65; s = 0,55$).

Dessa forma, a ponderação dada as variáveis que formam a *proxy* de desnutrição pode ser equivocada, já que a outra variável que a compõe, porcentagem de pessoas que vivem em domicílios sem água encanada, apresenta uma variabilidade entre os municípios muito maior que a porcentagem de crianças até 5 anos de idade falecidas ($\bar{x} = 8,63; s = 7,49$).

Já a porcentagem de pessoas com 25 anos ou mais de idade analfabetas que também faz parte da composição do IPH-M apresenta a variação entre os municípios de forma consideravelmente importante ($\bar{x} = 10,50; s = 5,04$). Assim, a escolha dos pesos das variáveis do IPH-M pode também estar equivocada. Dessa forma, como o índice PP apresenta maior desvio-padrão do que o IPH-M, dá-se a (falsa) impressão que a falta de renda é a variável mais importante para mensurar a pobreza, sendo que outras variáveis como a porcentagem de crianças até cinco anos de idade falecidas e porcentagem de pessoas com 25 anos ou mais de idade analfabetas também são fundamentais para mensurar e analisar a pobreza gaúcha.

Outra razão pode se dar, pois o Rio Grande do Sul vive uma espécie de perda de dinamismo econômico cujo bom desempenho do passado, que possibilitou a dotação de um bom desenvolvimento humano disseminada em todo o seu território (captada pelo baixo IPH-M), é mais sentida em certas partes do território gaúcho que em outras (captada pelo PP), o é refletida, por exemplo, na tendência de diminuição da participação no PIB nacional.

TABELA 10
Estatísticas descritivas das variáveis que compõem o IPH-M

	Média (\bar{x})	Desvio-padrão (s)
probabilidade de sobreviver até os 40 anos de idade	93.86	1.93
porcentagem de crianças até cinco anos de idade falecidas	1.65	0.55
porcentagem de pessoas com 25 anos ou mais de idade analfabetas	10.50	5.04
porcentagem de pessoas que vivem em domicílios sem água encanada	8.86	7.49

Fonte: Construção própria a partir dos dados do IPEADATA.

Comparam-se primeiramente os resultados gerais em nível mesorregional, em seguida o microrregional até o nível municipal. A FIG. 17 mostra o Rio Grande do Sul dividido em suas sete mesorregiões (nordeste, noroeste, região metropolitana de Porto Alegre, sudeste, sudoeste, centro-oriental e centro-ocidental) e da mesma forma, a FIG. 18 mostra o Rio Grande do Sul dividido em suas 35 microrregiões³⁶.

A TAB. 11 resume os indicadores de pobreza utilizados por cada uma das meso e microrregiões gaúchas³⁷ e dela pode-se verificar que, se tratando do IPH-M, mesmo embora São José do Hortêncio tenha o menor índice de pobreza humana, ele se localiza na mesorregião metropolitana de Porto Alegre cujo IPH-M é 6,88, ou seja, valor aproximadamente quatro vezes superior ao seu valor e na microrregião de Montenegro cujo IPH-M é 4,07, ou seja, aproximadamente duas vezes maior que a de São José do Hortêncio.

³⁶ São elas: Cachoeira do Sul, Camaquã, Campanha Central, Campanha Meridional, Campanha Ocidental, Carazinho, Caxias do Sul, Cerro Largo, Cruz Alta, Erechim, Frederico Westphalen, Gramado-Canela, Guaporé, Ijuí, Jaguarão, Lajeado-Estrela, Litoral Lagunar, Montenegro, Não-Me-Toque, Osório, Passo Fundo, Pelotas, Porto Alegre, Restinga Seca, Sananduva, Santa Cruz do Sul, Santa Maria, Santa Rosa, Santiago, Santo Ângelo, São Jerônimo, Serras de Sudeste, Soledade, Três Passos e Vacaria.

³⁷ Como nem o Atlas do Desenvolvimento Humano nem o IPEADATA disponibilizam todas as variáveis necessárias para a construção do IPH-M agregadas ao nível microrregião e/ou mesorregião, o cálculo foi feito pela média dos IPH-M dos municípios que as compõem. Os IPH-M encontrados então não são necessariamente coincidentes ao verdadeiro valor dos IPH-M dessas unidades territoriais.

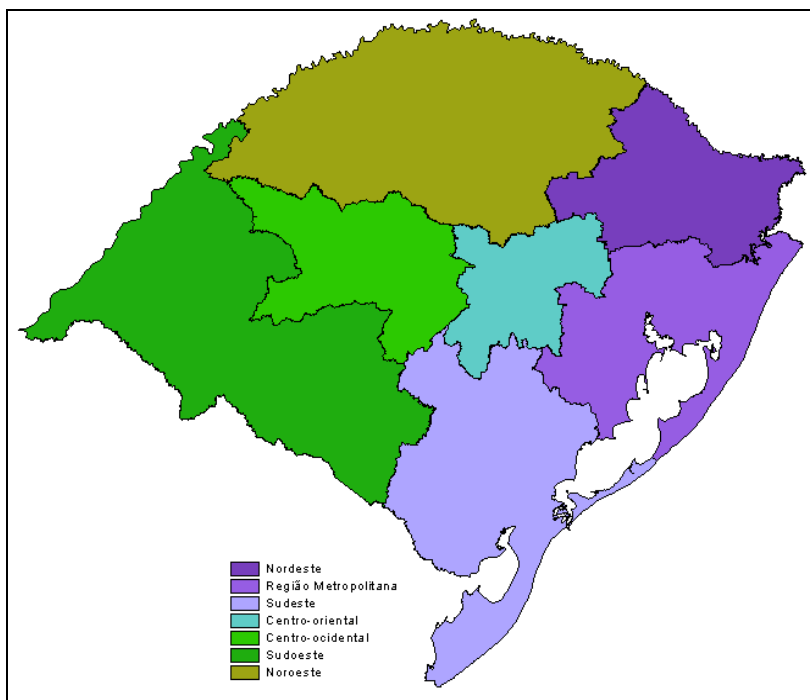


FIGURA 17 – Rio Grande do Sul dividido por Mesorregião do IBGE.

Fonte: Construção própria a partir da base cartográfica disponível pelo IBGE.

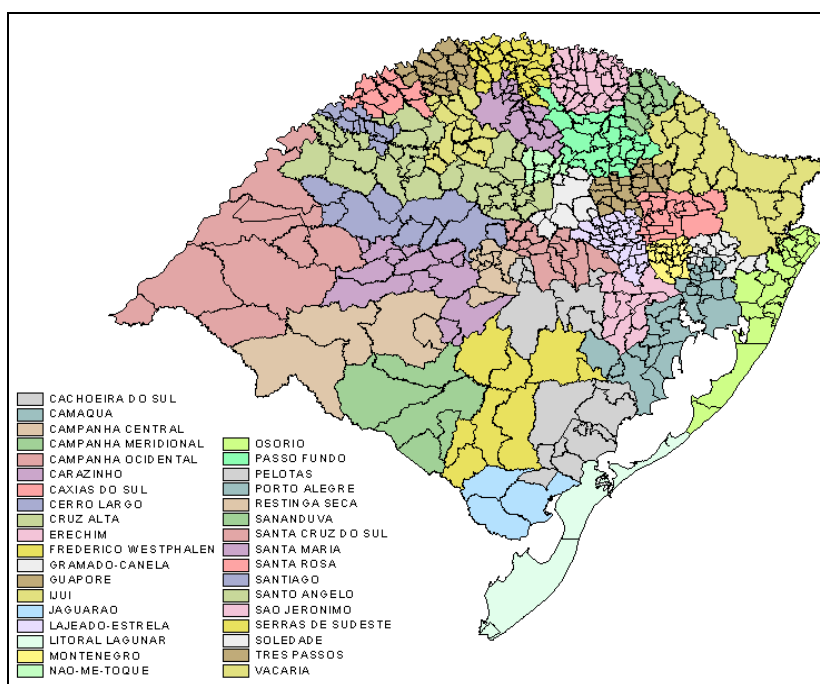


FIGURA 18 – Rio Grande do Sul dividido por Microrregião do IBGE.

Fonte: Construção própria a partir da base cartográfica disponível pelo IBGE.

TABELA 11
Pobreza por meso e microrregião gaúchas, 2000.

Meso e Microrregiões	Índice PP	IPH-M	Número Municípios
Centro-ocidental	32.8467	9.0292	31
Restinga Seca	25.1111	8.0177	9
Santa Maria	34.1727	9.1803	13
Santiago	39.3945	9.9217	9
Centro-oriental	20.8367	8.0824	54
Cachoeira do Sul	29.0000	10.6722	7
Lajeado-Estrela	14.2222	6.7616	31
Santa Cruz do Sul	28.9333	9.2514	16
Nordeste	13.7200	6.5747	53
Caxias do Sul	6.4706	4.3472	18
Guaporé	10.1429	6.4819	21
Vacaria	30.2500	9.8928	14
Noroeste	31.6206	9.0843	216
Carazinho	34.4375	8.9176	18
Cerro Largo	31.6724	7.6308	11
Cruz Alta	25.1818	7.3176	14
Erechim	27.8148	7.6031	30
Frederico Westphalen	39.6154	12.0700	27
Ijuí	31.7857	8.7112	15
Não-me-Toque	15.6667	4.7119	7
Passo Fundo	21.4000	7.7855	26
Sananduva	31.2727	9.8515	11
Santa Rosa	28.3343	6.6667	13
Santo Ângelo	41.0867	9.7922	16
Soledade	41.1250	17.0831	8
Três Passos	36.5000	9.6490	20
Região Metropolitana	18.3333	6.8821	98
Camaqua	29.7500	10.6925	8
Gramado-Canela	9.2000	4.9053	15
Montenegro	10.5500	4.0774	21
Osório	25.7273	8.9422	23
Porto Alegre	16.3636	6.0384	22
São Jerônimo	27.4444	10.0486	9
Sudeste	31.8696	10.8010	25
Jaguarão	35.0000	10.4739	3
Litoral Lagunar	28.7500	10.4569	4
Pelotas	29.5556	10.1071	10
Serras de Sudeste	35.2857	12.0300	8
Sudoeste	34.4336	8.8801	19
Campanha Central	29.8957	8.2483	4
Campanha Meridional	32.1030	9.2219	5
Campanha Ocidental	36.7273	8.9329	10

Fonte: Construção por conta própria a partir dos dados do IPEADATA

Pode se concluir mais uma vez que quanto mais agregados os dados, maior é chance desses esconderem a verdadeira pobreza presente em cada localidade e capturar uma

homogeneidade equivocada dentro do Rio Grande do Sul. Da mesma forma, verificando a localização de, por exemplo, Monte Belo do Sul, pode-se constatar que, embora seja o município com uma das menores proporções de pobres, ele se localiza no nordeste rio-grandense, cujo índice PP é 13,71%, praticamente 3,5 vezes superior a desse município.

Mesmo assim, correndo o risco de fazer uma análise que não corresponde à verdadeira dimensão da pobreza dos municípios gaúchos, tomou-se o índice médio dos municípios que compõem cada mesorregião para verificar a diferença dos indicadores utilizados para mensurar a pobreza no que tange a ordenação dessas regiões. A TAB. 12, por exemplo, mostra a ordenação obtida quando se toma como aproximação o índice médio tanto do IPH-M quanto do índice PP.

A ordenação do IPH-M quando comparada a do índice PP permanece a mesma para as três mesorregiões (nordeste, região metropolitana de Porto Alegre e centro-sul) as quais são as mesorregiões com menor porcentagem de pobres para ambos os indicadores. Já as demais regiões trocam de posição dependendo do indicador utilizado. Dessa forma, se o objetivo de políticas públicas não for o de apenas aumentar o rendimento dos habitantes dessas regiões, mas se for diminuir as privações dos mesmos, é interessante seguir a ordenação do IPH-M. Mais uma vez, verificando os desvios-padrão das mesorregiões referentes a cada indicador de pobreza, nota-se que o índice PP apresenta maior variabilidade do que o IPH-M, 8,36 e 1,44, respectivamente.

TABELA 10
Ordenação das mesorregiões gaúchas pelo IPH-M e pelo índice PP, 2000.

Ordem	Mesorregião	IPH-M	Ordem	Mesorregião	Índice PP
1	Nordeste	6.5747	1	Nordeste	13.72
2	Região Metropolitana	6.8821	2	Região Metropolitana	18.3333
3	Centro-oriental	8.0824	3	Centro-oriental	20.8367
4	Sudoeste	8.8801	4	Noroeste	31.6206
5	Centro-ocidental	9.0292	5	Sudeste	31.8696
6	Noroeste	9.0843	6	Centro-ocidental	32.8467
7	Sudeste	10.801	7	Sudoeste	34.4336

Fonte: Construção por conta própria a partir dos dados do IPEADATA

A TAB. 13 por sua vez, mostra a ordenação também obtida quando se toma como aproximação o índice médio dos municípios que compõem cada microrregião.

TABELA 13
Ordenação das microrregiões gaúchas pelo IPH-M e pelo Índice PP, 2000.

IPH-M 2000			Índice PP 2000		
Ordem	Microrregiões	IPH-M	Ordem	Microrregiões	PP
1	Montenegro	4.08	1	Caxias do Sul	6.47
2	Caxias do Sul	4.35	2	Gramado-Canela	9.20
3	Não-me-Toque	4.71	3	Guaporé	10.14
4	Gramado-Canela	4.91	4	Montenegro	10.55
5	Porto Alegre	6.04	5	Lajeado-Estrela	14.22
6	Guaporé	6.48	6	Não-me-Toque	15.67
7	Santa Rosa	6.67	7	Porto Alegre	16.36
8	Lajeado-Estrela	6.76	8	Passo Fundo	21.40
9	Cruz Alta	7.32	9	Restinga Seca	25.11
10	Erechim	7.60	10	Cruz Alta	25.18
11	Cerro Largo	7.63	11	Osório	25.73
12	Passo Fundo	7.79	12	São Jerônimo	27.44
13	Restinga Seca	8.02	13	Erechim	27.81
14	Campanha Central	8.25	14	Santa Rosa	28.33
15	Ijuí	8.71	15	Litoral Lagunar	28.75
16	Carazinho	8.92	16	Santa Cruz do Sul	28.93
17	Campanha Ocidental	8.93	17	Cachoeira do Sul	29.00
18	Osório	8.94	18	Pelotas	29.56
19	Santa Maria	9.18	19	Camaqua	29.75
20	Campanha Meridional	9.22	20	Campanha Central	29.90
21	Santa Cruz do Sul	9.25	21	Vacaria	30.25
22	Três Passos	9.65	22	Sananduva	31.27
23	Santo Ângelo	9.79	23	Cerro Largo	31.67
24	Sananduva	9.85	24	Ijuí	31.79
25	Vacaria	9.89	25	Campanha Meridional	32.10
26	Santiago	9.92	26	Santa Maria	34.17
27	São Jerônimo	10.05	27	Carazinho	34.44
28	Pelotas	10.11	28	Jaguarão	35.00
29	Litoral Lagunar	10.46	29	Serras de Sudeste	35.29
30	Jaguarão	10.47	30	Três Passos	36.50
31	Cachoeira do Sul	10.67	31	Campanha Ocidental	36.73
32	Camaqua	10.69	32	Santiago	39.39
33	Serras de Sudeste	12.03	33	Frederico Westphalen	39.62
34	Frederico Westphalen	12.07	34	Santo Ângelo	41.09
35	Soledade	17.08	35	Soledade	41.13

Fonte: Construção por conta própria a partir dos dados do IPEADATA

Nota: Desvios-padrão: índice PP 9,24 e IPH-M 2,47.

Deve ser observado que das dez microrregiões mais bem classificadas (TAB. 13) em ambos os indicadores, apenas oito trocam de posição de acordo com os índices, contudo continuam ainda entre o *top* 10. Esse é o caso das seguintes microrregiões: Caxias do Sul, Cruz Alta, Gramado-Canela, Guaporé, Lajeado-Estrela, Montenegro, Não-me-Toque e Porto Alegre. No entanto, de todas as 35 microrregiões, apenas uma mantém sua posição na ordenação, considerando ambos os índices: Soledade, a microrregião mais pobre do estado,

não importando o indicador utilizado, ou seja, Soledade é a microrregião mais pobre em termos de renda e em termos de privação do desenvolvimento humano.

As TAB. 14 e 15 mostram as ordenações dos dez municípios gaúchos mais bem colocados e os dez municípios com pior colocação, respectivamente. Dentre os 10 municípios mais bem colocados, somente Morro Reuter se mantém na mesma posição (8ª), enquanto todos os outros demais se modificam de posição e nem ao menos ficam entre os 10 mais.

TABELA 11
Ordenação dos dez municípios gaúchos mais bem colocados pelo IPH-M e pelo Índice PP, 2000.

Ordem	Município	Mesorregião	Microrregião	IPH-M
1	São José do Hortêncio	Metropolitana	Montenegro	2.707
2	Feliz	Metropolitana	Montenegro	2.929
3	Bom Princípio	Metropolitana	Montenegro	2.945
4	Ivoti	Metropolitana	Gramado-Canela	2.982
5	Pareci Novo	Metropolitana	Montenegro	3.039
6	Nova Boa Vista	Noroeste	Carazinho	3.044
7	Arroio do Meio	Centro-Oriental	Lajeado-Estrela	3.102
8	Morro Reuter	Metropolitana	Gramado-Canela	3.111
9	São Vendelino	Metropolitana	Montenegro	3.114
10	Harmonia	Metropolitana	Montenegro	3.122

Ordem	Município	Mesorregião	Microrregião	Prop. pobres
1	Carlos Barbosa	Nordeste	Caxias do Sul	4.000
2	Nova Pádua	Nordeste	Caxias do Sul	4.000
3	Monte Belo do Sul	Nordeste	Caxias do Sul	4.000
4	Nova Bassano	Nordeste	Guaporé	4.000
5	Dois Irmãos	Metropolitana	Gramado-Canela	4.000
6	Paráí	Nordeste	Guaporé	4.000
7	Flores da Cunha	Nordeste	Caxias do Sul	4.000
8	Morro Reuter	Metropolitana	Gramado-Canela	5.000
9	Garibaldi	Nordeste	Caxias do Sul	5.000
10	Picada Café	Metropolitana	Gramado-Canela	5.000

Fonte: Construção por conta própria a partir dos dados do IPEADATA

Já, analisando os 10 municípios em piores posições, pode-se verificar que quatro continuam entre os 10 piores, não importando o indicador. É o caso de Lagoão, Benjamin Constant do Sul, Redentora e São Nicolau. Lagoão, segundo o IPH-M ocupa a segunda posição de município mais pobre, contudo, quando se analisa o índice PP ele cai algumas posições e fica ranqueado em oitavo. Benjamin Constant do Sul, que na ordenação do IPH-M fica em terceiro, na proporção dos pobres sob uma posição e fica em segundo lugar. Enquanto que Redentora, de acordo com o índice PP fica em primeiro lugar, passa para o sexto quando se considera o IPH-M.

TABELA 125
Ordenação dos dez municípios gaúchos com pior colocação pelo IPH-M e pelo Índice PP, 2000.

Ordem	Município	Mesorregião	Microrregião	IPH-M
1	São José do Herval	Noroeste	Soledade	23.983
2	Lagoão	Noroeste	Soledade	23.018
3	Benjamin C. do Sul	Noroeste	Erechim	20.149
4	Fontoura Xavier	Noroeste	Soledade	19.926
5	São José do Norte	Sudeste	Litoral Lagunar	19.791
6	Redentora	Noroeste	Três Passos	19.709
7	São Nicolau	Noroeste	Santo Ângelo	18.374
8	Barros Cassal	Noroeste	Soledade	18.178
9	Rio dos Índios	Noroeste	F. Westphalen	17.346
10	Lajeado do Bugre	Noroeste	Carazinho	17.313

Ordem	Município	Mesorregião	Microrregião	Prop. pobres
1	Redentora	Noroeste	Três Passos	71.00
2	Benjamin C. do Sul	Noroeste	Erechim	64.00
3	São Valério do Sul	Noroeste	Ijuí	58.00
4	São Nicolau	Noroeste	Santo Ângelo	57.55
5	Pirapé	Noroeste	Santo Ângelo	56.03
6	Rio dos Índios	Noroeste	F. Westphalen	56.00
7	Dezesseis de Novembro	Noroeste	Santo Ângelo	55.95
8	Lagoão	Noroeste	Soledade	55.00
9	Braga	Noroeste	Três Passos	54.00
10	Cristal do Sul	Noroeste	F. Westphalen	54.00

Fonte: Construção por conta própria a partir dos dados do IPEADATA

4.4 Análise multivariada

Feitas as análises anteriores que confirmam a dependência espacial tanto do IPH-M quanto da PP, a partir de uma perspectiva univariada, é possível verificar a relação de variável e a defasagem espacial da outra, a partir de uma perspectiva multivariada. Dessa forma, o que se busca é verificar se existe correlação espacial entre o IPH-M e a defasagem espacial do índice PP e se esta última apresenta correlação espacial com a defasagem espacial do IPH-M. Segundo Anselin *et al.* (2002) um coeficiente multivariado de autocorrelação espacial entre duas variáveis aleatórias z_k e z_l é dado por

$$m_{kl} = z'_k W^s z_l \quad (2.4)$$

onde $z_k = \frac{(x_k - \bar{x}_k)}{\sigma_k}$ e $z_l = \frac{(x_l - \bar{x}_l)}{\sigma_l}$ foram padronizadas de tal forma que a média é igual a

zero e o desvio-padrão igual a unidade, e W^s é uma matriz de ponderação espacial. Este

conceito de autocorrelação espacial multivariada centra-se, segundo Anselin *et al.* (2002), na idéia de que uma variável, por exemplo, z_k , observada em uma dada localização possui uma associação sistemática com uma outra variável, por exemplo, z_l , observada em sua vizinhança. Em outras palavras, o objetivo é verificar a associação linear entre a variável z_k em uma localização i , ou seja, z_k^i ; e a defasagem espacial de outra variável, $[W_{zl}]^i$. Chega-se a seguinte estatística de autocorrelação espacial I-Moran multivariada:

$$I_{kl} = \frac{z_k' W_{zl}}{z_k' z_k} \quad \text{ou} \quad I_{kl} = \frac{z_k' W_{zl}}{n} \quad (2.5)$$

onde n é o número de observações e W a matriz de ponderação espacial.

Partindo-se da hipótese de contigüidade de rainha, chegaram-se as seguintes estatística I-Moran de primeira ordem: 0,4150 para o caso do índice PP correlacionado à defasagem espacial do IPH-M, indicando que existe dependência espacial positiva entre as variáveis e 0,4119, para o caso o IPH-M correlacionado à defasagem espacial do índice PP, também indicando haver dependência espacial positiva entre as variáveis (FIG. 19). A TAB. 16 apresenta as estatísticas I-Moran multivariadas para diferentes tipos de contigüidade e diferentes ordens, verificando que à medida que a ordem da contigüidade vai aumentando, diminui a influência do espaço em determinar as variáveis.

A interpretação dos resultados da FIG. 19 e da TAB. 16 é imediata: a pobreza como insuficiência de renda de uma localidade, diga-se x_i , está correlacionada com a pobreza como privação do desenvolvimento humano de outra localidade, diga-se x_j e quanto maior a ordem de contigüidade entre elas, menor é esse efeito entre os índices de pobreza.

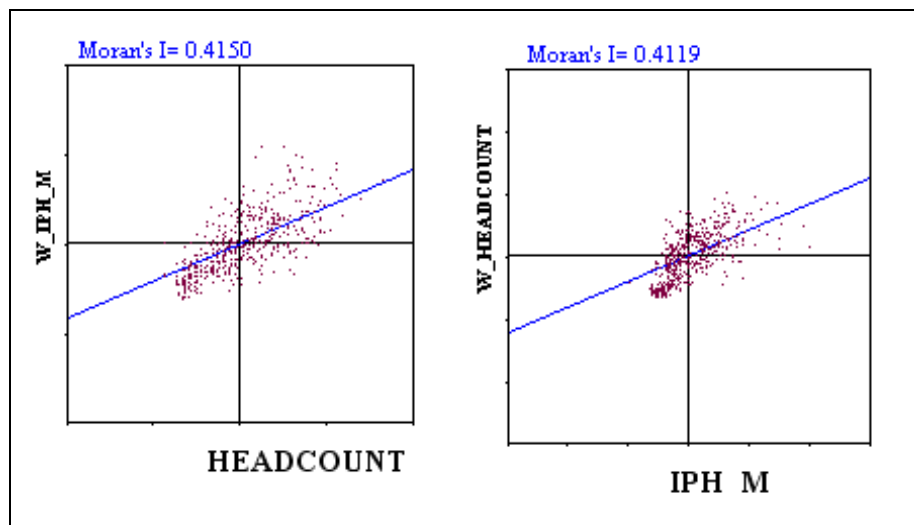


FIGURA 19 – Gráfico de dispersão de Moran para verificar a autocorrelação espacial do índice PP e a defasagem espacial do IPH-M e do IPH-M e a defasagem espacial do índice PP em 2000, com contigüidade de primeira.

Fonte: Construção por conta própria a partir dos dados do IPEADATA e a partir da base cartográfica disponível pelo IBGE.

TABELA 136
Resultados do teste de autocorrelação espacial Bivariada
(estatística I-Moran), para Matriz de Contigüidade,
Rio Grande do Sul, 2000.

Ordem da contigüidade	Índice PP e Defasagem do IPH-M		IPH-M e defasagem do índice PP	
	Definição de contigüidade		Definição de contigüidade	
	Rainha	Torre	Rainha	Torre
1ª	0.4150	0.4151	0.4119	0.4125
2ª	0.2582	0.2600	0.2706	0.2724
3ª	0.1570	0.1591	0.1737	0.1750
4ª	0.0814	0.0832	0.0945	0.0953
5ª	0.0413	0.0427	0.0542	0.0546
6ª	0.0108	0.0127	0.0187	0.0201
7ª	-0.0028	-0.0028	0.0025	0.0026
8ª	0.0180	0.0171	0.0158	0.0146
9ª	0.0245	0.0237	0.0171	0.0164

Fonte: Construção por conta própria a partir dos dados do IPEADATA e a partir da base cartográfica disponível pelo IBGE.

Nota: Todas as estatísticas apresentadas são significativas a 1%.

Seguindo o mesmo raciocínio pode-se construir o I-Moran Local multivariado, definido a partir da seguinte equação, com as mesmas notações definidas há pouco:

$$I_{kl}^i = z_k^i \sum_j w_{ij} z_l^j \quad (2.6)$$

Segundo Anselin *et al.* (2002) e Anselin (2003; 2005) esta estatística indica o grau de associação linear (seja ela positiva ou negativa) entre o valor de uma variável em uma dada localização, diga-se i , e a média de uma outra variável em locais vizinhos, diga-se j .

Greater similarity than indicated under spatial randomness suggests a spatially similar cluster in the two variables. Dissimilarity that is greater than spatial randomness would imply a strong “local” negative relationship between the two variables. Significance of the statistic can be assessed by means of the usual permutation approach. Significant locations can be indicated on a special map, a Moran Significance Map. In addition, they can be classified by the type of local multivariate spatial association that is suggested, matching the four quadrants in the Multivariate Moran Scatterplot, and visualized in a LISA Map. (ANSELIN *et al.*, 2002, p.07).

Verificando o LISA multivariado para o Rio Grande do Sul em 2000 para ambos índices de pobreza, chega-se aos seguinte mapas de aglomeração, plotados nas FIG. 20 e FIG. 21.

Pode-se verificar, portanto que, a partir do LISA bivariado, a localização do IPH-M está relacionado com o índice PP do seus vizinhos. O mesmo é válido para a localização do índice PP, ou seja, está correlacionado com o IPH-M dos seus vizinhos. Dessa forma, é possível, encontrar padrões de organização espacial.

Tomando, primeiramente a FIG. 20, pode-se ver que as regiões em vermelho apresentam alto índice de pobreza medida pelo índice PP e são cercadas por vizinhos com alto índice de IPH-M. São identificadas cinco aglomerações desse tipo: 1) municípios do noroeste rio-grandense e do sudoeste rio-grandense (São Borja, Garruchos, Santo Antônio das Missões, São Nicolau, Pirapó, São Luiz Gonzaga e Dezesseis de Novembro); 2) municípios do sudeste rio-grandense, centro oriental e região metropolitana (Santana da Boa Vista, Piratini, Pedro Osório, Encruzilhada do Sul, Canguçu, Rio Pardo, Amaral Ferrador, Dom Feliciano, Butiá e Camapuã); 3) municípios do sudeste rio-grandense e região metropolitana (São José do Norte, Tavares e Mostardas); 4) municípios do centro oriental rio-grandense e noroeste (Arroio do Tigre, Segredo, Passa Sete, Lagoão, Soledade, Sinimbu, Barros Cassal, Gramado Xavier, Fontoura Xavier, São José do Herval e Pouso Novo) e 5) municípios do noroeste rio-grandense (Tenente Portela, Miraguaí, Braga, Coronel Bicaco, Vista Gaúcha, Redentora, Erval Seco, Palmitinho, Dois Irmãos das Missões, Boa Vista das Missões, Irai, Jaboticaba,

Pinhal, Rodeio Bonito, Novo Tiradentes, Cerro Grande, Planalto, Alpestre, Liberato Salzano, Nonoai, Trindade do Sul, Gramado dos Loureiros, Rio dos Índios, Entre Rios do Sul, Faxinalzinho, Benjamin Constant do Sul e Erval Grande).

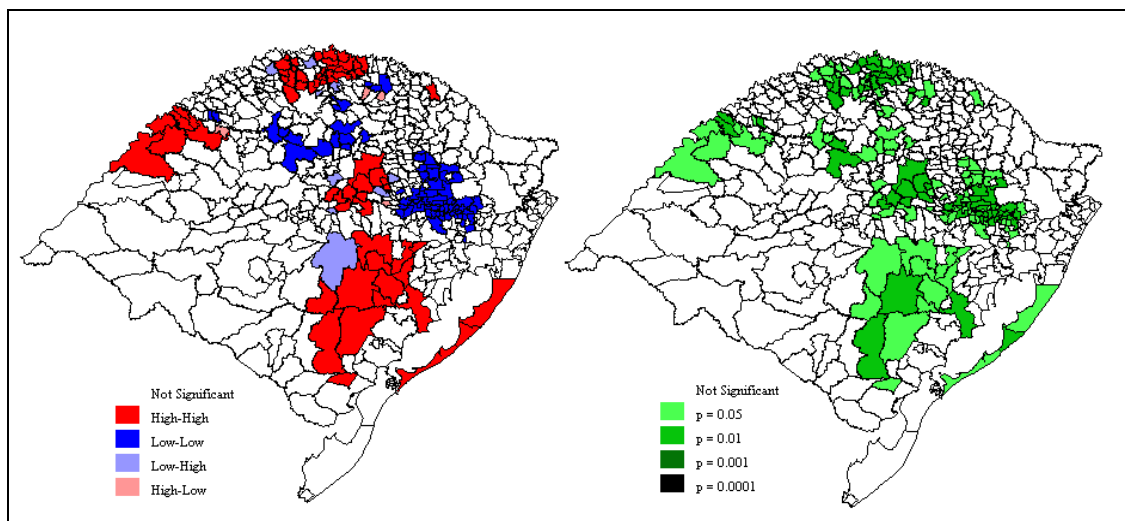


FIGURA 20 – Análise de dependência espacial local (LISA) multivariada entre o índice PP e a defasagem espacial do IPH-M, contigüidade de primeira ordem.

Fonte: Construção por conta própria a partir dos dados do IPEADATA e a partir da base cartográfica disponível pelo IBGE.
 Note: Definição de contigüidade utilizada foi a de rainha.

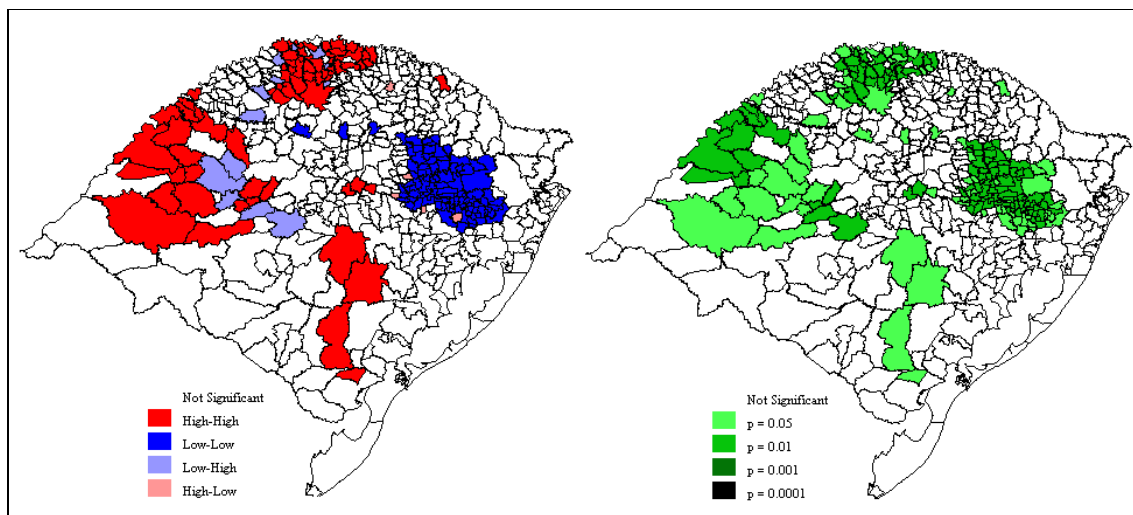


FIGURA 21 – Análise de dependência espacial local (LISA) multivariada entre o IPH-M a defasagem espacial do índice PP, contigüidade de primeira ordem.

Fonte: Construção por conta própria a partir dos dados do IPEADATA e a partir da base cartográfica disponível pelo IBGE.
 Note: Definição de contigüidade utilizada foi a de rainha.

Há duas aglomerações de municípios com baixo índice PP cercados por vizinhos com baixo IPH-M: 1) municípios do noroeste rio-grandense (Ijuí, Bozano, Cruz Alta, Pejuçara, Ibirubá, Carazinho, Colorado, Não-me-Toque e Lagoa dos Três Cantos) e 2) municípios do centro oriental-rio-grandense, nordeste e região metropolitana (Marques de Souza, Travesseiro, Cruzeiro do Sul, Lajeado, Nova Bréscia, Arroio do Meio, Capitão, Estrela, Colinas, Teutônia, Roca Sales, Imigrante, Vista Alegre da Prata, Nova Araçá, Nova Bassano, Fagundes Varela, Coronel Pilar, Cotiporã, Santa Tereza, Boa Vista do Sul, Nova Prata, Poço das Antas, Brochier, Monte Belo do Sul, Veranópolis, Garibaldi, Bento Gonçalves, Montenegro, Vila Flores, Carlos Barbosa, Salvador do Sul, Barão, Maratá, São Pedro da Serra, São José do Sul, Farroupilha, Pareci Novo, Tupandi, Nova Roma do Sul, Harmonia, Antônio Prado, São Sebastião do Caí, Bom Princípio, Flores da Cunha, Alto Feliz, Feliz, São José do Hortêncio, Linha Nova, Lindolfo Collor, Presidente Lucena, Estância Velha, Nova Petrópolis, Ivotí, Novo Hamburgo, Picada Café, Dois Irmãos, Morro Reuter, Campo Bom, Santa Maria do Herval, Sapiranga e Gramado).

Já, a partir da FIG. 21, apenas uma aglomeração dos municípios com baixo IPH-M cercados por municípios com baixo índice PP (Marques Souza, Vila Maria, Santa Clara do Sul, Forquetinha, Travesseiro, Cruzeiro do Sul, Lajeado, Nova Bréscia, Anta Gorda, Casca, União da Serra, Arroio do Meio, Serafina Corrêa, Doutor Ricardo, Capitão, Guaporé, Encantado, Colinas, Dois Lajeados, Vespasiano Correa, Roca Sales, Muçum, Teutônia, Imigrante, Vista Alegre da Prata, Paraí, Nova Araçá, Nova Bossano, Fagundes Varela, São Valentim do Sul, Coronel Pilar, Westfália, Cotiporã, Santa Tereza, Boa Vista do Sul, Guabiju, Nova Prata, Poço das Antas, Brochier, Monte Belo do Sul, Garibaldi, Bento Gonçalves, Montenegro, Vila Flores, Carlos Barbosa, Salvador do Sul, Barão, Maratá, Protásio Alves, São José do Sul, Farroupilha, Pareci Novo, Tupandi, Nova Roma do Sul, Harmonia, Antônio Prado, São Sebastião do Caí, Bom Princípio, São Vendelino, Nova Santa Rita, Nova Pádua, Flores da Cunha, Alto Feliz, Feliz, Portão, São Jose do Hortêncio, Caxias do Sul, Vale Real, Linha Nova, Lindolfo Collor, Presidente Lucena, Estância Velha, Nova Petrópolis, São Leopoldo, Sapucaia do Sul, Ivotí, Novo Hamburgo, Picada Café, São Marcos, Dois Irmãos, Morro Reuter, Campo Bom, Santa Maria do Herval, Sapiranga, Gramado, Taquara, Parobé, Igrejinha, Três Coroas e Canela). Veja TAB. 17.

TABELA 17 – Aglomeração da pobreza Alto-Alto, de acordo com o índice utilizado.

	Defasagem espacial do IPH-M Aglomeração alto-alto	Defasagem espacial do índice PP Aglomeração alto-alto	Defasagem espacial do índice PP Aglomeração alto-alto	Defasagem espacial do IPH-M Aglomeração alto-alto
IPH-M	Dezesseis de Novembro, Garruchos, Pirapó, Santo Antônio das Missões, São Borja, São Luiz Gonzaga e São Nicolau.	Alegrete, Cacequi, Dezesseis de Novembro, Garruchos, Itacurubi, Jari, Mata, Maçambara, Pirapó, Porto Xavier, Quevedos, Roque Gonzales, Santo Antônio das Missões, São Borja, São Francisco de Assis, São Luiz Gonzaga, São Miguel das Missões, São Nicolau, São Vicente do Sul e Toropi.	Alegrete, Cacequi, Dezesseis de Novembro, Garruchos, Itacurubi, Jaguari, Jari, Manoel Viana, Mata, Maçambara, Pirapó, Porto Xavier, Quevedos, Roque Gonzales, Santo Antônio das Missões, São Borja, São Francisco de Assis, São Luiz Gonzaga, São Miguel das Missões, São Nicolau, São Pedro do Sul, Toropi e Unistalda.	Dezesseis de Novembro, Garruchos, Pirapó, Santo Antônio das Missões, São Borja e São Nicolau
	Alpestre, Benjamin Constant do Sul, Boa Vista das Missões, Braga, Campo Novo, Cerro Grande, Coronel Bicaco, Dois Irmãos das Missões, Entre Rios do Sul, Erval Grande, Erval Seco, Faxinalzinho, Gramado dos Loureiros, Iraí, Jaboticaba, Liberato Salzano, Miraguai, Nonoai, Novo Tiradentes, Palmitinho, Planalto, Redentora, Rio dos Índios, Rodeio Bonito, Tenente Portela e Trindade do Sul.	Alpestre, Amestista do Sul, Barra do Guarita, Benjamin Constant do Sul, Boa Vista das Missões, Bom Progresso, Braga, Caiçara, Campo Novo, Cerro Grande, Chiapetta, Coronel Bicaco, Derrubadas, Dois Irmãos das Missões, Entre Rios do Sul, Erval Grande, Erval Seco, Faxinalzinho, Gramado dos Loureiros, Inhacorá, Iraí, Jaboticaba, Lajeado do Bugre, Liberato Salzano, Miraguai, Nonoai, Novo Tiradentes, Palmitinho, Pinheirinho do Vale, Planalto, Redentora, Rio dos Índios, Rodeio Bonito, Santo Augusto, Seberi, São Valério do Sul, Taquaraçu do Sul, Tenente Portela e Trindade do Sul.	Alegria, Alpestre, Amestista do Sul, Barra do Guarita, Benjamin Constant do Sul, Boa Vista das Missões, Bom Progresso, Braga, Caiçara, Campo Novo, Cerro Grande, Chiapetta, Coronel Bicaco, Derrubadas, Dois Irmãos das Missões, Entre Rios do Sul, Erval Grande, Erval Seco, Faxinalzinho, Gramado dos Loureiros, Independência, Inhacorá, Iraí, Jaboticaba, Lajeado do Bugre, Liberato Salzano, Miraguai, Nonoai, Novo Tiradentes, Palmitinho, Pinhal, Pinheirinho do Vale, Planalto, Redentora, Rio dos Índios, Rodeio Bonito, Santo Augusto, Seberi, São Valério do Sul, Taquaraçu do Sul, Tenente Portela, Trindade do Sul, Vista Alegre e Vista Gaúcha	Alpestre, Benjamin Constant do Sul, Boa Vista das Missões, Braga, Cerro Grande, Coronel Bicaco, Dois Irmãos das Missões, Entre Rios do Sul, Erval Grande, Erval Seco, Faxinalzinho, Gramado dos Loureiros, Iraí, Jaboticaba, Liberato Salzano, Miraguai, Nonoai, Novo Tiradentes, Palmitinho, Pinhal, Planalto, Redentora, Rio dos Índios, Rodeio Bonito, Tenente Portela, Trindade do Sul e Vista Gaúcha
	Barros Cassal, Fontoura Xavier, Gramado Xavier, Lagoão, Passa Sete, Pouso Novo, Progresso, Putinga, Segredo, Sinimbu, Soledade, São José do Herval e Tunas.	Gramado Xavier, Lagoão e Segredo	Gramado Xavier, Lagoão e Segredo	Barros Cassal, Fontoura Xavier, Gramado Xavier, Lagoão, Passa Sete, Pouso Novo, Segredo, Sinimbu, Soledade, São José do Herval e Tunas
	São José do Ouro	São José do Ouro	São José do Ouro	São José do Ouro
	Amaral Ferrador, Butiá, Cachoeira do Sul, Camaquã, Canguçu, Dom Feliciano, Encruzilhada do Sul, Planalto Grande, Piratini, Rio Pardo e Santana da Boa Vista.	Cachoeira do Sul, Caçapava do Sul, Camaquã, Encruzilhada do Sul, Pedro Osório e Piratini	Caçapava do Sul, Encruzilhada do Sul, Pedro Osório e Piratini	Amaral Ferrador, Butiá, Camaquã, Canguçu, Cerrito, Dom Feliciano, Encruzilhada do Sul, Planalto Grande, Pedro Osório, Piratini, Rio Pardo e Santana da Boa Vista.
	Mostardas, São José do Norte e Tavares	-	-	Mostardas, São José do Norte e Tavares

Fonte: Construção por conta própria.

Finalmente, a partir de uma análise econométrica simples pode-se verificar que o IPH-M se correlaciona com o índice PP. O modelo proposto é o seguinte:

$$IPH_M = \alpha_1 + \beta_1 P_{(0)} + \varepsilon$$

onde α e β_i são os coeficientes a serem estimados, sendo que o primeiro refere-se ao intercepto e o segundo aos coeficientes de $P_{(0)}$, ou seja, ao índice PP. ε é o erro aleatório.

Contudo, ao verificar que o IPH-M 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.

Duas são as formas de se incorporar à dependência espacial, como apresentado no Apêndice A: defasagem espacial e erro espacial. Ao se adicionar ao modelo $\rho WIPH_M$, tem-se o modelo com defasagem espacial. Assim, o modelo passa a ser especificado da seguinte maneira:

$$IPH_M = \alpha_1 + \rho WIPH_M + \beta_1 P_{(0)} + \varepsilon$$

assim, se $\rho \neq 0$ espera-se ter autocorrelação espacial. Já, o modelo de dependência do erro é feito substituindo o componente de erro apresentado abaixo no modelo inicial:

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

onde λ 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:

$$IPH_M = \alpha_1 + \beta_1 P_{(0)} + (I - \lambda W)^{-1} u$$

sendo que W é matriz de contigüidade utilizada na estatística do 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 último modelo, quando λ for igual a zero, não há, portanto, autocorrelação espacial do erro. Os três modelos foram estimados e resumidos na TAB. 18.

TABELA 18 – Resultados das estimativas

Variáveis	MQO	Modelo de defasagem espacial	Modelo de erro espacial
Índice PP (P_0)	0.2463097 (0.000000)*	0.2163804 (0.000000)*	0.2722777 (0.000000)*
Constante	1.806586 (0.000000)*	0.2549273 (0.0142571)**	1.185489 (0.0001068)*
ρ	-	0.2549273 (0.0000000)*	-
λ	-	-	0.770378 (0.0000000)*
R^2	0.757975	0.781198	0.882911
Critério de inf. de Akaike	2078.46	2036.61	1793.32

Fonte: Construção por conta própria.

Nota: variável dependente: IPH-M. p -valores entre parênteses, (*) estatisticamente significativo a 1% e (**) estatisticamente significativo a 5% %. O modelo de defasagem espacial (*spatial lag model*) e o modelo de erro espacial (*spatial error model*) foram estimados pelo método de máxima verossimilhança. Ao estimar a regressão por mínimos quadrados obtivemos o número de condição de multicolinearidade igual a 3,75. 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 a multicolinearidade. Um indicador muito elevado pode indicar problemas, não é o caso.

Uma vez identificada a presença de dependência espacial no índice de pobreza humana dos municípios gaúchos, qualquer modelo econométrico estimado que utilize a pobreza como variável dependente deve considerar esse fato. Dessa forma o modelo por MQO que não incorporou essa dependência não é o mais adequado. Na TAB. 18 os efeitos que capturam os efeitos de autocorrelação espacial da incidência da pobreza, ρ e λ , são ambos estatisticamente significantes, indicando que ambos modelos são adequados ao tratar a dependência espacial, contudo, o modelo de erro espacial parece ser o mais adequado já que o critério de informação de Akaike é o menor. Dessa forma, os resultados a serem discutidos são os obtidos neste modelo.

O efeito que captura a dependência espacial, λ , mostra que o aumento da incidência da pobreza humana em uma unidade de um município gaúcho gera aumento, em média, de 0,77 unidade na incidência da pobreza humana dos municípios vizinhos a este. Além disso, pode-se verificar que um aumento em uma unidade do índice PP (medida pela insuficiência de renda) aumenta o índice de pobreza humana em 0,27 unidade. Disso pode-se concluir que embora um indicador que mensure a insuficiência de renda não seja um indicador perfeito de pobreza, a renda pode afetar outros indicadores, como é o caso do IPH-

M, que mesmo embora não leve em consideração a falta de renda em sua construção, ele é afetado diretamente pela renda. Um baixo nível de renda pode ser razão de baixo nível educacional e/ou má condição de saúde afetando diretamente sobre o IPH-M já que leva em sua formulação indicadores de conhecimento e saúde. Por outro lado a educação e saúde ajudam a auferir rendas mais elevadas, verificando a via de mão dupla apresentada por Sen de que a privação pode estar fortemente relacionada a um baixo nível de renda.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A mensuração do bem-estar e da pobreza não é trivial, não há um consenso de como mensurá-los, nem de quais atributos axiomáticas são de fato relevantes para indicadores ‘ideais’ e ainda há diversas questões metodológicas relacionadas à sua definição e à forma de sua mensuração, como fora discutido nos primeiros capítulos dessa dissertação. Um indicador amplamente utilizado, embora apresente somente uma dimensão da pobreza, é o índice PP. Esse nada mais é do que o percentual de pessoas com renda domiciliar *per capita* inferior a R\$ 75,50, equivalente a $\frac{1}{2}$ salário mínimo vigente em agosto de 2000 e sua interpretação é imediata: proporção de indivíduos que vivem com renda domiciliar inferior a R\$ 75,50 no período de análise.

A problemática de se utilizar esse índice unidimensional é que a pobreza não é um fenômeno homogêneo que pode ser mensurada adequadamente somente a partir de uma única dimensão, ainda mais se essa dimensão incorporar somente a renda. Como fora apresentado, a métrica monetária pode 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, liberdade, direitos e oportunidades reais. Por isso a ótica Seniana de tratar a pobreza como privação pode ser aplicada na elaboração de outros índices que incorporem uma série de características, sociais e culturais, que afetam o bem-estar que não somente a renda. Dessa contestação às métricas monetárias, elaboraram-se indicadores como o Índice de Pobreza Humana. Apesar deste não incluir muitas facetas do bem-estar (ou melhor, da falta deste) ele consegue capturar três dimensões importantes: vida longa e saudável, conhecimento e padrão de vida descente.

A partir desses dois índices de pobreza foi possível localizar o pobre no Rio Grande do Sul no ano 2000 empregando-se técnicas de mapeamento que vêm sendo utilizadas em ciências sociais aplicadas. Como fora mencionado os mapas de pobreza têm constituído um instrumento essencial de localização geográfica a partir da identificação de conglomerados populacionais pobres e não-pobres. Contudo, os mapas de pobreza não têm como objetivo e, portanto, não são metodologicamente aptos para aproximar relações de causalidade e por isso apesar de identificar onde os pobres estão no Rio Grande do Sul, não foi objetivo dessa dissertação encontrar as relações de causalidade da pobreza, o que eventualmente será feito em estudo futuro.

Não surpreendentemente o estado do Rio Grande do Sul, para os dois índices utilizados, apresenta-se dividido em regiões pobres e não-pobres, como pôde ser corroborado pelo mapeamento efetuado. Mesmo embora haja certa diferença nos mapas, grosso modo, foi possível verificar que as mesorregiões Centro-ocidental, Noroeste e Sudeste são as mais pobres (para ambos índices utilizados) e as mesorregiões Nordeste e região Metropolitana são as que apresentam menos pobres. Além disso, foi possível constatar que a microrregião mais pobre, tanto em termos do índice PP, quanto do IPH-M, foi Soledade. Dessa forma, políticas públicas de combate à pobreza no Rio Grande do Sul devem focalizar, sobretudo as regiões apresentadas, pois lá ela se faz mais evidente.

Claro que essa análise agregada esconde a verdadeira pobreza no estado. Há municípios, como fora verificado, que se encontram nas regiões com menos pobreza que são igualmente classificados como muito pobres como é o caso de Tavares, na região Metropolitana de Porto Alegre, que de acordo com o IPH-M apresentou 15,39% da população pobre e de acordo com o índice PP 32% da população era considerada pobre. Pôde-se ainda verificar que municípios analisados no extremo da pobreza e da não-pobreza não foram os mesmos para ambos os indicadores, ou seja, a ordenação dos dez municípios gaúchos mais bem colocados pelo IPH-M e pelo índice PP não foram iguais. Fato igualmente notado na ordenação dos dez municípios com pior colocação tanto no IPH-M quanto no índice PP.

Além disso, atenção deve ser dada à ilusão de ótica que os mapeamentos de fenômenos sociais trazem, sendo esse um limite do estudo. Como não levam em conta a densidade populacional, os mapas apresentados nas seções anteriores possuem grandes áreas em que o fenômeno da pobreza (para ambos os indicadores utilizados) parece ser muito intenso ou pouco intenso, quando na realidade o fenômeno pode estar concentrado em uma única área se for considerado as magnitudes absolutas.

A localização da região mais necessitada de ajuda pública depende de como a pobreza é definida. Assim, se se acredita que o aumento da renda é suficiente para combater a pobreza, deve-se focalizar esforços, sobretudo aos municípios com pior colocação. O ideal, no entanto, é combinar políticas públicas que possam tanto manter o poder de compra das populações (ou seja, a renda real) e políticas que possam minimizar as privações do desenvolvimento humano que os habitantes de certos municípios apresentam, como falta de uma vida saudável, falta de conhecimento e falta de vida decente. Recomenda-se que os tomadores de decisões utilizem as informações dos indicadores utilizados para focalizar ações

e recursos dedicados à redução da pobreza e assim maximizar seu impacto. Dessa forma não se deve levar em conta somente a pobreza como sinônimo de insuficiência de renda, mas também utilizar privação para atribuir os recursos destinados a redução da pobreza.

Ficou claro que se levando em consideração o IPH-M, os municípios gaúchos são mais iguais entre si, o que pode ser corroborado pela baixa variância do IPH-M em relação a sua média. Dessa forma, a diferença entre os municípios com piores IPH-M e aqueles com melhores IPH-M é relativamente não-grande *vis-à-vis* o *lag* dos municípios com piores índices de proporção de pobres e dos melhores. A renda, portanto, nesse caso, indica maior dispersão dos municípios o que pode estar acontecendo, pois os indicadores utilizados na compilação do IPH-M não estão captando de forma adequada a verdadeira privação do desenvolvimento humano no Rio Grande do Sul. A discrepância entre os dois indicadores, PP e IPH-M, pode se dar ainda, pois o Rio Grande do Sul vive uma espécie de ‘decadência dourada’ em que a riqueza decorrente do dinamismo do passado a qual possibilitou a dotação de um bom desenvolvimento humano disseminado em todo o seu território (captada pelo baixo IPH-M), mas a eventual perda contemporânea desse dinamismo (refletida, por exemplo, na tendência de diminuição da participação no PIB nacional) é mais sentida em certas partes do território gaúcho que em outras (captada pelo PP).

Outra questão que foi analisada foi verificar se há indícios estatísticos de que a pobreza em dado município gaúcho se correlaciona com a pobreza dos municípios vizinhos. Isso foi possível a partir de estatísticas espaciais como o I de Moran, o qual indica a ‘força’ da similaridade ou dissimilaridade espacial das regiões vizinhas. A hipótese levantada na Introdução de que a pobreza gaúcha apresenta algum padrão de distribuição foi confirmada, ou seja, encontraram-se indícios estatísticos a 1% de significância de que a pobreza, tanto em termos de rendimento quanto como privação apresenta dependência espacial para contigüidades de primeira e segunda ordem. Confirmou-se ainda a ‘primeira lei da geografia’ para o índice PP e para o IPH-M no Rio Grande do Sul, segundo a qual tudo é parecido, contudo coisas mais próximas se parecem mais que coisas mais distantes, o que foi verificado com as Tab. 5, 6, 7 e 8. A partir disso pôde-se afirmar que é pouco provável que um município do sudoeste rio-grandense influenciará o índice PP do noroeste rio-grandense e vice-versa, mas municípios muito próximos influenciam-se uns aos outros.

A partir da confirmação de que existe dependência espacial da pobreza, estudos econométricos que tratam a incidência da pobreza gaúcha ou o IPH-M, como variáveis

explicadas, devem levar em conta a influência do espaço sobre ela. Foi o que foi feito para encontrar a relação entre a pobreza medida pela insuficiência de renda e a pobreza como privação do desenvolvimento humano. Como visto, o efeito que captura a dependência espacial mostra que o aumento da incidência da pobreza humana (IPH-M) em uma unidade de um município gaúcho gera aumento, em média, de 0,77 unidade na incidência da pobreza humana (IPH-M) dos municípios vizinhos a este. Além disso, pôde-se verificar que um aumento em uma unidade do índice PP (medida pela insuficiência de renda) aumenta o índice de pobreza humana em 0,27 unidade.

Outras questões não menos importantes não foram tratadas nesse estudo, como os determinantes da pobreza no Rio Grande do Sul, pois não fazia parte do escopo deste, contudo é a continuação natural dessa dissertação, além, é claro, da construção de outro indicador que possa ainda incluir mais dimensões da pobreza e possivelmente aplicar técnicas de modelos hierárquicos ao espaço para a consideração da pobreza individual.

REFERÊNCIAS

ALVAREZ, Juvenal Diaz. **Nuevo mapa de pobreza del Fondo de Cooperación para el desarrollo social**. Unidad de Planeamiento y Resultados, Lima, julio, 2006. Disponível em: <<http://www.foncodes.gob.pe/>> acesso em 02 de março de 2007.

AMARASINGHE, Upali A.; SAMAD, Madar; ANPUTHAS, Markandy. **Locating the poor: spatially disaggregates poverty maps for Sri Lanka**. Research Report, 96. Colombo, Sri Lanka: International Water Management Institute, 2005.

ANSELIN, Luc. **Spatial econometrics**. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, the Netherlands, 1988.

_____. **Spatial econometrics**, 1999a. Disponível em: <http://www.csiss.org/learning_resources/content/papers/baltchap.pdf> acesso em 10 de Janeiro de 2007.

_____. The future of spatial analysis in the social sciences. **Geographic information sciences**, v. 05, n. 02, 1999b, p. 67-76.

_____. GIS, spatial econometrics and social science research. **Journal of Geographical Systems**, vol. 02, n. 11, p.11-15, 2000.,

_____. Under the hood: issues in the specification and interpretation of spatial regression models. **Agricultural Economics**, v. 27, p.247-267, 2002.

_____. **GeoDa 0.9 User's guide**. Center for Spatially Integrated Social Science, Urbana-Champaign, University of Illinois, 2003. Disponível em : <www.sal.uiuc.edu/stuff/stuff-sum/pdf/geoda093.pdf> acesso em 30 de abril de 2007.

_____. **Exploring spatial data with GeoDa: a workbook**. Center for Spatially Integrated Social Science, Urbana-Champaign, University of Illinois, 2005. Disponível em: <<http://www.geoda.uiuc.edu/pdf/geodaworkbook.pdf>> acesso em 30 de abril de 2007.

ANSELIN, Luc; REY, Sergio J. Introduction to the special issue on spatial econometrics. **International Regional Science Review**, v. 20, n. 01, p. 01-07, 1997.

ANSELIN, Luc; COHEN, Jacqueline; COOK, David; GORR, Wilpen; TITA, George. Spatial analysis of crime. In: DUFFEE, David (ed). **Measurement and analysis of crime and justice**. U.S. Department of Justice, Washington DC, vol. 4, 2000, p.213-262.

ANSELIN, Luc; SYABRI, Ibnu; SMIRNOV, Oleg. **Visualizing multivariate spatial correlation with dynamically linked windows**, 2002. Disponível em: < http://sal.uiuc.edu/users/anselin/papers/multi_lisa.pdf> acesso em 30 de abril de 2007.

ATKINSON, A.B. On the measurement of poverty. **Econometrica**, vol. 55, n. 04, 1987, p. 749-764.

BAGOLIN, Izete Pengo; ÁVILIA, Rodrigo Peres de. **Poverty distribution among the Brazilian states: a multidimensional analysis using capabilities and needs approaches**. In:

XXXIV Encontro Nacional de Economia (ANPEC), 2006, Salvador. Anais do XXXIV Encontro Nacional de Economia.

BARROS, Ricardo Paes de; CORSEUIL, Carlos; MENDONÇA, Rosane; REIS, Maurício Cortez. **Poverty, inequality and macroeconomic instability**. Rio de Janeiro: IPEA, ago. 2000. (Texto para Discussão, 750).

BARROS, Ricardo Paes de; HENRIQUES, Ricardo; MENDONÇA, Rosane. **A estabilidade inaceitável: desigualdade e pobreza no Brasil**. Rio de Janeiro: IPEA, jun. 2001. (Texto para Discussão, 800).

BARROS, Ricardo Paes de; CARVALHO, Mirela de; FRANCO, Samuel. **Pobreza multimensional no Brasil**. Rio de Janeiro: IPEA, out. 2006. (Texto para Discussão, 1227).

BASCHIERI, Ângela; FALKINGHAM, Jane; HORNBY, Duncan; HUTTON, Craig. **Creating a poverty map for Azerbaijan**. Southampton Statistical Sciences Research Institute, working paper n. A04/12, 2005, Southampton, UK.

BIGMAN, D.; DERCON, S.; GUILLAUME, D.; LAMBOTTE, M. Community targeting for poverty reduction in Burkina Faso. **World Bank Economic Review**, 14, n.1:167-193, 2000.

BIVAND, Roger. **A review of spatial statistical techniques for location studies**. Norwegian School of Economics and Business Administration, Augusto 1998. Disponível em: <<http://www.nhh.no/geo/gib/gib1998/gib98-3/lund.pdf>> acesso em 29 de março de 2007.

BORGES, Luciana Suckow. **Mapa da pobreza urbana de São José dos Campos – SP, 2000**. Anais do XIV Encontro Nacional de Estudos Populacionais, ABEP, Caxambu, MG, 20-24 de setembro de 2004.

CÂMARA, Gilberto; MONTEIRO, Antônio Miguel; DRUCKS, Suzana; CARVALHO, Marília Sá. Análise espacial e geoprocessamento. In: Druck, S.; Carvalho, M.S.; Câmara, G.; Monteiro, A.V.M. (eds) **Análise Espacial de Dados Geográficos**. Brasília, EMBRAPA, 2004a

CÂMARA, Gilberto; CARVALHO, Marília Sá; CRUZ, Oswaldo Gonçalves; CORREA, Virginia. Análise espacial de áreas. In: Druck, S.; Carvalho, M.S.; Câmara, G.; Monteiro, A.V.M. (eds) **Análise Espacial de Dados Geográficos**. Brasília, EMBRAPA, 2004b

CÂMARA, Gilberto; MONTEIRO, Antônio Miguel; RAMOS, Frederico Roman; SPOSATI, Aldaíza; KOGA, Dirce. Mapping social exclusion/inclusion in developing countries: social dynamics of São Paulo in the 1990's. In: JONELLE, D.; GOODCHILD, M. (eds). **Spatially-enabled social science: examples in best practice**, chap.11, p.223-237. New York, Oxford University Press, 2004c.

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

CHASCO, Coro. **Métodos gráficos del análisis exploratorio de datos espaciales**. Anales de Economía Aplicada, XVII Reunión Anual de la Asociación de Economía Aplicada: Asepelt-España, 19 y 20 de junio, 2003b.

COLLADO, Andrea. **Análisis espacial y localización geográfica de la pobreza en en gran área metropolitana de Costa Rica**. Academia de Centroamérica, San José, Costa Rica, 2004.

COMIM, Flávio. **Operationalizing Sen's Capability Approach**. Paper apresentado na Conferência Justice and Poverty: examining Sen's Capability Approach, Junho, 2001, Cambridge, Inglaterra.

COMIM, Flávio; BAGOLIN, Izete P. ÁVILA, Rodrigo; PORTO Jr, Sabino da Silva; PICOLOTTO, Volnei da Conceição. **Pobreza: da insuficiência de renda à privação de capacidades**. Uma aplicação para a cidade de Porto Alegre através de um indicador multidimensional, novembro de 2006. Observatório da Cidade de Porto Alegre. Disponível em: <http://lproweb.procempa.com.br/pmpa/prefpoa/observatorio/usu_doc/indicador_multidimensional.pdf> acesso em 23 de maio de 2007.

CUNHA, Maria Beatriz Assunção Mendes. **Mapas de pobreza: avaliação da metodologia e de sua aplicação para retratar a pobreza no Rio Grande do Norte**. Dissertação de 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**. Food Policy and Applied Nutrition Program, discussion paper n. 08, 2002.

_____. **Choosing a method for poverty mapping**. Food and Agriculture Organization of the United Nations, Roma, 2003.

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

DEMOMBYNES, Gabriel; ELBERS, Chris; LANJOUW, Jean O.; LANJOUW, Peter; MISTIAEN, Johan; ÖZLER, Berk. **Producing an improved geographic profile of poverty: methodology and evidence from three developing countries**. WIDER Discussion Paper 39,, 2002. United Nations University.

DEMOMBYNES, Gabriel; ELBERS, Chris; LANJOUW, Jean O.; LANJOUW, Peter; MISTIAEN, Johan. **How good a map? Putting small area estimation to the test**. World Bank Policy Research Working Paper 4155, March 2007, Washington, EUA.

DOMÍNGUEZ, Juana Domínguez; MARTÍN, Ana M. Carballo. Medición de la pobreza: una revisión de los principales indicadores. **Revista de métodos cuantitativos para la economía y la empresa**, Sevilla, v. 2, p. 27-66, diciembre de 2006.

ELBERS, Chris; LANJOUW, Jean O.; LANJOUW, Peter. **Welfare in villages and towns: micro-level estimation of poverty and inequality**. Tinbergen Institute, Amsterdam, The Netherlands, Discussion Paper 2000-029/2.

ELBERS, Chris; LANJOUW, Jean O.; LANJOUW, Peter. **Micro-level estimation of welfare**. Policy Research Working Paper 2911, 2002. The World Bank, Washington, EUA.

ELBERS, Chris; LANJOUW, Peter; MISTIAEN, Johan; ÖZLER, Berk; SIMLER, Ken. **Are neighbours equal?** Estimating local inequality in three developing countries. United Nations University, World Institute for Development Economics Research, July 2003a. Discussion paper n° 2003/5.

ELBERS, Chris; LANJOUW, Jean O.; LANJOUW, Peter. Micro-level estimation of poverty and inequality. **Econometrica** v. 71, n. 1, p.355-364, 2003b.

ESCOBAL, Javier; TORERO, Máximo; PONCE, Carmen. **Focalización geográfica del gasto social: mapas de pobreza**, junio, 2001. Disponível em: <<http://cies.org.pe/files/active/0/mapas.pdf>>, acesso em 02 de março de 2007.

FERES, Juan Carlos; MANCERO, Xavier. **Él método de las necesidades básicas insatisfechas (NBI) y sus aplicaciones en América Latina**. Santiago: Serie Estudios Estadísticos y Prospectivos, n. 07, 2001.

FUJII, Tomoki. **Commune-level estimation of poverty measures and its application in Cambodia**, March 1, 2003. University of California, Berkeley. Disponível em: <<http://www.wider.unu.edu/conference/conference-2003-1/conference-2003-1-papers/fujii.pdf>> acesso em 10 de março de 2007.

FUKUDA-PARR, Sakiko. The human poverty index: a multidimensional measure. **Poverty in focus**. International Poverty Centre, Brasília, dec. 2006. Disponível em: <http://www.undp-povertycentre.org/pub/PCPoverty_in_Focus009.pdf> acesso em 02 de março de 2007.

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

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 de mestrado, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), São José dos Campos, 2002.

GILLIE, Alan. The origin of the poverty line. **The economic history review**, New Series, vol. 49, n. 04 (Nov., 1996), p. 715-730.

GOODCHILD, Michael F.; ANSELIN, Luc; APPELBAUM, Richard P.; HARTHORN, Barbara Herr. Toward spatially integrated social science. **International Regional Science Review**, v. 23, n 2, p. 139-159, April, 2000.

HAGENAARS, Aldi. A class of poverty indices. **International economic review**, vol. 28, n. 3 (Oct, 1987), p. 583-607.

HAGENAARS, Aldi; DE VOS, Klaas. The definition and measurement of poverty. **The journal of human resources**, vol. 23, n. 02 (Spring, 1988), p. 211-221.

HEALY, Andrew J.; JITSUCHON, Somchai; VAJARAGUPTA, Yos. **Spatially disaggregates estimates of poverty and inequality in Thailand**, 2003 Disponível em: <<http://siteresources.worldbank.org/INTPGI/Resources/342674-1092157888460/Healy.Disaggregated.Thailand.pdf>>, acesso em 10 de março de 2007.

HAUER, Mariana. **O modelo VEC espacial: uma abordagem bayesiana**. Dissertação de mestrado, Programa de Pós-graduação em Economia da Universidade Federal do Rio Grande do Sul (PPGE/UFRG), Porto Alegre, 2007.

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

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

HENTSCHEL, Jesko; LANJOUW, Peter. Poverty profile. In: **Ecuador Poverty Report**. Washington, DC, The World Bank, 1996.

HENTSCHEL, Jesko; LANJOUW, Jean Olson; LANJOUW, Peter; POGGI, Javier. **Combining census and survey data to study spatial dimensions of poverty**. Policy Research Working Paper 1928, 1998. The World Bank, Washington, USA.

HENTSCHEL, Jesko; LANJOUW, Jean Olson; LANJOUW, Peter; POGGI, Javier. Combining census and survey data to trace the spatial dimensions of poverty: a case study of Ecuador. **The World Bank Economic Review**, vol. 14, n. 1, p. 147-65, 2000.

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

KAGEYAMA, Angela; HOFFMANN. Pobreza no Brasil: umas perspectiva multidimensional. **Economia e Sociedade**, Campinas, v. 15, n.1 (26), p. 79-112. jan./jun. 2006.

KRISTJANSON, Patricia; RADENY, Maren; BALTENWECK, Isabelle. **Livelihood mapping and poverty correlates at a meso-level in Kenya**, 2005. International Livestock Research Institute, Nairobi, Kenya.

LADERCHI, Caterina Ruggeri; SAITH, Ruhi; STEWART, Frances. Does the definition of poverty matter? Comparing four approaches. **Poverty in focus**. International Poverty Centre, Brasília, dec. 2006. Disponível em: <http://www.undp-povertycentre.org/pub/PCPoverty_in_Focus009.pdf> acesso em 02 de março de 2007.

LAGOS, Carlos Muñoz. Dimensión territorial de la pobreza. **Revista de geografía de Venezuela**, vol. 40(2), 1999, p. 259-271, Universidad Los Andes Merida, Venezuela.

LANJOUW, Peter. **The geography of poverty in Morocco: micro-level estimates of poverty and inequality from combined census and household survey data**, 2004. Disponível em: <<http://siteresources.worldbank.org/INTPGI/Resources/342674-1092157888460/Lanjouw.GeographyPovertyMorocco.pdf>>, acesso em 8 de março de 2007.

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

LIBERATO, Vânia Cristina. Linhas de indigência e pobreza para Belo Horizonte, RMBH e colar metropolitano. In: LEMOS, M. B.; DINIZ, C. C.; CARVALHO, J. A. M.; SANTOS, F. (coord.) **Projeto Belo Horizonte no século XXI**. CEDEPLAR, Belo Horizonte, 2004. Disponível em: <http://www.cedeplar.ufmg.br/pesquisas/projeto_pbh_sec._xxi.php>, acesso em 27 de janeiro de 2007.

LISTER, Ruth. **Poverty**. Polity Press, Malden, EUA, 2004.

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**. UNDP, 1997.

MINOT, Nicholas; BAULCH, Bob. **Poverty mapping with aggregate census data: what is the loss in precision?** International Food Policy Research Institute, Washington, USA, discussion paper n° 49, November 2002.

MINOT, Nicholas; BAULCH, Bob; EPPRECHT, Michael. **Poverty and inequality in Vietnam: spatial patterns and geographic determinants**, 2003. Disponível em: <<http://www.ifpri.org/divs/mtid/dr/dr200312mapping.htm>> acesso em 08 de março de 2007.

MISTIAEN, Johan A.; ÖZLER, B. ; RAZAFIMANANTENA, T.; RAZAFINDRAVONONA, JEAN. **Putting welfare on the map in Madagascar**, 2002. Disponível em: <<http://econ.worldbank.org/external/default/main?theSitePK=477894&contentMDK=20339780&menuPK=546584&pagePK=64168182&piPK=64168060>>, acesso em 05 de março de 2007.

MISTIAEN, Johan A.; OPIYO, Collins; NDEND'E, Godfrey; KRISTJANSON, Patti.. **Geographic dimensions of well-being in Kenya: where are the poor?** Central Bureau of Statistics, Ministry of Planning and National Development, The Regal Press Kenya Ltda. Nairobi, Kenya, 2003.

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**. In: XI Encontro regional de economia (ANPEC NORDESTE), 2006, Fortaleza. Anais do XI Encontro regional de economia.

PAELINCK, Jean H.P. **Spatial econometrics: history, state-of-the-art and challenges ahead**. Workshop on Spatial Econometrics, Kiel Institute for World Economics, Germany, April 8-9, 2005. Disponível em: <<http://www.uni-kiel.de/ifw/konfer/spatial/paelinck.pdf>> acesso em: 18 de março de 2007.

PÉREZ, Gerson Javier. **Dimensión espacial de la pobreza en Colombia**. Banco de la República, Documentos de trabajo sobre economía regional, n. 54, jan. 2005

PETRUCCI, Alessandra; SALVATI, Nicola; SEGHIERI, Chiara. **The application of a spatial regression model to the analysis and mapping of poverty**. Environment and Natural Resources Series, n 07, FAO, Roma, 2003.

PICOLOTTO, Volnei da Conceição. **Pobreza como privação de capacitações no Rio Grande do Sul**. In: VIII Encontro de Economia da Região Sul (ANPEC SUL), 2005, Porto Alegre. Anais do VIII Encontro de Economia da Região Sul.

POCHMANN, Márcio; AMORIN, Ricardo Gomes (org.). **Atlas da exclusão social no Brasil** vol. 1. Cortez Editora, São Paulo, 2003.

PORTO ALEGRE. **Mapa da inclusão e exclusão social de Porto Alegre**: Prefeitura de Porto Alegre, Secretaria do Planejamento Municipal, 2004. Disponível em: <http://proweb.procempa.com.br/pmpa/prefpoa/observatorio/usu_doc/MapaIncExcPOA.pdf> acesso em 27 de janeiro de 2007.

RAVALLION, Martin. **Poverty comparisons: a guide to concepts and methods**. The World Bank, Washington, LSMS Working Paper, n. 88, 1992.

_____. Measuring social welfare with and without poverty lines. **The American economic review**, vol. 84, n 02, Papers and Proceedings of the hundred and sixth annual meeting of the American Economic Association, 1994.

_____. **Issues in measuring and modeling poverty**. The World Bank, Washington, LSMS Policy Research Working Paper, n. 1615, 1996.

REIS, Júlio César. **Desempenho macroeconômico, políticas públicas e taxa de pobreza estadual no Brasil: 1981-2006**. Dissertação de mestrado, Centro de Desenvolvimento e Planejamento Regional da Universidade Federal de Minas Gerais (CEDEPLAR/UFMG), Belo Horizonte, 2008.

REPUBLICA DA GUATEMALA. **Mapas de pobreza em Guatemala al 2002**. Secretaría de Planificación y Programación de la Presidencia, Guatemala, 2002. Disponível em: <<http://www.segeplan.gob.gt/>>, acesso em 04 de março de 2007.

REPUBLICA DA NICARAGUA. **Mapa de pobreza extrema de Nicarágua**. Instituto Nacional de Información para el Desarrollo (INIDE), Nicarágua, 2001. Disponível em: <<http://www.inec.gob.ni/Pobreza/publicacion/mapapobreza2001.pdf>> acesso em 11 de março de 2007.

REPUBLICA DE MOÇAMBIQUE. **Mapeamento da pobreza em Moçambique**: desagregação das estimativas da pobreza e da desigualdade aos níveis de distrito e posto administrativo. Ministério do Plano e Finanças, Repartição de estudos e Políticas Sectoriais, Moçambique, 2002. Disponível em: <http://siteresources.worldbank.org/INTPGI/Resources/342674-1092157888460/Mozambique_MapeamentoPobreza.pdf>, acesso em 04 de março de 2007.

REPUBLICA DO PANAMÁ. **Mapa de pobreza de Panamá**: metodologia para su elaboración. Dirección de Políticas Sociales, Ministerio de Economía y Finanzas, 1999. Disponível em: <<http://www.mhyt.gob.pa/>>, acesso em 04 de março de 2007

ROCHA, Sônia. **Poverty studies in Brazil: a review**. Rio de Janeiro: IPEA, jan. 1996a. (Texto para Discussão, 398).

_____. **Renda e pobreza:** os impactos do Plano Real. Rio de Janeiro: IPEA, dez. 1996b. (Texto para Discussão, 439).

_____. **On statistical mapping of poverty:** social reality, concepts and measurement. Rio de Janeiro: IPEA, mar. 1998a. (Texto para Discussão, 553).

_____. **Desigualdade regional e pobreza no Brasil:** a evolução – 1981/95. Rio de Janeiro: IPEA, jun. 1998b. (Texto para Discussão, 567).

_____. **Renda e pobreza:** medidas *per capita* versus adulto-equivalente. Rio de Janeiro: IPEA, nov. 1998c. (Texto para Discussão, 609).

_____. **Opções metodológicas para a estimação de linhas de indigência e de pobreza no Brasil.** Rio de Janeiro: IPEA, abr. 2000. (Texto para Discussão, 720).

ROGER, David; EMWANU, Thomas; ROBINSON, Timothy. **Poverty mapping in Uganda:** an analysis using remotely sensed and other environmental data, 2006. Pro-Poor Livestock Policy Initiative (PPLPI), FAO, Rome, Italy. Working paper 36.

ROLIM, Cássio Frederico Camargo. Esboço de um Índice de Pobreza Humana Municipal para o Brasil. In: **III Encontro Brasileiro de Estudos Regionais**, 2004, Belo Horizonte. Anais do III Encontro Brasileiro de Estudos Regionais, 2004.

ROLIM, Cássio Frederico Camargo; ANDRADE, José Roberto de Lima; SANTANA, José Ricardo; MELO, Ricardo Oliveira Lacerda. Construção de indicadores de pobreza: aplicação do índice de pobreza humana municipal no estado de Sergipe. **Revista Econômica do Nordeste**, Fortaleza, v. 37, n.04, out-dez. 2006, p. 512-529.

ROMERO, Julio A. Racchuni. **Análise especial da pobreza municipal do estado de Minas Gerais – 1991-2000.** In: ANAIS do XIV Encontro Nacional de Estudos Populacionais, ABEP, Caxambu, setembro de 2006.

SEN, Amartya. Personal utilities and public judgments: or what's wrong with welfare economics? **The economic journal**, 89, 537-558, 1979.

_____. **Desenvolvimento como liberdade.** São Paulo: Companhia das Letras, 2000.

_____. **Desigualdade reexaminada.** Rio de Janeiro: Editora Record, 2001.

_____. **Sobre ética e economia.** São Paulo: Companhia das Letras, 5ª ed., 2006.

SIMLER, Kenneth R.; NHATE, Virgulino. **Poverty, inequality, and geographic targeting:** evidence from small-area estimates in Mozambique, 2003. Disponível em: <<http://www.ifpri.org/divs/fcnd/dp/fcndp192.htm>>, acesso em 03 de março de 2007.

SUAN-PHENG, Kam; HOSSAIN, Mahabub; BOSE, Manik Lal; VILLANO, Lorena S. **Spatial patterns of rural poverty and their relationship with welfare-influencing factors in Bangladesh**, 2004. Social Sciences Division, International Rice Research Institute, Metro Manila, Philippines.

SVEDBERG, Peter. **Poverty and undernutrition**. Oxford: Oxford University Press, 2000.

TOWNSEND, Peter. What is poverty? An historical perspective. **Poverty in focus**. International Poverty Centre, Brasília, dec. 2006. Disponível em: <http://www.undp-povertycentre.org/pub/PCPoverty_in_Focus009.pdf> acesso em 02 de março de 2007.

UNDP. **Human Development Report: economic growth and human development**. Nova Iorque: UNDP. 1996.

UNDP. **Human Development Report: human development to eradicate poverty**. Nova Iorque: UNDP. 1997.

UNDP. **Human Development Report: cultural liberty in today's diverse world**. Nova Iorque: UNDP. 2004.

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

WEIDE, Roy van der. **How poverty came on the map in Lao PDR**, 2004. Disponível em: <<http://siteresources.worldbank.org/INTPGI/Resources/342674-1092157888460/LaosPovty.pdf>>, acesso em: 10 de março de 2007.

WHITE, Sarah; PETTIT, Jethro. Participatory methods and the measurement of well-being. **Participatory learning and action**, n.50, outubro de 2004, p.88-96. Disponível em: <http://www.iied.org/NR/agbioliv/pla_notes/documents/PLA%2050/PLA50-pp88-96_10_White.pdf> acesso em 07 de fevereiro de 2007.

WORLD BANK. **World Development Report: voices of the poor**. Washington: World Bank. 2000/2001.

WORLD BANK. **World Development Report: making services work for the poor**. Washington: World Bank. 2004.

ZHENG, Buhong. Aggregate poverty measures. **Journal of economic surveys**. Vol.11, nº 02, 1997.

ZHOU, Yueqin. **Spatial analysis of substantiated child maltreatments in metro Atlanta, Georgia**, 2006, Thesis submitted in partial fulfillment of the requirements for the degree of master of Arts, Georgia State University. Disponível em: <http://etd.gsu.edu/theses/available/etd-11282006-091456/unrestricted/Zhou_Yueqin_200612_ms.pdf> acesso em: 30 de abril de 2007.

APÊNDICE A – Modelo espacial autoregressivo

Este apêndice, baseado em Anselin (1988; 2002) e LeSage (1998), tem como objetivo proporcionar, com um pouco mais de detalhes, os modelos espaciais autoregressivos apresentados de forma breve na seção 2.3.1.1. 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 $n \times 1$;

w é a matriz de ponderação espacial $n \times n$ padronizada para se ter linhas cuja soma sejam um;

ρ é o parâmetro espacial autoregressivo;

X é uma matriz de observações de variáveis exógenas $n \times k$;

β é o coeficiente a ser estimado;

λ é um escalar do coeficiente do erro;

v e ε 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 autoregressivo espacial de primeira ordem.

Tomando-se o modelo autoregressivo 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) ρ^* 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 este 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 ρ^* tem que ser igual a ρ , em outras palavras se $p \lim \rho^* = \rho$ então, garante-se a consistência do estimador. Anselin (1988) estabelece que:

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

Assim, pode-se verificar que ρ^* é inconsistente, já que $p \lim N^{-1}(y'W'\mathcal{E})$ só será igual a zero 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 por máxima verossimilhança ou por estimação por variáveis instrumentais. 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 . Mesmo embora um pseudo- R^2 sugira um 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.

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. (ANSELIN, 1988, p. 244)

O processo de tomada de decisão sobre se deve ou não seguir a estimação por máxima verossimilhança está resumida na FIG. 22 apresentada a seguir.

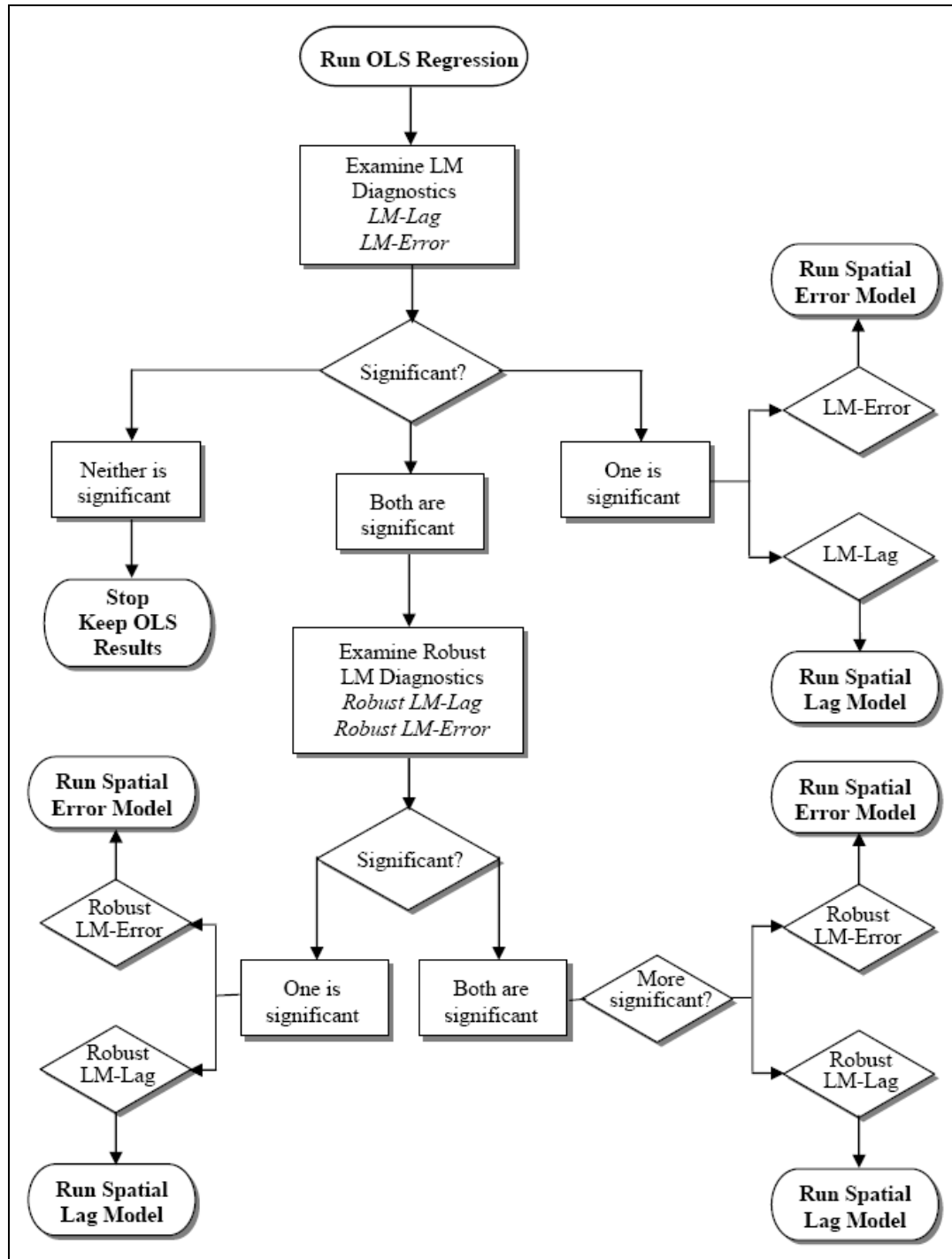


FIGURA 22 – Processo de decisão para seleção do modelo de regressão espacial

Fonte: ZHOU, 2006, p.67

APÊNDICE B – Gráficos de dispersão de Moran

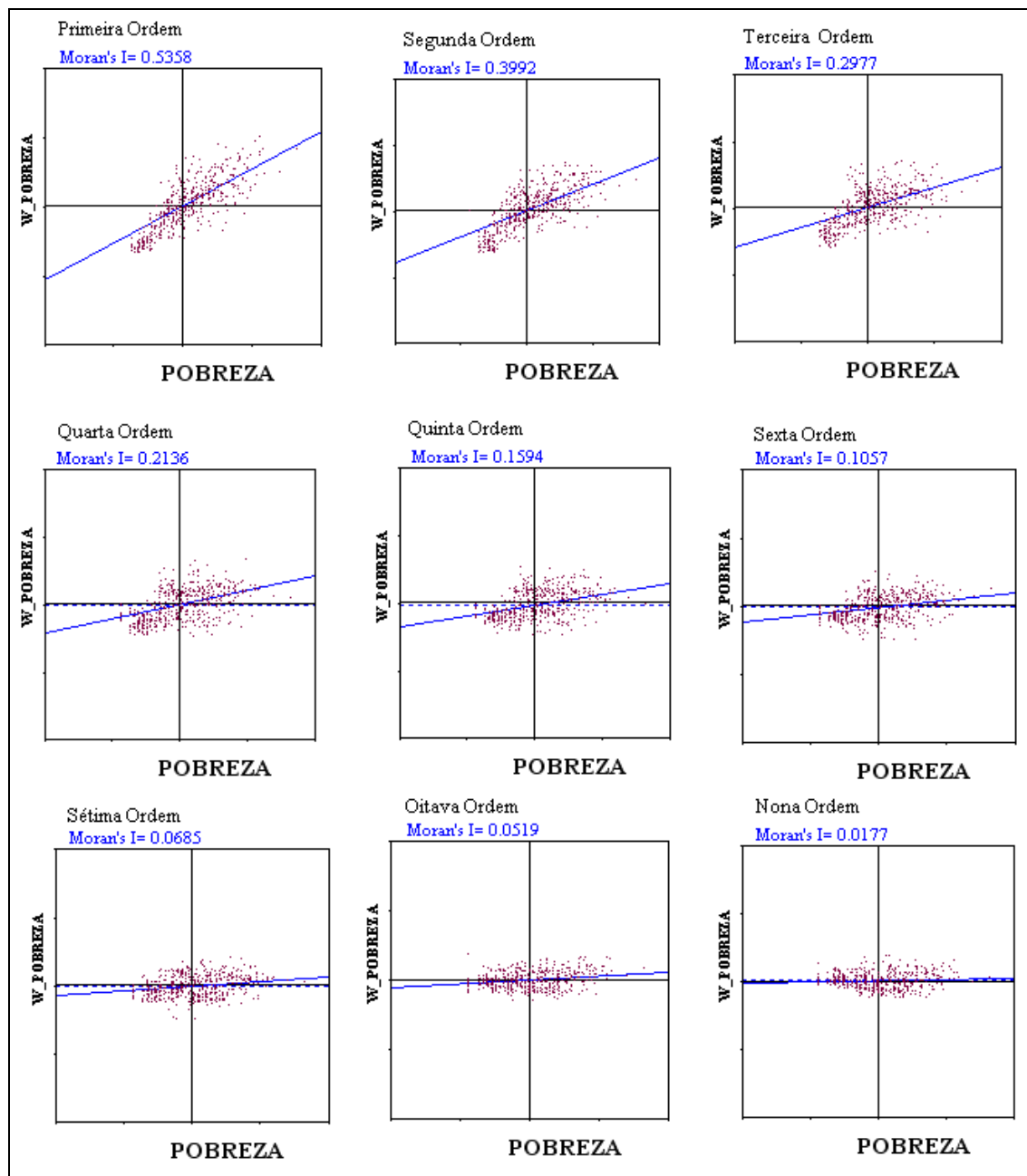


FIGURA 23 – Gráficos de dispersão de Moran para verificar a autocorrelação espacial do índice PP dos municípios gaúchos, em 2000, levando em conta a *queen* contiguity em diversas ordens de contigüidade. Fonte: Construção por conta própria a partir dos dados do IPEADATA e a partir da base cartográfica disponível pelo IBGE.

Nota: Todas as estatísticas apresentadas são significativas a 1%.

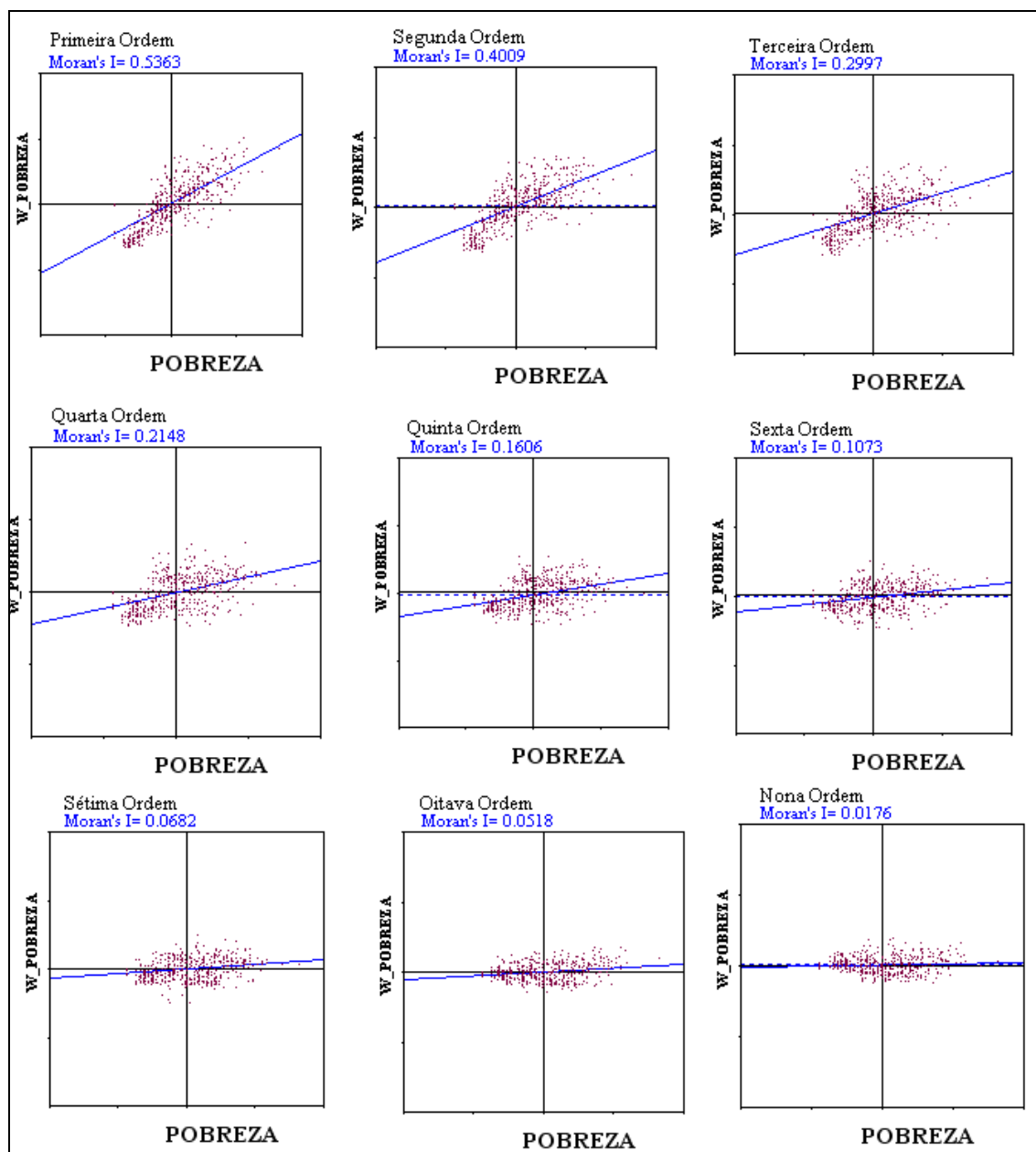


FIGURA 24 – Gráficos de dispersão de Moran para verificar a autocorrelação espacial do índice PP dos municípios gaúchos, em 2000, levando em conta a *rook* contiguity em diversas ordens de contigüidade.

Fonte: Construção por conta própria a partir dos dados do IPEADATA e a partir da base cartográfica disponível pelo IBGE.

Nota: Todas as estatísticas apresentadas são significativas a 1%.

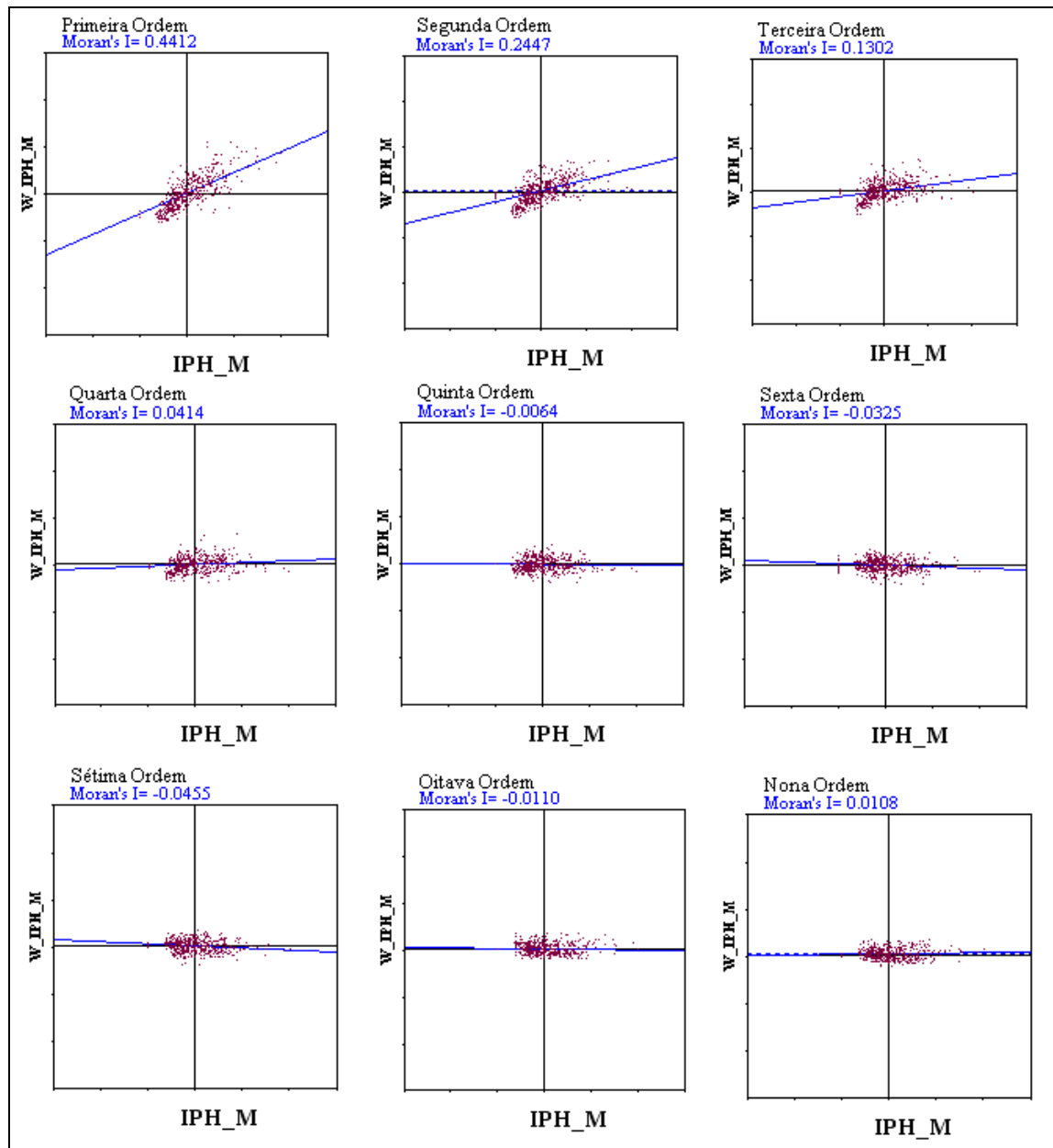


FIGURA 25 – Gráficos de dispersão de Moran para verificar a autocorrelação espacial do IPH-M dos municípios gaúchos, em 2000, levando em conta a *queen* contiguity em diversas ordens de contigüidade.

Fonte: Construção por conta própria a partir dos dados do IPEADATA e a partir da base cartográfica disponível pelo IBGE.

Nota: Todas as estatísticas apresentadas são significativas a 1%.

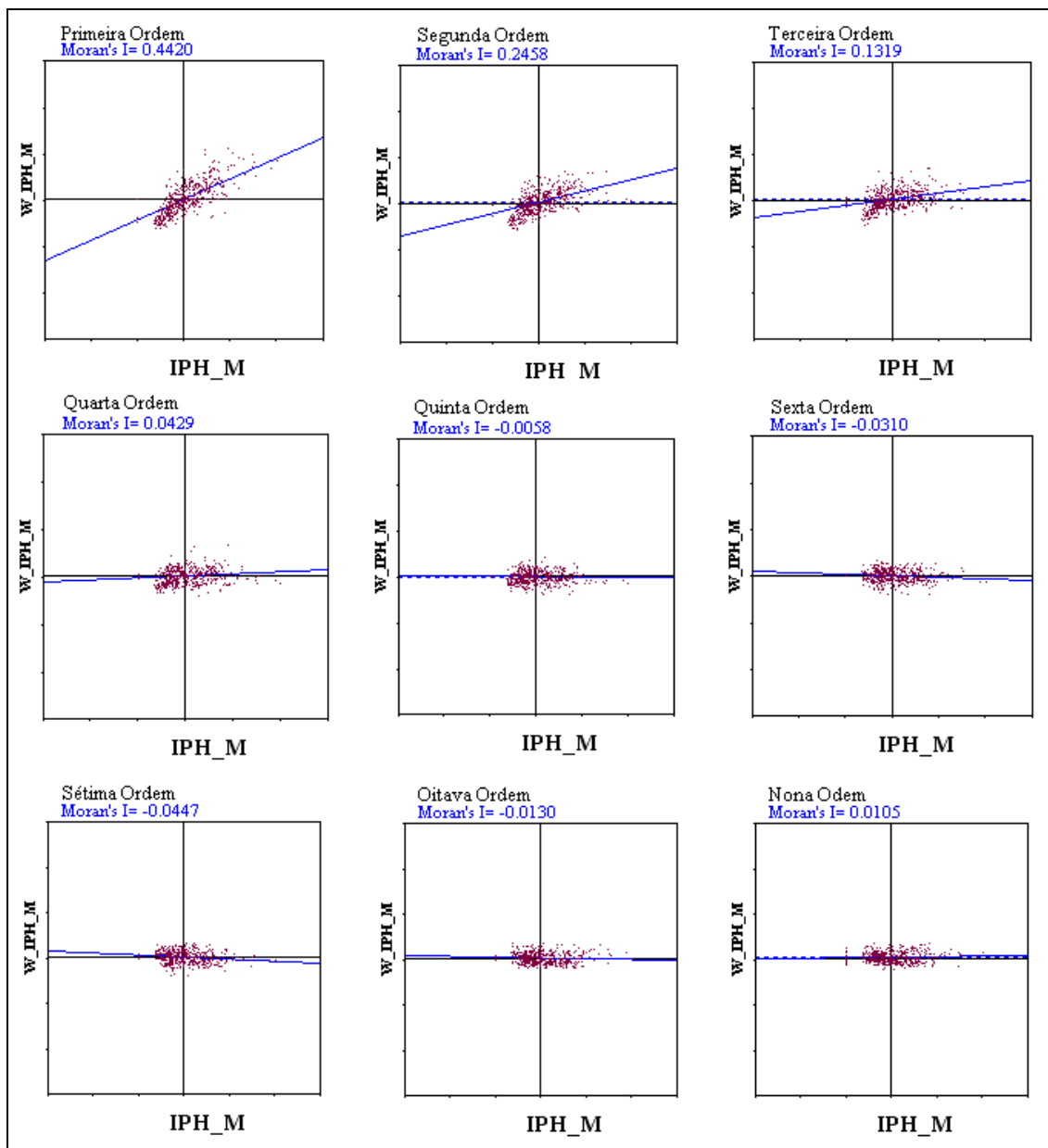


FIGURA 26 – Gráficos de dispersão de Moran para verificar a autocorrelação espacial do IPH-M dos municípios gaúchos, em 2000, levando em conta a rook contiguity em diversas ordens de contigüidade.

Fonte: Construção por conta própria a partir dos dados do IPEADATA e a partir da base cartográfica disponível pelo IBGE.

Nota: Todas as estatísticas apresentadas são significativas a 1%.