

ANÁLISE DO DESEMPENHO DE MODELOS DE REGRESSÃO ESPACIAL NA PREVISÃO DE DEMANDA POR TRANSPORTES

Simone Becker Lopes

Universidade de São Paulo – Escola de Engenharia de São Carlos
São Paulo – SP – Brasil
simone@sc.usp.br

Nair Cristina Margarido Brondino

UNESP - Universidade Estadual Paulista
Faculdade de Ciências - Departamento de Matemática
Bauru – SP – Brasil
brondino@fc.unesp.br

e

Antônio Néelson Rodrigues da Silva

Universidade de São Paulo – Escola de Engenharia de São Carlos
São Paulo – SP – Brasil
anelson@sc.usp.br

RESUMO

A dependência espacial e seus efeitos em modelo de previsão de demanda por transportes, que estão entre as principais questões analítico-espaciais consideradas na análise de transportes, constituem o foco deste trabalho. Modelos de regressão são amplamente utilizados na etapa de geração de viagens. São ferramentas estatísticas que utilizam o relacionamento existente entre duas ou mais variáveis, de maneira que uma delas possa ser descrita ou seu valor estimado a partir das demais. No entanto, na situação de dados espaciais, quando está presente a autocorrelação espacial, as estimativas dos modelos devem incorporar essa estrutura espacial, uma vez que a dependência entre as observações altera o poder explicativo do modelo. Desta forma, o objetivo deste trabalho é analisar os resultados obtidos com diferentes tipos de modelos de regressão espacial e comparar com os resultados do modelo de regressão linear múltipla, que é o tradicionalmente utilizado em estimativas de geração de viagens. Como conclusão deste estudo, considera-se que a inclusão dos efeitos da dependência espacial nos modelos de regressão é importante, uma vez que os melhores resultados foram obtidos com modelos alternativos (regressão espacial ou aqueles que incluíssem variáveis espaciais). Este fato foi observado nas etapas de diagnóstico e calibração, tanto para os dados de 1974 como para os dados de 2003, para a cidade de Porto Alegre.

PALAVRAS-CHAVE: Regressão espacial, Dependência espacial, Demanda por transportes.

1. INTRODUÇÃO

A dependência espacial e seus efeitos em modelo de previsão de demanda por transportes, que estão entre as principais questões analítico-espaciais consideradas na análise de transportes, constituem o foco deste trabalho. Modelos de regressão são amplamente utilizados na etapa de geração de viagens. São ferramentas estatísticas que utilizam o relacionamento existente entre duas ou mais variáveis, de maneira que uma delas possa ser descrita ou seu valor estimado a partir das demais. No entanto, na situação de dados espaciais, quando está presente a autocorrelação espacial, as estimativas dos modelos devem incorporar essa estrutura espacial, uma vez que a dependência entre as observações altera o poder explicativo do modelo.

Desta forma, o objetivo deste trabalho é analisar os resultados obtidos com diferentes tipos de modelos de regressão espacial e comparar com os resultados do modelo de regressão linear múltipla, que é o tradicionalmente utilizado em estimativas de geração de viagens. A análise de regressão em dados espaciais incorpora, na modelagem, a dependência espacial entre os dados, o que se supõe pode produzir melhora significativa no poder preditivo do modelo.

Em estudos anteriores realizados pelos autores esta melhora pôde ser verificada, através da aplicação de um método que avalia a introdução de indicadores globais e locais de dependência espacial em modelos de previsão de demanda, os quais foram denominados de “modelos alternativos”, para diferenciá-los dos “modelos tradicionais”. O método foi aplicado através de um estudo de caso na cidade de Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil, e teve por base dados de pesquisa de origem e destino (O-D) obtidos através de entrevista domiciliar (EDOM) em dois períodos distintos (os anos de 1974 e 1986). Os dados de 1974 foram utilizados na calibração e ajuste dos modelos e os dados de 1986 constituíram as informações necessárias para a análise dos resultados de estimativas futuras. Dentre os métodos analisados, verificou-se que o modelo onde foi feita a introdução de dois tipos de variáveis espaciais (Globais e Locais) foi o mais eficiente (Lopes & Silva, 2004; Lopes, 2005; Lopes & Silva, 2005 e Lopes *et al.*, 2005).

Neste contexto, o presente trabalho representa a continuidade dos estudos anteriores. Será apresentada aqui a análise dos resultados obtidos com o melhor modelo ajustado para os dados de 1974, denominado de modelo **AGL74**. O modelo em questão constitui-se de um Modelo de Regressão Múltipla usual e recebeu a denominação de Alternativo por introduzir, em sua construção, variáveis espaciais que representam indicadores Globais e Locais de dependência espacial. Além do modelo **AGL74**, são apresentados os resultados da aplicação de dois tipos de modelos de regressão espacial que consideram efeitos espaciais globais, Modelo Espacial Auto-regressivo Misto e Modelo do Erro Espacial (Anselin, 2002; Câmara *et al.*, 2002 e Fotheringham *et al.*, 2000), os quais, também, são denominados de modelos alternativos e foram calibrados e ajustados para os dados de 1974.

Para aferição do desempenho do modelo, tanto para diagnóstico como para validação, utiliza-se, desta vez, além da base de dados de 1974, as informações de pesquisa O-D mais recente. Estes dados, os quais não estavam disponíveis para os estudos anteriores, foram obtidos através de Entrevista Domiciliar realizada em Porto Alegre no ano de 2003 (EDOM 2003). Desta forma, são apresentados neste artigo, os resultados obtidos com a aplicação destes modelos alternativos calibrados para os dados de 1974 e de 2003 e a análise comparativa com os resultados dos modelos tradicionais, que foram também calibrados para as duas bases.

Apresenta-se, inicialmente, nos itens 2 e 3, uma breve revisão dos dois assuntos que são relevantes para o presente estudo. O item 2 aborda as Ferramentas de Análise Exploratória de Dados Espaciais (ESDA), que serviram não somente para produzir os indicadores que foram introduzidos como variáveis espaciais nos modelos alternativos, mas, também, foram fundamentais nos diagnósticos e análises dos resultados dos modelos em estudo. O item 3 está focado nas Ferramentas de Análise Confirmatória de Dados Espaciais, mas especificamente na Regressão Espacial, apresentando um resumo do assunto e a estrutura dos modelos aqui analisados. Na seqüência é apresentado o método aplicado no estudo (item 4) e a seguir a análise dos resultados desta aplicação (item 5). Finalmente é apresentada a conclusão do estudo (item 6), seguida das referências bibliográficas, tabelas e figuras.

2. FERRAMENTAS DE ANÁLISE EXPLORATÓRIA DE DADOS ESPACIAIS

As técnicas de análise exploratória aplicadas a dados espaciais são essenciais ao desenvolvimento da modelagem em estatística espacial. Consistem em adaptações de ferramentas usuais, sendo que Anselin (1996) refere-se a elas como ESDA (*Exploratory Spatial Data Analysis*), uma vez que podem ser consideradas uma extensão da EDA (*Exploratory Data Analysis*). As técnicas ESDA são apresentadas na forma de índices, que medem a associação espacial (Índice de Moran), gráfico de espalhamento (*Moran Scatterplot*) e mapas (*Box map*). Sua função é auxiliar na identificação de agrupamentos de objetos, cujos atributos possuem valores altos e baixos, áreas de transição e casos atípicos. Em toda técnica ESDA são encontrados três elementos básicos:

- Matriz de proximidade espacial (W): matriz quadrada que estima a variabilidade espacial de dados de área, em que cada elemento w_{ij} representa uma medida de proximidade entre A_i e A_j , sendo A_i e A_j as zonas que estão sendo analisadas;
- Vetor dos desvios (Z): calculado a partir da média geral (μ), cada elemento é calculado subtraindo-se o valor de μ do valor do atributo (y_i) para cada região;
- Vetor de médias ponderadas (W_z): também chamado de média dos valores dos vizinhos ou média móvel espacial, é uma medida útil para o cálculo da variação da tendência espacial. A estimativa da média móvel espacial é obtida pela Equação (1):

$$\hat{\mu}_i = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ij} \times y_j}{\sum_{j=1}^n w_{ij}} \quad (1)$$

onde

$\hat{\mu}_i$ = médias ponderadas;

$\sum_{j=1}^n w_{ij}$ = matriz de proximidade espacial.

Segundo Câmara *et al.* (2002), um aspecto fundamental na análise exploratória espacial é a caracterização da dependência espacial, que mostra como os valores estão correlacionados no espaço. As funções utilizadas para estimar quanto o valor observado de um atributo de uma região é dependente dos valores dessa mesma variável nas localizações vizinhas são a *autocorrelação espacial* e o *variograma*. Uma das formas de medir a autocorrelação espacial é através do índice I de Moran, cujo valor varia de -1 a +1, para dados normalizados, e indica quanto cada área analisada é semelhante à sua vizinhança imediata.

Uma maneira de visualizar a dependência espacial é através do diagrama de espalhamento de Moran. Construído com base nos valores normalizados (Z) e comparados com a média dos vizinhos (W_z), em um gráfico bidimensional dividido em quatro quadrantes, permite analisar o comportamento da variabilidade espacial. O índice I de Moran é equivalente ao coeficiente de regressão linear, que indica a inclinação da reta de regressão (α) de W_z em Z , e os quadrantes podem ser interpretados como:

- $Q1$ (valores positivos e médias positivas) e $Q2$ (valores negativos e médias negativas): indicam pontos de associação espacial positiva, no sentido que uma localização possui vizinhos com valores semelhantes.
- $Q3$ (valores positivos e médias negativas) e $Q4$ (valores negativos e médias positivas): indicam pontos de associação espacial negativa, no sentido que uma localização possui vizinhos com valores distintos.

O diagrama de espalhamento de Moran também pode ser apresentado na forma de um mapa temático bidimensional (*Box Map*), no qual cada polígono é apresentado indicando-se seu quadrante no diagrama de espalhamento. Enquanto os indicadores globais, como o índice I de Moran, fornecem um único valor como medida de associação espacial para todo o conjunto de dados, os indicadores locais produzem um valor específico para cada área, permitindo, assim, a identificação de agrupamentos de áreas com valores de atributos semelhantes (*clusters*), valores anômalos (*outliers*) e de mais de um regime espacial. Anselin (1996) refere-se a estes indicadores como estatística LISA (*Local Indicators of Spatial Association*), os quais devem satisfazer dois requisitos básicos:

- Permitir a identificação de padrões significativos de associação espacial;
- A soma dos indicadores LISA, para todas as observações, deve ser proporcional ao índice global de associação espacial.

A significância estatística do uso do índice de Moran local é computada de forma similar ao caso do índice global. Depois de calculado o índice para cada área, permuta-se, aleatoriamente, o valor das demais áreas, até ser obtida uma pseudo-distribuição para a qual se possa computar os parâmetros de significância. É útil gerar mapas (*LISA Map* e *Moran Map*) indicando as regiões que apresentam correlação local significativamente diferente do resto dos dados, pois são áreas com dinâmica espacial própria, ou seja, “bolsões” de não-estacionaridade, e merecem análise detalhada. Autocorrelação com significância superior a 95 % indica, a princípio, áreas com grande semelhança em relação a seus vizinhos.

3. MODELOS DE REGRESSÃO ESPACIAL

Tipicamente, quando se faz uma análise de regressão procura-se encontrar um bom ajuste entre os valores preditos pelo modelo e os valores observados da variável dependente. Além disto, procura-se descobrir quais das variáveis explicativas contribuem de forma significativa para o relacionamento linear. A hipótese padrão é que as observações não são correlacionadas e, portanto, os resíduos ϵ_i do modelo são independentes e não-correlacionados com a variável dependente, além de apresentar Distribuição Normal com média zero e variância constante. No caso de dados onde está presente a dependência espacial, é muito pouco provável que a hipótese padrão de observações não correlacionadas seja verdadeira. No caso mais comum, os resíduos continuam apresentando a autocorrelação espacial presente nos dados, que pode se manifestar por diferenças regionais sistemáticas, ou ainda por uma tendência espacial contínua.

Desta forma, a investigação dos resíduos da regressão, em busca de sinais da estrutura espacial, pode fornecer um indicativo da necessidade da utilização de um modelo de regressão espacial. As ferramentas usuais de análise gráfica e o mapeamento dos resíduos podem fornecer a primeira indicação de que os valores observados estão mais correlacionados do que seria esperado sob uma condição de independência (Fotheringham *et al.*, 2000). Somado à análise gráfica, pode-se fazer uso de testes estatísticos para verificação de autocorrelação espacial nos resíduos da regressão, como, por exemplo, a análise do índice *I de Moran*.

A análise de regressão em dados espaciais incorpora, na modelagem, a dependência espacial entre os dados, melhorando o poder preditivo do modelo. Primeiramente, faz-se a análise exploratória com o intuito de identificar a estrutura de dependência nos dados, visando a definição da forma de incorporação dessa dependência ao modelo de regressão. Existem dois tipos básicos de modelagem que permitem incorporar o efeito espacial: as de forma Global e as de forma Local (Anselin, 2002; Câmara *et al.*, 2002 e Fotheringham *et al.*, 2000).

Os modelos de forma Global capturam a estrutura espacial através de um único parâmetro que é adicionado ao modelo de regressão tradicional. Os modelos mais simples, os quais são testados neste estudo, são: modelo espacial auto-regressivo misto (*Spatial Auto Regressive = SAR* ou *Spatial Lag Model*) e modelo do erro espacial (*Conditional Auto Regressive = CAR* ou *Spatial Error Model*).

3.1. SAR (*Spatial Auto Regressive*) ou *Spatial Lag Model*

No modelo SAR (ou LAG, como é denominado neste estudo) a autocorrelação espacial ignorada é atribuída à variável dependente Y. Considera-se a dependência espacial através da adição, ao modelo de regressão, de um novo termo na forma de uma relação espacial para a variável dependente. Formalmente, Anselin (2002) apresenta o modelo SAR pela Equação 2.

$$Y = \rho WY + X\beta + \varepsilon \quad (2)$$

onde:

Y = variável dependente;

X = variáveis independentes;

β = coeficientes de regressão;

ε = erros aleatórios com média zero e variância σ^2 ;

W = matriz de vizinhança espacial ou matriz de ponderação espacial;

ρ = coeficiente espacial autoregressivo.

A hipótese nula para a não existência de autocorrelação é que $\rho = 0$. A ideia básica é incorporar a autocorrelação espacial como componente do modelo.

3.2. CAR (*Conditional Auto Regressive*) ou *Spatial Error Model*

O segundo tipo de modelo de regressão espacial com parâmetros globais, também referido como *Spatial Error Model*, considera que os efeitos espaciais são um ruído, ou perturbação, ou seja, fator que precisa ser removido. Neste caso, os efeitos da autocorrelação espacial são associados ao termo de erro ε e o modelo pode ser expresso pela Equação (3).

$$Y = X\beta + \varepsilon, \quad \varepsilon = \lambda W\varepsilon + \xi \quad (3)$$

onde:

$W\epsilon$ = erros com efeito espacial;
 ξ = erros aleatórios com média zero e variância σ^2 ;
 λ = coeficiente autoregressivo.

A hipótese nula para a não existência de autocorrelação é que $\lambda = 0$, ou seja, o termo de erro não é espacialmente correlacionado.

Câmara *et al.* (2002a) salientam que, na prática, a distinção entre os dois tipos de modelos de regressão espacial com parâmetros globais é difícil, pois, apesar da diferença nas suas motivações, eles são muito próximos em termos formais. Esses modelos estão incluídos em ambientes de estatística espacial avançados, como nos softwares SpaceSatTM, S-PlusTM, R e GeoDA, de domínio público.

3.3. Modelos com indicadores Locais e Globais de dependência espacial

Outra forma de considerar a dependência espacial nos modelos de regressão analisada neste estudo é através da introdução de indicadores de autocorrelação espacial (Globais e Locais), como variáveis explicativas, somadas às variáveis tradicionais, no modelo de regressão múltipla (Lopes e Silva, 2004; Lopes, 2005; Lopes e Silva, 2005 e Lopes *et al.*, 2005). Desta forma, são definidas *variáveis espaciais globais* e *variáveis espaciais locais*, que são obtidas pela análise espacial das variáveis socioeconômicas, com o uso de ferramentas da ESDA através de *software* de estatística espacial.

As *variáveis espaciais globais* são variáveis binárias (*dummy*) associadas aos quadrantes do *diagrama de Moran* (indicador global). Sendo assim, para uma determinada variável “X” são definidas três variáveis (X_Q1, X_Q2 e X_Q3) que representam o regime espacial de cada zona de tráfego (ZT), ou seja, o quadrante a que pertencem, obtidos pela análise da autocorrelação espacial global. Para a definição das *variáveis espaciais locais*, são considerados indicadores locais de autocorrelação espacial (LISA), que no caso, por exemplo, da variável “X” é denominado de LISA_X.

Os autores salientam que, da mesma forma que nos modelos tradicionais, os modelos alternativos requerem rigor na análise de significância das variáveis incluídas para não onerar o modelo com variáveis desnecessárias. Dentre os métodos analisados, os autores verificaram que, para os dados analisados, a combinação dos dois tipos de variáveis espaciais (globais e locais) foi mais eficiente do que a consideração dessas variáveis isoladamente. Destacam ainda que, as que se mostraram mais significativas como variáveis explicativas nos modelos foram justamente aquelas que apresentaram índices de autocorrelação espacial também significativos. Este efeito espacial se mostrou mais evidente nas variáveis taxas por unidade de área (densidade populacional, densidade de domicílios e densidade de veículos particulares).

3.4. Diagnóstico de modelos com efeitos espaciais

A análise gráfica dos resíduos é o primeiro passo para a avaliação da qualidade do ajuste da regressão. Mapear os resíduos é uma etapa importante no diagnóstico do modelo, buscando indícios de ruptura dos pressupostos de independência. Uma alta concentração de resíduos positivos (ou negativos) numa parte do mapa é um bom indicador da presença de autocorrelação espacial. Para um teste quantitativo, o mais comum é utilizar o índice *I* de *Moran* sobre os resíduos.

Como os estimadores e os diagnósticos tradicionais de regressão não levam em conta os efeitos espaciais, as inferências, como, por exemplo, as indicações de qualidade de ajuste baseadas somente no R^2 (coeficiente de determinação), serão incorretas. As consequências são similares às que acontecem quando uma variável explicativa significativa é omitida do modelo de regressão. Quando se deseja comparar um ajuste obtido por um modelo de regressão padrão com um ajuste obtido por um dos modelos cuja especificação considera a autocorrelação espacial, uma medida como o R^2 não é mais confiável.

O método mais usual de seleção de modelos de regressão baseia-se nos valores de máxima verossimilhança dos diferentes modelos, ponderando pela diferença no número de parâmetros estimados. Nos modelos com estrutura de dependência – espacial ou temporal – utilizam-se os critérios de informação onde a avaliação do ajuste é penalizada por uma função do número de parâmetros. Cabe observar que é necessário ainda levar em conta o número de parâmetros independentes ao se incluir funções espaciais nos modelos. Para cada nova variável em modelo de regressão, acrescenta-se um parâmetro.

Usualmente a comparação de modelos é feita utilizando o logaritmo da máxima verossimilhança, que é o que possui melhor ajuste para os dados observados. O Critério de Informação de Akaike (AIC) é expresso pela Equação (4).

$$AIC = -2 \times LIK + 2k \quad (4)$$

onde:

LIK: é o log de verossimilhança maximizado;

k: é o número de coeficientes de regressão.

Segundo esse critério, o melhor modelo é o que possui menor valor de AIC. Diversos outros critérios de informação estão disponíveis nas ferramentas de estatística espacial, a maior parte dos quais são variações do AIC, com mudanças na forma de penalização de parâmetros ou observações.

4. MÉTODO

O método aplicado neste estudo é baseado nos trabalhos anteriores dos autores e maiores detalhes podem ser verificados em Lopes e Silva (2004), Lopes (2005), Lopes e Silva (2005) e Lopes *et al.* (2005). Salienta-se que praticamente todo o processo ocorre em ambiente SIG, mais especificamente com a utilização do software GeoDA, para as análises aqui apresentadas. O software GeoDa (Anselin, 2003 e Anselin, 2004) contempla tanto as ferramentas de Análise Exploratória de Dados Espaciais (ESDA ou AEDE) como as de Análise Confirmatória, tais como as de regressão espacial. Desta forma, tanto a obtenção das variáveis espaciais como a calibração dos modelos aqui analisados, cujas estruturas são apresentadas no item 3, se dão através deste *software*.

Cabe salientar que, assim como nos estudos anteriores, para a calibração e validação dos modelos são utilizadas bases de dados de pesquisas de origem e destino (O-D), realizadas na cidade de Porto Alegre, RS, Brasil, em dois períodos distintos:

- “**Ano base**” – dados utilizados para calibração de modelos de demanda por transportes e também para diagnóstico dos melhores modelos, ou seja, daqueles que são usados para estimativas de viagens futuras, tanto por métodos tradicionais (**modelos tradicionais**)

como através de métodos que introduzem variáveis que medem o grau de dependência espacial (**modelos alternativos**). Corresponde aos dados da pesquisa O-D de 1974 (EDOM 74)

- “**Ano meta**” – dados da pesquisa do ano de projeção das viagens, que servem de base para a avaliação da qualidade das estimativas futuras de viagens obtidas através da aplicação tanto dos **modelos tradicionais** como dos **modelos alternativos**. Como base de dados para aferição do desempenho do modelo, para este estudo foram utilizadas as informações de pesquisa O-D mais recente. Estes dados, os quais não estavam disponíveis para os estudos anteriores, foram obtidos através de Entrevista Domiciliar realizada em 2003 (EDOM 2003).

A qualidade do ajuste de tais modelos pôde ser avaliada através da análise dos valores de diversos testes estatísticos apresentados nos relatórios fornecidos pelo *software* para cada modelo ajustado, tais como R^2 (coeficiente de determinação), R^2_{aj} (coeficiente de determinação ajustado) e AIC (Critério de Informação de AKAIKE) entre outros (Tabela 1). Por sua vez, o poder preditivo destes modelos foi avaliado através de algumas medidas de desempenho, tais como, ERM (Erro Relativo Médio) e Índice de Moran dos erros. Para as variáveis foram verificadas a significância, a presença de multicolinearidade e a presença de dependência espacial, esta última também verificada para os resíduos. Para estes, também foi verificado se apresentam distribuição normal e homocedasticidade.

Para verificar a eficiência dos modelos alternativos estudados aqui, os resultados foram comparados com aqueles fornecidos pelo modelo de regressão múltipla que melhor se ajustou aos dados de 1974, denominado aqui de T74, o qual não incluiu nenhuma informação sobre a distribuição espacial dos dados.

O passo seguinte foi a aplicação do melhor modelo alternativo para “estimativas futuras”, utilizando-se desta vez, como base de dados para aferição do desempenho do modelo, as informações de pesquisa O-D de 2003. Como parâmetros de comparação, foram utilizadas as estimativas para o ano de 2003, fornecidas pelo modelo tradicional T74.

Como a alteração na relação entre as variáveis é previsível em um intervalo de quase 30 anos, num terceiro momento e utilizando-se a mesma estrutura dos modelos ajustados para 1974, são calibrados novos modelos para 2003. Esta etapa tem o intuito de avaliar o impacto nos coeficientes das variáveis, além de verificar qual dos modelos analisados para 1974 melhor se ajusta aos dados de 2003.

A última etapa foi encontrar as variáveis mais significativas para 2003 e conseqüentemente o modelo mais ajustado a esta base de dados, sempre com base na hipótese de que a introdução de indicadores espaciais produz melhores resultados. Além das ferramentas disponíveis no SIG-T, a inclusão de variáveis espaciais foi analisada através da utilização do método de *Regressão Stepwise Forward*, que verifica se a adição de uma nova variável ao modelo provoca um aumento significativo no coeficiente de determinação ajustado (R^2_{aj}). Deve-se destacar, no entanto, que o método não prescinde da avaliação do modelo resultante pelo analista, uma vez que, em alguns casos, as ferramentas utilizadas podem não conseguir interpretar o problema de colinearidade.

Deve-se salientar que o foco do estudo se restringe à fase de estimativa de *Viagens Produzidas de Base Domiciliar* (VPBD), que é apenas uma parte da primeira etapa do Modelo de Quatro Etapas. Além disso, as viagens estão agregadas em todos os modos e

motivos por falta de detalhamento nos relatórios da pesquisa do ano base. Dessa forma, o método aplicado não pretende esgotar o assunto, apenas dar início a uma investigação que se insere no extenso e ainda pouco explorado tema de Análise Espacial, apresentando um exemplo de aplicação e verificando sua relevância para o Planejamento de Transportes.

5. APLICAÇÃO DO MÉTODO E ANÁLISE DOS RESULTADOS

Regressão múltipla - Modelo Tradicional - dados de 1974 – (T74)

Inicialmente ajustou-se, através do software GeoDa, o modelo de Regressão Múltipla T74 (Tabela 1) para os dados de 1974, utilizando-se como variáveis independentes os valores padronizados de população (POPpd) e frota (FROpd), já verificadas como as mais significativas entre as variáveis tradicionais explicativas para VPBD em 1974. Maiores detalhes da escolha e da padronização destas variáveis podem ser verificados em Lopes (2005), Lopes e Silva (2005) e Lopes *et al.* (2005). O valor do R^2 ajustado obtido foi de 0,91, indicado que o modelo explica bem a variância da variável dependente (VPBD). Os testes *t-Student* realizados para os parâmetros do modelo revelaram que todos são significativos a um nível de significância de 5 %.

O programa GeoDa fornece como possível indicador de multicolinearidade, o número de condição da matriz $X'X$, que corresponde à razão entre o maior e o menor dos autovalores desta matriz. A análise dos autovalores da matriz $X'X$ pode identificar a natureza aproximada da dependência linear entre as variáveis independentes, possibilitando, desta forma, a detecção da existência de multicolinearidade. Desta forma, quando o número de condição é superior a 30, diz-se que esta matriz é mal condicionada e há um forte indicativo da presença de multicolinearidade entre as variáveis independentes. Para o modelo T74, obteve-se um número de condição igual a 2,31, indicando que as variáveis independentes são não correlacionadas. Além do número de condição, diferenças significativas entre os valores do R^2 e o R^2 ajustado também podem fornecer indícios da existência de multicolinearidade, o que não foi aqui constatado.

A análise de normalidade do resíduo é testada através do Teste de Jarque-Bera. Para o modelo tradicional T74, o valor desta estatística ficou igual a 27,52, indicando que a hipótese de Distribuição Normal foi rejeitada a um nível de significância de 5 % ($p = 0,000$). Os valores das Estatísticas de teste para homocedasticidade do resíduo ficaram conflitantes, uma vez que o Teste de Breusch-Pagan ($p = 0,030$) e o de White ($p = 0,002$) rejeitam a hipótese de homocedasticidade e o Teste de Koenker-Bassett não rejeitou esta hipótese ($p = 0,217$), todos num nível de significância de 5 %. Uma vez que dois testes rejeitaram a hipótese a opção foi por assumir que o resíduo não apresenta variância constante. Estes resultados, os quais estão resumidos na Tabela 1, indicam a não adequabilidade do modelo ajustado.

A análise do modelo prossegue com um diagnóstico para verificar a dependência espacial. Para este estudo, o programa fornece as seguintes estatísticas: I de Moran (erro), Multiplicador de Lagrange (lag), Multiplicador de Lagrange Robusto (lag), Multiplicador de Lagrange (erro), Multiplicador de Lagrange Robusto (erro) e Multiplicador de Lagrange (SARMA). Destas estatísticas, somente o Multiplicador de Lagrange Robusto (lag) foi considerado não significativo ($p = 0,338$). Desta forma, a hipótese de existência de autocorrelação espacial não foi rejeitada. A significância da Estatística Multiplicador de Lagrange (erro) ($p = 0,000$) sugeriu a especificação de um modelo de erro espacial (ERR74), o qual é apresentado na Tabela 1.

Regressão espacial – Modelo de Erro Espacial - dados de 1974 - (ERR74)

No modelo ERR74 o valor de λ (coeficiente espacial autoregressivo - LAMBDA) estimado foi de 0,645 e, pelo teste z aplicado, foi considerado altamente significativo, assim como os outros parâmetros do modelo. O valor do Log-Verossimilhança (LIK) igual a -787,01 obtido para este modelo aumentou com relação ao obtido para o modelo tradicional T74, cujo valor foi de -802,34. Observou-se também uma queda nos valores das estatísticas AIC e SC (*Schwarz Criterion*), de 1610,68 (modelo T74) para 1580,02 (modelo ERR74) e 1618,18 (modelo T74) para 1587,52 (modelo ERR74), respectivamente. Estas observações conduzem à conclusão de que o modelo ERR74 ajustou-se melhor aos dados. Entretanto, o Teste de Breusch-Pagan rejeita a hipótese de homocedasticidade ($p = 0,002$), enquanto que o Teste da Razão de Verossimilhança (*Likelihood Ratio*) ainda sugere a existência de dependência espacial ($p = 0,000$). Estes resultados indicam que, apesar da melhora relativa com relação ao modelo tradicional T74, o modelo de erro espacial ERR74 ainda não está bem especificado.

Regressão múltipla com indicadores locais e globais de dependência espacial – Modelo Alternativo Global Local - dados de 1974 – (AGL74)

O passo seguinte foi ajustar um modelo que inclui os indicadores locais e globais de dependência espacial, como variáveis espaciais, e refazer a estimativa por Mínimos Quadrados Ordinários. O modelo alternativo do tipo AGL foi o que melhor se ajustou aos dados de 1974 nos estudos anteriores. As variáveis incluídas foram LISA_DPOPpd, LISA_DDOMpd, que representam os indicadores locais de dependência espacial padronizados para densidade populacional e densidade de domicílios, respectivamente, e também a variável DFRO_Q2, que é a variável binária para o quadrante 2 da densidade da frota. O coeficiente R^2 ajustado para o modelo alternativo AGL74 foi de 0,95 (Tabela 1).

Os testes t -Student efetuados para os parâmetros do modelo AGL74 indicaram que todos são significativos a um nível de 5 % de significância. O número de condição fornecido foi de 9,04, indicando que as variáveis independentes utilizadas não são altamente correlacionadas. Por sua vez, o Teste de Jarque-Bera não rejeitou a Hipótese de Normalidade dos Resíduos, enquanto que os Testes de Breusch-Pagan e Koenker-Bassett indicaram a não rejeição da hipótese de que os resíduos apresentam variância constante (Tabela1).

Além disso, pôde-se observar um aumento no LIK para -773,2 e uma diminuição nas Estatísticas AIC e SC, cujos valores obtidos foram 1558,4 e 1573,4, respectivamente. Estes resultados indicam a superioridade do modelo alternativo AGL74 com relação aos modelos tradicional T74 e de erro espacial ERR74, previamente ajustados. Como já era esperado, os resultados do diagnóstico de dependência espacial rejeitaram a hipótese de autocorrelação espacial dos resíduos. A superioridade deste modelo também pode ser verificada nos *Moran Maps* da Figura 1, que apresentam a dispersão dos resíduos dos três modelos analisados.

Validação do Modelo Alternativo Global Local (AGL74)

A seqüência do estudo foi a aplicação do modelo AGL74 para “estimativas futuras”, utilizando-se desta vez, como base de dados para aferição do desempenho do modelo, as informações de pesquisa O-D de 2003. Como parâmetros de comparação, foram utilizadas as estimativas para o ano 2003, fornecidas pelo modelo T74. Pôde-se observar que os valores de VPBD estimados pelos dois modelos para o ano 2003 são significativamente mais baixos

representando 59 % (modelo AGL74) e 55 % (modelo T74) dos observados na realidade (EDOM 2003). Isto indica que os coeficientes das variáveis nos modelos ajustados para 1974 estão subestimando o fenômeno em estudo. Acredita-se que os altos valores de erros nas estimativas para 2003, cujos agrupamentos significativos podem ser observados na Figura 2, podem ser explicados pela dinâmica apresentada pelo desenvolvimento urbano que acarretaram, ao longo destes quase 30 anos, alterações nas relações entre as diferentes variáveis com o fenômeno estudado, modificando inclusive os padrões espaciais.

A alteração nos padrões espaciais das viagens produzidas de base domiciliar de 1974 para 2003 pode ser observada nos mapas temáticos da Figura 3. Enquanto que em 1974 as zonas com maior número de viagens eram localizadas na região central, em 2003 percebe-se um espalhamento com tendência para a região leste, sudoeste e sudeste do município.

Regressão Múltipla - Modelo Tradicional - dados de 2003 – (T03)

Com o intuito de entender melhor a dinâmica e estas alterações espaciais observadas, ajusta-se, inicialmente, para os dados de 2003, o mesmo modelo tradicional que agora recebe o nome de T03 (Tabela 1). Verifica-se uma grande diferença dos coeficientes em relação aos modelos ajustados para 1974. Esta diferença é significativa para a variável população (3,4 vezes maior) e para a constante do modelo (1,8 vezes maior). Porém a variável frota, que é a segunda variável tradicional incluída, se mantém dentro da mesma ordem de grandeza. Como os valores das variáveis estão padronizados para os dados dos dois períodos, estes resultados indicam que População no ano de 2003 passou a exercer maior impacto na demanda em relação ao ano de 1974, enquanto que frota, não.

Como pode ser observado na Tabela 1, o modelo T03 apresentou um valor de R^2 ajustado igual a 0,97, indicando que o modelo explica bem a variância da variável dependente VPBD. Os testes *t-Student* realizados indicaram que todos os parâmetros do modelo T03 são significativos a um nível de 5 % de significância. O número de condição obtido foi de 2,98, indicando que as variáveis independentes não são altamente correlacionadas. As mesmas ferramentas utilizadas para analisar os resíduos foram utilizadas no diagnóstico do modelo T03 e todos os testes realizados indicaram que as hipóteses de Distribuição Normal e homocedasticidade não foram rejeitadas a um nível de 5 % de significância. Por sua vez, os testes para dependência espacial rejeitaram a hipótese de inexistência de autocorrelação espacial. Desta forma, sugere-se o ajuste de um modelo de lag espacial e outro de erro espacial, apresentados nas Tabela 1 como LAG03 e ERR03, respectivamente.

Regressão Espacial – Modelo Espacial Autoregressivo - dados de 2003 – (LAG03)

O valor de ρ (coeficiente espacial autoregressivo - W_{VPBD}) igual a -0,084 obtido para o modelo LAG03 foi considerado significativo pelo teste z empregado, assim como todos os outros parâmetros do modelo. Por outro lado, o Teste de Breusch-Pagan indicou a rejeição da hipótese de que os resíduos apresentam variância constante. O Teste da Razão de Verossimilhança rejeitou a hipótese de não existência de autocorrelação espacial. Estes resultados indicam que o modelo LAG03 não é adequado (Tabela 1).

Regressão Espacial – Modelo de Erro Espacial - dados de 2003 – (ERR03)

Para o modelo ERR03, observou-se um valor de λ (LAMBDA) igual a 0,46, o qual também foi considerado significativo pelo teste z empregado, como também o foram os outros

parâmetros estimados. O Teste de Breusch-Pagan e o Teste da Razão de Verossimilhança, respectivamente, continuam apontando a rejeição da hipótese de homocedasticidade e a existência de autocorrelação espacial. Desta forma, o modelo ERR03 também é inadequado para o ajuste pretendido.

Regressão Múltipla com indicadores Locais e Globais de dependência espacial – Modelo Alternativo Global Local - dados de 2003 – (AGL03)

Assim como foi feito para 1974, as variáveis de caráter espacial foram adicionadas ao conjunto, o que culminou no modelo AGL03, apresentado na Tabela 1. Com exceção dos coeficientes estimados para LISA_DPOPpd e LISA_DDOPpd, todos os outros parâmetros são significativos a um nível de 5 % de significância. O valor de R^2 ajustado foi igual a 0,98 e as hipóteses de normalidade e homocedasticidade do resíduo não foram rejeitadas a um nível de 5 % de significância. O número de condição fornecido foi de 9,386, indicando que as variáveis independentes não são altamente correlacionadas. Os testes para diagnóstico de dependência espacial, por sua vez, rejeitaram a hipótese de autocorrelação espacial.

A Tabela 1 apresenta um resumo com todos os modelos e os resultados (p-values) dos testes estatísticos analisados. Estão em destaque os melhores valores obtidos. Como pode ser observado, o modelo AGL03 foi o que apresentou maior valor para o LIK e os menores valores para AIC e SC, indicando que este modelo é superior aos outros três na qualidade do ajuste, quando estes critérios são observados. Mais uma vez, observa-se que a inclusão de variáveis espaciais e posterior ajuste por Mínimos Quadrados Ordinários levaram a uma melhor qualidade de ajuste também para este conjunto de dados.

Como mencionado anteriormente, nesta etapa a idéia foi calibrar os modelos para 2003 com as mesmas variáveis ajustadas para 1974 e verificar o impacto nos coeficientes e os resultados dos modelos em estudo para esta base de dados. No entanto, apesar dos bons resultados do modelo AGL03, a verificação de que duas variáveis espaciais, entre as três incluídas, foram consideradas não significativas, levou investigação de variáveis mais ajustadas aos dados de 2003. Sendo assim, da mesma forma que foi realizado para a base de 1974 e que culminou no modelo AGL74, ajustou-se um modelo para 2003 através do algoritmo *stepwise*.

Regressão Múltipla com indicador Global de dependência espacial – Modelo Alternativo Global - dados de 2003 – (AG03)

O processo que iniciou com 18 variáveis potenciais da base de dados (6 tradicionais, 3 espaciais Locais e 9 espaciais Globais) resultou no modelo alternativo AG03, apresentado na Tabela 2, que introduz, entre 3 variáveis tradicionais (POP_pd, FRO_pd e DOM_pd), uma variável espacial global (DPOP_Q2). As tradicionais representam os valores padronizados de população, frota e domicílios por ZT e a variável espacial representa as ZTs no quadrante 2 para a variável de densidade populacional, que é um indicador global de autocorrelação espacial. Como pode ser observado na tabela 2, todos os testes analisados apresentaram resultados satisfatórios e os valores de LIK, AIC e SC, assim como o ERM, que também foi analisado para todos os modelos, foram superiores ao modelo anteriormente ajustado.

Sendo assim, a hipótese de que a inclusão de indicadores de dependência espacial entre as variáveis melhora o poder preditivo do modelo foi confirmada. A superioridade dos modelos alternativos AGL03 e AG03 sobre o modelo tradicional T03 também pode ser observada nos *Moran Maps* da Figura 4, que apresentam as zonas com resíduos altos e baixos em

agrupamentos significativos. O modelo T03 apresenta maior número de zonas agrupadas em regiões com resíduos baixos (negativos) e com resíduos altos (positivos), indicando uma tendência de subestimar ou superestimar as estimativas em determinadas regiões.

6. CONCLUSÃO

Como conclusão deste estudo considera-se que a inclusão dos efeitos da dependência espacial nos modelos de regressão é importante, uma vez que os melhores resultados foram obtidos com modelos alternativos (regressão espacial ou aqueles que incluíram variáveis espaciais). Este fato foi observado nas etapas de diagnóstico e calibração, tanto para os dados de 1974 como para os dados de 2003, para a cidade de Porto Alegre.

O modelo AGL74 foi o que melhor se ajustou aos dados de 1974, assim como o modelo AGL03 foi o que apresentou melhores resultados que os demais estudados, para os dados de 2003. Posteriormente, no estudo de variáveis mais significativas para 2003, mais uma vez uma variável de caráter espacial foi selecionada, culminando no modelo AG03, que foi o mais ajustado para os dados de 2003. Este fato leva à conclusão de que a inclusão, como variáveis de caráter espacial, dos indicadores de dependência espacial (Globais e Locais) na especificação do modelo e posterior ajuste por Mínimos Quadrados Ordinários apresentou-se como uma alternativa mais atraente neste estudo de caso.

No entanto, para estimativas futuras em longo prazo, como as apresentadas aqui, apesar da obtenção de resultados ligeiramente melhores com o modelo alternativo AGL74, ainda se faz necessária a análise mais detalhada da dinâmica do desenvolvimento urbano. Acredita-se que o estudo de formas de considerá-las nos modelos de demanda por transportes conduzirá a resultados ainda melhores que os obtidos.

Com análise das alterações dos coeficientes das variáveis dos modelos ajustados para 2003, em relação aos ajustados para 1974, verificou-se a grande alteração nas relações entre as mesmas que ocorreu nestas quase três décadas, o que evidenciou que a população, como variável explicativa de *viagens produzidas de base domiciliar*, tem um peso bem maior do que em 1974. Verificou-se, também, uma grande alteração dos padrões espaciais das viagens nos períodos distintos. Tais análises constituem o passo inicial para o estudo da dinâmica do desenvolvimento urbano e da tentativa de melhorar ainda mais os modelos aqui apresentados.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem à CAPES, CNPq e FAPESP pelos auxílios concedidos para a realização de pesquisas que deram origem a este trabalho.

REFERÊNCIAS

- Anselin, L. (1996) *The Moran scatterplot as an ESDA tool to assess local instability in spatial association*. Em: *Spatial Analytical Perspectives on GIS*, eds. Fischer, M.; Scholten, H.; Unwin, D. Taylor & Francis, London, pp 111-125.
- Anselin, L. (2002) *Under the hood: issues in the specification and interpretation of spatial regression models (forthcoming: Agricultural Economics)*, obtido em: <<http://agec221.agecon.uiuc.edu/users/anselin/papers/hood.pdf>> Acesso em 03/03/2004
- Anselin, L. (2003) *GeoDa 0.9 User's Guide*, obtido em: <<http://sal.agecon.uiuc.edu> Acesso em abril de 2005
- Anselin, L. (2004) *GeoDa 0.9.5-i Release Notes*, obtido em: <<http://sal.agecon.uiuc.edu> Acesso em abril de 2005

Câmara, G.; Carvalho, M.S.; Cruz, O.G.; Correa, V. (2002). *Análise Espacial de Áreas*. Em: *Análise Espacial de Dados Geográficos*, eds. Fuks, S.D.; Carvalho, M.S.; Câmara, G.; Monteiro, A.M.V. – Divisão de Processamento de Imagens – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – São José dos Campos, Brasil – Disponível em: <http://www.dpi.inpe.br/gilberto/livro/analise/> Acesso em 23 de março de 2004

Fotheringham, A. S.; Brunson, C. e Charlton, M. (2000) *Quantitative Geography - Perspectives on Spatial Data Analysis*. Ed. Sage, London.

Lopes, S. B. (2005) Efeitos da Dependência Espacial em Modelos de Previsão de Demanda por Transporte. Dissertação de Mestrado, Universidade de São Paulo, São Carlos, SP, Brasil.

Lopes, S. B. e A. N. R. Silva (2004) *An Assessment Study of the Spatial Dependence in Transportation Demand Models*. Proceedings XIII Congresso Panamericano de Engenharia de Trânsito e Transportes, Albany, NY, EUA, 26 a 29 de Setembro.

Lopes, S. B. e A. N. R. Silva (2005) Modelos de Previsão de Demanda por Transportes Empregando Análise de Dependência Espacial. In: XIX CONGRESSO DE PESQUISA E ENSINO EM TRANSPORTES, 2005, Recife - PE. Anais. Rio de Janeiro - RJ: Associação Nacional de Pesquisa e Ensino em Transportes, 2005. v. I. p. 374-385.

Lopes, S. B.; Brondino, N. C. B.; Silva, A. N. R. (2005) Um estudo da dependência espacial em modelos de previsão de demanda por transportes no caso de Porto Alegre. In: Antônio Néelson Rodrigues da Silva; Léa Cristina Lucas de Souza; José Fernando Gomes Mendes. (Org.). Planejamento urbano, regional, integrado e sustentável: Desenvolvimentos recentes no Brasil e em Portugal. São Carlos, 2005, p. 173-190.

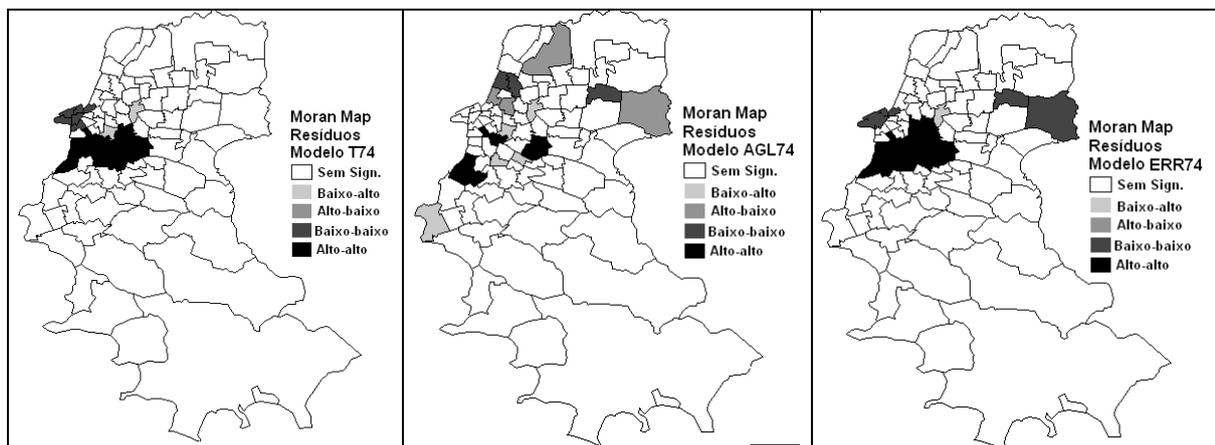


Figura 1. Distribuição espacial dos resíduos das estimativas com os modelos Tradicional (T74), Alternativo Global Local (AGL74) e de Erro Espacial (ERR74)

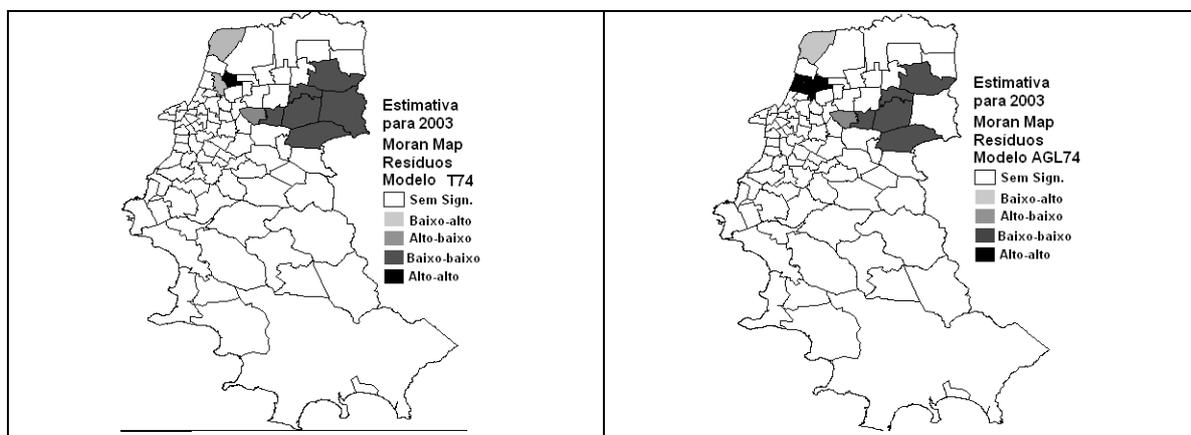


Figura 2. Distribuição espacial dos erros das estimativas futuras (2003) com os modelos Tradicional (T74) e Alternativo Global Local (AGL74)

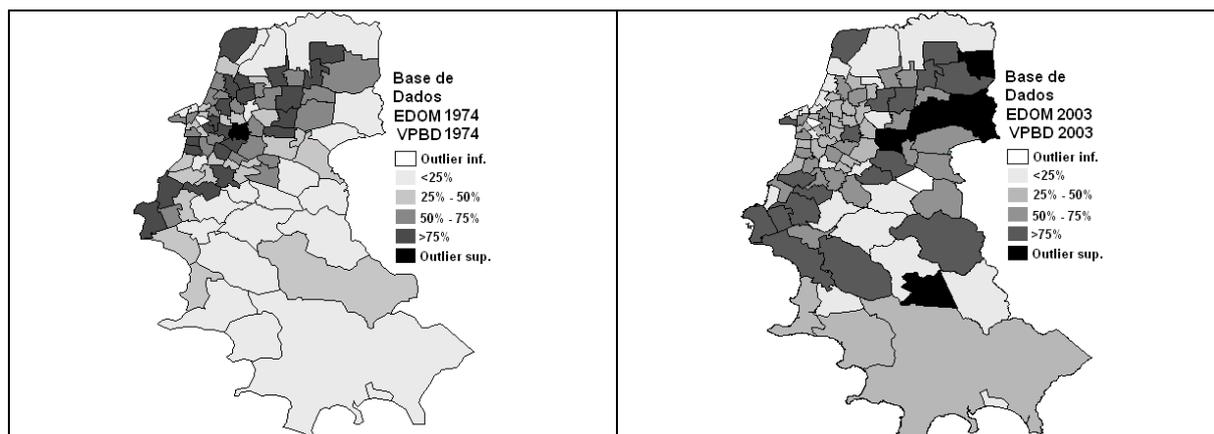


Figura 3. Distribuição espacial de VPBD em 1974 e em 2003

Tabela 1. Resumo dos modelos estudados e resultados obtidos nas estimativas

RESULTADOS DA CALIBRAÇÃO		MODELOS AJUSTADOS PARA 1974			MODELOS DE 1974 CALIBRADOS PARA 2003			
		TRAD	ALTERNATIVOS		TRAD	ALTERNATIVOS		
		T74	ERR74	AGL74	T03	LAG03	ERR03	AGL03
Variáveis Tradicionais	CONSTANTE	12195,39	12228,53	13208,62	22297,67	24187,01	22267,34	23544,71
	POP_pd	3911,28	4024,45	4222,64	13313,16	13371,81	14307,39	14347,30
	FRO_pd	2576,06	2224,64	2121,47	2784,55	2983,45	2116,31	2215,73
Coeficientes Autorregressivo	W_VPBD ρ				-0,08428			
	LAMBDA λ	0,64521			0,45726			
Indicadores Globais e Locais Dep. Espacial	DFRO_Q2	-1753,66			-2737,394			
	LISA_DPOppd	1819,50			202,05			
	LISA_DDOMpd	-2930,96			469,29			
Diagnóstico dos modelos	R ²	0,92	0,95	0,96	0,97	0,97	0,98	0,98
	R ² AJ	0,91	*	0,95	0,97	*	*	0,98
	LIK	-802,341	-787,01	-773,20	-838,703	-835,54	-833,58	-824,05
	SC	1618,18	1587,52	1573,40	1690,91	1689,07	1680,65	1675,09
	AIC	1610,68	1580,02	1558,40	1683,41	1679,07	1673,15	1660,09
	ERM	12%	15%	10%	12%	14%	12%	12%
Significância das variáveis	T-statistic	Satisf.	*	Satisf.	Satisf.	*	*	Não S.
	Z-value	*	Satisf.	*	*	Satisf.	Satisf.	*
Diagnóstico de Multicolinearidade	Número de Condição da Matriz	2,309	*	9,047	2,975	*	*	9,386
Diagnóstico de Dependência Espacial (p-values)	I_Moran (erro)	0,43	0,46	0,06	0,22	0,17	0,32	-0,01
	I Moran (erro)	(0,000)	*	(0,087)	(0,000)	*	*	(0,687)
	ML (erro)	(0,000)	*	(0,322)	(0,001)	*	*	(0,874)
	ML Robusto (erro)	(0,000)	*	(0,470)	(0,000)	*	*	(0,946)
	ML SARMA	(0,000)	*	(0,489)	(0,000)	*	*	(0,499)
	ML (Lag)	(0,001)	*	(0,340)	(0,017)	*	*	(0,239)
	ML Robusto (Lag)	(0,338)	*	(0,502)	(0,002)	*	*	(0,243)
Likelihood Ratio	*	(0,000)	*	*	(0,012)	(0,001)	*	
Distribuição Normal	Jarque-Bera (p-values)	(0,000)	*	(0,669)	(0,416)	*	*	(0,527)
Homocedasticidade (p-values)	Breusch-Pagan	(0,030)	(0,002)	(0,191)	(0,043)	(0,014)	(0,013)	(0,180)
	Koenker-Basset	(0,217)	*	(0,285)	(0,074)	*	*	(0,299)
	White	(0,002)	*	*	(0,005)	*	*	*

Notas

Satisf. - Satisfatório (todas variáveis são significativas)

Não S. - Não satisfatório (uma ou mais uma variáveis não significativas)

* Não existente para este modelo

Em Negrito - Os melhores resultados obtidos

Tabela 2. Resumo do Modelo Alternativo Global (AG03) - dados de 2003

MODELO MAIS AJUSTADOS PARA 2003			
RESULTADOS DA CALIBRAÇÃO		ALTERNATIVO	
		AG03	
Coeficientes	Variáveis Tradicionais	CONSTANTE	22947,23
		POP_pd	7386,85
		FRO_pd	1305,66
		DOM_pd	7385,37
	Indicador Global de Dependência Espacial	DPOP_Q2	-1538,432
Diagnóstico do modelo		R ²	0,98
		R ² AJ	0,98
		LIK	-815,86
		SC	1654,23
		AIC	1641,73
		ERM	10%
Significância das variáveis	<i>T-statistic</i>	Satisf.	
Diagnóstico de Multicolinearidade	Número de Condição da Matriz	13,307	
Diagnóstico de Dependência Espacial (p-values)		<i>I Moran (erro)</i>	0,02
		<i>I Moran (erro)</i>	(0,455)
		<i>ML (erro)</i>	(0,750)
		<i>ML Robusto (erro)</i>	(0,628)
		<i>ML SARMA</i>	(0,577)
		<i>ML (Lag)</i>	(0,352)
		<i>ML Robusto (Lag)</i>	(0,317)
Distribuição Normal	Jarque-Bera (p-values)	(0,866)	
Homocedasticidade (p-values)	Breusch-Pegan	(0,126)	
	Koenker-Bassett	(0,171)	
Notas			
Satisf. - Satisfatório (todas variáveis são significativas)			

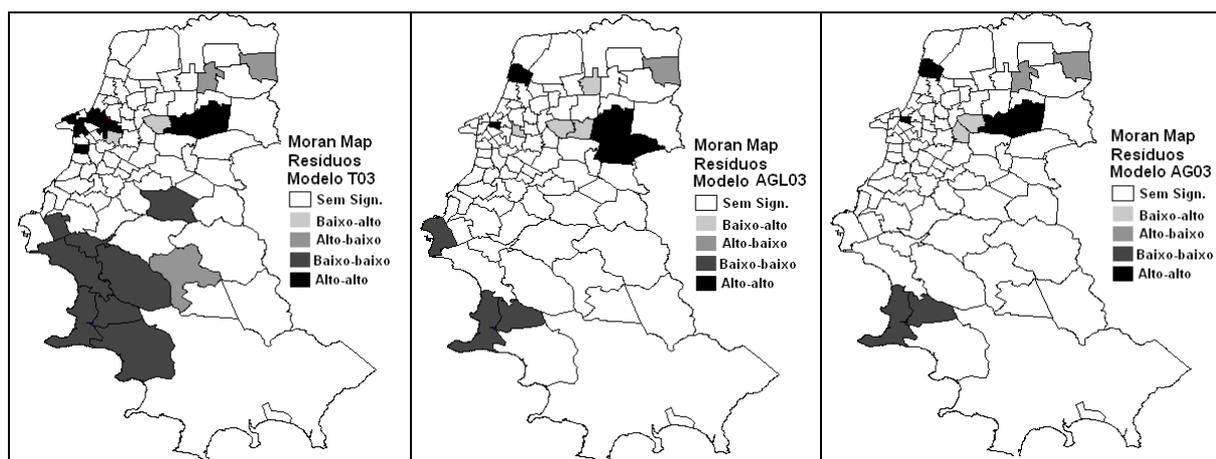


Figura 4. Distribuição espacial dos resíduos das estimativas com o modelos Tradicional (T03), Alternativo Global Local (AGL03) e Alternativo Global (AG03)