



Revista da Sociedade Brasileira de Engenharia de Avaliações

MODELOS GEOESPACIAIS APLICADOS NA AVALIAÇÃO DE IMÓVEIS: UM ESTUDO DE CASO EM ARACAJU, BRASIL

Geospatial models applied in real estate appraisal: a case study in Aracaju, Brazil

Rubens Alves Dantas

<http://orcid.org/0000-0000-0000-0000>

Universidade Federal de Pernambuco (UFPE),
Recife, Brasil.

rubens@dantas.eng.br

RESUMO

Os modelos de regressão espacial têm sido uma ferramenta importante para os estudos dos fenômenos relacionados à economia urbana, em particular na interpretação do comportamento do mercado imobiliário e na avaliação de imóveis. A aplicação desta ferramenta depende da definição de uma matriz de pesos espaciais, com base em relações de distância ou contiguidade entre os dados de mercado, que permite captar os efeitos de dependência espacial e a incorporação dos mesmos ao modelo. Esta matriz, contudo, tem sido adotada geralmente de maneira ad hoc, em função do conhecimento que o pesquisador detém do mercado, sem levar em consideração critérios científicos. Este trabalho, com a utilização de resultados obtidos da geoestatística, fornece um critério objetivo para montagem desta matriz. Desta forma, os pesos espaciais são calculados em função da covariância espacial observada, através do variograma ajustado. A conjugação da metodologia de regressão espacial com a geoestatística dá lugar aos modelos por nós denominados de Modelos Geoespaciais. A superioridade destes modelos em relação aos estimados pela Econometria Tradicional está comprovada, neste trabalho, pelos critérios de Akaike e Schwartz, numa aplicação a dados reais extraídos do mercado imobiliário.

Palavras-Chave: Modelos geoespaciais; Regressão espacial; Avaliação de imóveis; Geoestatística; Engenharia de avaliações.

ABSTRACT

Spatial regression models have been an important tool for studying phenomena related to the urban economy, particularly in the interpretation of real estate market behavior and property valuation. The application of this tool depends on the definition of a matrix of spatial weights, based on relations of distance or contiguity between market data, which allows capturing the effects of spatial dependence and their incorporation into the model. This matrix, however, has generally been adopted in an ad hoc manner, depending on the researcher's knowledge of the market, without taking into account scientific criteria. This work, using results obtained from geostatistics, provides an objective criterion for setting up this matrix. In this way, the spatial weights are calculated as a function of the observed spatial covariance, through the adjusted variogram. The combination of spatial regression methodology with geostatistics gives rise to the models we call Geospatial Models. The superiority of these models in relation to those estimated by Traditional Econometrics is proven, in this work, by the criteria of Akaike and Schwartz, in an application to real data extracted from the real estate market.

Keywords: Geospatial models; Spatial regression; Real estate appraisal; Geostatistics; Evaluation engineering.

Preenchimento dos Editores

INFORMAÇÕES SOBRE O ARTIGO

Submetido em 15/04/2022
Publicado em 15/06/2022

Comitê Científico Interinstitucional
Editor-Responsável: Carlos Augusto Zilli
(SEER/OJS – Versão 3)



1. INTRODUÇÃO

Os modelos de regressão espacial são uma ferramenta de grande importância para os estudos dos fenômenos relacionados à economia urbana, em particular na interpretação do comportamento do mercado imobiliário e na avaliação de imóveis. A aplicação desta ferramenta depende fundamentalmente da definição de uma matriz de pesos espaciais, que tem sido adotada geralmente de maneira ad hoc, em função do conhecimento que o pesquisador detém do mercado, sem levar em consideração critérios científicos. Este trabalho propõe um critério objetivo para montagem desta matriz, utilizando-se de critérios geoestatísticos, onde os pesos espaciais são calculados em função da covariância espacial inferida no mercado imobiliário, através de variogramas. À conjugação da metodologia de regressão espacial com a geoestatística dá lugar a novos modelos por nós denominados de Modelos Geoespaciais. A superioridade destes modelos em relação aos comumente estimados que utilizam matrizes construídas com base no inverso da distância e também o inverso do quadrado das distâncias entre os dados, será comprovada pelos critérios de Akaike e Schwartz, numa aplicação a dados reais extraídos do mercado imobiliário da cidade Aracaju, capital do estado de Sergipe, Brasil.

Este trabalho será composto por quatro seções, incluindo-se esta introdução. Na seção 2 apresenta-se a metodologia de construção dos modelos de regressão, denominados neste trabalho, geoespaciais. Na seção 3 será realizada uma aplicação empírica da metodologia proposta considerando-se uma amostra de 479 dados de terrenos e na seção 4 serão apresentadas as conclusões e considerações finais.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

2.1. METODOLOGIA PARA CONSTRUÇÃO DE MODELOS GEOESPACIAIS

A metodologia de ajustamentos de modelos geoespaciais será aplicada através das seguintes etapas:

- 1ª) Composição da amostra de dados do mercado imobiliário;
- 2ª) Ajustamento do modelo tradicional de preços hedônicos;
- 3ª) Montagem da matriz de pesos geoespaciais;
- 4ª) Diagnóstico da Dependência Espacial;
- 5ª) Ajustamento dos Modelos Geoespaciais.

Cada uma destas etapas será detalhada nos itens a seguir.

2.1.1. Composição da Amostra de Dados do Mercado Imobiliário

A amostra coletada deve ser composta por dados do mercado imobiliário, devidamente georreferenciados, para permitir o cálculo das distâncias entre os mesmos e conseqüentemente o cálculo da matriz de pesos espaciais. Na análise exploratória dos dados é importante descartar os outliers espaciais, ou seja, aqueles dados muito distantes da massa de dados distribuída espacialmente.

2.1.2. Ajustamento do Modelo Tradicional de Preços Hedônicos

A formulação mais simples para explicar comportamento dos preços no mercado imobiliário através do modelo tradicional de preços hedônicos, definidos por Rosen (1974), é representada pela equação 1 em forma matricial

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad (1)$$

sendo Y , β e ε os vetores de preços observados, de parâmetros e de erros aleatórios do modelo de regressão, respectivamente, e X a matriz das observações das variáveis independentes.

Para que as estimativas dos parâmetros do modelo 1 possam apresentar características desejáveis de não-tendenciosidade, eficiência e consistência, alguns pressupostos do Modelo Clássico de Regressão devem ser atendidos, dentre eles a ausência de autocorrelação, incluindo-se a não autocorrelação espacial. A autocorrelação espacial pode afetar os resíduos do modelo, gerando um efeito de erro espacial, ou afetar os preços, gerando um efeito de defasagem espacial.

A presença de efeitos de dependência espacial, para ser diagnosticada através de testes estatísticos necessita da definição prévia de uma matriz de pesos espaciais, conhecida como **W**. As matrizes mais comumente usadas são aquelas propostas por (Cliff e Ord, 1981) e (Case *et al*, 1993), que consideram a importância dos vizinhos através de uma ponderação correspondente ao inverso da distância ou ao inverso do quadrado da distância entre eles. Em geral, a matriz de **W** é padronizada por linha, assumindo a nomenclatura **W^s**. Neste trabalho será utilizada, por simplicidade, a notação **W** para a matriz de pesos espaciais ponderada por linha. Observa-se que a especificação da matriz pode ser determinante na análise de fenômenos espaciais, contudo, como já comentado, embora esta matriz tenha sido adotada geralmente de maneira *ad hoc*, em função do conhecimento que o pesquisador detém do mercado. A seguir apresentase uma metodologia para montagem da matriz de pesos espaciais utilizando um critério científico e objetivo.

2.1.3. Montagem da Matriz de Pesos Geoespaciais

A montagem da matriz de pesos geoespaciais se embasa na Teoria da Variável Regionalizada (TVR). Por esta teoria a identificação da dependência de uma determinada variável **Z** em relação aos vizinhos, é obtida a partir da semivariância espacial, dada pela equação (2):

$$\gamma(\mathbf{h}) = (1/2n) \sum \{z(\mathbf{x}_i) - z(\mathbf{x}_i + \mathbf{h})\}^2 \tag{2}$$

Onde **n** representa o número de pares de pontos amostrais **z(x)** e **z(x+h)**, localizados nas posições geográficas **x** e **x+h**. O gráfico $\gamma(\mathbf{h})$ versus **h** é chamado semivariograma experimental, que por simplicidade chamaremos variograma. Em função da tendência dos pontos observados neste gráfico, ajusta-se ao mesmo um modelo teórico, como por exemplo, o esférico, exponencial ou gaussiano, conforme formatos apresentados na figura 1.

Observa-se na figura 1 que o variograma é composto por três partes distintas: a primeira (**c₀**), conhecida por Efeito Pepita, que corresponde ao intercepto com o eixo **y**, isto é, onde **h = 0**; a segunda denominada Contribuição (**c₁**), correspondente à porção vertical do semivariograma e a terceira (**a**) chamada de alcance. A soma de **c₀** e **c₁** é denominada de Patamar. O alcance (**a**) é a porção mais importante do variograma, pois identifica os valores de **h** onde existe dependência espacial, ou seja, o raio de influência da dependência espacial.

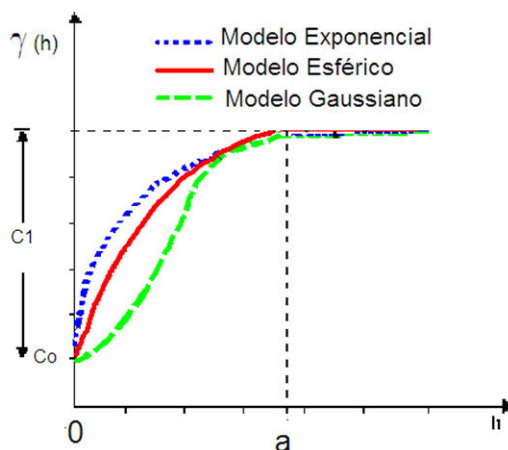


Figura 1 - Representação Gráfica dos Variogramas Esférico, Exponencial e Gaussiano

São apresentados os modelos matemáticos dos variogramas Esférico, Exponencial e Gaussiano.

- Modelo Esférico

$$\gamma(\mathbf{h}) = \begin{cases} c_0 & , |\mathbf{h}|=0 \\ c_0 + c_1 \left[\frac{3}{2} \left(\frac{|\mathbf{h}|}{a} \right) - \frac{1}{2} \left(\frac{|\mathbf{h}|}{a} \right)^3 \right] & , 0 < |\mathbf{h}| \leq a \\ c_0 + c_1 & , |\mathbf{h}| > a \end{cases}$$

- Modelo Exponencial

$$\gamma(\mathbf{h}) = \begin{cases} C_0 & , |\mathbf{h}| = 0 \\ C_0 + C_1 \left[1 - \exp\left(-\frac{|\mathbf{h}|}{\alpha}\right) \right] & , |\mathbf{h}| \neq 0 \end{cases}$$

- Modelo Gaussiano

$$\gamma(\mathbf{h}) = \begin{cases} C_0 & , |\mathbf{h}| = 0 \\ C_0 + C_1 \left[1 - \exp\left(-\frac{|\mathbf{h}|}{\alpha}\right)^2 \right] & , |\mathbf{h}| \neq 0 \end{cases}$$

A covariância espacial entre dois pontos observados $\mathbf{z}(\mathbf{x})$ e $\mathbf{z}(\mathbf{x}+\mathbf{h})$, separadas por uma distância \mathbf{h} é calculada por:

$$\mathbf{C}(\mathbf{h}) = \mathbf{C}_0 + \mathbf{C}_1 - \gamma(\mathbf{h}) \text{ para } \mathbf{h} < \mathbf{a} \text{ e } \mathbf{C}(\mathbf{h}) = \mathbf{0} \text{ para } \mathbf{h} \geq \mathbf{a} \quad (3)$$

Desta forma, a matriz de pesos espaciais construída, com base na covariância espacial entre dados, será uma matriz \mathbf{W} do tipo simétrica, em que cada elemento \mathbf{c}_{ij} representa a covariância espacial entre os vizinhos i e j . Por convenção, os elementos diagonais são iguais a zero, ou seja, $\mathbf{c}_{ii} = 0$. A matriz \mathbf{W} será padronizada por linha sendo cada elemento da matriz padronizada obtido dividindo-se \mathbf{c}_{ij} pela soma dos elementos da linha i a que pertence, ou seja, $\mathbf{c}_{ij}^s = \mathbf{c}_{ij} / \sum_j \mathbf{c}_{ij}$, seguindo a mesma recomendação contida em Anselin e Bera, 1998. Esta matriz \mathbf{W} assim construída com base na covariância espacial entre os dados será denominada de Matriz de Pesos Geoespaciais (WPG). A vantagem da WPG sobre as demais matrizes comumente utilizadas está no fato dela trazer uma importante informação sobre a estrutura espacial dos dados, uma vez que os pesos geoespaciais \mathbf{c}_{ij} assumem valores maiores para imóveis mais próximos e valores nulos quando a distância entre os mesmos for igual ou superior ao alcance do variograma, o que torna bastante coerente a sua aplicação aos dados imobiliários. A WPG será utilizada neste trabalho para os testes de diagnósticos e incorporação dos efeitos espaciais aos modelos clássicos de regressão, resultando nos modelos que denominaremos de Modelos Geoespaciais.

2.1.4. Diagnóstico da Dependência Espacial

Os principais testes estatísticos utilizados para detectar a autocorrelação ou dependência espacial são: Moran I, LM Robusto (erro) e LM Robusto (defasagem). O teste de Moran I, mais geral, não identifica o tipo de efeito (erro ou defasagem espacial). Por isso, neste trabalho serão utilizados testes mais específicos: o LM Robusto (erro), para detectar efeitos de autocorrelação espacial no termo de erro; e o LM Robusto (defasagem), para verificar a presença de efeitos de defasagem espacial na variável dependente. Todos estes testes dependem dos resultados do modelo (1) e da matriz de pesos espaciais, que neste caso será substituída pela matriz de pesos geoespaciais.

Os testes LM Robusto (erro) e LM Robusto (defasagem) são testes assintóticos realizado a partir das estatísticas (4) e (5), respectivamente, com distribuição Qui-quadrado com um grau de liberdade, sob a hipótese nula de não existência de autocorrelação espacial no termo erro e na variável dependente.

$$\text{LM Robusto (erro)} = \frac{[\mathbf{e}'\mathbf{W}\mathbf{e}/(\mathbf{s}^2/\mathbf{n})]^2 / [\text{tr}(\mathbf{W}^2 + \mathbf{W}'\mathbf{W})]}{\chi_{(1)}^2} \approx \chi_{(1)}^2 \quad (4)$$

$$\text{LM Robusto (defasagem)} = \frac{\{[\mathbf{e}'\mathbf{W}\mathbf{y}/(\mathbf{s}^2)]^2\} / \{(\mathbf{W}\mathbf{X}\mathbf{b})'\mathbf{M}\mathbf{W}\mathbf{X}\mathbf{b}/\mathbf{s}^2 + \text{tr}[\mathbf{W}'\mathbf{W} + \mathbf{W}^2]\}}{\chi_{(1)}^2} \approx \chi_{(1)}^2 \quad (5)$$

onde \mathbf{e} é o vetor de resíduos de mínimos quadrados; \mathbf{W} a matriz de pesos geoespaciais; $\mathbf{s}^2 = \mathbf{e}'\mathbf{e}/\mathbf{n}$ a estimativa de máxima verossimilhança da variância correspondente; \mathbf{n} o número de dados da amostra e tr o operador denominado traço da matriz; \mathbf{y} o vetor de observações na variável dependente; \mathbf{X} a matriz das variáveis independentes, \mathbf{b} o vetor de parâmetros estimados via mínimos quadrados ordinários e $\mathbf{M} = \mathbf{I} - \mathbf{X}(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'$ a matriz geradora dos resíduos. A hipótese de não autocorrelação espacial testada será rejeitada se a estatística de teste for superior ao ponto crítico da distribuição Qui-quadrado com 1 grau de liberdade.

Uma vez detectada a presença de autocorrelação espacial nos dados, faz-se necessário introduzir extensões convenientes no modelo tradicional, representado na equação (1), como se mostra a seguir. Maiores detalhes sobre estes testes podem ser encontrados Anselin (1988a).

2.1.5. Ajustamento dos Modelos Geoespaciais

Uma vez detectada a autocorrelação espacial no termo de erro, para incorporação deste tipo de efeito ao modelo clássico de regressão deve ser levada em consideração o processo espacial autoregressivo no termo de erro, da seguinte forma:

$$\varepsilon = \lambda W\varepsilon + u \quad \text{ou} \quad \varepsilon = (I - \lambda W)^{-1}u \quad (6)$$

onde λ representa o coeficiente de autocorrelação espacial do termo de erro; u é normalmente distribuído com média zero e variância constante; I é a matriz identidade e W a matriz de pesos geoespaciais ponderada por linha. Substituindo (6) em (1) resulta no seguinte modelo de erro espacial:

$$Y = X\beta + (I - \lambda W)^{-1}u \quad (7)$$

Caso seja diagnosticado o efeito de defasagem espacial nos preços observados, o procedimento adequado para tratamento dos dados se dá pela inclusão de uma variável adicional no modelo (1), dada por WY , onde W é a matriz de pesos geoespaciais e Y o preço dos imóveis coletados no mercado. Esta nova variável incluída no modelo será chamada de variável dependente geoespacialmente defasada. Cada elemento wy_i , do vetor WY é representado por uma média ponderada dos preços dos imóveis vizinhos, levando-se em conta os ponderadores geoespaciais utilizados na construção da matriz W . Com a incorporação desta variável, o modelo (1) passa a assumir a forma da equação (8):

$$Y = X\beta + \rho WY + \varepsilon \quad (8)$$

onde ρ é o coeficiente de autocorrelação geoespacial da variável WY e ε é idêntica e independentemente distribuído (i.i.d). Em ambos os modelos a estimação é realizada pelo método da máxima verossimilhança.

A escolha do modelo a adotar será feita pela comparação do valor absoluto das estatísticas LM Robusto (erro) e LM Robusto (defasagem). Assim, quanto maior for o valor encontrado na estatística de teste, menor será o respectivo nível de significância e maior será o efeito espacial correspondente a esta estatística, conforme argumento de Anselin e Rey (1991). Outra forma de escolha adotada será pela utilização dos critérios de informação de Akaike (AIC) e de Schwartz (SC), tomando-se como base que o melhor modelo será aquele com menores valores encontrados para AIC e SC.

3. METODOLOGIA, RESULTADOS E DISCUSSÃO

A metodologia de ajustamentos de modelos geoespaciais será aplicada através das seguintes etapas descritas na seção 2, conforme demonstrado a seguir:

3.1. COMPOSIÇÃO DA AMOSTRA DE DADOS DO MERCADO IMOBILIÁRIO

A cidade escolhida para realização do presente estudo é a capital do estado de Sergipe, situado no litoral do nordeste do Brasil. Com uma população de aproximadamente 550.000 habitantes, Aracaju ocupa uma área de 182,0 km² possuindo, com 4.900 quadras, 115.000 lotes e 175.000 unidades imobiliárias cadastradas, distribuídos em 37 bairros e uma zona de expansão urbana. A cidade faz parte da região de Produção Nordeste da Petrobrás, além possuir um grande potencial turístico.

Para efeito de realização deste estudo trabalhou-se com uma amostra de 479 observações de terrenos, distribuídos nos bairros da região centro-norte da cidade. Esta amostra contém informações sobre as características físicas dos terrenos (área, frente, topografia, situação na quadra, infra-estrutura), locais (logradouro, bairro e coordenadas geográficas em UTM) e econômicas (oferta, venda ou avaliações realizadas pela municipalidade para efeitos de impostos de transmissão de bens imóveis). As

coordenadas geográficas de cada terreno¹ foram compatibilizadas com uma planta digitalizada da cidade, através do uso do ArcView. Uma distribuição espacial da amostra coletada pode ser observada na figura 2.

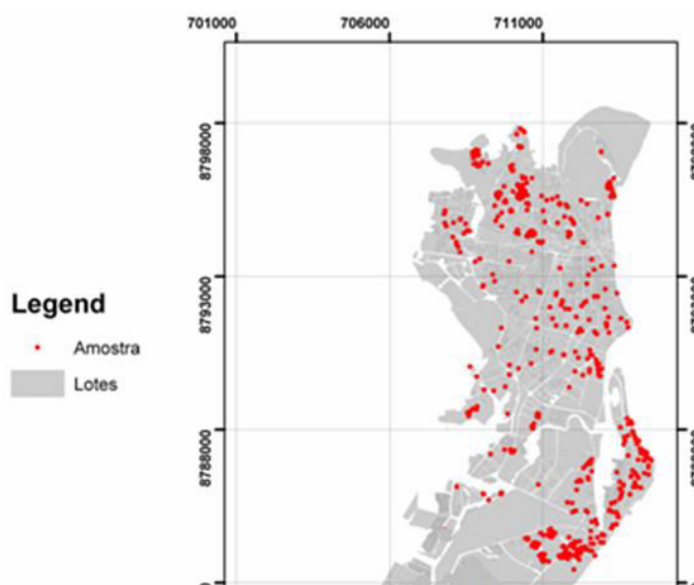


Figura 2 - Distribuição Espacial da Amostra Coletada

3.2. AJUSTAMENTO DO MODELO TRADICIONAL DE PREÇOS HEDÔNICOS

Para estimação empírica do modelo (1) na forma funcional semi-log² utilizou-se a amostra mencionada, composta por 479 dados, ajustada pelo Método dos Mínimos Quadrados Ordinários (**MQO**), tomando-se como variável dependente o logaritmo do preço unitário dos terrenos na posição geográfica $x = (E, N)$, onde **E** e **N** são as coordenadas medidas em UTM. Na parte determinística do modelo foram consideradas: a Área do terreno (AR), Frente (FR), Coeficiente de Aproveitamento (CA), Pavimentação (PA), Topografia (TO), Situação (SI), Eixo (EI) e Setor (SE). As variáveis qualitativas PA, TO e SI foram adotadas como dummies, assumindo, cada uma, valor 1 para terrenos servidos por pavimentação, com topografia plana e de esquina, respectivamente, e zero em caso contrário; a natureza do evento foi tratada com duas dummies TR e OF, que assumem valores 1 se os preços são provenientes de transações ou ofertas, respectivamente, e zero se são dados oriundos de valores atribuídos para fins de ITBI; a variável EI assumiu valores 3 para eixos principais, 2 em eixos secundários e 1 nos demais casos; para diferenciar nível socioeconômico os diversos setores da cidade, considerou-se a variável SE como uma variável proxy de macro localização, representada pela renda média do chefe da família, em salários mínimos, divulgada pelo censo do IBGE (2000);

O ajustamento do modelo de regressão tradicional, incluindo-se um polinômio de tendência do segundo grau, encontra-se na tabela 1. Pelos resultados obtidos pode-se observar que os sinais dos coeficientes das variáveis independentes estão coerentes com o mercado e que os coeficientes das variáveis explicativas mostraram-se estatisticamente significantes ao nível de 1% quando utilizado o teste t., com exceção da variável Situação. Verifica-se ainda que o modelo: apresenta poder explicativo de 62% e a hipótese nula de que o conjunto de variáveis explicativas adotadas não é importante para explicar a variabilidade observada nos preços dos terrenos é fortemente rejeitada quando utilizado o teste **F**. Apesar dos bons resultados obtidos na estimação, deve-se notar que uma importante questão ainda não foi levada em consideração: a dimensão espacial. A rigor, nada se pode concluir a respeito dos parâmetros deste modelo, antes de se testar a autocorrelação espacial, pois caso ela exista, os parâmetros estimados podem apresentar problemas de tendenciosidade, inconsistência ou ineficiência, sendo necessário realizar os diagnósticos de dependência espacial. Para tanto vamos inicialmente construir o variograma dos resíduos deste modelo, para possibilitar a construção da matriz de pesos geoespaciais, que são fundamentais para realização dos testes estatísticos correspondentes.

¹ Medidas em UTM, sigla de Universal Transversa de Mercator.

² Este modelo tem sido largamente adotado para explicar o comportamento do mercado imobiliário [ver Ermisch *et al.* (1996), Tiware *et al.* (1999), Olmo e Guervós (2002), Can (1992), Basu e Thibodeau (1998), Dantas e Cordeiro (1988 e 2001)].

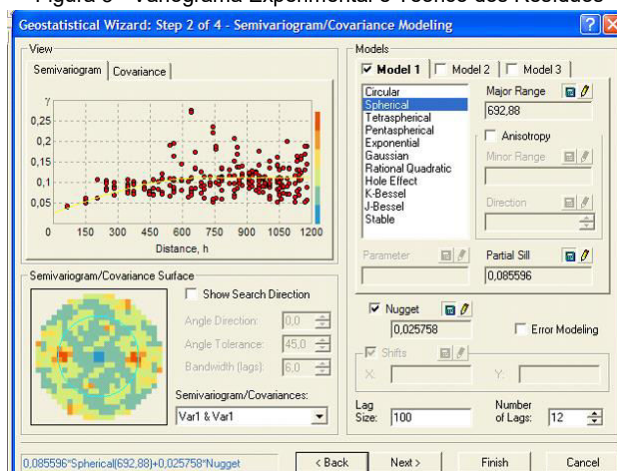
Tabela 1 - Modelo de Regressão Tradicional de Preços Hedônicos

Variável	Coefficiente	Erro Padrão	Estatística t	Probabilidade
Interseção	2,6386	0,2125	12,4168	0,0000
Transacao	0,2127	0,0839	2,5361	0,0115
Oferta	0,4667	0,0418	11,1746	0,0000
Pavimentação	0,1102	0,0390	2,8280	0,0049
Topografia	0,3978	0,0858	4,6361	0,0000
Área	-0,2853	0,0556	-5,1329	0,0000
Frente	0,1755	0,0799	2,1978	0,0285
Situação	0,0701	0,0502	1,3968	0,1632
Renda	0,5401	0,0271	19,9376	0,0000
Coefficiente de Aproveitamento	0,2731	0,0292	9,3497	0,0000
Eixo	0,3132	0,0374	8,3678	0,0000
R ²	0,62			
R ² - Ajustado	0,61			
F-teste (Prob.)	47.26 (0,0000)			
Akaike	412,5712			
Schwartz	458,43			

3.3. MONTAGEM DA MATRIZ DE PESOS GEOESPACIAS

Para realizar construção da matriz de pesos geoespaciais inicialmente constrói-se o variograma ajustado aos resíduos estimados na tabela 1, utilizando-se o módulo Geoestatística do programa **ARCGIS**, que se encontra na figura 3.

Figura 3 - Variograma Experimental e Teórico dos Resíduos



Observa-se que o modelo do variograma é do tipo esférico, cujos parâmetros estão na equação (9):

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 [1,5(h/a) - 0,5(h/a)^2] \text{ para } h < a \text{ e } \gamma(h) = C_0 + C_1 \text{ para } h \geq a \tag{9}$$

Onde: C₀ = 0,025758 (efeito pepita); C₁ = 0,085596 (contribuição);
 C₀ + C₁ = 0,111354 (patamar) e a = 693 metros (alcance).

O efeito pepita indica que apenas 23% = (0,025758 / 0,111354) * 100 da variabilidade total dos resíduos se deve à componente aleatória e os 77% restantes são explicados pela componente de autocorrelação espacial existente nos resíduos. O alcance de 693m indica que a variância espacial cresce até uma distância de cerca de 693m entre os terrenos, havendo a partir de então uma tendência de estabilização. Ou seja, este comportamento gráfico indica que existe um raio de influência de contágio espacial significativo, até uma distância de cerca de 693 m, tornando-se desprezíveis estes efeitos a partir deste limite.

Assim a partir destes resultados são calculados os pesos espaciais pelo modelo de covariância espacial (3) dado por:

$$C(h) = 0,111354 - \gamma(h) \text{ para } h < 693m \text{ e } C(h) = 0 \text{ para } h \geq 693m \quad (10)$$

3.4. DIAGNÓSTICO DA DEPENDÊNCIA ESPACIAL

O diagnóstico da presença de efeitos de dependência espacial foi realizado utilizando-se os testes LM Robusto (erro) e LM Robusto (defasagem) sobre os resíduos de Mínimos Quadrados do modelo estimado na tabela 1. Trabalhou-se com uma matriz de pesos geoespaciais e também com as matrizes propostas por (Cliff e Ord, 1981) e (Case et al, 1993), construídas com base no inverso da distância e o inverso do quadrado da distância entre os dados observados, medida em hectômetros. Adotou-se peso 1(um) para terrenos distantes até 1hm e zero para distâncias superiores a 7hm, ou seja, considerou-se que a influência dos efeitos microlocalizativos é desprezível a partir de distâncias superiores a 7hm, com base na análise do variograma realizada na seção anterior. Todas as matrizes **W** foram padronizadas por linha, utilizando procedimento semelhante ao já descrito na seção 2.1.3. O resultado dos testes LM Robusto (defasagem) e LM Robusto (erro), realizados com base nas matrizes do inverso da distância (WID), inverso do quadrado da distância (WID2) e da matriz de pesos geoespaciais (WPG), encontra-se na tabela 2.

Tabela 2 - Diagnóstico da Dependência Espacial

Matriz	LM Robusto (Defasagem)		LM Robusto (Erro)	
	Valor	Probabilidade	Valor	Probabilidade
WID	0,2369	0,6265	174,4258	0,0000
WID2	59,6083	0,0000	86,9898	0,0000
WPG	88,2465	0,0000	399,3573	0,0000

Pelos resultados obtidos na tabela 2, observa-se que em todos os testes realizados, tanto para o LM Robusto (defasagem) como para o LM Robusto (erro), os valores encontrados pela matriz de pesos geoespaciais (WPG) são os maiores, indicando que esta matriz tem maior capacidade de captar os efeitos de dependência espacial que as demais matrizes. Comparando-se os resultados dos dois testes obtidos através da matriz de pesos geoespaciais, verifica-se que os encontrados para LM Robusto (erro) com valor 399,3573 é bem superior ao encontrado para o LM Robusto (defasagem) com valor 88,2465, comprovando desta forma que os efeitos de erro espacial nos resíduos são mais fortes que os efeitos de defasagem espacial nos preços. Diante dessa possibilidade de dependência espacial nos resíduos, estima-se o Modelo de Preços Hedônicos com base no Modelo Geoespacial de Erro, seguindo procedimentos da seção 2.1.5.

3.5. AJUSTAMENTO DO MODELO GEOESPACIAL

Os resultados da estimação dos modelos espaciais de erro, com as mesmas variáveis e escalas do modelo tradicional de preços hedônicos ajustado na seção 3.2, realizados com base nas matrizes do inverso da distância (WID), inverso do quadrado da distância (WID2) e na matriz de pesos geoespaciais (WPG), encontram-se na tabela 3.

Tabela 3 - Resultados dos Ajustamentos dos Modelo Espaciais

Modelo	Matriz WID		Matriz WID2		Matriz WPG	
	Coefficiente	Prob.	Coefficiente	Prob.	Coefficiente	Prob.
Interseção	3,5062	0,0000	3,3356	0,0000	3,3538	0,0000
Transacao	0,1309	0,0311	0,1623	0,0425	0,1119	0,0425
Oferta	0,4602	0,0000	0,4561	0,0000	0,4733	0,0000
Pavimentação	0,0556	0,0830	0,0728	0,2729	0,0226	0,2729
Topografia	0,1765	0,0094	0,1853	0,0001	0,2394	0,0001
Área	-0,3262	0,0000	-0,3338	0,0000	-0,2666	0,0000
Frente	0,2438	0,0002	0,2501	0,0049	0,1547	0,0049
Situação	-0,0116	0,6090	-0,0054	0,3236	0,0165	0,3236
Renda	0,3484	0,0000	0,3985	0,0000	0,3585	0,0000
Coefficiente de Aproveitamento	0,1841	0,0006	0,2143	0,0006	0,1941	0,0006
Eixo	0,3521	0,0000	0,3690	0,0000	0,2594	0,0000
Lambda	0,6870	0,0000	0,5600	0,0000	0,7470	0,0000
R²	0,7036		0,6705		0,7859	
Akaike	-22,9811		19,0567		-157,4554	
Schwartz	18,7359		60,7737		-115,7384	

Pelos resultados obtidos na tabela 3, observa-se que em todos os modelos ajustados pelo critérios da informação de Akaike (AIC) e Schwartz (SC), os valores obtidos para o modelo geoespacial de erro são bem inferiores aos encontrados nos demais modelos, o que mostra a melhoria do ajustamento pela nova metodologia proposta neste trabalho com a utilização de matrizes de pesos geoespaciais, como também o modelo geoespacial de erro apresenta o maior coeficiente de determinação indicando o maior poder de explicação dentre os três modelos.

O coeficiente Lambda da componente autoregressiva do termo erro, positivo e estatisticamente significativo a menos de 1%, implica a existência de um forte efeito de erro espacial positivo na amostra. Pode-se observar que houve modificações significativas nos resultados das estimações dos parâmetros e respectivos desvios padrões, quando comparados com os apresentados na tabela 1 (modelo tradicional), fato não surpreendente uma vez que o efeito de erro espacial é significativo.

4. CONCLUSÕES

Pelos resultados encontrados neste trabalho, fica evidente a superioridade dos modelos geoespaciais em relação ao demais construídos a partir de matrizes que não consideram a dimensão da dependência espacial dos dados imobiliários coletados no mercado. Na análise empírica realizada na cidade de Aracaju, verificou-se um raio de dependência espacial em torno de 700 m inferido a partir de um variograma dos resíduos do modelo tradicional de preços hedônicos. Com esta informação e com o efeito de contribuição inferido pelo variograma, foram calculados os pesos geoespaciais baseados na covariância espacial existente entre os dados observados que permitiram a montagem da matriz de pesos geoespaciais (WPG) adotada neste trabalho. Com a utilização desta matriz pode-se observar que os valores obtidos para os testes LM Robusto (defasagem) e o LM Robusto (erro) são maiores que os encontrados pela utilização das matrizes do inverso da distância e do inverso do quadrado da distância, comumente adotadas, indicando que a matriz WPG tem maior capacidade de captar efeitos de dependência espacial que as demais matrizes.

Observa-se que em todos os modelos ajustados, o modelo geoespacial de erro foi aquele que apresentou menores valores quando utilizados os critérios da informação de Akaike (AIC) e Schwartz (SC), o que mostra a melhoria do ajustamento pela nova metodologia proposta neste trabalho com a utilização de matrizes de pesos geoespaciais. O modelo geoespacial apresentou ainda o maior poder de explicação dentre os ajustados.

Um aspecto interessante, a ser observado é que a inferência espacial tem sido tratada na literatura de forma dicotômica: os trabalhos empíricos ou utilizam a modelagem geoestatística por Krigagem com o uso do variograma para detectar a presença de efeitos de dependência espacial ou utilizam a metodologia desenvolvida por Anselin (1988), onde os testes de diagnóstico se baseiam na matriz de pesos espaciais, geralmente adotada de maneira ad hoc pelo analista, em função do conhecimento que detém do mercado. Este estudo mostra que a conjugação de ambas as metodologias pode fornecer bons resultados, pois, a partir da análise do variograma pode-se verificar o raio de influência dos efeitos de dependência espacial e calcular a matriz de pesos geoespaciais a partir da covariância espacial entre os dados, o que demonstra ser de grande utilidade para a montagem da matriz de vizinhança.

REFERÊNCIAS

- ANSELIN, L. **Spatial Econometrics: Methods and Models**. Dordrecht: Kluwer Academic, 1988.
- ANSELIN, L. Lagrange Multiplier test diagnostics for spatial dependence and spatial heterogeneity. **Geographical Analysis**, 20, 1988a. p. 1-17.
- ANSELIN L. e REY S. Properties of tests for spatial dependence in linear regression models **Geographic Analysis**, 23, 1991. p. 112-31.
- ANSELIN, L. e BERA, A. **Spatial dependence in linear regression models with an introduction to spatial econometrics**, Handbook of Applied Economic Statistics. Giles: Marcel Dekker, 1998.
- BASU, S. e THIBODEAU, T. Analysis of spatial autocorrelation in house prices. **Journal of Real Estate Finance and Economics**, 17, 1998. p. 61-85.
- CAN, A. Specification and estimation of hedonic housing price models. **Regional Science and Urban Economics**, 1992. p. 453-477.
- CASE, A. C., ROSEN, H. S., and HINES. Budget spillovers and fiscal policy interdependence: evidence from the states. **Journal of Public Economics**, 52, 1993. p. 285-307.

CLIFF, A. D. and ORD, John K. **Spatial processes: Models and Applications.**, London: Pion, 1981.

DANTAS, R.A. e CORDEIRO, G.M. Uma nova metodologia para avaliação de imóveis utilizando modelos lineares generalizados. **Revista Brasileira de Estatística**. n. 191, 1988. p. 27-46.

DANTAS, R. A. **Engenharia de Avaliações: uma Introdução à Metodologia Científica** – Ed. PINI - São Paulo, 2001.

DANTAS, R. A. e CORDEIRO, G.M. Evaluation Of The Brazilian City of Recife's Condominium Market Using Generalized Linear Models. **The Appraisal Journal**, Volume Lxix, Number 3, 2001. USA.

ERMISCH, J. F., FINDLAY, J. and GIBB, K. The Price Elasticity of Housing Demand in Britain Issues of Sample Selection, **Journal of Housing Economics**, Vol. 5, 1996. pp. 64-86.

MATHERON, G. **Les Variables Regionalisées et Leur Estimation**, Masson, Paris, 1965.

OLMO, J and GUERVÓS, R. **Valoración Espacial del Precio de la Vivienda y del Suelo Mediante el Método de Krigeage**. Anais del I Congreso Internacional en Tasación y Valoración, Valencia, Espanha, 2002.

PACE, R.K, BARRY, R and SIRMANS, C. F. Spatial Statistic and Real State, **Journal of Real State Finance and Economics**, vol. 17 n. 1, 1998. p. 5-13.

ROSEN, S. **Hedonic prices and implicit markets: product differentiation in perfect competition**. Journal Of Political Economy 82, 1974.

TIWARE, P.; PARICH, K. e PARIKH, J. Effective housing demand in Mumbai, **Urban Studies**, vol. 36, n. 10, 1999. p. 1783-1809.