XI CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - XI COBREAP

UMA NOVA METODOLOGIA PARA AVALIAÇÃO DE IMÓVEIS UTILIZANDO REGRESSÃO ESPACIAL

Autores

DANTAS, RUBENS ALVES
Engenheiro Civil, CREA 8349-D/PE, M.Sc,, Doutorando em Economia
Rua Gildo Neto, 62, Tamarineira, Recife, PE, Brasil- CEP 52.050-130
Fone e Fax - (81) 3268.3888 - ***e-mail radantas@elogica.com.br***

ROCHA, FRANCISCO JOSÈ SALES
Doutorando em Economia, PIMES - UFPE
Rua Manoel Estevão da Costa, 84/06, IPUTINGA,Recife , PE , CEP 50670-590
Fone (81) 34530994 - ***e-mail salesf@uol.com.br***

MAGALHÃES, ANDRÉ MATOS
Ph.D. em Economia pela Universidade de Illinois em Urbana-Champaign, EUA
Rua João Ramos 211, apt 2002, Graças, Recife – PE – CEP 52011080
Fone (81) 3423.0643 - ***e-mail: magalhs@npd.ufpe.br***

LIMA, RICARDO CHAVES
Ph.D em Economia Agrícola pela University of Tennessee, USA
Rua. Joaquim Marques de Jesus 232, Apto. 101, Jaboatão dos Guararapes, PE - CEP 50.450-020
Fone: (81) 3468-3823 - ***e-mail: rlima@npd.ufpe.br***

Resumo:

A avaliação de imóveis no Brasil tem sido realizada tradicionalmente utilizando-se o Modelo Clássico de Regressão. Contudo, como se trata de dados distribuídos espacialmente, um fator adicional deve ser considerado no modelo: ***a autocorrelação espacial***. A omissão deste fator no modelo pode gerar sérios problemas ao trabalho avaliatório como tendenciosidades, inconsistência e ineficiencia nos resultados. Neste caso, a metodologia tradicionalmente adotada é inadequada e deve ser substituída por uma nova metodologia denominada ***Regressão Espacial***. Este trabalho apresenta os passos para aplicação desta metodologia e faz uma aplicação dados reais em Recife-PE, onde comprova a existência da ***dependência espacial***.

Abstract

The evaluation of real estate is usually made using Classic Model of Regression. However, how the data are distributed in space an additional factor must be considered: the ***space autocorrelation***. The non consideration of this factor can generate serious problems to the work. In this case, the methodology traditionally adopted it is inadequate and it should be substituted by a new methodology denominated ***Space Regression***. This work shows that metodology and analyzes 59 data market of the city of Recife-PE. The obtained results prove the existence of ***space dependence*** in the data.

CURRICULOS RESUMIDOS DOS AUTORES

RUBENS ALVES DANTAS

Engenheiro Civil e Mestre em Ciências pela UFPE, com tese desenvolvida na área de Engenharia de Avaliações. Professor assistente da UFPE e professor adjunto da Escola Politécnica de Pernambuco, da disciplina Engenharia de Avaliações, desde 1981. Como Engenheiro de Avaliações exerceu suas atividades no Banco Real em São Paulo, no Banco Nacional da Habitação onde chefiou o Serviço de Vistorias e Avaliações e na Caixa Econômica Federal. Atualmente faz parte da comissão de estudos comissão de estudos instituída pela ABNT - Associação Brasileira de Normas Técnicas, para revisão da Norma para Avaliação de Bens, NBR-5676.

FRANCISCO JOSÉ SALES ROCHA

Atividade Profissional: Professor Assistente III Universidade Federal do Ceará
Formação Acadêmica:
Graduação: Economia, UFC, 1989
Mestre em Economia, CAEN, 1993
Doutorando, PIMES-UFPE, Grau esperado para 2003.

ANDRÉ MATOS MAGALHÃES

Economista pela UFPE em 1995;
Mestre em Economia pela Universidade de Illimois em 1997;
Ph.D. pela Universidade de Illinois em 2000;
Professor Adjunto do departamento de Economia da UFPE desde de 2000;

RICARDO CHAVES LIMA

Engenheiro Agrônomo - 1987;
Mestre em Economia Agrícola, Universidade Federal do Ceará - 1990;
Ph.D em Economia Agrícola, University of Tennessee, Estados Unidos - 1994;
Professor Visitante, Universidade Federal do Ceará - 1995;
Professor Adjunto, Universidade Federal de Pernambuco - desde 1996;
Professor Convidado da Hochschule Bremen (University of Applied Sciences of Bremen - Germany) - 1998 e 1999;
Presidente do IPSA - Instituto de Pesquisas Sociais Aplicadas, Recife-Brasil, desde 1999;
Professor de Desenvolvimento Econômico e Métodos Quantitativos;
Coordenador do Curso de Especialização em Agronegóçio da Universidade Federal de Pernambuco.

1. Introdução

A avaliação de imóveis é feita usualmente pelo Método Comparativo de Dados de Mercado utilizando-se o Modelo Clássico de Regressão. A análise de regressão é a técnica adequada quando se deseja estudar o comportamento de uma variável (variável dependente) em relação a outras que são responsáveis pela sua formação (variáveis independentes). Na engenharia de avaliações considera-se como variável dependente o preço do imóvel e como variáveis independentes as respectivas características decorrentes dos seus aspectos físicos (área, padrão construtivo, número de vagas na garagem, etc) e de localização (bairro onde se situa o imóvel, distância a pólos de influência, etc.), bem como de aspectos econômicos (condições de pagamento do imóvel, natureza do evento: em oferta ou efetivamente vendido, etc.).

Em forma matricial o modelo pode ser representado por

$$\underset{\sim}{Y} = \underset{\sim}{X}\underset{\sim}{\beta} + \underset{\sim}{\varepsilon} \tag{1.1}$$

sendo $\underset{\sim}{Y}, \underset{\sim}{\beta}$ e $\underset{\sim}{\varepsilon}$ os vetores de respostas, de parâmetros e de resíduos da regressão, respectivamente, e $\underset{\sim}{X}$ a matriz das observações das variáveis independentes, também conhecidas como matriz modelo.

O método mais simples para estimação dos parâmetros dos parâmetros do modelo é o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários, que consiste em minimizar a soma dos quadrados das distâncias, medidas na vertical, entre os preços observados no mercado e os ajustados pelo modelo adotado, fornecendo o seguinte vetor de parâmetros estimados:

$$\underset{\sim}{b} = \left(\underset{\sim}{X}'\underset{\sim}{X}\right)^{-1}\underset{\sim}{X}'\underset{\sim}{Y} \tag{1.2}$$

Consideram-se que as variáveis independentes são representadas por números reais que não contêm nenhuma perturbação aleatória e não existe nenhuma relação linear exata entre as mesmas; os erros aleatórios satisfazem aos os pressupostos básicos do modelo, isto é: variância constante, não autocorrelação e normalidade; e ainda que o modelo esteja corretamente especificado, ou seja, na sua composição estejam incluídas apenas variáveis explicativas relevantes e a escala das variáveis envolvidas sejam adequadamente escolhidas, com o objetivo de garantir a linearidade do modelo.

Uma vez atendidos estes pressupostos pode-se garantir que os parâmetros inferidos no mercado, pelo método dos Mínimos Quadrados Ordinários, possuem propriedades ótimas, isto é, são não-tendenciosos, eficientes e consistentes. A não-tendenciosidade indica que a média de todas as possíveis médias de amostras extraídas do mercado coincide com o verdadeiro valor de mercado; a eficiência está associada à dispersão destas possíveis médias estimadas em torno da verdadeira média, sendo que na comparação entre diversos estimadores não-tendenciosos, o eficiente é aquele que apresentar a menor variância, enquanto que a propriedade da consistência indica que na medida em que a amostra cresce, a sua média se aproxima do verdadeiro valor de mercado.

Em geral, quando se trabalha com dados de corte transversal não faz sentido se testar a autocorrelação dos erros aleatórios, sendo este cuidado indispensável em dados de séries temporais. Ocorre que, quando se tratam de dados distribuídos espacialmente, como é o caso de dados imobiliários, podem existir erros de medidas em relação a exata localização do imóvel como também efeitos de interação, difusão e “spillovers” espaciais. Estas razões são causadoras de um fator adicional que deve ser considerado no modelo de regressão tradicionalmente utilizado na engenharia de avaliações: ***a autocorrelação espacial ou dependência espacial***.

A não consideração da dependência espacial, caso exista, pode gerar sérios problemas ao trabalho avaliatório, pois, os parâmetros estimados podem se apresentar tendenciosos, ineficientes e inconsistentes. Neste caso, a metodologia tradicionalmente adotada é inadequada, podendo levar o avaliador a obtenção de resultados não confiáveis, devendo ser substituída pela nova metodologia denominada ***Regressão Espacial***.

Este trabalho tem como objetivo analisar qualitativa e quantitativamente os principais determinantes da formação dos preços de imóveis, incluindo-se a nova Metodologia de Regressão Espacial, cuja descrição resumida será apresentada na seção 2. Na seção 3 será feita uma aplicação a dados reais do mercado de apartamentos situados na região metropolitana do Recife-PE e na seção final, seção 4, serão apresentadas as conclusões e recomendações.

2 METODOLOGIA

2.1 Considerações Gerais

A modelagem por Regressão Espacial pode ser considerada como um conjunto estruturado de técnicas com o objetivo de analisar formalmente a interação espacial em modelos de dados de corte transversal, em estudos que envolvem unidade geográficas. Aplicações do instrumental espacial podem ser encontrados em diversas áreas como ,por exemplo, em Rey e Moutoni (1999) e Magalhães et al (2000), caso de convergência regional de renda, Case (1991), para demanda de moradia, entre outros.

Segundo Anselin (1999), esta metodologia, ao considerar explicitamente os efeitos espaciais, apresenta as seguintes áreas de interesse: especificação formal da autocorrelação (ou dependência) e heterogeneidade espacial; estimação de modelos que incorporem os efeitos espaciais; elaboração formal de testes e diagnósticos da presença de efeitos espaciais; e previsão (interpolação) espacial. Faz-se, a seguir, uma breve exposição das três primeiras áreas de interesse da econometria espacial, pois as mesmas estão mais diretamente relacionadas com a preocupação central do presente trabalho.

2.2 Efeitos Espaciais

Os efeitos espaciais compreendem a autocorrelação (ou dependência) e a heterogeneidade espacial. A heterogeneidade espacial pode ser considerada como uma instabilidade estrutural provocada por variâncias dos erros ou coeficientes do modelo não constantes; enquanto que a autocorrelação espacial, em dados de "cross-section" de unidades geográficas, ocorre quando uma observação associada a uma dada unidade geográfica i depende de outras observações em outra unidades geográficas $j \neq i$. Isto pode ser representado da seguinte forma:

$$y_i = f(y_j), \quad i = 1,...N \qquad (2.1)$$

2.3 Pesos Espaciais e o Operador de Defasagem Espacial

O operador de defasagem espacial pode ser considerado como uma média ponderada de variáveis aleatórias relacionadas a unidades geográficas vizinhas. Neste conceito a exata definição de conjunto de vizinhança para cada unidade geográfica é de fundamental importância. Segundo Anselin (1999), esta definição é obtida da seguinte forma: especifica-se para cada unidade geográfica i (na linha) seus vizinhos nas colunas correspondentes aos valores não nulos w_{ij}, assumindo $w_{ii} = 0$, em uma matriz de pesos espaciais W. Sendo esta uma matriz quadrada de ordem N (igual ao número de unidades de "cross-section"), positiva e com valores fixos (não estocásticos).

A defasagem espacial para a variável aleatória y da unidade geográfica i pode ser representada da seguinte maneira:

$$[Wy]_i = \sum_{j=1}^{N} w_{ij} y_j \qquad (2.2)$$

ou, na forma matricial, como:

$$\mathbf{Wy} \qquad (2.3)$$

onde y é um vetor N por 1 das observações da variável dependente.

Caso se padronize por linha os elementos que compõem a matriz de pesos espaciais, **W,** tal que para cada unidade geográfica, i, tenha-se $\sum_j w_{ij} = 1$, então o operador de defasagem espacial pode ser interpretado como uma média ponderada (com os w_{ij} sendo os pesos) das variáveis aleatórias das unidade geográficas vizinhas.

Anselin (1999) recomenda que os elementos que compõem a matriz **W** sejam não estocásticos e exógenos (determinados fora do modelo), pois isto auxilia na obtenção de estimadores consistentes e assintoticamente normais e evita problemas de identificação no modelo. Geralmente, os w_{ij}'s são elaborados com base no relacionamento de contigüidade existente entre unidades geográficas, tomando-se como referência as seguintes definições de contigüidade: "rook cotiguity", "bishop contiguity", "double linear", "double rook" e "queen contiguity". No entanto, existem especificações alternativas de pesos espaciais baseadas no inverso da distância ou no inverso do quadrado da distância.

2.4 Modelos de Regressão Espacial

A dependência ou autocorrelação espacial pode ser incorporada aos modelos de regressão linear tradicional (ou clássico) da seguinte forma:

$$y = \rho W_1 y + X\beta + u \qquad (2.4)$$

com $u = \lambda W_2 u + \varepsilon$ sendo $\varepsilon \approx N(0, \sigma^2 I)$.

Onde:

- y é um vetor N por 1 de variáveis dependentes de "cross-section";
- X é uma matriz N por k de variáveis explicativas;
- W_1 e W_2 são matrizes N por N de pesos espaciais, contendo relações de contigüidade de primeira ordem, padronizadas por linha ou funções de distância;
- ρ é o coeficiente de autocorrelação espacial do termo **Wy**;
- λ é o coeficiente de autocorrelação espacial dos termos de erro.
- β é um vetor N por 1de coeficientes estruturais, inclusive o termo de intercepto.

Este é o modelo geral pois o mesmo considera tanto as possibilidades de autocorrelação espacial quanto autocorrelação espacial dos termos de erros.

Do modelo geral, representado por (2.4), obtém-se os seguintes modelos de regressão espacial mais usados:

a) Quando $W_2 = 0$, então

$$y = \rho Wy + X\beta + \varepsilon \quad \text{onde } \varepsilon \approx N(0, \sigma^2 I) \tag{2.5}$$

Este é considerado o modelo misto regressivo-autorregressivo espacial ou "SAR(1) model".

b) Quando $W_1 = 0$, então

$$y = X\beta + u \quad \text{onde} \quad u = \lambda Wu + \varepsilon \ \mathbf{e} \ \varepsilon \approx N(0, \sigma^2 I) \tag{2.6}$$

Este é o modelo de erro espacial ou "SEM model".

2.5 Estimação dos Modelos de Regressão Espacial

2.5.1 Modelo Misto Regressivo-Autoregressivo

O modelo misto regressivo-autorregressivo espacial, representado pela equação (2.4) não pode ser estimado diretamente via Mínimos Quadrados Ordinários (MQO) pois os estimadores assim gerados são viesados e inconsistentes, dado que existe viés de simultaneidade no modelo. Isto ocorre porque **Wy** é uma variável endógena que está correlacionada com o termo de erro, mesmo quando este é idêntica e independentemente distribuído (i.i.d). Dessa forma, o método de estimação de Máxima Verossimilhança (MV) é o mais indicado para estimar o modelo misto regressivo-autorregressivo espacial, o que pode ser feito da seguinte forma:

1^O) Toma-se por base (2.5) e encontra-se a função de verossimilhança dada por

$$L(y/\rho, \beta, \sigma^2) = (2\pi\sigma^2)^{-N/2} \left| I - \rho W \right| e^{-1/2\sigma^2 \{[(I-\rho W)y - X\beta]' [(I-\rho W)y - X\beta]\}} \tag{2.7}$$

2^o) Aplica-se o logaritmo natural a (2.7) obtendo-se

$$\ln L(.) = -N/2\ln 2\pi - N/2\ln\sigma^2 + \ln\left|I-\rho W\right| - 1/2\sigma^2\{[(I-\rho W)y - X\beta]'[(I-\rho W)y - X\beta]\} \quad (2.8)$$

Esta equação mostra que, ao contrário do que ocorre no modelo clássico de regressão, para uma regressão espacial a função de Log verossimilhança conjunta não é igual à soma das funções verossimilhança associadas às observações individuais. Isto é explicado pela natureza de mão-dupla da dependência (ou autocorrelação) espacial existente entre unidades geográficas vizinhas, o que explica a inclusão do termo Jacobiano $\left|I-\rho W\right|$ em (2.8).

A estimação da equação (2.8) se dá via maximização de uma função de verossimilhança concentrada, L_C, (Anselin, 1988), da seguinte forma:

1º) estima-se via Mínimos Quadrados Ordinários o modelo $y = X\beta_0 + \varepsilon_0$ e obtém-se os resíduos e_0;

2º) ajusta-se via Mínimos Quadrados Ordinários o modelo $Wy = X\beta_L + \varepsilon_L$ e obtém-se os resíduos e_L.

3º) de posse dos resíduos e_0 e e_L, determina-se ρ que maximiza a seguinte função de verossimilhança concentrada:

$$L_C = C - (N/2)\ln(1/N)(e_0 - \rho e_L)'(e_0 - \rho e_L) + \ln\left|I-\rho W\right|.$$

4º) com base no coeficiente estimado de ρ que maximiza L_C, obtém-se:

$$\hat{\beta} = (\hat{\beta}_0 - \rho\,\hat{\beta}_L) \text{ e } \hat{\sigma}^2_\varepsilon = (1/N)(e_0 - \rho e_L)'(e_0 - \rho e_L).$$

2.5.2 Modelo de Erro Espacial

No caso do modelo de erro espacial representado pela equação (2.6), tem-se que o mesmo é um caso especial de regressão onde a matriz de variância-covariância dos erros é não esférica, pois os elementos fora da diagonal principal dessa matriz expressam a dependência (ou autocorrelação) espacial entre unidades geográficas pertencentes ao conjunto de vizinhança. Dessa forma, a estimação da equação (2.6) via MQO gera estimadores não viesados, mas ineficientes. Portanto, o modelo de erro espacial deve ser estimado também via máxima verossimilhança.

Neste caso tem-se $y = X\beta + u$ onde $u = \lambda Wu + \varepsilon$ ou $u = (I-\lambda W)^{-1}\varepsilon$

Assim $y = X\beta + (I-\lambda W)^{-1}\varepsilon$ ou $\varepsilon = (I-\lambda W)(y - X\beta)$

Dessa forma, a função verossimilhança conjunta é dada por

$$\ln L(y/\lambda, \beta, \sigma^2) = -(N/2)\ln 2\pi - (N/2)\ln\sigma^2 + \ln|I - \lambda W| - (1/2\sigma^2)\{[(I-\lambda W)(y - X\beta)]'[(I-\lambda W)(y - X\beta)]\} \quad (2.9)$$

Esta equação, também, é estimada via maximização explícita de uma função de verossimilhança concentrada com relação a λ, (Anselin, 1988).

2.5.3 Testes e Diagnósticos da Presença de Autocorrelação Espacial

Os principais testes usados para detectar autocorrelação espacial são: Moran I (erro); LM (erro); LM (defasagem); LM robusto (defasagem); e Kelejian-Robinson (erro). Faz-se, agora, uma breve exposição dos três primeiros testes de autocorrelação espacial.

2.5.3.1 Teste de Moran I (erro)

Este é o teste de autocorrelação espacial mais usado em estudos de dados de "cross-section" de unidades geográficas, o mesmo foi derivado de uma estatística desenvolvida por Moran (1948, 1950) e, na forma matricial, é dado por:

$$I = (N/\sum_i \sum_j w_{ij})(\boldsymbol{e}'\mathbf{W}\boldsymbol{e}/\boldsymbol{e}'\boldsymbol{e}) \quad (2.10)$$

onde:

- $\boldsymbol{e}$ é o vetor de resíduos de Mínimos Quadrados Ordinários;
- $\sum_i \sum_j w_{ij}$ é o fator de padronização que corresponde à soma dos produto cruzados não nulos dos pesos espaciais.

A inferência para o teste Moran I (erro) é baseada em uma distribuição normal aproximada, usando um valor Z padronizado obtido a partir da média e variância da estatística I. Neste teste a hipótese nula é de que não há autocorrelação espacial.

2.5.3.2 Teste LM (erro)

Segundo Anselin (1999), se os modelos de regressão espacial são estimados via máxima verossimilhança, então os testes de autocorrelação espacial devem ser feitos com base na estatística de Wald, teste *t* assintótico ou teste da razão de verossimilhança, o que exige que o modelo alternativo, isto é, o modelo com defasagem espacial, seja estimado. Em contraste, a estatística de teste baseada no Multiplicador de Lagrange (LM) requer que seja estimado somente o modelo sobre a hipótese nula, sem defasagem espacial. Dessa forma, o teste LM (erro) contra a hipótese alternativa de erro espacial ou autocorrelação espacial dos erros, é dado por:

$$\text{LM (erro)} = \frac{[e'We/(e'/N)]^2}{[tr(W^2 + W'W)]} \overset{a}{\approx} \chi^2_{(1)} \quad (2.11)$$

2.5.3.3 Teste LM (Defasagem)

O teste LM, que testa a hipótese alternativa de defasagem espacial (dependência espacial) é representado por:

$$\text{LM (defasagem)} = \{[e'Wy/(e'e/N)]^2\}/D \overset{a}{\approx} \chi^2_{(1)} \qquad (2.12)$$

onde:

$$D = [(WX\beta)'(I-X(X'X)^{-1}X')(WX\beta)/\sigma^2] + tr(W^2+W'W)$$

3. Uma Aplicação a Dados Reais via o SpaceStat

3.1 Descrição da Amostra

Analisa-se uma amostra formada por 59 dados de mercado de apartamentos situados em 4(quatro) bairros situados na região centro-oeste da cidade do Recife, capital do estado de Pernambuco, Brasil, ou seja, Casa Forte, Espinheiro, Graças, Aflitos , extraída do banco de dados do setor de Engenharia da Caixa Econômica Federal. A amostra coletada é composta por informações relativas aos preços contemporâneos de oferta ou de venda e suas respectivas características físicas e de localização.

3.2 Modelagem e Análise dos Resultados

Nesta seção apresenta-se os resultados da análise empírica dos fatores de determinação do preço por metro quadrado dos apartamentos. Inicialmente, a relação entre o Log Preço por metro quadrado de área privativa e suas variáveis explicativas, como nível, vagas de garagem, área privativa, idade e conservação do prédio e fonte é analisada de acordo com o modelo de regressão clássico (ou tradicional), tomando-se por base as estimações via MQO, onde a questão espacial não é levada em consideração. Em um segundo momento, utilizando o programa SpaceStat e a matriz de contigüidade W, faz-se os testes de autocorrelação espacial. Se os testes de autocorrelação espacial apresentarem como diagnóstico a presença de autocorrelação espacial então o modelo deve ser reemitido com base na metodologia de regressão espacial. Para captar o efeito da dependência espacial será utilizada uma matriz de contigüidade do tipo zero-um, considerando-se cada prédio como uma unidade de vizinhança.

É importante ressaltar que a matriz aqui utilizada não corresponde exatamente a matriz W definida por Anselin (1988) no sentido de que na matriz original os bairros, e não os prédios, seriam tratados como observações. A matriz de vizinhança aqui utilizada tem como característica o fato de que serão considerados vizinhos os prédios que estiverem localizados no mesmo bairro. Dessa forma, a matriz estará captando um efeito de bairro. No que segue os resultados são apresentados.

Como mencionado acima, o primeiro passo é a estimação do modelo simples através dos MQO. São incluídas como variáveis explicativas o número de vagas de estacionamento (VA), o andar em que se encontra o apartamento no edifício (NI), a área privativa (AP), a idade aparente do prédio (ID), a conservação (CO), o número de unidades por andar (UA)e a natureza do evento (FO). As variáveis VA, NI, ID, UA e AP são quantitativas, enquanto que as variáveis CO e FO são qualitativas, sendo esta última do tipo dummy, assumindo valor 1(um) para dados em oferta e zero para dados de mercado transacionados efetivamente.

A seguir apresentam-se alguns resultados principais do SpaceStat, seguidos de comentários.

Modelo 1 – Ajustamento do Modelo de Regressão Tradicional

Ajustou-se inicialmente o modelo de regressão tradicionalmente adotado, sem levar em conta a dependência espacial, regridindo-se a variável dependente sobre as variáveis explicativas consideradas, obtendo-se os seguintes resultados que se encontram na tabela 1.

Tabela 1
Resultados do Modelo Tradicional

Variáveis	Coeficientes	Desvio Padrão	teste t	Probabilidade
CONSTANT	6.69349	0.0897568	74.573591	0
NI	0.000448571	0.00306159	0.146516	0.884092
VA	0.148996	0.0391174	3.808956	0.000376
AP	-0.00151106	0.000393242	-3.842566	0.000339
ID	-0.0152036	0.00219085	-6.939598	0
CO	0.017887	0.0176206	1.01512	0.31484
UA	-0.0120387	0.0222584	-0.54086	0.590959
FO	0.0609613	0.030103	2.025088	0.048108
R2	0.8351			
R2-adj	0.8124			
AIC	-98.7494			
SC	-82.1291			

Nota: R2 representa o coeficiente de Determinação, R2-adj o coeficiente de determinação ajustado, AIC significa critério de informação de Akaike e CS é o critério de Scharwz.

Pode-se observar que os sinais obtidos para os coeficientes das variáveis estão coerentes com o mercado, uma vez que há expectativas de que o preço unitário de mercado de um apartamento cresça na medida em está situado em um nível mais elevado, tem maior número de vagas na garagem, um estado de conservação melhor e também que os preços de oferta sejam superiores aos preços de transações realizadas. Com relação a área privativa, observa-se que mesmo com o preço total do apartamento sendo maior em apartamentos maiores, o preço do metro quadrado de área privativa tende a cair a medida que a área aumenta, implicando em um sinal negativo para tal coeficiente. A idade do prédio deve ter um impacto negativo sobre o preço, assim como uma maior quantidade de apartamentos por andar.

Como pode ser observado na tabela 1, apenas as variáveis NI, CO e UA não se mostraram estatisticamente significastes ao nível de 5%. Apesar da estimação está de acordo com o esperado deve-se notar que um ponto que pode ser importante da questão determinação do preço ainda não foi devidamente tratado: a dimensão espacial do problema. A rigor nada se pode concluir a respeito dos parâmetros deste modelo, antes de testar a autocorrelação espacial no modelo, pois caso ela exista os estimadores podem apresentar problemas tais como: tendenciosidade, inconsistência e ineficiência. No restante dessa seção o instrumental da econometria espacial será utilizada para verificar se a questão espacial deve ser incluída na presente análise.

A tabela 2 apresenta os resultados para os testes de dependência espacial para a equação estimada na tabela 1. O teste I de Moran é semelhante ao teste Durbin-Watson de autocorrelação temporal e apenas indica a existência ou não de dependência espacial sem definir qual o tipo de dependência, erro ou defasagem. O outros dois testes apresentados na tabela são específicos para os tipos de dependência espacial.

É possível observar na tabela abaixo que dentre os três testes apresentados o LM para a defasagem é significante a menos de 3%. De fato, o teste indica a possibilidade de autocorrelação espacial com uma probabilidade de 3%, ou seja, o teste indica que o efeito vizinhança parece está afetando o preço do metro quadrado dos apartamentos nos bairros considerados. Mais ainda, o teste indica que a dependência seria “verdadeira” , como definiu Anselin (1988), e não causada por uma omissão de qualquer variável ou a divisão artificial dos bairros.[1]

Tabela 2
Testes de dependência espacial

Testes	Valor	Probabilidade
Moran I	0.00989	0.99211
LM (erro) Robusto	3.75033	0.0528
LM (defasagem) Robusto	5.33451	0.02091

Modelo 2 – Modelo Espacial de Defasagem

Diante dessa possibilidade de autocorrelação espacial, ou efeito vizinhança, parte-se para a estimação Modelo de Espacial de Defasagem, conforme definido em (2.5), cujos resultados encontram-se na tabela 3.

Como o teste LM de defasagem sugere os resultados da estimação espacial indicam que o efeito espacial, ρ, é estatisticamente significante a menos do que 2% implicando a existência do efeito espacial na amostra. Note-se houve modificações nos resultados quando comparados com os apresentados na tabela 1, fato não surpreendente uma vez que o efeito espacial é significante. Verifica-se que o coeficiente da variável NI permanece ainda não significante, mas agora com sinal invertido, o que sugere agora a sua exclusão do modelo com segurança, sem causar erros de especificação. É possível que a amostra coletada não tenha dados suficientes para explicar o efeito desta variável. Os coeficientes das demais variáveis tiveram seus desvios padrões reduzidos, notadamente os da variável UA que teve uma redução significativa de 0,59 para 0,16 na probabilidade de se aceitar um erro do tipo I, o que mostra a melhoria no modelo ajustado pela nova metodologia. Outro aspecto importante é que no modelo anterior havia um erro de especificação pela não inclusão da variável W_LNPU, o que provocou um viés de especificação no modelo.

Tabela 3
Resultados do Modelo de Defasagem Espacial

Variáveis	Coeficientes	Desvio Padrão	Teste t	Probabilidade
W_LNPU	-1.74035	0.735904	-2.364911	0.018034

[1] Esses dois últimos cenários serima possíveis caso a dependência espacial fosse indicada pelo teste LM do erro.

CONSTANT	18.4173	4.94359	3.725481	0.000195
NI	-0.00089883	0.00269048	-0.334079	0.73832
VA	0.120952	0.0349827	3.457474	0.000545
AP	-0.00160006	0.00033982	-4.708553	0.000002
ID	-0.0151088	0.00189343	-7.979624	0
CO	0.0161277	0.0152044	1.060725	0.288815
UA	-0.0274441	0.019584	-1.401357	0.161107
FO	0.0566223	0.02607	2.17193	0.029861
AIC	-101.99			
SC	-83.29			

Tendo em vista a irrelevância da variável NI no modelo, toda a metologogia será refeita sem esta variável.

Modelo 4 – Modelo Tradicional sem a Variável NI

A seguir ajustamos agora o modelo de Regressão Tradicional, sem a variável NI, cujos resultado encontram-se nas tabelas 4 e 5.

Tabela 4
Resultados do Modelo Tradicional sem a Variável NI

Variáveis	Coeficientes	Desvio Padrão	Teste t	Probabilidade
CONSTANT	6.69326	0.0888953	75.293759	0
VA	0.150368	0.0376214	3.996876	0.000203
AP	-0.00151351	0.000389171	-3.889067	0.000287
ID	-0.0151887	0.0021678	-7.006517	0
CO	0.0182227	0.0173058	1.052982	0.297218
UA	-0.0114971	0.0217419	-0.528801	0.599193
FO	0.0610552	0.0298117	2.048031	0.045622
R2	0.8351			
R2-adj	0.8124			
AIC	-98.7494			
CS	-82.1291			

Tabela 5
Testes de Dependência Espacial para MQO sem NI

Testes	Valor	Probabilidade
Moran I	0.01833	0.98538
LM (erro) Robusto	3.42257	0.06431
LM (defasagem) Robusto	5.03184	0.02489

Comparando-se os resultados das tabelas 4 e 5 com os obtidos inicialmente pela metodologia tradicional, apresentados nas tabelas 1 e 2, verifica-se que os mesmos praticamente não se alteraram, o que já era esperado tendo em vista a irrelevância da variável NI no modelo. O teste de dependência espacial de defasagem continua significativo ao nível de 3%. Desta forma, parte-se para ajustamento do modelo espacial de defasagem considerando-se a nova estrutura de variáveis independentes.

Modelo 4 – Modelo Espacial de Defasagem sem a Variável NI

A seguir apresenta-se na tabela 6 os resultados do modelo de defasagem espacial sem a variável NI.

Tabela 6
Resultados do Modelo de Defasagem Espacial sem a variável NI

Variáveis	Coeficientes	Desvio Padrão	teste t	Probabilidade
W_LNPU	-1.683	0.71796	-2.3441	0.01907
CONSTANT	18.0312	4.82335	3.73833	0.00019
VA	0.11926	0.03451	3.45545	0.00055
AP	-0.0016	0.00034	-4.681	3E-06
ID	-0.0151	0.0019	-7.9887	0
CO	0.01555	0.01513	1.02767	0.30411
UA	-0.028	0.01948	-1.4361	0.15098
FO	0.05659	0.02614	2.16457	0.03042
AIC	-101.99			
SC	-83.29			

Os resultados comprovam mais uma vez a existência de dependência espacial nos dados, pois o coeficiente da variável W_LNPU apresenta-se ao nível 2%. Agora pode-se afirmar com maior confiança sobre o efeito de cada variável na formação dos preços, tendo em vista que os coeficientes estimados pela nova metodologia são não viesados. Observe as diferenças obtidas nos coeficientes do modelo ajustado pela metodologia Tradicional e por Regressão Espacial: Comparando-se os resultados obtidos pelos dois modelos, isto é, das tabelas 4 e 6, verificam-se tendenciosidades nos coeficientes estimados por OLS, sendo que a maior delas ocorre no coeficiente da variável vagas que está superestimado em mais de 3%. Houve uma melhoria geral em relação a diminuição das magnitudes das probabilidades de se cometer um erro do tipo I, tendo ocorrido a maior redução na variável UA, de 59% para 15%, ou seja uma redução de 44%. Isto mostra a importância da utilização do teste de dependência espacial, pois muitas vezes pode o avaliador tirar conclusões erradas do mercado em virtude da não verificação deste fato.

Observa-se ainda a superioridade do modelo de defasagem espacial sobre os ajustados pela metodologia tradicional quando feitas as respectivas comparações levando-se em consideração os critérios de informação de Akaike e o critério de Scharwz, que em todos os caso apresentou resultados menores.

Vale a pena ressaltar que foram utilizados os testes de White e Jarque-Bera que apresentaram resultados favoráveis à homocedasticidade e para verificação do pressupostos da homocedasticidade e normalidade do modelo e normalidade do modelo, respectivamente. Detalhes sobre estes testes, bem como sobre os critérios para escolha de modelos como os de Akaike e o critério de Scharwz podem ser encontrados em Gujarati(1995), Johnston e Dinardo (1997) e Greene (1997).

4. Conclusões e Recomendações

Pelo exposto pode-se concluir que para se ter uma avaliação confiável do mercado imobiliário é fundamental que se verifiquem, além dos pressupostos básicos do modelo de regressão tradicionalmente adotado a ***dependência espacial***. É oportuno lembrar que uma avaliação com base em dados que apresentam dependência ou autocorrelação espacial, quando é realizada por Modelos de Regressão ajustados pelo Método Mínimos Quadrados Ordinários, pode apresentar resultados tendenciosos, inconsistentes ou ineficientes, isto é, viola as principais características dos estimadores. A solução para se obter maior segurança nos trabalhos avaliatórios, neste caso, é utilizar a ***Metodologia da Regressão Espacial.*** Esta Metodologia é de grande importância para a engenharia de avaliações, principalmente quando se trata de trabalhos que envolvem avaliações em massa, como é o caso da elaboração de plantas genérica de valores municipais.

Desta forma recomenda-se que nos trabalhos avaliatórios, para maior segurança do avaliador, seja testada a autocorrelação espacial. Entende-se que a engenharia de avaliações deve entrar em nova era: ***a era espacial***.

5 Referências Bibliográficas

ALESSIE, R.; KAPTEYN, A. **Habit formation, interdependent preferences and demographic effects in the almost ideal demand system**. Economic Journal, 101, 404-419, 1991.

ANSELIN, L. **Spatial Econometrics: Methods and models**. Dordrecht: Kluwer Academic, 1988.

ANSELIN, L. **Spatial econometrics.** Bruton Center, School of Social Sciences, University of Texas, Dallas, Richardson, 1999.

____. **RAO's score test in spatial econometrics**. Bruton Center, School of Social Sciences, University of Texas, Dallas, Richardson, 1998.

ANSELIN, L.; Moreno, R. **Properties of tests for spatial error components**. Regional Economics Applications Laboratory (REAL), Department of Agricultural and Consumer Economics, University of Illinois, Urbana-Champain, 2000.

BORJAS, G. J. **Ethnicity, neighborhoods, and human-capital externalities**. AER, , 85, 365-90, 1995.

CASE, A. C. **Spatial patterns in house demand**. Econometrica, Vol. 59, 953-965, 1991.

DANTAS, R.A. e CORDEIRO G.M. (1988) - Uma Nova Metodologia para Avaliação de Imóveis Utilizando Modelos Lineares Generalizados - Revista Brasileira de estatística.

DANTAS, R. A. (1998) – Engenharia de Avaliações – Uma Introdução à Metodologia Científica – Editora PINI - São Paulo (livro com publicação prevista para outubro/98).

ROSEN (1974) – Hedonic Prices and Implicit Markets: product differentiationin perfect competition. Journal of Political Economy 82(1):34-55.

GLAESER, E. L; Sacerdote, B; SCHEINKMAN, J. A. **Crime and social interactions**. NBER, No. 5026, 1995.

MAGALHÃES, A.; HEWING, G. J. D.; AZZONI, C. R. **Spatial dependence and regional convergence in Brazil**. . Regional Economics Applications Laboratory (REAL), University of Illinois, Urbana-Champain, 2000.

PACI, R.; PIGLIARU, F. **Technological diffusion, spatial spillovers and regional convergence in Europe.** Disponível: www.crenos.it. 9 Jun. 2001.

REY, S. MONTOURI, B. **US regional income convergence: a spatial econometric perspective**. Regional Studies Association, 33, 146-156, 1999.

SMIRNOV, O.; ANSELIN, L. **Fast maximum likelihood estimation of very large spatial autoregressive models: a characteristic polynomial approach**. Bruton Center, School of Social Sciences, University of Texas, Dallas, Richardson, 1999