

**INFLUÊNCIA DE ERROS DE MEDIDA DE POSICIONAMENTO EM MODELOS DE
REGRESSÃO ESPACIAL**

Fermo, Graziela Olivo ¹
Hochheim, Norberto ²

¹ ESUCRI - Escola Superior de Criciúma – Depto de Engenharia Civil
grazi_of@hotmail.com

² UFSC – Universidade Federal de Santa Catarina – Depto de Engenharia Civil
hochheim@ecv.ufsc.br – hochheim@gmail.com

RESUMO

Na regressão espacial o diagnóstico da presença de efeitos espaciais é obtido através de testes estatísticos que utilizam matrizes de vizinhança, ou matriz de pesos espaciais, cuja determinação necessita do conhecimento do posicionamento dos imóveis. O posicionamento pode ser determinado através do georreferenciamento dos dados da amostra. Este trabalho tem como objetivo principal analisar a influência de erros de medidas de posicionamento dos imóveis da amostra no desenvolvimento de modelos de regressão espacial, com foco na avaliação da qualidade de três ferramentas de georreferenciamento: Mapa Cadastral Georreferenciado, GPS de Navegação e o aplicativo Google Earth. Para estudo foi selecionada uma amostra de 328 dados de mercado (apartamentos) na cidade de Criciúma (SC). Após a identificação da ferramenta que fornece o melhor modelo, foi feita uma simulação para avaliar a sensibilidade do modelo à erros. São simulados erros de diversas grandezas nas coordenadas originais. Os resultados mostraram que a ferramenta mais adequada para fazer o georreferenciamento da amostra é o mapa cadastral georreferenciado, mas as outras duas ferramentas também podem ser usadas sem prejuízos para a avaliação dos imóveis. O estudo também mostrou que o modelo desenvolvido não é muito sensível à erros na determinação das coordenadas dos imóveis.

Palavras-chaves: Regressão espacial, Avaliação de imóveis, Georreferenciamento.

1. Introdução

Uma das variáveis mais importantes na estimação do valor de mercado de um imóvel é a sua localização. Contudo, esta variável é, muitas vezes, a mais complexa de analisar e modelar. Diversos são os fatores de localização que participam da valorização de um imóvel: característica da região, vizinhança imediata, fatores ambientais, segurança pública, etc.

Os modelos de avaliação usados na engenharia de avaliações utilizam diversas formas para a consideração do fator “localização”: distância a pólos valorizantes, divisão de regiões através de variáveis dicotômicas ou *dummy*, códigos alocados, dentre outras. Sabe-se porém que estes procedimentos não são capazes

XVII COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SC - 2013

de explicar completamente as variações observadas nos preços em relação a esta variável, uma vez que os dados associados a sua posição no espaço são caracterizados pela dependência ou heterogeneidade espacial (Anselin 1998 apud Dantas et al., 2005).

A técnica da regressão espacial vêm sendo aplicada para o diagnóstico, tratamento e modelagem dos efeitos espaciais nos dados de mercado, buscando solucionar os efeitos do fator “localização” na avaliação de imóveis. Na regressão espacial o diagnóstico da presença de efeitos espaciais é obtido através de testes estatísticos específicos, que utilizam matrizes de vizinhança, ou matriz de pesos espaciais, cuja determinação necessita do conhecimento das coordenadas dos imóveis. É, pois, fundamental para a aplicação do método, o georreferenciamento dos dados da amostra de imóveis.

O objetivo principal deste trabalho é analisar a influência de erros de medidas de posicionamento dos imóveis da amostra no desenvolvimento de modelos de regressão espacial, com foco na avaliação da qualidade de três ferramentas de georreferenciamento: Mapa Cadastral Georreferenciado, GPS de Navegação e o aplicativo Google Earth. Tais ferramentas de georreferenciamento foram testadas devido à facilidade de obtenção de coordenadas, embora todas possuam vantagens e desvantagens. Um mapa georreferenciado em escala cadastral e formato digital permite a obtenção das coordenadas de forma precisa e rápida, mas não está disponível na maioria dos municípios brasileiros. O Google Earth tem acesso gratuito e oferece imagens de boa resolução para os principais municípios brasileiros, mas uma grande parte ainda não está disponível em escala adequada; além disso não existem informações disponíveis sobre a qualidade das coordenadas. O GPS de navegação é uma ferramenta de baixo custo, porém, sabe-se que sua precisão é baixa. Considerando que a precisão na obtenção das coordenadas é diferente em cada uma destas ferramentas, pretendeu-se investigar o quanto esta diferença na precisão afeta o valor estimado para os imóveis.

Antes disso, são apresentados alguns conceitos que visam fundamentar teoricamente o que vai ser feito no estudo de caso desenvolvido.

2. Conceitos de Geodésia

Geodésia é a ciência que estuda o conjunto de métodos e procedimentos adotados para definir a forma, dimensão e o campo de gravidade da terra. Está dividida em Geodésia Física, Geodésia Geométrica e Geodésia por Satélites. Esta última estuda a determinação de posições de pontos na superfície da terra ou em volta desta com a utilização de satélites artificiais (DUARTE, 1988).

2.1. Coordenadas UTM

A projeção UTM é um sistema de linhas desenhadas (projetadas) e uma superfície plana e que representam paralelos de latitude e meridianos de longitude. O espaço entre as linhas do quadriculado UTM é conhecido como equidistância do quadriculado e será maior ou menor de acordo com a escala da carta. O sistema de medida usado é o linear em metros. Assim, o quadriculado UTM esta estreitamente relacionado a projeção com o mesmo nome, a qual divide a terra em 60 fuso de 6° de longitude cada um (DUARTE, 1988).

Os meridianos de fuso ou zona da projeção formam um ângulo com as linhas verticais da quadricula. Esse ângulo é nulo para o MC (Meridiano Central), mas vai

XVII COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SC - 2013

umentando com a diferença de longitude e latitude. A referência para as medidas do quadriculado é o cruzamento do MC com o Equador, ao qual foram atribuídos arbitrariamente os seguintes valores: para o Meridiano Central: 500000 m, e para o Equador, 10000000 m no Hemisfério Sul e 0 m no Hemisfério Norte. As abcissas aumentam no sentido Leste/Oeste e são identificadas pela letra E. As ordenadas aumentam do Sul para o Norte, sendo identificadas pela letra N.

As principais características do Sistema UTM, são:

- a) O mundo é dividido em 60 fusos, onde cada um se estende por 6° de longitude;
- b) O quadriculado UTM esta associado a um sistema de coordenadas plano-retangular;
- c) O sistema UTM é usado entre as latitudes 84° N e 80° S porque as deformações são muito grandes acima e abaixo destes limites.

2.2. Sistemas de Referência

As coordenadas de um ponto dependem do sistema de referência ao qual elas são calculadas. No Brasil, durante muitos anos o Sistema Geodésico Brasileiro (SGB) adotado coincidiu com o Sistema de Referência da América do Sul (SAD-69: South American Datum de 1969). Para o SAD-69, a imagem geométrica da Terra é definida pelo Elipsóide de Referência Internacional de 1967, baseado em um sistema não geocêntrico. Em 2005, o SIRGAS2000 (Sistema de Referência Geocêntrico para as Américas) foi oficializado como novo referencial geodésico para o SGB. O *datum* geodésico SIRGAS adota como origem os parâmetros do elipsóide GRS80, sendo considerado idêntico ao WGS84 para efeitos de cartografia (BONATTO, 2008).

Nos levantamentos com GPS as coordenadas são adquiridas no sistema WGS84. Como os pontos referidos ao SAD 69 e ao SIRGAS (ou WGS84) são discrepantes, deve-se compatibilizar as coordenadas quando elas forem adquiridas em diferentes sistemas.

3. Regressão linear

A aplicação do modelo de Regressão Linear Múltipla tem como objetivo estimar uma função que explique a variabilidade de uma variável dependente em relação a outras variáveis independentes, que são responsáveis pelo seu valor. Pode ser simples quando possui apenas uma variável, ou múltipla quando a variabilidade é explicada por mais de uma variável (ZANCAN, 1996).

A formulação da modelagem tradicional relacionada com o comportamento do mercado imobiliário é dada por:

$$\hat{Y}_i = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_n X_n + e_i \quad (i = 1, \dots, n) \quad (1)$$

Onde:

α = intercepto;

β = coeficiente de regressão das constantes desconhecidas;

X = variáveis independentes (representada pelas características estruturais do imóvel: área total, padrão, entre outras);

\hat{Y} = variável dependente (representada pelo preço do imóvel);

e = erros aleatórios.

XVII COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SC - 2013

Geralmente, quando se faz uma análise de regressão, procura-se alcançar dois objetivos: (a) descobrir quais das variáveis explicativas são relevantes e importantes para o modelo; (b) encontrar um bom ajuste entre os valores preditos e os valores observados da variável dependente. Para tanto, a hipótese padrão é que as observações não são correlacionadas, e, conseqüentemente, que os resíduos do modelo também são independentes e não-correlacionados com a variável dependente, tem variância constante, e apresentam distribuição normal com média zero (Câmara et al., 2002).

A estimação dos parâmetros é realizada pela inferência estatística. Tradicionalmente esta estimação tem sido realizada pelo Método dos Mínimos Quadrados Ordinário (MQO), que consiste em fornecer uma equação de regressão que minimize a soma de desvios quadráticos entre os valores observados da variável dependente Y , e os valores estimados da variável dependente $Y\hat{}$.

Para que os parâmetros inferidos pelo mercado, usando MQO, sejam não tendenciosos, eficientes e consistentes, alguns pressupostos sobre as variáveis independentes, os resíduos e as especificações do modelo devem ser atendidos: as variáveis independentes não devem conter nenhuma perturbação aleatória e não deve existir nenhuma relação linear exata entre as mesmas; os resíduos devem satisfazer a hipótese de distribuição normal, variância constante (homocedasticidade) e ausência de autocorrelação. O modelo deve ser corretamente especificado, ou seja, que na sua composição estejam apenas incluídas variáveis explicativas e relevantes (Dantas, 2003).

A utilização destes parâmetros é fundamental na elaboração do modelo clássico de regressão, possuindo uma intensa utilização na estimação de equações de preços hedônicos. Porém, para a aceitação de uma equação, é necessária a realização de uma análise da normalidade dos resíduos bem como o diagnóstico da existência ou não de heterocedasticidade. Para tanto utilizam-se, entre outros, testes como o de Jarque-Bera e de Breusch -Pagan respectivamente. A presença de autocorrelação espacial, gerada pelo tratamento incompleto do atributo localização pode não ser diagnosticada com a utilização da regressão linear múltipla. Para o diagnóstico deste parâmetro é fundamental a aplicação da modelagem espacial com o uso da regressão espacial.

4. Regressão espacial

A utilização da modelagem espacial, com a aplicação das técnicas de estatística espacial, tem como finalidade estimar uma função que estime a influência da localização sobre o valor dos imóveis.

A localização de um imóvel é única dentro do espaço urbano. A mesma possui uma interação espacial com toda a estrutura urbana situada próxima ao imóvel, ou seja, com a sua vizinhança. Na regressão espacial a localização de um imóvel é definida por meio de coordenadas geográficas que identificam cada ponto da superfície terrestre (TRIVELLONI, 2005).

4.1. Dependência Espacial

Câmara et al. (2002) comparam a dependência espacial com a primeira Lei da Geografia: *“todas as coisas são parecidas mas coisas mais próximas se parecem mais do que coisas mais distantes”*.

XVII COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SC - 2013

Na engenharia de avaliações, a dependência espacial ocorre pela interação de um imóvel com sua localização (estrutura urbana disponível). Desta forma, a medida em que as semelhanças entre os imóveis diminuem a dependência espacial tende a diminuir. Para Hornburg e Hochheim (2009) a dependência espacial “surge sempre que o valor de uma variável em um lugar do espaço está relacionado com seu valor em outro ou outros lugares do espaço”. Imóveis próximos tendem a ter uma forte dependência espacial.

4.2. Autocorrelação Espacial

Autocorrelação espacial é a expressão estatística do conceito de dependência espacial. O termo autocorrelação foi derivado do conceito estatístico de correlação, utilizado para mensurar o quanto as variáveis estão relacionadas e o grau de relacionamento entre elas. A preposição “auto” indica que a medida de correlação é realizada com a mesma variável aleatória medida em locais distintos do espaço (Zancan, 1996; Câmara et al., 2002).

4.3. Pesos Espaciais

Para se diagnosticar os efeitos da dependência espacial, bem como introduzir estes efeitos no modelo, é necessário definir previamente uma matriz de pesos espaciais W . A matriz W é uma matriz sintética em que cada elemento W_{ij} , é igual a 1(um) se i e j são vizinhos e zero em caso o contrário. Na matriz W os pesos são padronizados por linha, de forma que a soma dos pesos em cada linha é igual a 1(um) (ANSELIN, 2003).

No método proposto por e, importância dos vizinhos na construção da matriz é considerada através da ponderação correspondente ao inverso da distância ou ao inverso do quadrado da distância entre eles (CLIFF e ORD, 1981; CASE et al., 1993 ambos *apud* Dantas, 2003).

Conforme Trivelloni (2005) “os elementos que compõem a Matriz W são não estocásticos e externos ao modelo. Eles podem ser baseados nos conceitos de contigüidade dos dados ou na distância entre as observações, ponderados por uma função decrescente com a distância entre as observações”.

4.4. Diagnóstico da dependência espacial

Os principais testes estatísticos realizados para a confirmação de autocorrelação espacial são: Moran’s I., Multiplicador de Lagrange LM (defasagem e erro) e LM Robusto (defasagem e erro).

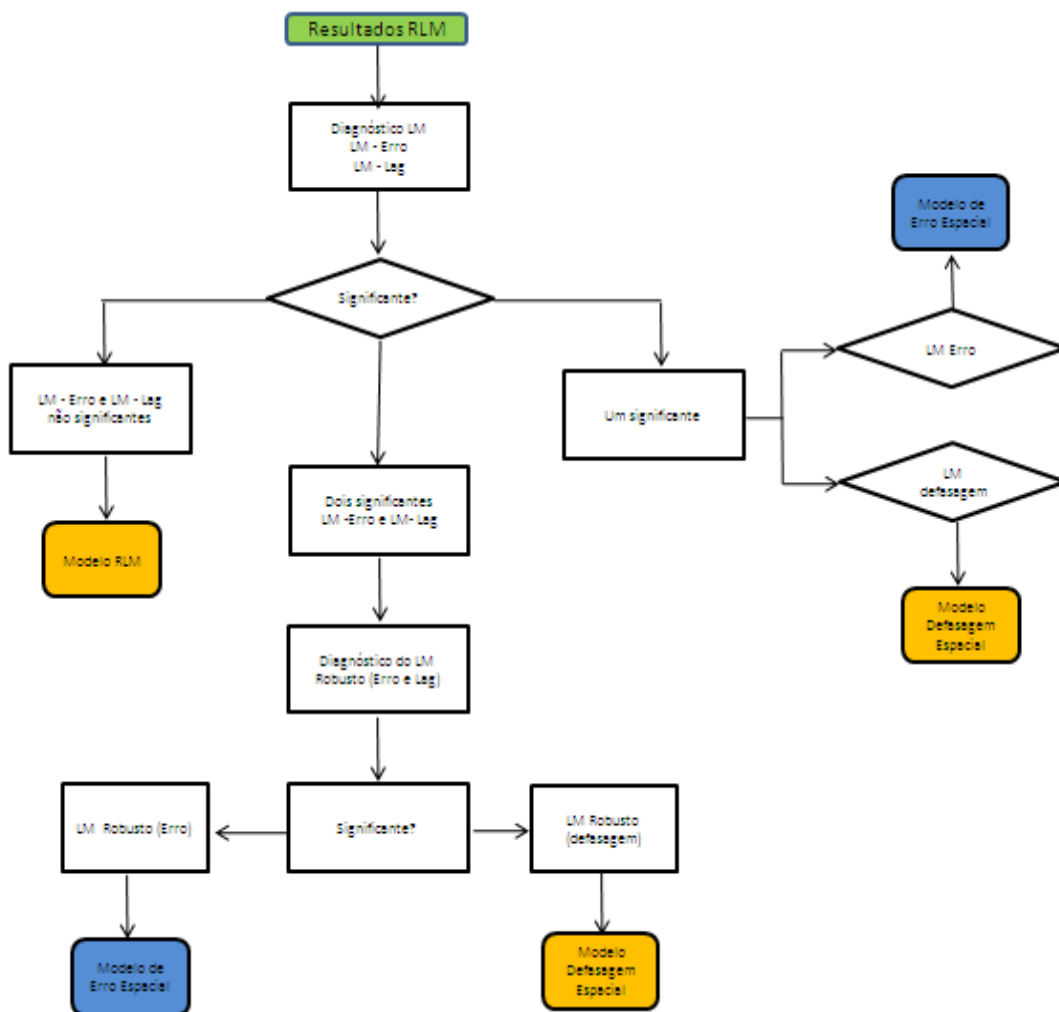
O teste de Moran é o teste de autocorrelação mais conhecido, e permite determinar se os resíduos do modelo de regressão gerado pelo Método dos Mínimos Quadrados Ordinários apresentam correlação espacial. O problema deste teste é que ele não identifica o tipo de efeito (erro ou defasagem), sendo necessária a utilização de testes específicos: LM (erro) e LM Robusto (erro) que identificam os efeitos da correlação espacial no termo do erro e o LM (Lag) e LM Robusto (Lag) que identificam os efeitos da defasagem espacial na variável dependente (TRIVELLONI, 2005; DANTAS, 2003).

O diagnóstico da dependência espacial inicia-se com a análise das estatísticas dos testes LM (erro e defasagem): se nenhum deles rejeitar a hipótese nula a análise encerra-se nos resultados obtidos na RLM.

**XVII COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE
AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SC - 2013**

A hipótese nula para o teste do LM (erro) é a de não existência de autocorrelação espacial no termo do erro já para o teste LM (defasagem) é a não existência de defasagem espacial na variável dependente.

Caso apenas uma das estatísticas do teste LM rejeitar a hipótese nula trabalha-se com a outra estatística, por exemplo: se LM (defasagem) rejeitar a hipótese nula trabalha-se com o LM (erro). Quando ambas as estatísticas do teste LM rejeitam a hipótese nula parte-se para análise dos testes LM Robusto (erro e defasagem). Neste caso normalmente apenas um deles será significativo ou então possuirá uma ordem de grandeza mais significativa que a do outro. Caso os dois testes sejam altamente significativos utiliza-se o modelo com maior valor para a estatística de teste (ANSELIN, 2005). Este processo esta resumido na Figura 1.



Fonte: Anselin, 2005.

Figura 1. Escolha do modelo de regressão espacial

O valor da estatística Moran's I é calculado pela seguinte expressão (Anselin, 1999):

$$I = (n/S) [(e'We) / e'e] \quad (2)$$

**XVII COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE
AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SC - 2013**

Onde:

e é o vetor de resíduos de mínimos quadrados;
W é a matriz de pesos espaciais;
n é o número de observações;
S é a soma de todos os elementos de W.

Os testes LM, baseados no Multiplicador de Lagrange, também são calculados pelos resíduos do modelo de regressão gerado pelo Método dos Mínimos Quadrados Ordinários e estão orientados para determinar hipóteses nulas específicas para os modelos autoregressivos da variável dependente e do erro.

O Teste LM (erro) é realizado a partir da estatística (3) que tem distribuição Qui-quadrado com um grau de liberdade, sob a hipótese nula de não existência de autocorrelação espacial no termo do erro (Dantas et al., 2005).

$$LM(\text{err}) = \frac{[e'We / (s^2/n)]^2}{[\text{tr}(W^2 + W'W)]} \quad (3)$$

Onde:

e é o vetor de resíduos de mínimos quadrados;
W é a matriz de pesos espaciais;
 $s^2 = e'e/n$ é a estimativa da máxima verossimilhança;
n é o número de dados da amostra;
tr é o operador denominado traço da matriz.

Já o Teste LM defasagem, conforme o mesmo autor, é realizado a partir da estatística (4) que tem distribuição Qui-quadrado com um grau de liberdade, sob a hipótese nula de não existência de defasagem espacial na variável dependente:

$$LM(\text{lag}) = \frac{\{[e \frac{Wy}{s^2}]^2\}}{\{(WXb)' \frac{MWXb}{s^2} + \text{tr}[W'W + W^2]\}} \approx X^2 \quad (4)$$

Onde:

e é o vetor de resíduos de mínimos quadrados;
W é a matriz de pesos espaciais;
y é o vetor de observação da variável dependente;
 $s^2 = e'e/n$ é a estimativa da máxima verossimilhança da variância do modelo;
X é a matriz de variáveis independentes;
b é o vetor parâmetros estimados via mínimos quadrados ordinários;
tr é o operador denominado traço da matriz;
 $\approx X^2$ é o qui-quadrado.

Conforme Anselin (2005) *apud* Hornburg e Hochheim (2009), "o teste LM Robusto (defasagem) é um teste assintótico, que tem distribuição Qui-quadrado com um grau de liberdade, sob a hipótese nula de não existência de defasagem espacial na variável dependente. E o teste LM Robusto (erro) é também um teste assintótico que também tem distribuição Qui-quadrado com um grau de liberdade, sob a

XVII COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SC - 2013

hipótese nula de não existência de autocorrelação espacial no termo erro. Portanto, se a estatística dos testes for superior ao ponto crítico da distribuição Qui-quadrado, com um grau de liberdade, para um determinado nível de significância, rejeita-se a hipótese de não autocorrelação espacial nos resíduos do modelo clássico de regressão, a este nível”.

4.5. Modelos Espaciais

Após a confirmação de autocorrelação espacial nos dados, obtida através dos testes apresentados acima, é necessário a aplicação de extensões do modelo tradicional, através da aplicação do Modelo de Defasagem Espacial (WY) ou do Modelo de Erro Espacial ($W\varepsilon$). No primeiro a dependência espacial é incorporada como um regressor adicional na forma de uma variável dependente espacialmente defasada, já no segundo como uma estrutura espacialmente defasada no erro da regressão (Trivelloni, 2005).

4.5.1. Modelo de Defasagem Espacial

O efeito de defasagem espacial é ocasionado pela dependência espacial criada através de uma interação espacial entre os imóveis na determinação de seus preços. Deste modo não apenas a característica física do imóvel (estrutural e locacional) exercerá influência sobre o seu preço, mas também a influência dos preços dos imóveis vizinhos a ele (Dantas, 2003). Neste modelo, esta influência é medida pela inclusão da variável WY, ou seja, a variável dependente espacialmente defasada.

O modelo é expresso da seguinte forma:

$$Y = X\beta + \rho WY + \varepsilon \quad (5)$$

Onde

Y é a variável dependente;

X é a matriz das observações das variáveis independentes dos dados;

β é o vetor de parâmetros.

ρ é o coeficiente de autocorrelação espacial da variável WY;

ε é o vetor de resíduos do modelo de Regressão Linear Múltipla.

4.5.2. Modelo de Erro Espacial

Conforme Dantas (2003), o efeito de erro espacial é ocasionado por erros de medidas gerados pelas divisões artificiais das unidades geográficas, como por exemplo, os limites dos Bairros estabelecidos em uma cidade, pois estes limites geralmente não coincidem com a verdadeira dimensão do fenômeno observado. Para tratar esse tipo de efeito espacial nos dados, é necessário se considerar o processo espacial autoregressivo no termo do erro, conforme Equação 6.

$$\varepsilon = \lambda W\varepsilon + u \quad (6)$$

Onde

λ é o coeficiente de autocorrelação espacial do termo do erro;

XVII COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SC - 2013

W é a matriz de pesos espaciais;

ε é o vetor de resíduos do modelo de Regressão Linear Múltipla;

u é o vetor de resíduos não correlacionados;

Então, o modelo de erro espacial, pode ser escrito na forma apresentada pela Equação 7:

$$Y = X\beta + \lambda W\varepsilon + u \quad (7)$$

4.6. Escolha do Modelo de Regressão Espacial

A escolha do modelo a ser adotado – Modelo de defasagem espacial ou Modelo de Erro Espacial - pode ser realizada pelos valores absolutos obtidos através das equações 3 e 4. Assim, quanto maior for o valor encontrado na estatística de teste, maior será o efeito espacial correspondente a esta estatística (Anselin e Rey, 1991 *apud* Dantas, 2003).

Outra forma de se realizar esta escolha é pela utilização dos critérios de Akaike (AIC) e Schwarz (SC), que fornecem uma medida de aderência. Estes critérios assumem a forma descrita na Equação 8:

$$IC = -2L + f(k,n) \quad (8)$$

Onde:

L é a máxima Log Verossimilhança;

$f(k,n)$ é uma função do número de variáveis independentes (k) e (n) é o número de observações ; Para o critério de Akaike $f(k,n) = 2k$ e para o critério de Schwarz $f(k,n) = k \cdot \ln(n)$.

Os critérios de AIC e SC são estatísticas utilizadas na comparação entre modelos espaciais, representando a qualidade de ajuste do modelo. Na escolha dos modelos alternativos, o melhor será aquele com menores valores encontrados para os critérios de Akaike (AIC) e de Schwarz (SC).

5. Materiais e métodos

Neste trabalho desenvolveu-se, através de três ferramentas de georreferenciamento distintas, modelos de avaliação que identificassem a influência do fator localização na avaliação de imóveis.

Após a definição dos bairros que compõem a área de estudo e a obtenção da base cartográfica do município iniciou-se a coleta de dados. Previamente definiram-se as variáveis a serem levantadas, buscando identificar as variáveis importantes na formação do valor, considerando-se as características construtivas, econômicas e de localização.

Na coleta das coordenadas tomou-se o cuidado para que ocorresse o menor erro de medida possível. Na marcação de cada ponto para obtenção da coordenada *GPS in loco* identificou-se o local exato da coleta (distância da esquina, meio do imóvel...) a fim de poder identificá-la posteriormente no mapa cadastral georreferenciado do município e no Google Earth.

XVII COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SC - 2013

Realizada a coleta de dados partiu-se para a análise exploratória dos mesmos, a fim de identificar a existência de dados incoerentes ou incompletos.

Posteriormente realizou-se a estimação do modelo de regressão linear múltipla. Definida a equação que melhor se ajusta aos dados de mercado referente às variáveis construtivas, econômicas e de localização prosseguiu-se com a análise da presença dos efeitos espaciais.

Diagnosticada a presença dos efeitos espaciais iniciou-se a obtenção do modelo de regressão espacial fundamentado em testes de hipótese e estatísticas complementares. Buscou-se identificar o quanto o uso de uma ferramenta de georreferenciamento menos precisa irá influenciar nos valores estimados obtidos.

Obtido o modelo de regressão espacial fez-se uma análise comparativa com o modelo de regressão linear múltipla e, posteriormente, uma análise comparativa entre os modelos espaciais gerados para as três ferramentas de georreferenciamento: mapa cadastral georreferenciado; GPS e Google Earth.

6. Área de estudo

Para o desenvolvimento da pesquisa foi escolhida a região central do município de Criciúma, SC (Figura 2). Situado no Sul de Santa Catarina a uma distância de 200 Km da Capital do Estado, o Município de Criciúma possui uma área de 235 km² sendo que a zona urbana possui 58 (cinquenta e oito) bairros.

A região central é composta por quatro bairros: Centro, Comerciário, Michel, Pio Correa, que fazem divisas com os bairros São Luiz, Santa Barbara, São Cristóvão e Próspera. É nestes 4 bairros que concentram-se o maior número de edificações verticais, sendo os mesmos escolhidos como fonte de estudo.

XVII COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SC - 2013

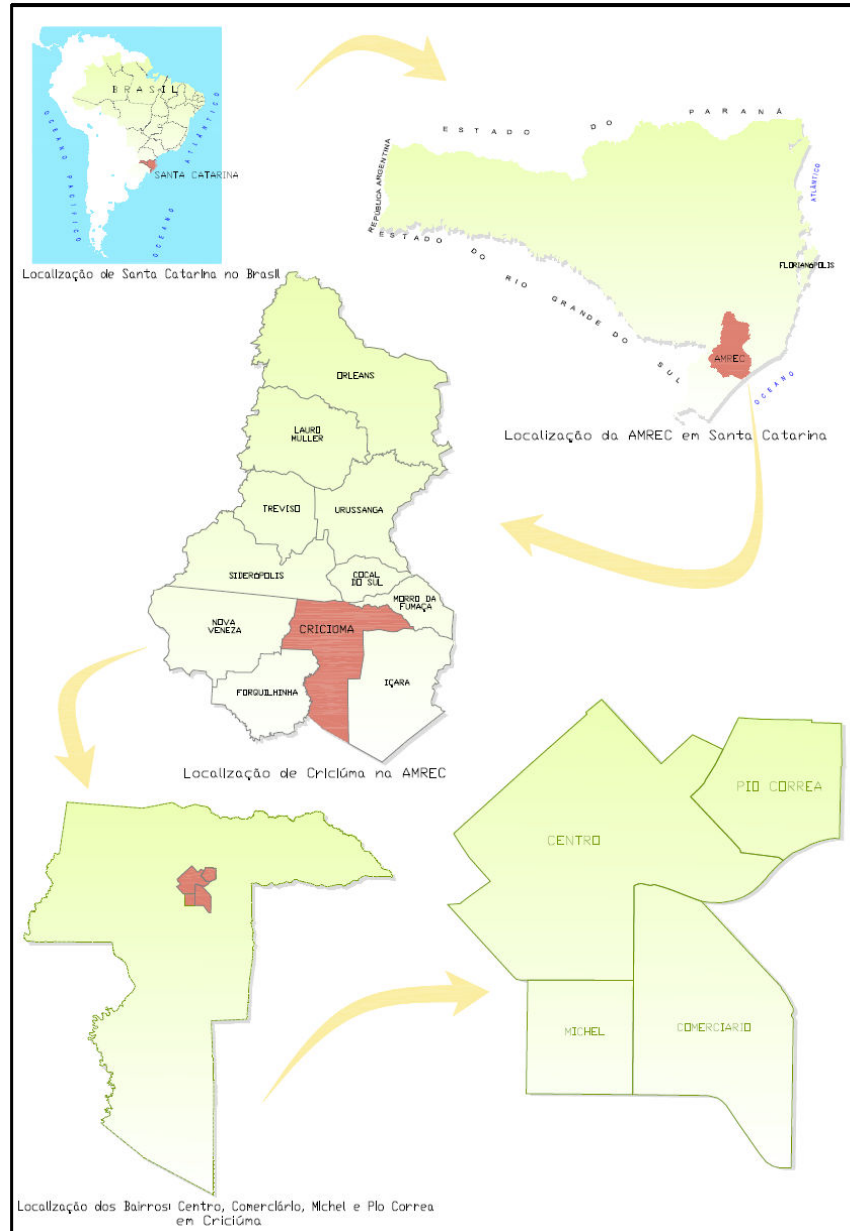


Figura 2. Localização da área de estudo

Segundo o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE, 2007), Criciúma possui uma população de aproximadamente 185.000 (cento e oitenta e cinco mil) habitantes, sendo que 151.000 (cento e cinquenta e um mil) habitantes, ou 81,62% da população vivem na zona urbana.

No aspecto econômico Criciúma se destaca por ser pólo nos setores da indústria de plásticos e descartáveis plásticos, indústria química, metal-mecânica, confecção, cerâmica, coloríficos e extração mineral.

7. Composição da amostra

A amostra inicial pesquisada era composta por 379 imóveis, do tipo apartamento, em diversas etapas construtivas. Destes 328 foram utilizados para

XVII COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SC - 2013

elaboração deste trabalho. O restante foi eliminado por apresentar algum tipo de inconsistência.

A distribuição geográfica dos imóveis contidos na amostra pode ser observada nas figuras 3 e 4.

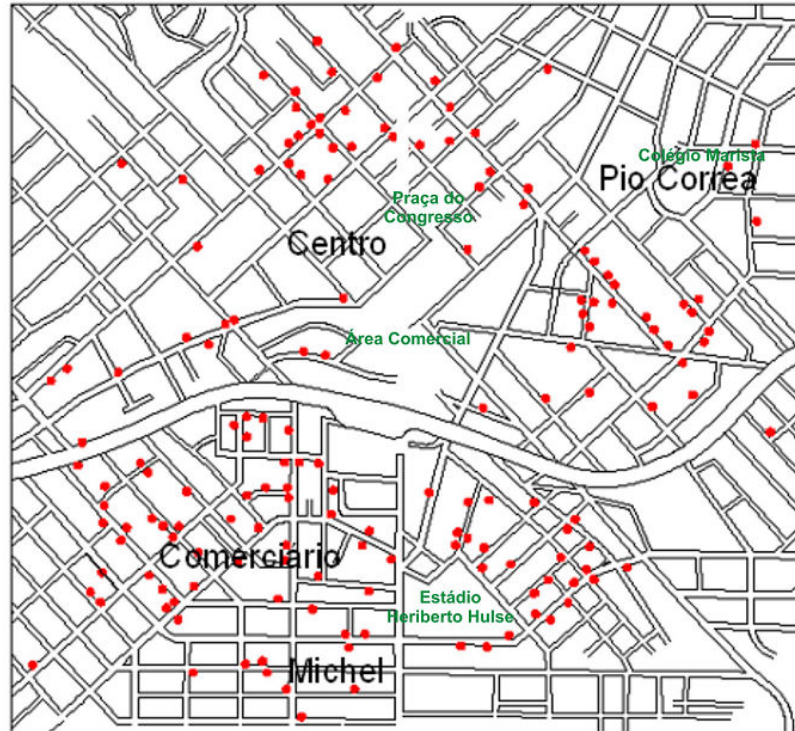


Figura 3. Distribuição geográfica dos imóveis da amostra.

Os dados que compõem a amostra do trabalho foram obtidos através de pesquisa junto às imobiliárias da cidade, anúncios de jornais, construtoras, internet, corretores de imóveis e avaliações realizadas por engenheiros avaliadores da cidade no período compreendido entre fevereiro de 2005 a janeiro de 2008.

XVII COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SC - 2013



Figura 4. Imagem Google Earth da distribuição geográfica dos imóveis da amostra

8. Variáveis testadas

Através desta pesquisa obtiveram-se os elementos intrínsecos extrínsecos dos imóveis. Elementos intrínsecos incluem os componentes físicos e as características funcionais; elementos extrínsecos associam-se ao produto, mas não fazem parte da composição física (URDAN; NAGAO, 2004). Fora levantados: valor do imóvel, número de dormitórios, área total, área útil, número de box de garagem, número de dormitórios, dependência de empregada, suítes, localização, qualidade, pólo de valorização, data, entre outras. Dados como conservação, padrão, idade aparente e qualidade do imóvel foram observados e fotografados *in loco*.

Também no local, com o auxílio de um GPS de navegação foram levantadas as coordenadas UTM de cada imóvel. O levantamento destas coordenadas também foi feito com o auxílio do mapa georreferenciado do município de Criciúma e com o programa Google Earth.

A fim de obter o modelo de regressão (linear e espacial) que melhor estime a influência do fator de localização na avaliação de apartamentos na cidade de Criciúma, SC, testaram-se as variáveis citadas acima.

O processo para a obtenção do modelo de regressão espacial foi realizado de forma isolada para cada uma das três ferramentas de georreferenciamento. Assim, criaram-se três amostras com as mesmas variáveis construtivas e econômicas, mas as coordenadas e a distância aos pólos valorizadores diferiram para cada ferramenta utilizada.

XVII COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SC - 2013

Definiu-se, primeiramente, uma equação de regressão com as variáveis de construção, econômica e de localização significativas na formação do valor dos imóveis na área de estudo.

A variável dependente considerada na elaboração de todos os modelos foi o valor unitário.

Foram considerados inicialmente dois pólos de valorização: Colégio Marista (bairro Pio Correia) e Praça do Congresso (bairro Centro). Foram calculadas as distâncias radiais entre a frente do terreno de cada imóvel e o centro destes pólos.

Tendo em vista que a renda média do bairro é um forte determinante na escolha da habitação, testou-se a variável econômica renda; esta variável foi obtida através de pesquisa ao censo demográfico de 2000 realizado pelo IBGE.

A variável área total foi gerada através do somatório da área privativa, área da vaga de garagem e área de uso comum do apartamento.

Tratando-se da variável conservação, buscou-se esta informação em vistoria *in loco* aos imóveis. Considerou-se três situações: conservação ótima aplicada a imóveis novos ou semi-novos sem necessidade de realização de reparos; conservação boa: aplicada a imóveis com necessidade de reparos simples (pintura, jardins, calçadas ...) e conservação ruim, aplicada a imóveis que necessitam de grandes reparos (pintura em todo o edifício, reboco solto nas fachadas, ferragens expostas, calçadas quebradas ...); a classificação desta variável foi baseada na observação da fachada do imóvel.

A variável número de quartos foi obtida através do somatório do número de quartos e o de suítes. Foi analisada também a variável suíte de forma isolada.

A variável natureza da informação foi denominada "Oferta" e foi considerada dicotômica (transação = 0; oferta = 1).

A variável data do evento foi testada assumindo o valor 1 para os imóveis pesquisados em Fevereiro/2005, 2 = março/2005 ... 36 = janeiro/2008.

Testou-se também as variáveis número de vagas e padrão (subdividido em alto, normal e baixo).

9. Modelos de RLM

Realizaram-se várias combinações com as variáveis de construção, econômicas e de localização para identificar o melhor conjunto para gerar a equação de regressão; aquela que melhor representasse a formação do valor dos imóveis, tipo apartamento na cidade de Criciúma, SC.

Apresentam-se a seguir os modelos encontrados para as amostras georreferenciadas pelo mapa (Modelo MGEO), pelo GPS (Modelo GPS) e pelo Google Earth (Modelo Google).

Modelo MGEO:

$$\begin{aligned} \text{VU} = & 304,7019 + 801051,10/\text{AT}^2 + 16,5871 \cdot \text{N}^\circ_{\text{quarto}} + \\ & + 206,1893 \cdot \text{Oferta} + 38,0914 \cdot \text{Suíte} - 0,09004588 \cdot \text{DCMa}_{\text{mgeo}} + \\ & + 30,7082 \cdot \text{Renda} + 5,648411 \cdot \text{Data} + 123,2067 \cdot \text{Cons}_{\text{boa}} + \\ & + 413,4988 \cdot \text{Cons}_{\text{ótima}} \end{aligned} \quad (9)$$

**XVII COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE
AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SC - 2013**

Modelo GPS:

$$\begin{aligned} VU = & 306,1332 + 801402,3/AT^2 + 16,60759*N^{\circ}_{\text{quarto}}^2 + \\ & + 205,9898*Oferta + 38,03347*Suíte - 0,09086876*DCMa_{\text{gps}} + \\ & + 30,65187*Renda + 5,644571*Data + 123,1337*Cons_{\text{boa}} + \\ & + 413,6518*Cons_{\text{ótima}} \end{aligned} \quad (10)$$

Modelo Google:

$$\begin{aligned} VU = & 305,887 + 800343,6/AT^2 + 16,59455*N^{\circ}_{\text{quarto}}^2 + \\ & + 206,7119*Oferta + 38,16535*Suíte - 0,09178567*DCMa_{\text{google}} + \\ & + 30,58187*Renda + 5,661142*Data + 123,5574*Cons_{\text{boa}} + \\ & + 414,019*Cons_{\text{ótima}} \end{aligned} \quad (11)$$

Onde:

VU - valor unitário em R\$/m²;

AT - área total do imóvel em m²;

N^o_quarto - número total de quartos incluindo suíte;

Oferta - tipo de transação realizada: oferta (1), transação (0);

Suíte - indica a inexistência e/ou existência de 1, 2, 3 ... suítes no imóvel;

DCMA - indica a distância em metros do imóvel ao pólo de valorização Colégio Marista. Dividida em: DCMA_mgeo (obtida pela ferramenta de georreferenciamento Mapa Georreferenciado); DCMA_gps (obtida pela ferramenta de georreferenciamento GPS); DCMA_google (obtida pela ferramenta de georreferenciamento Google);

Renda - Indica a renda média do chefe de família obtida através do censo realizado pelo IBGE em 2000;

Data - indica a data em que o evento ocorreu;

Cons_boa - variável dicotômica que indica conservação boa do imóvel;

Cons_ótima - variável dicotômica que indica conservação ótima do imóvel.

Pode-se observar que os sinais obtidos para os coeficientes das variáveis independentes estão coerentes com o mercado. Pois há uma expectativa de elevação dos preços unitários dos apartamentos com o aumento do padrão socioeconômico do bairro, do número total de dormitórios e de suítes. É esperado também que as unidades situadas em edifícios com conservação ótima possuam um maior valor unitário do que os edifícios com conservação boa ou ruim. Em relação aos pólos de influência verifica-se que os imóveis sofrem uma desvalorização a medida que se afastam da região do Colégio Marista, comprovando a importância deste pólo de valorização.

A Tabela 1 apresenta estatísticas referentes aos coeficientes e ao ajuste das equações. Os coeficientes da maioria das variáveis explicativas mostraram-se estatisticamente significantes a um nível de 1%, com exceção da variável Suíte que apresentou significância de 7% para os três modelos gerados. Os modelos apresentam um coeficiente de determinação ajustado (r² ajustado) de 67%.

**XVII COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE
AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SC - 2013**

Tabela 1. Estatísticas dos modelos de regressão linear múltipla

Variável	Trans- forma- ção	Estatística t			Probabilidade (%)		
		Modelo MGEO	Modelo GPS	Modelo Google	Modelo MGEO	Modelo GPS	Modelo Google
Constante		4,28	4,29	4,31	0,00	0,00	0,00
Área Total	1/X ²	3,71	3,71	3,71	0,02	0,02	0,02
N°_quarto	X ²	3,92	3,93	3,93	0,01	0,01	0,01
Oferta	X	5,34	5,34	5,35	0,00	0,00	0,00
Suíte	X	1,77	1,77	1,77	7,71	7,75	7,63
DCMA	X	-3,14	-3,16	-3,21	0,18	0,16	0,14
Renda	X	7,79	7,77	7,76	0,00	0,00	0,00
Data	X	3,62	3,62	3,63	0,03	0,03	0,03
Cons_boa	X	3,52	3,52	3,53	0,04	0,04	0,04
Cons_ótima	X	11,61	11,61	11,62	0,00	0,00	0,00
Valor Unitário	Y						

	Modelo MGEO	Modelo GPS	Modelo Google
R	0,68	0,68	0,68
R ² ajustado	0,67	0,67	0,67
Akaike (AIC)	4371,81	4371,67	4371,37
Schwarz (SC)	4409,74	4409,60	4409,30

Pelos resultados que se encontram na Tabela 2 verifica-se que as hipóteses básicas de normalidade e homocedasticidade, foram aceitas, quando utilizados os testes de Jarque-Bera e Breusch-Pagan, respectivamente.

Tabela 2. Testes de normalidade e heterocedasticidade dos resíduos

	Modelo MGEO		Modelo GPS		Modelo Google	
	Valor	Prob.	Valor	Prob.	Valor	Prob.
Jarque-Bera (normalidade)	0,428	0,807	0,437	0,804	0,436	0,804
Breusch-Pagan (Heterocedasticidade)	13,487	0,142	13,505	0,141	13,577	0,138

A Figura 5 mostra os resíduos da regressão para o modelo MGEO, confirmando a hipótese de homocedasticidade dos resíduos e inexistência de elementos atípicos na amostra. Os outros modelos apresentaram gráficos semelhantes.

Para a identificação de pontos influenciadores aplicou-se o teste da distância de Cook. A Figura 5 mostra o resultado deste teste para o modelo MGEO. Observa-se que não existem pontos influenciadores na amostra usada.

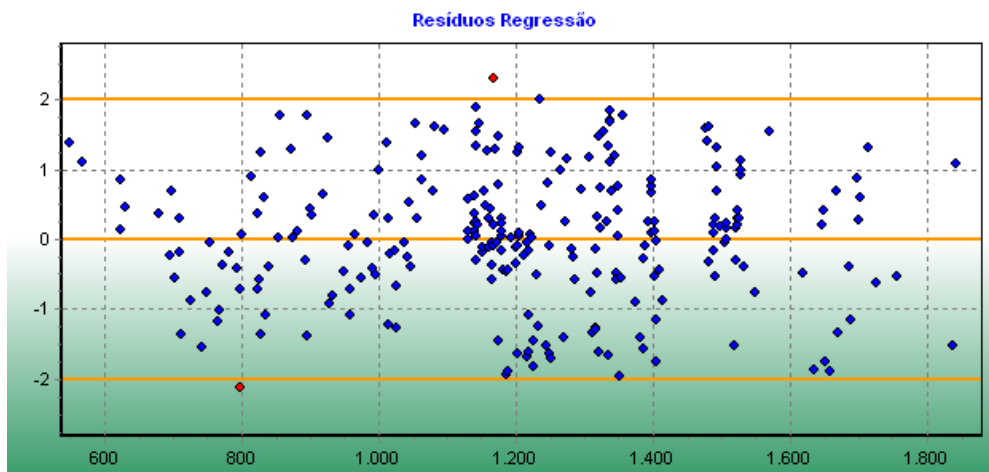


Figura 5. Resíduos da Regressão – Modelo MGEO

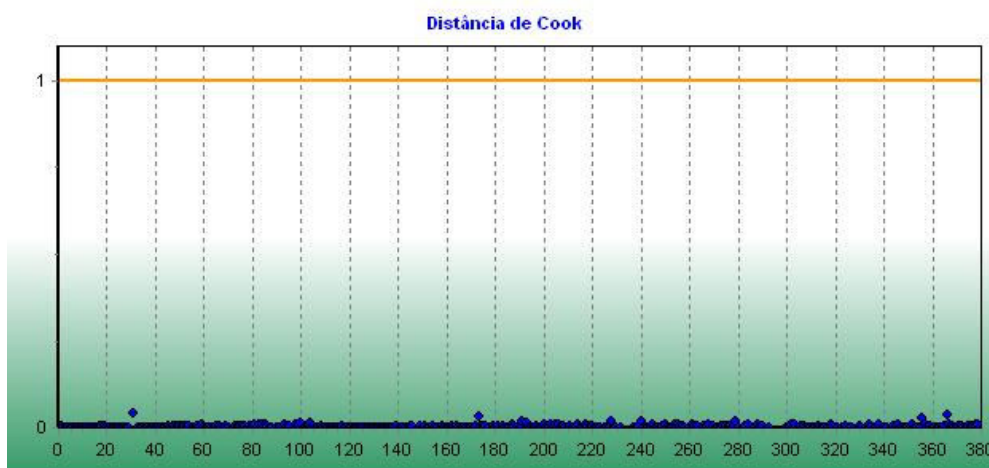


Figura 6. Distância de Cook – Modelo MGEO

Apesar dos bons resultados obtidos, uma questão ainda não foi levada em consideração: a existência ou não de autocorrelação espacial. Esta análise será feita a seguir.

10. Dependência espacial na área de estudo

O diagnóstico dos efeitos de dependência espacial foi realizado utilizando-se os testes de LM (erro e defasagem) e LM Robusto (erro e defasagem) sobre os resíduos dos modelos apresentados acima. Utilizou-se a metodologia proposta por Anselin (2005) onde inicialmente verifica-se a significância dos resultados obtidos nos testes LM (erro e defasagem); esta sendo significativa analisa-se os resultados dos testes de LM Robusto (erro e defasagem) definindo-se qual modelo será utilizado: LM Robusto (erro) ou LM Robusto (defasagem). Caso o teste LM (Robusto ou defasagem) não forem significantes aplica-se o modelo de regressão linear múltipla.

**XVII COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE
AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SC - 2013**

Trabalhou-se com uma matriz de vizinhança W . A construção desta matriz pode ser realizada com base na experiência que o avaliador tem do mercado, mas usualmente testam-se diversas distâncias, escolhendo-se aquela que mostra a mais forte dependência espacial, identificada pela estatística do multiplicador de Lagrange (LM). Foram identificadas dependências espaciais para as distâncias de 214 m para o Modelo MGEO; 204 m para o Modelo GPS e 210 m para o Modelo Google. A Tabela 3 mostra os respectivos testes.

Observa-se que tanto o teste do LM (defasagem) quanto o teste do LM (erro) apontam para a autocorrelação espacial, mas o primeiro é mais significativo.

Partiu-se então para a definição dos modelos de regressão espacial. Analisaram-se a coerência dos sinais dos coeficientes com o mercado, a significância dos regressores, os critérios de Akaike e Schwarz, os resíduos e os teste LM (erro e defasagem), LM Robusto (erro e defasagem) com o objetivo de identificar qual o melhor modelo de regressão espacial.

Foram testadas ainda outras matrizes de vizinhança, mas não foram obtidos modelos melhores para a estimação dos valores unitários, que refletissem a realidade do local.

Tabela 3. Diagnóstico de dependência espacial dos modelos RLM

Modelo MGEO (Matriz W 214)		
Teste	Valor	Probabilidade (%)
LM (defasagem)	19,2966	0,001
LM Robusto (defasagem)	6,7505	0,937
LM (erro)	15,4246	0,008
LM Robusto (erro)	2,8785	8,9976
Modelo GPS (Matriz W 204)		
Teste	Valor	Probabilidade (%)
LM (defasagem)	12,4672	0,041
LM Robusto (defasagem)	6,8488	0,886
LM (erro)	5,7772	1,623
LM Robusto (erro)	0,1588	69,021
Modelo Google (Matriz W 210)		
Teste	Valor	Probabilidade (%)
LM (defasagem)	11,3997	0,073
LM Robusto (defasagem)	5,6918	1,704
LM (erro)	6,0896	1,359
LM Robusto (erro)	0,3817	53,667

Para a distância 214m (Modelo MGEO) o teste LM indicou o modelo de defasagem espacial (Tabela 3), porém a significância da variável DCMA ficou acima de 24% enquanto que no modelo de erro não atinge 4%. O critério de Akaike indica

**XVII COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE
AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SC - 2013**

que a melhor aderência é obtida com o modelo de defasagem, enquanto que o critério de Schwarz indica o modelo de erro (Tabela 4).

Para a distância 204m (Modelo GPS) o teste LM também indicou o modelo de defasagem espacial (Tabela 3), porém a significância da variável DCMA ficou acima de 14% enquanto que no modelo de erro não atinge 2%. O critério de Akaike indica novamente que a melhor aderência é obtida com o modelo de defasagem, enquanto que o critério de Schwarz indica o modelo de erro (Tabela 5).

Tabela 4. Resultados para a distância 214m (Modelo MGEO).

Variável	Modelo de defasagem		Modelo de erro	
	Coeficiente	Prob.(%)	Coeficiente	Prob.(%)
Constante	-106,42	36,56	304,10	0,00
Área Total	824176,20	0,00	869437,50	0,00
Nº quarto	18,43	0,00	18,05	0,00
Oferta	210,84	0,00	187,07	0,00
Suíte	35,84	8,21	38,54	6,81
DCMA	-0,03	24,46	-0,08	3,83
Renda	28,83	0,00	31,30	0,00
Data	5,88	0,00	5,71	0,01
Cons. boa	123,28	0,00	120,13	0,04
Cons. ótima	403,02	0,00	403,97	0,00
Critério de Akaike	4358,60		4360,87	
Critério de Schwarz	4400,32		4398,79	

Tabela 5. Resultados para a distância 204m (Modelo GPS).

Variável	Modelo de defasagem		Modelo de erro	
	Coeficiente	Prob.(%)	Coeficiente	Prob.(%)
Constante	-38,74	74,69	301,03	0,00
Área Total	818393,10	0,00	857140,20	0,00
Nº quarto	18,38	0,00	17,42	0,00
Oferta	212,30	0,00	193,04	0,00
Suíte	34,37	9,84	38,04	7,52
DCMA	-0,04	14,81	-0,08	1,40
Renda	28,98	0,00	31,02	0,00
Data	5,90	0,00	5,95	0,01
Cons. boa	121,62	0,03	128,25	0,00
Cons. ótima	403,85	0,00	409,46	0,00
Critério de Akaike	4363,32		4366,07	
Critério de Schwarz	4405,05		4404,59	

**XVII COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE
AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SC - 2013**

Para a distância 210m (Modelo Google) o teste LM indicou igualmente o modelo de defasagem espacial (Tabela 3), porém a significância da variável DCMA ficou acima de 12% enquanto que no modelo de erro não atinge 2%. A variável suíte tem significância de 11% no modelo de defasagem espacial e não atinge 8% no modelo de erro. O critério de Akaike indica novamente que a melhor aderência é obtida com o modelo de defasagem, enquanto que o critério de Schwarz indica o modelo de erro (Tabela 6).

Tabela 6. Resultados para a distância 210m (Modelo Google)

Variável	Modelo de defasagem		Modelo de erro	
	Coeficiente	Prob.(%)	Coeficiente	Prob.(%)
Constante	-21,13	86,05	298,49	0,00
Área Total	810824,00	0,01	879696,90	0,00
N° quarto	18,23	0,00	17,38	0,00
Oferta	211,85	0,00	192,81	0,00
Suíte	33,34	10,98	38,03	7,45
DCMA	-0,04	12,30	-0,09	1,28
Renda	29,12	0,00	31,10	0,00
Data	5,83	0,00	5,84	0,00
Cons. boa	123,24	0,02	131,48	0,01
Cons. ótima	405,43	0,00	412,77	0,00
Critério de Akaike	4363,95		4366,26	
Critério de Schwarz	4405,68		4404,19	

Assim sendo, optou-se por adotar os modelos de erro para as três ferramentas de georreferenciamento aqui analisadas.

11. Modelos adotados

Com as Matrizes W definidas, fez-se a estimação dos modelos de erro espacial considerando as mesmas variáveis descritas nos modelos de RLM (item 9). Como nos modelos anteriores, aqui também a variável dependente dos modelos é o valor unitário do apartamento VU (R\$/m²).

11.1. Modelo de Erro Espacial ferramenta MGEO

O modelo de erro espacial obtido usando os dados georreferenciados com a ferramenta MGEO é apresentado na Equação 12.

**XVII COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE
AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SC - 2013**

Modelo MGEO (erro espacial):

$$\begin{aligned}
 VU = & 304,101 + 869437,5/AT^2 + 18,05926*N^{\circ}\text{quarto}^2 + \\
 & + 187,0757*Oferta + 38,54626*Suíte - 0,0849758*DCMA + \\
 & + 31,30579*Renda + 5,716556*Data + 120,1327*Cons_boa + \\
 & + 03,9789*Cons_ótima
 \end{aligned}
 \tag{12}$$

Algumas estatísticas deste modelo são apresentadas na Tabela 7. Observa-se que o coeficiente Lambda é positivo e fortemente significativo, indicando a existência de forte autocorrelação espacial.

Tabela 7. Estatísticas do modelo erro espacial - ferramenta MGEO

Variável	Transformação	Coefficiente	Desvio Padrão	Valor Z	Prob. (%)
Constante		304,10	77,01	3,94	0,00
Área Total	1/X ²	869437,50	209636,50	4,14	0,00
N° quarto	X ²	18,05	4,17	4,32	0,00
Oferta	X	187,07	37,75	4,95	0,00
Suíte	X	38,54	21,13	1,82	6,81
DCMA	X	-0,08	0,04	-2,07	3,83
Renda	X	31,30	4,12	7,58	0,00
Data	X	5,71	1,53	3,73	0,01
Cons. boa	X	120,13	34,10	3,52	0,04
Cons. ótima	X	403,97	34,94	11,55	0,00
Lambda		0,39	0,10	3,70	0,00

A tabela 8 compara resultados de aderência obtidos no modelo de erro espacial em relação ao modelo de regressão linear.

Tabela 8. Ajustes do modelo RLM e espacial - ferramenta MGEO

	Modelo RLM	Modelo MGEO (erro espacial)
R ²	0,676	0,699
Log Verossimilhança	-2175,91	-2170,43
Critério de Akaike (AIC)	4371,81	4360,87
Critério de Schwarz (SC)	4409,74	4398,79

Nota-se que o coeficiente de determinação passou de 67,6% para 69,9%. O Log da Verossimilhança e os critérios de Akaike e Schwarz mostram que houve uma melhora no ajustamento do modelo de regressão espacial em relação ao modelo tradicional.

**XVII COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE
AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SC - 2013**

11.2. Modelo de Erro Espacial ferramenta GPS

O modelo de erro espacial obtido usando os dados georreferenciados com a ferramenta GPS é apresentado na Equação 13.

Modelo GPS (erro espacial):

$$\begin{aligned}
 VU = & 301,0378 + 857140,2/AT^2 + 17,42348*N^{\circ}_{\text{quarto}}^2 + \\
 & + 193,0463*Oferta + 38,04353*Suíte - 0,08980041*DCMA + \\
 & + 31,02055*Renda + 5,951839*Data + 128,2516*Cons_boa + \\
 & + 409,463*Cons_ótima \qquad \qquad \qquad (13)
 \end{aligned}$$

Algumas estatísticas deste modelo são apresentadas na Tabela 9. O coeficiente Lambda é positivo e estatisticamente significativo a menos de 2%, indicando existência de forte autocorrelação espacial.

Tabela 9. Estatísticas do modelo erro espacial - ferramenta GPS

Variável	Transformação	Coefficiente	Desvio Padrão	Valor Z	Prob. (%)
Constante		301,03	74,83	4,02	0,00
Área Total	1/X ²	857140,20	212311,3	4,03	0,00
N° quarto	X ²	17,42	4,21	4,12	0,00
Oferta	X	193,04	38,11	5,06	0,00
Suíte	X	38,04	21,38	1,77	7,45
DCMA	X	-0,08	0,03	-2,45	1,28
Renda	X	31,02	4,11	7,53	0,00
Data	X	5,95	1,54	3,85	0,00
Cons. boa	X	128,25	34,36	3,73	0,01
Cons. ótima	X	409,46	35,32	11,59	0,00
Lambda		0,28	0,11	2,49	1,25

A tabela 10 compara resultados de aderência obtidos no modelo de erro espacial em relação ao modelo de regressão linear.

Tabela 10. Ajustes do modelo RLM e espacial - ferramenta GPS

	Modelo RLM	Modelo GPS (erro espacial)
R ²	0,677	0,692
Log Verossimilhança	-2175,83	-2173,33
Critério de Akaike (AIC)	4371,67	4366,67
Critério de Schwarz (SC)	4409,60	4404,59

**XVII COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE
AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SC - 2013**

Nota-se que o coeficiente de determinação passou de 67,7% para 69,2%. O Log da Verossimilhança e os critérios de Akaike e Schwarz mostram que houve uma melhora no ajustamento do modelo de regressão espacial em relação ao modelo tradicional.

11.3. Modelo de Erro Espacial ferramenta Google

O modelo de erro espacial obtido usando os dados georreferenciados com a ferramenta Google é apresentado na Equação 14.

Modelo Google (erro espacial):

$$\begin{aligned} VU = & 298,4947 + 879696,90/AT^2 + 17,38791*N^{\circ}\text{quarto}^2 + \\ & + 192,8159*Oferta + 38,03866*Suíte - 0,09082732*DCMA + \\ & + 31,10455*Renda + 5,849785*Data + 131,4869*Cons_boa + \\ & + 412,7761*Cons_ótima \end{aligned} \quad (14)$$

Algumas estatísticas deste modelo são apresentadas na Tabela 11. O coeficiente Lambda é positivo e estatisticamente significativo a menos de 2%, indicando existência de forte autocorrelação espacial.

Tabela 11. Estatísticas do modelo erro espacial - ferramenta Google

Variável	Transformação	Coeficiente	Desvio Padrão	Valor Z	Prob. (%)
Constante		298,49	74,66	3,99	0,00
Área Total	1/X ²	879696,90	212030,8	4,14	0,00
N° quarto	X ²	17,38	4,21	4,12	0,00
Oferta	X	192,81	38,05	5,06	0,00
Suíte	X	38,03	21,33	1,78	7,45
DCMA	X	-0,09	0,03	-2,48	1,28
Renda	X	31,10	4,08	7,60	0,00
Data	X	5,84	1,54	3,79	0,00
Cons. boa	X	131,48	34,22	3,84	0,01
Cons. ótima	X	412,77	35,28	11,69	0,00
Lambda		0,29	0,11	2,49	1,26

A tabela 12 compara resultados de aderência obtidos no modelo de erro espacial em relação ao modelo de regressão linear.

**XVII COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE
AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SC - 2013**

Tabela 12. Ajustes do modelo RLM e espacial - ferramenta Google

	Modelo RLM	Modelo Google (erro espacial)
R ²	0,677	0,693
Log Verossimilhança	-2175,69	-2173,13
Critério de Akaike (AIC)	4371,37	4366,26
Critério de Schwarz (SC)	4409,30	4404,19

Nota-se que o coeficiente de determinação passou de 67,7% para 69,3%. O Log da Verossimilhança e os critérios de Akaike e Schwarz mostram que houve uma melhora no ajustamento do modelo de regressão espacial em relação ao modelo tradicional.

Comparando-se os três modelos espaciais entre si (tabelas 8, 10 e 12), observa-se que o modelo MGEO (erro espacial) obteve o melhor ajuste de todos. Também foi o modelo MGEO que apresentou a melhor significância para o Lambda.

Desta forma conclui-se que, apesar de sutil, existe uma superioridade da ferramenta MGEO em relação às ferramentas GPS e GOOGLE no que diz respeito à aderência do modelo de regressão espacial. Porém, todas se mostraram satisfatórias para elaboração de modelos espaciais para avaliação de apartamentos na Cidade de Criciúma, SC.

12. Validação dos modelos de regressão espacial

Para os modelos de regressão encontrados foi aplicada a validação cruzada. Esta é uma técnica usada para avaliar a capacidade de generalização de um modelo, a partir de um conjunto de dados, sendo muito empregada em problemas onde o objetivo da modelagem é a predição. Objetiva-se estimar o quão acurado é este modelo na prática, ou seja, qual é o seu desempenho para um novo conjunto de dados. O conceito central das técnicas de validação cruzada é o particionamento do conjunto de dados em subconjuntos mutuamente exclusivos. Um destes subconjuntos é usado para a estimação dos parâmetros do modelo (dados de treinamento) e o restante dos subconjuntos (dados de validação ou de teste) são empregados na validação do modelo (Wikipédia, 2011).

Para a validação dos modelos foram selecionados, previamente, 20 dados de mercado da amostra pesquisada. Estes dados não pertenceram ao banco de dados que deu origem às equações de regressão linear múltipla e regressão espacial. A escolha dos dados foi realizada de forma intencional, tomando-se o cuidado para que fosse mais heterogêneo possível e com representação em toda a área de estudo. Nesta etapa verificou-se os desvios entre os valores ofertados/transacionados e os valores calculados, através dos modelos de erro espacial, construídos com coordenadas obtidas com as três ferramentas de georreferenciamento. A Tabela 13 mostra os resultados obtidos.

**XVII COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE
AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SC - 2013**

Tabela 13. Estimativas de valores dos modelos espaciais

Dado	Valor unit. Observado	Valor unitário estimado (Modelos de erro espacial)			Desvio relativo (%)		
		MGEO	GPS	Google	MGEO	GPS	Google
1	1.201,88	1.298,52	1.298,18	1.297,38	-8,04	-8,01	-7,95
2	1.260,66	1.298,52	1.298,18	1.297,38	-3,00	-2,98	-2,91
3	1.304,74	1.113,46	1.121,36	1.113,70	14,66	14,06	14,64
4	1.433,37	1.377,09	1.376,96	1.377,90	3,93	3,94	3,87
5	1.453,84	1.410,36	1.410,78	1.410,23	2,99	2,96	3,00
6	1.298,04	1.106,21	1.106,39	1.106,53	14,78	14,76	14,75
7	1.803,23	1.398,41	1.352,21	1.353,18	22,45	25,01	24,96
8	1.034,53	1.251,12	1.251,12	1.252,63	-20,94	-20,94	-21,08
9	868,75	880,97	880,96	880,43	-1,41	-1,41	-1,34
10	1.058,36	1.144,21	1.144,08	1.144,04	-8,11	-8,10	-8,10
11	823,95	794,32	795,80	796,52	3,60	3,42	3,33
12	1.703,79	1.441,14	1.440,88	1.440,01	15,42	15,43	15,48
13	870,17	841,19	841,59	843,01	3,33	3,28	3,12
14	2.110,48	1.604,86	1.605,01	1.604,54	23,96	23,95	23,97
15	871,34	1.057,46	1.057,68	1.058,41	-21,36	-21,39	-21,47
16	1.166,27	1.095,70	1.096,01	1.096,62	6,05	6,02	5,97
17	1.148,49	1.120,65	1.120,24	1.120,44	2,42	2,46	2,44
18	1.120,60	1.101,55	1.118,96	1.118,86	1,70	0,15	0,15
19	1.070,19	1.094,64	1.094,97	1.095,72	-2,28	-2,32	-2,39
20	1.355,79	1.386,84	1.387,23	1.387,22	-2,29	-2,32	-2,32
Menor	823,95	794,32	795,80	796,52	-21,36	-21,39	-21,47
Maior	2.110,48	1.604,86	1.605,01	1.604,54	23,96	25,01	24,96
Média	1.247,92	1.190,86	1.189,93	1.189,74			
Desvio Médio					8,73	8,89	8,91

Os desvios relativos médios foram de 8,73% para o modelo MGEO (erro espacial); 8,89% para o modelo GPS (erro espacial) e 8,91% para o modelo Google (erro espacial). Nas avaliações individuais, os desvios relativos dos modelos entre si também foram muito semelhantes. Os maiores e menores valores encontrados para os desvios relativos corroboram para afirmar que o modelo prevê de maneira muito satisfatória os valores dos imóveis deste mercado. Estes resultados permitem concluir pela validação de todos os modelos.

13. Erros de posicionamento provocados pelo georreferenciamento

O georreferenciamento usando as três ferramentas estudadas apresenta diferentes níveis de precisão na obtenção das coordenadas dos imóveis. O erro de medida pode ser gerado por diversos fatores. Por exemplo, no caso do uso do GPS de navegação em regiões verticalizadas é provável ocorrer algum bloqueio de sinal do satélite, que vai influenciar na determinação da posição do imóvel. O Google Earth não fornece nenhuma informação sobre sua precisão posicional, sendo comuns acontecerem interrupções de continuidade em algumas regiões (deficiência na elaboração dos mosaicos das imagens).

As coordenadas obtidas a partir do mapa georreferenciado conduziram ao melhor modelo, o que permite identificá-lo como melhor ferramenta de georreferenciamento dentre aquelas analisadas neste estudo.

A tabela 14 apresenta o maior e o menor erro de medida, o desvio padrão e a média na comparação das ferramentas GPS e Google Earth com a ferramenta MGEO.

Tabela 14. Erros de medida

	GPS			Google		
	ΔE	ΔN	Erro de Medida	ΔE	ΔN	Erro de Medida
Menor			0,00			1,51
Maior			10,86			31,33
Média			4,04			11,12
Maior negativo	-7,19	-5,54		-23,80	-29,98	
Maior positivo	11,79	6,96		15,52	-1,15	
Desvio Médio	3,58	3,24		6,59	7,75	

Observa-se através da tabela 14, que os maiores erros de medidas, quando comparado com a ferramenta MGEO, ocorreram na ferramenta Google Earth: o erro nesta ferramenta chegou a 31,33m, enquanto que para a ferramenta GPS o erro de medida não ultrapassou os 12m.

Estes resultados motivaram uma análise de sensibilidade do modelo para erros na medida das posições dos imóveis da amostra.

14. Sensibilidade do modelo para erros de posicionamento dos imóveis da amostra

A análise de sensibilidade foi realizada através da introdução de erros de localização (em metros) em todas as coordenadas E e N contidas no banco de dados usado para o modelo MGEO (erro espacial).

Foram gerados bancos de dados com erros de 20 a 400 metros, para cada coordenada, variando aleatoriamente os valores das ordenadas (E) e abcissas (N). Nestes bancos de dados as variáveis construtivas e econômicas tiveram seus

**XVII COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE
AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SC - 2013**

valores inalterados. As coordenadas e as distâncias ao pólo valorizador tiveram seus valores alterados para cada erro de medida induzido.

Os modelos de regressão espacial desenvolvidos atenderam aos requisitos básicos, com estatísticas que os habilitam para uso em avaliações. Para sua validação, novamente foram usados os 20 dados da amostra separada para tal, mas considerando agora para comparação o valor previsto pelo modelo MGEO (erro espacial).

A Tabela 15 apresenta o valor unitário obtido pelo modelo MGEO (erro espacial) já apresentado e pelos modelos MGEO (erro espacial) obtidos através dos diversos erros de medida, para os vinte dados separados para validação (estes modelos não são apresentados neste texto, para evitar repetições desnecessárias). Para a projeção destes resultados foram mantidas as coordenadas e distâncias ao pólo valorizador originais, pois o que se pretendeu avaliar foi somente a sensibilidade na elaboração do modelo de avaliação (variação nos coeficientes e estatísticas, atendimento aos pressupostos básicos). A sensibilidade dos resultados para erros de medida para um determinado imóvel é facilmente obtida pelas respectivas variáveis nos modelos, com é usualmente feito em qualquer trabalho de avaliação e por isto não será apresentado aqui.

A Tabela 16 apresenta estes mesmos resultados, mas em desvios relativos.

XVII COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SC - 2013

Tabela 15. Valor unitário estimado (R\$/m²) com coordenadas imprecisas

Dado	Valor Unitário Projetado – Modelo de Erro Espacial										
	MGEO	Erro de Medida									
		20	40	60	80	100	120	140	160	180	200
1	1.298,52	1.302,21	1.333,35	1.287,06	1.297,11	1.292,55	1.295,60	1.290,07	1.293,98	1.300,95	1.290,73
2	1.298,52	1.302,21	1.333,35	1.287,06	1.297,11	1.292,55	1.295,60	1.290,07	1.293,98	1.300,95	1.290,73
3	1.113,46	1.111,69	1.137,28	1.101,37	1.097,49	1.116,23	1.108,23	1.114,88	1.116,04	1.121,48	1.113,35
4	1.377,09	1.371,19	1.398,69	1.371,49	1.375,06	1.353,60	1.369,33	1.387,28	1.386,55	1.373,59	1.363,78
5	1.410,36	1.408,87	1.443,78	1.409,82	1.416,95	1.383,14	1.405,69	1.409,29	1.402,39	1.408,18	1.393,33
6	1.106,21	1.103,11	1.131,53	1.085,97	1.091,26	1.083,98	1.098,73	1.105,56	1.100,46	1.108,95	1.098,72
7	1.398,41	1.399,05	1.433,30	1.393,99	1.402,63	1.397,79	1.392,38	1.395,65	1.396,55	1.399,82	1.393,14
8	1.251,12	1.250,86	1.299,49	1.250,33	1.265,51	1.245,17	1.246,67	1.254,01	1.250,91	1.259,06	1.250,41
9	880,97	882,60	943,75	884,19	894,88	869,92	883,31	880,69	866,97	903,25	884,43
10	1.144,21	1.150,57	1.184,78	1.137,59	1.135,58	1.196,08	1.149,26	1.133,45	1.132,95	1.160,47	1.156,14
11	794,32	788,28	802,27	780,12	764,19	808,07	787,22	773,12	781,97	757,80	787,85
12	1.441,14	1.440,74	1.480,28	1.450,20	1.454,61	1.448,04	1.450,19	1.448,40	1.440,14	1.443,40	1.428,71
13	841,19	844,84	888,17	851,97	843,40	861,63	839,33	823,72	838,68	822,37	843,71
14	1.604,86	1.614,58	1.639,56	1.607,27	1.611,68	1.655,99	1.593,54	1.591,80	1.623,24	1.611,14	1.617,30
15	1.057,46	1.058,86	1.099,10	1.059,23	1.057,47	1.088,78	1.061,04	1.064,07	1.067,95	1.076,32	1.068,17
16	1.095,70	1.102,54	1.151,35	1.104,00	1.104,37	1.157,06	1.110,72	1.095,23	1.093,12	1.119,31	1.110,33
17	1.120,65	1.125,31	1.169,56	1.123,30	1.127,13	1.164,80	1.128,28	1.123,61	1.128,87	1.139,85	1.133,14
18	1.101,55	1.106,57	1.154,06	1.106,90	1.111,16	1.146,15	1.110,46	1.104,98	1.109,21	1.122,51	1.114,61
19	1.094,64	1.098,82	1.144,10	1.095,15	1.100,90	1.140,85	1.101,51	1.099,38	1.105,81	1.114,49	1.109,65
20	1.386,84	1.390,22	1.438,35	1.403,18	1.409,11	1.387,76	1.391,26	1.385,27	1.379,49	1.395,51	1.378,36

Tabela 15 (cont.). Valor unitário estimado (R\$/m²) com coordenadas imprecisas

XVII COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SC - 2013

Dado	Valor Unitário Projetado – Modelo de Erro Espacial									
	MGEO	Erro de Medida								
		240	260	280	300	320	340	360	380	400
1	1.298,52	1.292,53	1.296,73	1.294,24	1.294,76	1.289,73	1.291,15	1.284,69	1.318,49	1.291,02
2	1.298,52	1.292,54	1.296,73	1.294,24	1.294,76	1.289,73	1.291,15	1.284,69	1.318,49	1.291,02
3	1.113,46	1.099,32	1.107,05	1.123,00	1.107,85	1.120,25	1.117,19	1.098,06	1.100,65	1.092,06
4	1.377,09	1.384,74	1.368,23	1.389,98	1.365,54	1.402,25	1.390,84	1.368,79	1.381,20	1.366,05
5	1.410,36	1.423,05	1.404,35	1.408,58	1.402,35	1.408,75	1.422,38	1.415,74	1.449,56	1.411,53
6	1.106,21	1.100,76	1.091,20	1.117,50	1.098,44	1.110,89	1.117,15	1.079,37	1.119,98	1.079,04
7	1.398,41	1.408,63	1.394,44	1.398,93	1.388,21	1.400,26	1.403,20	1.391,50	1.424,83	1.400,57
8	1.251,12	1.264,35	1.249,50	1.252,51	1.246,96	1.258,04	1.265,25	1.255,17	1.294,80	1.262,09
9	880,97	877,00	883,69	874,32	891,82	865,82	900,17	906,85	938,46	892,01
10	1.144,21	1.125,95	1.136,83	1.150,10	1.138,79	1.122,45	1.144,93	1.125,40	1.134,99	1.145,46
11	794,32	771,76	761,89	775,52	766,39	776,94	783,45	737,38	716,47	757,84
12	1.441,14	1.442,75	1.430,30	1.454,81	1.433,96	1.444,96	1.461,58	1.444,86	1.443,93	1.459,52
13	841,19	819,32	841,04	808,70	846,01	810,42	828,88	840,85	829,36	856,32
14	1.604,86	1.607,32	1.631,76	1.581,21	1.597,21	1.604,11	1.564,86	1.609,99	1.603,99	1.619,05
15	1.057,46	1.037,59	1.061,25	1.065,64	1.060,23	1.065,28	1.061,40	1.061,94	1.037,52	1.060,75
16	1.095,70	1.072,76	1.095,02	1.104,22	1.099,28	1.081,04	1.103,66	1.099,83	1.080,26	1.119,19
17	1.120,65	1.101,24	1.124,31	1.127,68	1.123,47	1.121,57	1.121,62	1.120,82	1.105,02	1.134,00
18	1.101,55	1.082,14	1.106,89	1.107,09	1.106,34	1.100,92	1.103,68	1.107,45	1.089,64	1.118,92
19	1.094,64	1.075,52	1.097,41	1.104,70	1.096,97	1.100,60	1.096,55	1.090,08	1.076,94	1.106,88
20	1.386,84	1.394,00	1.393,64	1.375,81	1.388,03	1.373,62	1.395,58	1.420,29	1.426,94	1.414,67

Tabela 16. Desvios relativos dos modelos MGEO (erro espacial) com coordenadas imprecisas

XVII COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SC - 2013

Dado	Variação %												
	20	40	60	80	100	120	140	160	180	200	220	240	260
1	-0,28	-2,68	0,88	0,11	0,46	0,22	0,65	0,35	-0,19	0,60	1,14	0,46	0,14
2	-0,28	-2,68	0,88	0,11	0,46	0,22	0,65	0,35	-0,19	0,60	1,14	0,46	0,14
3	0,16	-2,14	1,09	1,43	-0,25	0,47	-0,13	-0,23	-0,72	0,01	0,53	1,27	0,58
4	0,43	-1,57	0,41	0,15	1,71	0,56	-0,74	-0,69	0,25	0,97	-0,11	-0,56	0,64
5	0,11	-2,37	0,04	-0,47	1,93	0,33	0,08	0,56	0,15	1,21	0,03	-0,90	0,43
6	0,28	-2,29	1,83	1,35	2,01	0,68	0,06	0,52	-0,25	0,68	0,94	0,49	1,36
7	-0,05	-2,50	0,32	-0,30	0,04	0,43	0,20	0,13	-0,10	0,38	0,19	-0,73	0,28
8	0,02	-3,87	0,06	-1,15	0,48	0,36	-0,23	0,02	-0,63	0,06	-0,48	-1,06	0,13
9	-0,19	-7,13	-0,37	-1,58	1,25	-0,27	0,03	1,59	-2,53	-0,39	-1,06	0,45	-0,31
10	-0,56	-3,55	0,58	0,75	-4,53	-0,44	0,94	0,98	-1,42	-1,04	1,08	1,60	0,64
11	0,76	-1,00	1,79	3,79	-1,73	0,89	2,67	1,55	4,60	0,82	4,34	2,84	4,08
12	0,03	-2,72	-0,63	-0,93	-0,48	-0,63	-0,50	0,07	-0,16	0,86	0,03	-0,11	0,75
13	-0,43	-5,58	-1,28	-0,26	-2,43	0,22	2,08	0,30	2,24	-0,30	1,66	2,60	0,02
14	-0,61	-2,16	-0,15	-0,43	-3,19	0,70	0,81	-1,15	-0,39	-0,78	0,27	-0,15	-1,68
15	-0,13	-3,94	-0,17	0,00	-2,96	-0,34	-0,63	-0,99	-1,78	-1,01	-0,25	1,88	-0,36
16	-0,62	-5,08	-0,76	-0,79	-5,60	-1,37	0,04	0,23	-2,15	-1,34	0,23	2,09	0,06
17	-0,42	-4,36	-0,24	-0,58	-3,94	-0,68	-0,26	-0,73	-1,71	-1,11	0,18	1,73	-0,33
18	-0,46	-4,77	-0,49	-0,87	-4,05	-0,81	-0,31	-0,69	-1,90	-1,19	-0,01	1,76	-0,48
19	-0,38	-4,52	-0,05	-0,57	-4,22	-0,63	-0,43	-1,02	-1,81	-1,37	0,16	1,75	-0,25
20	-0,24	-3,71	-1,18	-1,61	-0,07	-0,32	0,11	0,53	-0,63	0,61	-0,54	-0,52	-0,49
Máximo	0,76	-1,00	1,83	3,79	2,01	0,89	2,67	1,59	4,60	1,21	4,34	2,84	4,08
Mínimo	-0,62	-7,13	-1,28	-1,61	-5,60	-1,37	-0,74	-1,15	-2,53	-1,37	-1,06	-1,06	-1,68
Desvio Médio	0,29	1,22	0,67	0,84	2,14	0,53	0,63	0,62	1,06	0,77	0,75	1,06	0,66

Tabela 16 (cont.). Desvios relativos dos modelos MGEO (erro espacial) com coordenadas imprecisas

XVII COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SC - 2013

Dado	Variação %						
	280	300	320	340	360	380	400
1	0,33	0,29	0,68	0,57	1,07	-1,54	0,58
2	0,33	0,29	0,68	0,57	1,07	-1,54	0,58
3	-0,86	0,50	-0,61	-0,33	1,38	1,15	1,92
4	-0,94	0,84	-1,83	-1,00	0,60	-0,30	0,80
5	0,13	0,57	0,11	-0,85	-0,38	-2,78	-0,08
6	-1,02	0,70	-0,42	-0,99	2,43	-1,24	2,46
7	-0,04	0,73	-0,13	-0,34	0,49	-1,89	-0,15
8	-0,11	0,33	-0,55	-1,13	-0,32	-3,49	-0,88
9	0,75	-1,23	1,72	-2,18	-2,94	-6,53	-1,25
10	-0,52	0,47	1,90	-0,06	1,64	0,81	-0,11
11	2,37	3,52	2,19	1,37	7,17	9,80	4,59
12	-0,95	0,50	-0,26	-1,42	-0,26	-0,19	-1,28
13	3,86	-0,57	3,66	1,46	0,04	1,41	-1,80
14	1,47	0,48	0,05	2,49	-0,32	0,05	-0,88
15	-0,77	-0,26	-0,74	-0,37	-0,42	1,89	-0,31
16	-0,78	-0,33	1,34	-0,73	-0,38	1,41	-2,14
17	-0,63	-0,25	-0,08	-0,09	-0,02	1,39	-1,19
18	-0,50	-0,43	0,06	-0,19	-0,54	1,08	-1,58
19	-0,92	-0,21	-0,54	-0,17	0,42	1,62	-1,12
20	0,80	-0,09	0,95	-0,63	-2,41	-2,89	-2,01
Máximo	3,86	3,52	3,66	2,49	7,17	9,80	4,59
Mínimo	-1,02	-1,23	-1,83	-2,18	-2,94	-6,53	-2,14
Desvio Médio	0,92	0,57	0,99	0,78	1,25	2,15	1,23

XVII COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SC - 2013

Observa-se que mesmo erros de até 400 m na determinação das posições dos imóveis não apresentaram grandes diferenças na avaliação dos imóveis. Deve-se considerar que os erros simulados são aleatórios em todas as direções. Por isso, os erros simulados não se refletem em erros de mesma grandeza em relação ao pólo valorizador considerado nesta pesquisa. Exemplificando: embora alguns imóveis tenham tido diferenças de até 400 m em relação ao pólo valorizador, em média esta diferença foi de 257,50 m (desvio médio), o que representa um desvio médio relativo de 32,5%. Para o modelo desenvolvido com erros posicionais de 100 m, o desvio médio na distância até o pólo valorizador foi de apenas 62,71 m, o que em termos relativos representa um desvio médio de 8,7%. As distâncias originais (sem introdução de erros intencionais) até o pólo valorizador na amostra usada para o desenvolvimento do modelo variaram de 204 a 2022 m.

15. Conclusões

Observou-se que a ferramenta mapa cadastral georreferenciado é a mais confiável quanto às coordenadas fornecidas. Apesar da diferença sutil, os resultados estatísticos fornecidos pela inferência espacial, usando-se esta ferramenta para georreferenciamento, foram superiores aos resultados obtidos com as outras duas ferramentas de georreferenciamento aqui testadas.

Embora tenha a menor precisão das ferramentas testadas, o Google Earth demonstrou ser eficaz para a realização de avaliações de apartamentos na Cidade de Criciúma. O GPS de navegação tem precisão intermediária entre as ferramentas testadas, mas as coordenadas dos imóveis determinadas por ele podem igualmente serem usadas para desenvolver modelos de regressão espacial.

O modelo desenvolvido para a área de estudo não apresentou grande sensibilidade para erros na determinação das posições dos imóveis, respondendo bem, mesmo estes erros sendo de 400 m. Contudo, esta conclusão não pode ser generalizada, pois depende das distâncias envolvidas no desenvolvimento do modelo e da influência desta variável (pólo valorizador) no valor final do imóvel.

BIBLIOGRAFIA

ANSELIN, L. **GeoDa 0.9 User's Guide**. Spatial Analysis Laboratory, University of Illinois, Urbana-Champaign. [S.l.]. 2003.

ANSELIN, L. **Exploring Spatial Data with GeoDa™ : A Workbook**. 2005.

BONATTO, Silvia Maria P. **Sirgas 2000, quando iniciar a sua utilização?** Curitiba: Esteio, 2008.

CÂMARA, G., MONTEIRO, A. M., FUCKS, S. D., CARVALHO, M. S. **Análise Espacial e Geoprocessamento**. In: *Análise Espacial*, Capítulo 1. INPE, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2002.

**XVII COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE
AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SC - 2013**

DANTAS, R. Alves. **Modelos Espaciais aplicados ao mercado habitacional – um estudo de caso para a cidade de recife**. Recife, 2003 (Tese – Universidade Federal de Pernambuco – UFPE).

DANTAS R. A., MAGALHÃES, A.M, VERGOLINO, J.R.O. **Diagnóstico e incorporação de efeitos espaciais em modelos de regressão aplicados na avaliação de imóveis**. XXI Congresso Panamericano de avaliações, 2005.

DUARTE, Paulo Araújo. **Cartografia Básica**. Florianópolis: Ed. da UFSC, 1988.

HORNBURG, A. Ricardo; HOCHHEIM, Norberto. **Elaboração de Plantas de Valores Genéricos com uso combinado de regressão espacial e Krigeagem**. XV Congresso Brasileiro de Engenharia de Avaliações e Pericias – COBREAP. São Paulo, 2009.

TRIVELLONI, C. A. Peruzzo. **Método para Determinação do Valor da Localização com o Uso de Técnicas Inferenciais e Geoestatísticas na avaliação em massa de imóveis**. Florianópolis, 2005. (Tese – Universidade Federal de Santa Catarina - UFSC).

URDAN, Flávio T.; NAGAO, Letícia. **Atributos intrínsecos e extrínsecos nas avaliações dos consumidores e efeitos na qualidade, valor e satisfação**. In: Semead – Seminários em Administração, 7., 2004, São Paulo. Anais... São Paulo: FEA-USP, 2004.

WIKIPÉDIA. **Validação cruzada**. Obtida de http://pt.wikipedia.org/wiki/Validação_cruzada em 13/08/2011.

ZANCAN, E. Chemale. **Avaliações de imóveis em massa para efeitos de tributos municipais**. Florianópolis: Rocha, 1996.