

## **TRABALHO DE AVALIAÇÃO**

**Resumo.** *Uma das grandes dificuldades que se tem na elaboração de uma Planta de Valores Genéricos (PVG) é encontrar um modelo que mostre a realidade do mercado de imóveis. Este trabalho apresenta um método que tem como o objetivo determinar valores de mercado para avaliação em massa de terrenos, através da econometria espacial e da geoestatística. Estes métodos são usados neste trabalho de forma combinada para estimar o valor dos imóveis. Uma aplicação do método é realizada em Navegantes (SC), no bairro centro. Neste estudo, foi constatada a existência de dependência espacial, sendo o modelo de defasagem espacial o mais indicado para lavá-la em consideração. O modelo usado eliminou a correlação espacial nos resíduos do modelo de regressão melhorando o poder explicativo e a confiabilidade da avaliação. Em seguida, a krigagem ordinária foi usada para estimar valores de variáveis espacialmente distribuídos a partir de valores adjacentes. A krigagem ordinária também foi usada em combinação com a regressão linear clássica, mas os resultados mostraram que, neste caso, ela não conseguiu reproduzir com fidelidade a realidade do mercado imobiliário local. Esta realidade foi melhor modelada com o uso combinado do modelo de regressão espacial e a krigagem.*

**Palavras-chave:** *Planta de valores genéricos, Regressão espacial, Geoestatística, Krigagem.*

## **1. INTRODUÇÃO**

No Brasil o Imposto Predial e Territorial Urbano (IPTU) é um dos principais impostos cobrados pelo município. Na avaliação dos imóveis encontram-se dificuldades para se obter variáveis explicativas que possam determinar com precisão o valor dos imóveis. Muitos municípios no Brasil utilizam métodos estatísticos descritivos, usando para o cálculo do valor dos imóveis fatores de homogeneização e métodos empíricos predeterminados, deixando muitas das vezes de encontrar modelos econométricos adequados que considere as reais condições e fatores locais do mercado imobiliário.

As variáveis encontradas para compor o valor de um determinado subconjunto de imóveis, não são necessariamente as mesmas para um outro subconjunto de imóveis, para tanto, em alguns casos deve-se retirar variáveis e acrescentar outras, pois cada subconjunto de imóveis pode ter suas próprias características que não são necessariamente iguais aos outros subconjuntos.

Na engenharia de avaliação, os modelos econométricos são de suma importância para a elaboração da Planta de Valores Genéricos (PVG), que permite com que as prefeituras possam determinar o Imposto Predial Territorial Urbano (IPTU) com máxima equidade.

Uma grande dificuldade que se tem na utilização de métodos econométricos na busca de modelos de avaliação, está em considerar a variável localização que pode tanto valorizar quanto desvalorizar o valor dos imóveis.

Este trabalho apresenta um método para calcular uma planta de valores genéricos, fazendo uso da econometria espacial e da geoestatística.

### **1.1. Justificativa**

Muitos municípios brasileiros encontram-se com seus cadastros fiscais desatualizados. As técnicas de avaliação usadas ainda são baseadas em grande parte na estatística descritiva, sendo que estas técnicas não têm apresentado resultados satisfatórios para determinar o valor do imóvel, pois não têm em seu bojo as características do imóvel.

Segundo Galvão, Hornburg e Weise (2008) cada vez mais as decisões precisam de agilidade e precisão. Para que os municípios continuem a sustentar-se através dos tributos referentes aos imóveis nele localizados é imprescindível informações precisas apoiadas por instrumentos que facilitem administrar com eficiência essas informações que precisam estar disponíveis no cadastro fiscal.

Recentemente, têm sido feitas algumas propostas para aperfeiçoar os cálculos de atualizações das plantas de valores genéricos. Muitas dessas propostas são baseadas nos métodos de inferência estatística por regressão linear múltipla. No uso da regressão linear múltipla, a maior dificuldade é encontrar um modelo econométrico que seja aceitável estatisticamente e que reflita a realidade do mercado imobiliário.

## **2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA**

### **2.1. Avaliação Imobiliária**

A função principal de uma avaliação é assegurar o valor de algum tipo de imóvel sob um determinado conjunto de condições. Os valores das propriedades variam consideravelmente de um local para outro (GONZÁLEZ, 2002).

Atribui-se valor a tudo que é útil ou escasso. Cabe à avaliação traduzir essa utilidade ou escassez e associar a necessidade e/ou desejo de possuir um bem numa quantia monetária (AYRES, 1996).

O valor de um imóvel depende diretamente das características do entorno, tais como: tipos de imóveis existentes, ruas, utilidades, conveniências. Mais que com o entorno imediato, o imóvel relaciona-se com a cidade inteira. Todavia, nem o declínio econômico de uma cidade afeta todas as suas partes igualmente (CAN, 1998).

### **2.2. Modelos de Regressão Espacial**

Geralmente em uma análise de regressão procura-se encontrar um bom ajuste entre os valores preditos pelo modelo e os valores observados da variável dependente. Também procura-se descobrir quais das variáveis explicativas contribuem de forma significativa para o relacionamento linear. Uma hipótese é que as observações são não correlacionadas e, portanto, os resíduos  $\epsilon_i$  do modelo são independentes e não-correlacionados com a variável dependente, além de apresentar distribuição normal com média zero e variância constante. No caso de dados onde está presente a dependência espacial, é muito pouco provável que esta hipótese de observações não correlacionadas seja verdadeira. No caso mais comum, os resíduos continuam apresentando a autocorrelação espacial presente nos dados, que pode se manifestar por diferenças regionais sistemáticas, ou ainda por uma tendência espacial contínua. (LOPES; BRONDINO; SILVA, 2006)

Segundo Serrano e Valcarce (2000), quando se trabalha particularmente com dados de natureza espacial podem aparecer os denominados efeitos espaciais como a heterogeneidade e a autocorrelação espacial. A heterogeneidade aparece quando os dados utilizados para explicar um mesmo fenômeno são de unidades espaciais muito distintas, sendo que os problemas mais freqüentes são a instabilidade estrutural e a heterocedasticidade. A heterocedasticidade espacial ocorre pela omissão de variáveis ou outras formas de especificação que levam à aparição dos denominados erros de medidas. A dependência ou autocorrelação 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.

Para Krempi (2004) a estatística espacial traz resultados diferentes daqueles obtidos pela estatística clássica, sendo os primeiros geralmente mais robustos por incorporarem a dimensão espacial. Para sua análise são necessárias pelo menos as informações sobre a localização e os atributos, que são valores associados aos dados coletados em campo, e parte-se do pressuposto que os dados são espacialmente dependentes.

Segundo Anselin (2005) a dependência espacial pode ser incorporada nos modelos clássicos de regressão de duas formas: como um regressor adicional na

forma de uma variável dependente espacialmente defasada ( $WY$ ), ou uma estrutura espacialmente defasada no erro da regressão ( $W\varepsilon$ ). O primeiro modelo é conhecido como modelo de defasagem espacial ou da variável dependente defasada e o segundo é o modelo do erro espacial ou do erro espacialmente correlacionado.

### **2.3. Modelo de Defasagem Espacial**

No modelo de defasagem espacial, em inglês SAR (*Spatial Auto Regressive*) ou *Spatial Lag Model*, a autocorrelação espacial ignorada é atribuída à variável dependente  $Y$ .

$$Y = \rho WY + X\beta + \varepsilon$$

onde:

$Y$  = variável dependente

$X$  = variáveis independentes

$\beta$  = coeficientes de regressão

$\varepsilon$  = erros aleatórios com média zero e variância  $\sigma^2$  constante

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

$\rho$  = coeficiente espacial autoregressivo

### **2.4. Modelo do Erro Espacial**

O modelo autoregressivo do erro, em inglês CAR (*Conditional Auto Regressive*) ou *Spatial Error Model*, pode ser expressado formalmente da seguinte maneira:

$$Y = X\beta + \varepsilon, \varepsilon = \lambda W\varepsilon + \xi$$

onde:

$W\varepsilon$  = erros com efeito espacial

$\xi$  = erros aleatórios com média zero e variância  $\sigma^2$

$\lambda$  = coeficiente autoregressivo

Segundo Anselin (1999a) o método de estimação dos parâmetros do modelo normalmente mais usado é o de máxima verossimilhança, entretanto outros métodos também têm sido propostos, como por exemplo, os de variáveis instrumentais, mínimos quadrados espaciais, método dos momentos, método dos códigos, e métodos bayesianos.

### **2.4.1. Testes para detectar autocorrelação espacial**

Os principais testes utilizados para detectar a autocorrelação espacial são: Moran I, LM<sup>1</sup> (defasagem), LM (erro) e por fim LM Robusto (defasagem) e LM Robusto (erro).

#### **2.4.1.1. I de Moran**

O teste de Moran I permite determinar se os resíduos do modelo de regressão por mínimos quadrados apresentam autocorrelação espacial. O valor estatístico é calculado pela seguinte expressão:

$$I = (N/S)[(e'We)/e'e]$$

onde:

e é o vetor de resíduos de mínimos quadrados;

e' é a transposta de e;

W é matriz de pesos espaciais;

N é o número de observações;

S é a soma de todos os elementos de W.

Segundo Dantas (2003) o teste de Moran I é o mais usado nos estudos de dados de corte transversal de unidades geográficas. O problema deste teste é que ele não identifica o tipo de efeito (erro ou defasagem espacial).

#### **2.4.1.2. Testes LM**

Os testes baseados no Multiplicador de Lagrange (testes LM) também são calculados a partir dos resíduos do modelo de mínimos quadrados, mas o que difere do teste de Moran I é que este último teste não indica qual dos modelos espaciais deve ser utilizado (ANSELIN, 2005).

O teste LM para determinar a existência de autocorrelação espacial na alternativa do modelo do erro espacial segundo Anselin (2005) tem a seguinte expressão:

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

onde:

e é o vetor de resíduos de mínimos quadrados;

e' é a transposta de e;

W é a matriz de pesos espaciais;

s<sup>2</sup> = e'e/n é a estimativa de máxima verossimilhança da variância do

---

<sup>1</sup> LM (sigla do inglês *Lagrange Multiplier*)

## XV COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SP - 2009

modelo  $Y = X\beta + \varepsilon$ ;  
 $n$  é o número de dados da amostra;  
 $tr$  é o operador denominado traço da matriz.

O teste LM para a alternativa de um modelo da variável dependente defasada tem a seguinte expressão segundo Anselin (2005):

$$LM(\text{defasagem}) = \frac{[e'Wy/(s^2)]^2}{\{(WXb)'MWXb/s^2 + tr[W'W+W2]\}}$$

onde:

$e$  é o vetor de resíduos de mínimos quadrados;  
 $e'$  é a transposta de  $e$ ;  
 $W$  é a matriz de pesos espaciais;  
 $y$  é o vetor de observações na variável dependente;  
 $s^2 = e'e/n$  é a estimativa de máxima verossimilhança da variância do modelo  $Y = X\beta + \varepsilon$ ;  
 $X$  é a matriz das variáveis independentes;  
 $b$  é o vetor de parâmetros estimados via mínimos quadrados ordinários;  
 $n$  é o número de dados da amostra,  $M = I - X(X'X)^{-1}X'$ ;  
 $tr$  é o operador denominado traço da matriz.

Segundo Anselin (2005), 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 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  $\alpha$ , rejeita-se a hipótese de não autocorrelação espacial nos resíduos do modelo clássico de regressão, a este nível.

### 2.4.2. Regressão espacial na modelagem do valor dos imóveis

Os modelos espaciais foram desenvolvidos recentemente, sendo pouco utilizados em relação aos outros modelos econométricos de regressão.

Segundo Trivelloni (2005) os primeiros estudos sobre a existência de autocorrelação espacial nos dados do mercado imobiliário foram propostos por Dubin (1988) e o primeiro trabalho de aplicação de modelos de regressão espacial foi proposto por Can (1990 e 1992).

Can (1992) realizou um estudo comparativo de quatro tipos diferentes de modelos hedônicos de valor: o modelo tradicional usando mínimos quadrados ordinários, o modelo de regressão espacial de defasagem da variável dependente, e dois modelos derivados dos anteriores, considerando que os efeitos de vizinhança poderiam afetar também os coeficientes das características construtivas dos imóveis. Ele também considerou para os modelos autoregressivos três definições diferentes da matriz de pesos espaciais, considerando diferentes definições de vizinhança e de gradiente de variação, sendo uma matriz definida pela interpolação

simples até uma distância de cinco milhas, outra matriz definida como o inverso da distância entre pontos e a terceira como o inverso da distância ao quadrado.

De modo geral, segundo Trivelloni (2005), todos os modelos citados acima comprovaram a existência de autocorrelação espacial nos resíduos dos modelos de mínimos quadrados e os modelos de regressão espacial obtiveram uma melhora importante nos resultados e principalmente na adequação teórica e metodológica ao tratamento dos efeitos espaciais nos dados.

## **2.5. Geoestatística**

Segundo Câmara (2004), a distribuição espacial de dados explica questões centrais em diversas áreas do conhecimento, seja na saúde, no meio ambiente, na geologia, entre tantas outras.

Para Zimback (2003) com a evolução da ciência da computação e dos sistemas geográficos não há mais a necessidade de agrupar os dados primários em classes, sendo os mapas-base elaborados automaticamente como mapas de isolinhas.

A geoestatística baseia-se na teoria das variáveis regionalizadas (V.R.), entendendo como tal uma função que varia de um lugar a outro no espaço com certa aparência de continuidade. Isto é, são variáveis cujos valores são relacionados de algum modo com a posição espacial que ocupam (GUERRA, 1988).

Guerra (1988) explica que existem três tipos de semivariogramas: experimental ou observado (que é obtido através de amostras colhidas em campo), verdadeiro (real, mas desconhecido) e teórico (de referência, utilizado para o ajuste do modelo).

### **2.5.1. Modelos teóricos de semivariograma**

A estimativa da dependência entre amostras vizinhas no espaço pode ser realizada através da autocorrelação que é de grande utilidade quando se está fazendo amostragem em uma direção. Quando a amostragem envolve duas direções (x,y) o instrumento mais indicado na estimativa da dependência entre amostras é o semivariograma (SILVA, 1988).

O semivariograma analisa o grau de dependência espacial entre amostras dentro de um campo experimental, além de definir parâmetros necessários para a estimativa de valores para locais não amostrados, através da técnica de krigeagem (SALVIANO, 1996).

Os dois modelos básicos do semivariograma são os modelos com patamar e sem patamar. O modelo com patamar é conhecido como transitivo, pois pode atingir o patamar assintoticamente. Para esses modelos o alcance é arbitrariamente definido como a distância correspondente a 95% do patamar. Os modelos mais utilizados são o modelo exponencial, o modelo esférico e o modelo gaussiano (CAMARGO et al., 2002). Já o modelo sem patamar tem variância aumentando de forma contínua, ou seja, a variância aumenta enquanto a distância aumenta.

## 2.5.2. Técnicas de Krigeagem

A origem da palavra krigeagem vem do nome Daniel G. Krige, que foi o primeiro a introduzir o uso de médias móveis para evitar a superestimação sistemática de reservas de mineração (DELFINER e DELHOMME, 1975).

Segundo Câmara et al. (2004), num primeiro momento o método da krigeagem foi desenvolvido para resolver os problemas de mapeamentos geológicos, mas seu uso foi se expandindo com sucesso no mapeamento de solos, mapeamento hidrológico, mapeamento atmosférico e outros campos correlatos.

O método de krigeagem tem por fundamento a Teoria da Variável Regionalizada (TVR), desenvolvida por Matheron (1965). Uma Variável regionalizada é uma variável distribuída no espaço ou tempo cujos valores são considerados como realizados de uma função aleatória.

Dantas (2003) diz que esta teoria identifica que a distribuição espacial de uma variável é expressa pela soma de três componentes: uma componente estrutural, tendo uma média constante ou tendência; uma componente aleatória espacialmente correlacionada, também chamada de variação regionalizada; e uma componente aleatória não correlacionada espacialmente (erro residual).

O valor de uma variável  $Z$ , em uma posição geográfica  $x$ , representado por  $Z(x)$ , fica definido como:

$$Z(x) = m(x) + \varepsilon'(x) + \varepsilon''$$

onde:

$m(x)$  – é uma função determinística descrita pela componente estrutural de  $Z$  em  $x$ ;

$\varepsilon'(x)$  – é a variação regionalizada;

$\varepsilon''$  – é o resíduo do modelo, do tipo gaussiano, espacialmente independente, com média zero e variância constante  $\sigma^2$ .

Segundo Câmara et al. (2003), a krigeagem engloba um conjunto de métodos de estimação, incluindo procedimentos estacionários (krigeagem simples e ordinária), não estacionários (krigeagem universal, funções intrínsecas de ordem  $k$ ), univariados e multivariados (co-krigeagem etc).

A krigeagem linear engloba um conjunto de métodos de estimação, dos quais será demonstrada aqui somente a krigeagem simples e a ordinária.

Segundo Soares (2002) a krigeagem simples foi inicialmente utilizada como um estimador de valores de atributos numéricos, em posições não observadas, para mapeamentos por médias ponderadas dos valores existentes das amostras locais.

Na relação:

$$\hat{Z}_{x_0} = m + \sum_{i=1}^n \lambda_i [Z(x_i) - m]$$

$\hat{Z}_{x_0}$  é o valor desconhecido que pode ser estimado a partir de uma combinação dos  $n$  valores observados,  $m$  é a média que se supõe que é conhecida *a priori* e  $\lambda_i$  são os pesos obtidos a partir do seguinte sistema de equações, denominado sistema de krigeagem simples (CARVALHO, 1997):

**XV COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE AVALIAÇÕES  
E PERÍCIAS - IBAPE/SP - 2009**

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j C(x_i, x_j) = C(x_i, x_0) \text{ para } i = 1, \dots, n \text{ (n equações)}$$

onde:

$C(x_i, x_j)$  refere-se à função covariância correspondente a um vetor,  $h$ , com origem em  $x_i$  e extremidade em  $x_j$ ;

$C(x_i, x_0)$  refere-se a função covariância correspondente a um vetor,  $h$ , com origem em  $x_i$  e extremidade no ponto a ser estimado  $x_0$ .

Na krigeagem ordinária, analogamente à krigeagem simples, o valor desconhecido de  $Z(x_0)$  pode ser estimado por uma combinação linear dos  $n$  valores observados adicionado a um parâmetro,  $\lambda_0$  (Journal, 1988):

$$Z_{x_0}^* = \lambda_0 + \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i).$$

Deseja-se um estimador não tendencioso, isto é,

$$E[Z_{x_0} - Z_{x_0}^*] = 0.$$

A relação acima impõe que as duas médias sejam iguais, assim aplicando-se as duas equações acima, obtém-se:

$$E[Z_{x_0}] = E\left[\lambda_0 + \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i)\right] \Rightarrow m = \lambda_0 + \sum_{i=1}^n \lambda_i m.$$

A krigeagem ordinária não requer o prévio conhecimento da média  $m$ . Neste caso, para que a igualdade da equação acima seja satisfeita é necessário que:

$$\lambda_0 = 0 \text{ e } \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1.$$

Portanto, o estimador de krigeagem ordinária é:

$$Z^*(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i), \text{ com } \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1.$$

Minimizando a variância do erro ( $\text{Var}[Z(x_0) - Z^*(x_0)]$ ) na condição de  $\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$ , os pesos  $\lambda_i$  são obtidos a partir do seguinte sistema de equações, denominado sistema de krigeagem ordinária:

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j C(x_i, x_j) - \alpha = C(x_i, x_0) \text{ para } i = 1, \dots, n$$

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$$

onde,

$C(x_i, x_j)$  e  $C(x_i, x_0)$  são, respectivamente, a semivariância entre os pontos  $x_i$  e  $x_j$  e entre os pontos  $x_i$  e  $x_0$ .

$\alpha$  é o multiplicador de Lagrange necessário para a minimização da variância do erro.

A correspondente variância minimizada do erro, denominada variância de krigagem ordinária ( $\sigma_{ko}^2$ ), é dada pela expressão:

$$\sigma_{ko}^2 = Var \left[ Z(x) - Z^*(x_0) = C(0) - \sum_{i=1}^n \lambda_i C(x_i, x_0) - \alpha \right]$$

A krigagem ordinária é um interpolador exato no sentido de que, quando as equações acima forem usadas, os valores interpolados irão coincidir com os valores dos pontos amostrais.

A variância da krigagem ordinária fornece informação importante sobre a confiabilidade dos valores interpolados.

## 2.6. Análise de performance nas avaliações em massa

As avaliações em massa de imóveis devem cumprir algumas condições de performance para serem consideradas de boa qualidade. Estas condições evidentemente estão em relação com o grau de aderência que os valores calculados pelo modelo e os valores reais de mercado apresentam. Quanto mais próximos estejam os valores calculados pelo modelo dos valores observados no mercado melhor será a qualidade da avaliação.

Segundo Davis (2001) o parâmetro mais usado como medida de performance global de uma avaliação é a mediana das razões de avaliação. Dada uma observação com valor de mercado ( $P_0$ ) e valor calculado pelo modelo ( $P_c$ ), chama-se razão de avaliação ou *ratio* de avaliação ao quociente:

$$R = P_c / P_0$$

Segundo este mesmo autor, a mediana das razões é a medida recomendada pela IAAO (*International Association of Assessing Officers*) para monitorar a performance global de uma avaliação.

Em relação aos parâmetros de dispersão da avaliação, a medida mais comumente usada para avaliar a uniformidade de uma avaliação é o chamado coeficiente de dispersão ou COD.

O COD é obtido da seguinte maneira: 1) diminui-se de cada razão de avaliação a mediana de todas as razões; 2) é tomado o valor absoluto das diferenças anteriores; 3) calcula-se a média dos valores absolutos; 4) divide-se a média anterior pela mediana das razões de avaliação; 5) multiplica-se por 100.

## **XV COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SP - 2009**

O COD é referido como uma medida de dispersão horizontal. Ele proporciona informação sobre a uniformidade da avaliação dos imóveis em toda a área de estudo.

Os valores recomendados para a mediana das razões de avaliação estão no intervalo de 0,90 e 1,10. Quanto aos valores considerados ideais para o coeficiente COD, são recomendados valores menores a 10 para imóveis residenciais em áreas muito homogêneas, menores a 15 para imóveis residenciais em áreas heterogêneas, e menores a 20 para terrenos baldios. (DAVIS, 2001)

### **3. METODOLOGIA**

Segundo Silva e Menezes (2001) pesquisa é um conjunto de ações, propostas para encontrar a solução para um problema, que tem por base procedimentos racionais e sistemáticos. A pesquisa é realizada quando se tem um problema e não se têm informações para solucioná-lo.

Quanto aos fins, pode-se classificar este estudo como descritivo, uma vez que, se propõem a descrever um fenômeno ou objeto com a intenção de revelar particularidades e detalhes não perceptíveis normalmente (VERGARA, 2005).

Quanto aos meios a pesquisa se classifica como estudo de caso, uma vez que, o estudo consiste em descrever um fenômeno em apenas um dos componentes do universo (VERGARA, 2005).

Neste trabalho foi desenvolvido um modelo de avaliação em massa para imóveis, através do uso combinado da regressão espacial (modelo de defasagem espacial) e da geoestatística (krigeagem ordinária).

Primeiramente foi feita uma análise prévia dos dados, posteriormente foram testadas varias equações de regressão para diversas variáveis. As interações entre as variáveis independentes também foram testadas, visando encontrar o modelo que melhor possa explicar a formação do valor dos terrenos. Foram realizadas regressões por mínimos quadrados ordinários e espacial para encontrar o modelo que melhor explique o mercado, e por fim foi aplicada a técnica da krigeagem ordinária.

Para analisar o desempenho do modelo em termos de padrões de performance para uma avaliação em massa, foram consideradas as resomendações da IAAO (*International Association of Assessing Officers*). Assim, foram calculados os valores correspondentes da mediana de quocientes de avaliação (*ratios*), e o coeficiente de dispersão (COD).

### **4. ÁREA DE ESTUDO**

A área de estudo corresponde ao bairro Centro do município de Navegantes, Estado de Santa Catarina.

Navegantes conta com o Aeroporto Internacional Ministro Victor Konder, importante terminal de cargas e passageiros que serve a toda a região. O município conta também com o Porto de Navegantes importante para o desenvolvimento regional. A localização e o centro do município de Navegantes - SC podem ser observadas nas Figura 1 e 2 respectivamente.

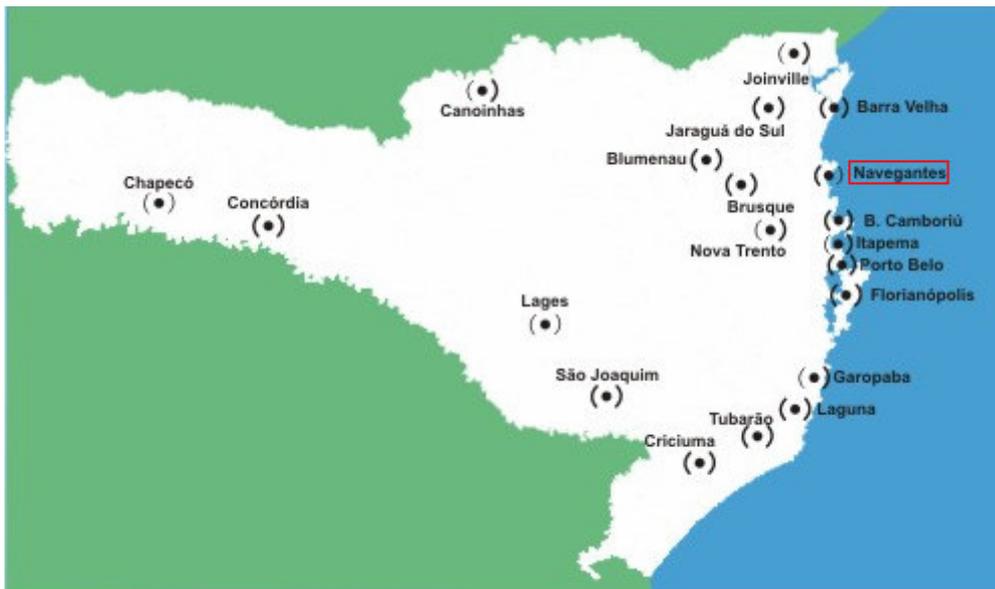


Figura 1: Localização do Município de Navegantes – SC.  
Fonte: Radar Sul (2009)



Figura 2: Localização do centro do Município de Navegantes – SC.  
Fonte: Imobiliária Princípios (2008)

Segundo Santa Catarina (2008), Navegantes possui uma colonização açoriana tendo uma população de 52.638 habitantes distribuída numa área de 111,461 km<sup>2</sup> e localização no Vale do Itajaí, a 92km de Florianópolis.

#### 4.1. Pesquisa de mercado

Foi realizada uma pesquisa de mercado de terrenos na área de estudo para o levantamento dos dados do presente trabalho.

A pesquisa foi realizada junto às imobiliárias que atuam na região, anúncios nos jornais, e através de placas colocadas nos terrenos à venda, em maio de 2007. O mercado imobiliário local, nesta época passou por uma forte fase especulativa, devido à recente entrada em operação do porto de Navegantes, o que fez com que

## **XV COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SP - 2009**

não fossem encontrados muitos imóveis em oferta. Por isso, esta primeira etapa, foi complementada por outra realizada em outubro de 2008. Mesmo assim, conseguiu-se informações correspondentes a apenas 39 terrenos.

As características levantadas para os terrenos incluídos na amostra foram as seguintes: área total, frente, profundidades, infra-estrutura existente (energia, água, esgoto, pavimentação, transporte próximo, coleta de lixo), arborização, distância ao principal pólo de valorização (distância ao mar), pedologia, topografia e posição do terreno na quadra.

A partir do seu endereço (confirmado com visita ao local), cada terreno foi marcado num mapa georreferenciado fornecido pela prefeitura municipal, de onde foram obtidas as respectivas coordenadas UTM.

A localização dos dados da amostra na área de estudo é mostrada na Figura 3.



Figura 3: Localização dos dados amostrais.

#### 4.2. Definição das variáveis

Foram usadas as seguintes variáveis:

- Valor Unitário (VU): Variável dependente, contínua, medida em reais por metro quadrado.
- Área (AR): variável contínua, medida em  $m^2$ .

## XV COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SP - 2009

- Frente (FR): variável contínua, medida em metros
- Período (PE): variável dicotômica que representa o período da coleta dos dados, sendo atribuído o número 1 (um) para o período de outubro de 2008 e o número 0 (zero) para o período de maio de 2007.
- Distância até o Mar (DM): variável contínua, medida em metros (seguindo-se o caminho até a praia e não em linha reta).

### 5. RESULTADOS E ANÁLISES

#### 5.1. Modelagem do mercado imobiliário

O mercado imobiliário foi representado usando modelos de regressão linear pelo método dos mínimos quadrados ordinários e modelos de regressão espacial. O uso combinado destes modelos com a krigeagem ordinária permitiu uma visão do comportamento do valor dos imóveis em toda a região estudada, de forma contínua.

##### 5.1.1. Modelo de regressão pelo método dos mínimos quadrados ordinários

Foram testadas várias equações de regressão para as variáveis, assim como interações entre as variáveis independentes para encontrar um modelo que possa explicar melhor a formação do valor dos terrenos no bairro centro do município de Navegantes-SC.

O melhor modelo de regressão encontrado foi o seguinte:

$$VU^{1/2} = 58,42962 - 8,015624 \cdot \ln[AR] + 0,00831112 \cdot [FR]^2 - 0,0007719959 \cdot [DM] + 1,918728 \cdot [PE]$$

Onde:

VU = valor unitário do terreno (R\$/ m<sup>2</sup>);  
AR = área do terreno (m<sup>2</sup>);  
FR = frente principal do terreno (m);  
DM = distância do mar, pela estrada (m);  
PE = período.

A Tabela 1 apresenta os valores e estatísticas correspondentes ao modelo de regressão linear múltipla, onde se pode observar o coeficiente de determinação, a significância dos regressores e os respectivos sinais, bem como as significâncias dos regressores.

		Coeficiente	Significância
Variáveis independentes	Constante	58,42962	0,0000000
	LN(AR)	-8,015624	0,0000000
	FR <sup>2</sup>	0,008311	0,0000000
	DM	-0,000771	0,0295404
	PE	1,918728	0,0000000
Variável dependente	VU <sup>(1/2)</sup>		
R <sup>2</sup>	0,946840		
R <sup>2</sup> ajustado	0,940585		
F-estatístico	5,86322		
Prob (F-estatístico)	3,69E-021		
Erro padrão estimado	0,685519		
Números de observações	39		

Tabela 1: Resultados da regressão pelo método dos mínimos quadrados ordinários.

Pode-se observar que os coeficientes de todas as variáveis são significativos com nível de confiança superior a 97%, e o modelo é classificado, neste aspecto, como sendo de grau III segundo a NBR 14.653-2004.

### 5.1.2. Construção do semivariograma

A partir da estimação do valor unitário dos terrenos foi calculado o semivariograma experimental.

O semivariograma isotrópico ou omnidirecional, que é calculado sem considerar nenhuma direção preferencial, aparece na Figura 4.

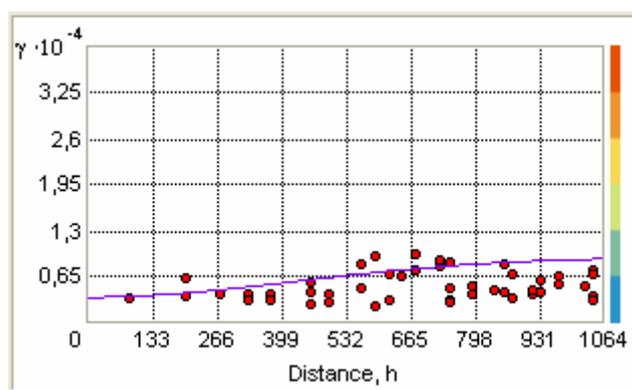


Figura 4: Semivariograma experimental do VU.

Para analisar possíveis efeitos de anisotropia são construídos semivariogramas para outras direções. A partir destes, foi comprovada a existência de anisotropia nos dados como pode ser observado nas Figuras 5 e 6.

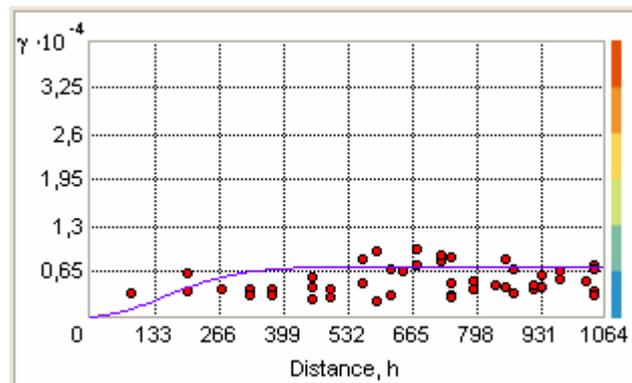


Figura 5. Semivariograma experimental do VU para direção 0°.

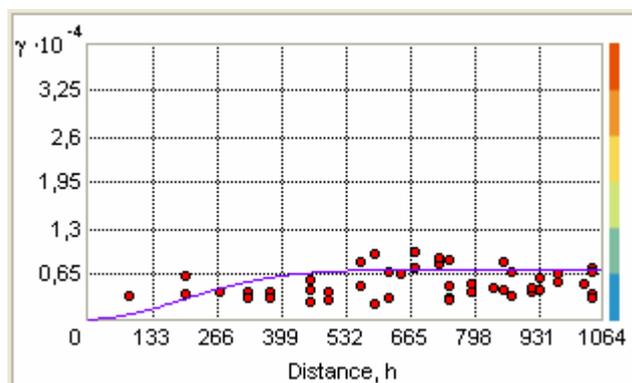


Figura 6. Semivariograma experimental do VU para direção 90°.

Estas figuras mostram os semivariogramas direcionais para as direções 0 e 90 graus. Estas duas direções são as que apresentam semivariogramas com menor e maior alcances respectivamente sendo, portanto, as direções principais de anisotropia.

A partir da análise das Figuras 5 e 6 pode ser comprovado que a influência entre observações na direção 0° é mais reduzida que na direção 90°. Apesar de terem alcances diferentes entre si, o patamar observado em ambos semivariogramas tem valor semelhante, caracterizando anisotropia geométrica do valor unitário.

O alcance do semivariograma teórico, estimado pelo *software* usado (ArcView), foi de 760 metros.

### 5.1.3. Determinação da matriz de vizinhança e testes de autocorrelação espacial

Inicialmente, foi construída uma matriz de vizinhança  $W$  baseada na distância indicada pelo semivariograma, onde o gradiente de variação se estabilizou aproximadamente a partir dos 750 metros de distância.

Com a matriz de vizinhança determinada, foram calculadas as estatísticas correspondentes aos testes de autocorrelação espacial de Moran's  $I$  e também os testes do Multiplicador de Lagrange (LM). Na Tabela 3 pode-se observar os resultados.

**XV COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE AVALIAÇÕES  
E PERÍCIAS - IBAPE/SP - 2009**

<b>TESTE</b>	<b>VALOR</b>	<b>PROBABILIDADE</b>
Moran's I	-0,7612984	0,4464787
LM (lag)	2,9734455	0,0846414
LM robusto (lag)	2,0638115	0,1508325
LM (erro)	1,3318228	0,2484812
LM robusto (erro)	0,4221888	0,5158469

Tabela 3: Testes de autocorrelação espacial do modelo.

Esses resultados apontam para uma autocorrelação espacial nos resíduos do modelo de regressão por mínimos quadrados, conforme o teste LM (lag). Sendo assim, o modelo da defasagem espacial foi o escolhido.

Foram testadas ainda outras matrizes de vizinhança e feitos os correspondentes testes de correlação espacial. O objetivo foi verificar se o alcance indicado pelo semivariograma é realmente a melhor distância a ser usada na matriz que define as relações de proximidade, quando do uso de modelos de regressão espacial. No presente caso, algumas distâncias testadas resultaram em modelos com estatísticas relativas à aderência (Log likelihood, Akaike, Schwartz) semelhantes àquelas obtidas com a distância sugerida pelo semivariograma. Entretanto, não foram obtidos modelos melhores para a estimação dos valores unitários, que refletissem a realidade do local.

#### **5.1.4. Regressão espacial para as variáveis formadoras de valor dos terrenos**

A regressão espacial que melhor explicou a formação do valor dos terrenos do município de Navegantes-SC foi aquela que usou a matriz de vizinhança de até 760 metros. A Tabela 4 apresenta os resultados.

<b>Variável</b>	<b>Coefficiente</b>	<b>Erro Padrão</b>	<b>Valor z</b>	<b>Probabilidades</b>
W_VU <sup>(1/2)</sup>	-0,269733	0,169977	-1,586875	0,1125409
Constante	61,64725	3,68899	16,71115	0,0000000
LN(AR)	-7,864947	0,546746	-14,385	0,0000000
FR^2	0,008224	0,000365	22,52642	0,0000000
DM	-0,000870	0,000311	-2,793423	0,0052155
PER	1,929773	0,206229	9,357418	0,0000000

Tabela 4. Resultados do modelo da defasagem espacial.

O coeficiente autorregressivo espacial é estimado como  $-0,2697333$ , e é significativo ( $p = 0,1125409$ ).

A estatística z corresponde na regressão por máxima verossimilhança ao valor t no método de mínimos quadrados. As probabilidades indicam o grau de significância de cada variável de forma análoga que na regressão por mínimos quadrados.

A regressão espacial da defasagem mostrou uma pequena melhora em todas as estatísticas, em comparação com a regressão pelo método dos mínimos quadrados. Na Tabela 5 pode-se observar esses resultados.

**XV COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE AVALIAÇÕES  
E PERÍCIAS - IBAPE/SP - 2009**

	Modelo da defasagem espacial	Modelo dos mínimos quadrados
Log Likelihood	-36,4212	-37,9376
Critério de Akaike	84,8425	85,8751
Critério de Schwarz	94,8238	94,193
Erro padrão da regressão	0,614719	0,685519
Erro padrão da estimativa (R\$)	R\$ 20,49	R\$ 20,90

Tabela 5: Resultados do modelo da defasagem e de mínimos quadrados.

O logaritmo da verossimilhança aumentou de -37,9376 para -36,4212, o erro padrão da regressão diminuiu de R\$ 20,90 para R\$ 20,49.

Na Tabela 7, pode-se observar que o modelo de defasagem espacial teve uma melhora em relação ao erro relativo médio: no modelo dos mínimos quadrados foi de 7,48% e o modelo da defasagem espacial foi de 7,10%. Apesar das diferenças entre o modelo dos mínimos quadrados e o modelo da defasagem espacial não serem muito grandes, este último é conceitualmente mais adequado, apresentando, portanto, resultados mais confiáveis.

**XV COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE AVALIAÇÕES  
E PERÍCIAS - IBAPE/SP - 2009**

<b>CÓDIGO</b>	<b>VUcampo</b>	<b>VU(MQ)</b>	<b>VU(DE)</b>	<b>e(MQ)</b>	<b>e(DE)</b>	<b>VU(DE)/VU(MQ)</b>
NAV001	594,65	555,76	554,82	-6,54%	-7,18%	-0,17%
NAV002	421,23	441,29	435,80	4,76%	3,34%	-1,24%
NAV004	200,00	188,37	188,04	-5,81%	-6,36%	-0,17%
NAV005	189,87	173,89	179,00	-8,42%	-6,07%	2,94%
NAV006	185,87	214,58	216,75	15,44%	14,25%	1,01%
NAV007	199,00	234,08	221,94	17,63%	10,33%	-5,19%
NAV009	197,13	191,94	187,30	-2,64%	-5,25%	-2,42%
NAV011	306,28	296,83	303,39	-3,09%	-0,95%	2,21%
NAV012	230,41	224,23	223,17	-2,69%	-3,25%	-0,47%
NAV013	150,68	135,21	138,36	-10,27%	-8,91%	2,33%
NAV014	332,03	323,72	324,67	-2,50%	-2,27%	0,30%
NAV015	165,44	195,60	195,38	18,23%	15,32%	-0,11%
NAV016	130,21	128,45	128,93	-1,35%	-0,99%	0,37%
NAV017	126,40	137,70	137,16	8,94%	7,84%	-0,40%
NAV018	119,33	114,61	116,71	-3,96%	-2,25%	1,83%
NAV019	166,67	183,20	183,12	9,92%	8,99%	-0,04%
NAV020	215,91	202,59	203,89	-6,17%	-5,90%	0,64%
NAV021	137,36	128,29	129,84	-6,61%	-5,79%	1,21%
NAV023	138,12	128,44	129,97	-7,01%	-6,27%	1,20%
NAV024	131,87	149,82	142,01	13,61%	7,14%	-5,21%
NAV025	206,08	221,79	221,18	7,62%	6,82%	-0,28%
NAV026	341,88	349,68	359,04	2,28%	4,78%	2,68%
NAV027	376,81	389,94	400,59	3,49%	5,94%	2,73%
NAV028	218,07	221,43	225,81	1,54%	3,43%	1,98%
NAV029	200,62	211,65	214,12	5,50%	6,31%	1,17%
NAV030	170,94	197,04	201,71	15,27%	15,25%	2,37%
NAV031	181,06	194,72	197,21	7,55%	8,19%	1,28%
NAV032	229,89	197,43	198,99	-14,12%	-15,52%	0,79%
NAV033	228,57	206,81	209,94	-9,52%	-8,87%	1,52%
NAV034	284,28	244,30	246,37	-14,06%	-15,39%	0,85%
NAV035	308,22	309,64	310,27	0,46%	0,66%	0,21%
NAV036	248,34	232,46	233,42	-6,39%	-6,39%	0,41%
NAV037	223,21	234,93	238,15	5,25%	6,27%	1,37%
NAV038	279,72	246,54	241,92	-11,86%	-15,62%	-1,87%
NAV039	267,56	233,21	233,39	-12,84%	-14,64%	0,08%
NAV040	333,33	343,08	342,89	2,92%	2,79%	-0,05%
NAV041	217,39	230,18	225,06	5,88%	3,41%	-2,22%
NAV042	219,44	222,97	213,10	1,61%	-2,97%	-4,43%
NAV043	252,10	273,65	266,20	8,55%	5,30%	-2,72%
<b>Desvio Médio</b>				<b>7,48%</b>	<b>7,10%</b>	<b>0,94%</b>

Tabela 7: Valores calculados em m<sup>2</sup> para a amostra.

Com:

VUcampo: valor unitário observado em campo;  
VU(MQ): valor unitário calculado pelo método de mínimos quadrados;  
VU(DE): valor unitário calculado pelo método da defasagem espacial;  
e(MQ): erro no método de mínimos quadrados;  
e(DE): erro no método da defasagem espacial.

### **5.1.5. Modelagem da estrutura espacial para a krigeagem**

Analisando o semivariograma experimental apresentado no item 5.1.2, pode-se observar a existência de um padrão de variação espacial que pode ser modelado pelo modelo teórico gaussiano de semivariograma, que permite uma variação mais intensa no início do semivariograma. Os parâmetros do semivariograma gaussiano, definidos pelo software, podem ser observados na Tabela 2.

<b>Parâmetro</b>	<b>Notação</b>	<b>Valor</b>
Efeito pepita	Co	100
Patamar	C	7100
Alcance	A	760
Ângulo de Anisotropia	$\alpha$	90°
Fator de Anisotropia	F	2

Tabela 2: Parâmetros do semivariograma estimado.

O alcance máximo da dependência espacial foi de 760 metros na direção 90°, com fator de anisotropia igual a 2 em relação à direção 0°.

Após a definição dos parâmetros do semivariograma, efetuou-se a krigeagem dos valores.

### **5.1.6. Krigeagem ordinária**

Utilizando os parâmetros do semivariograma, foi realizada a krigeagem ordinária da variável VU calculado para os dados coletados em campo.

Na krigeagem da Figura 7 podem ser observadas as áreas com maior e menor valor conforme o gradiente de cores, o que permite uma análise visual rápida e simples.

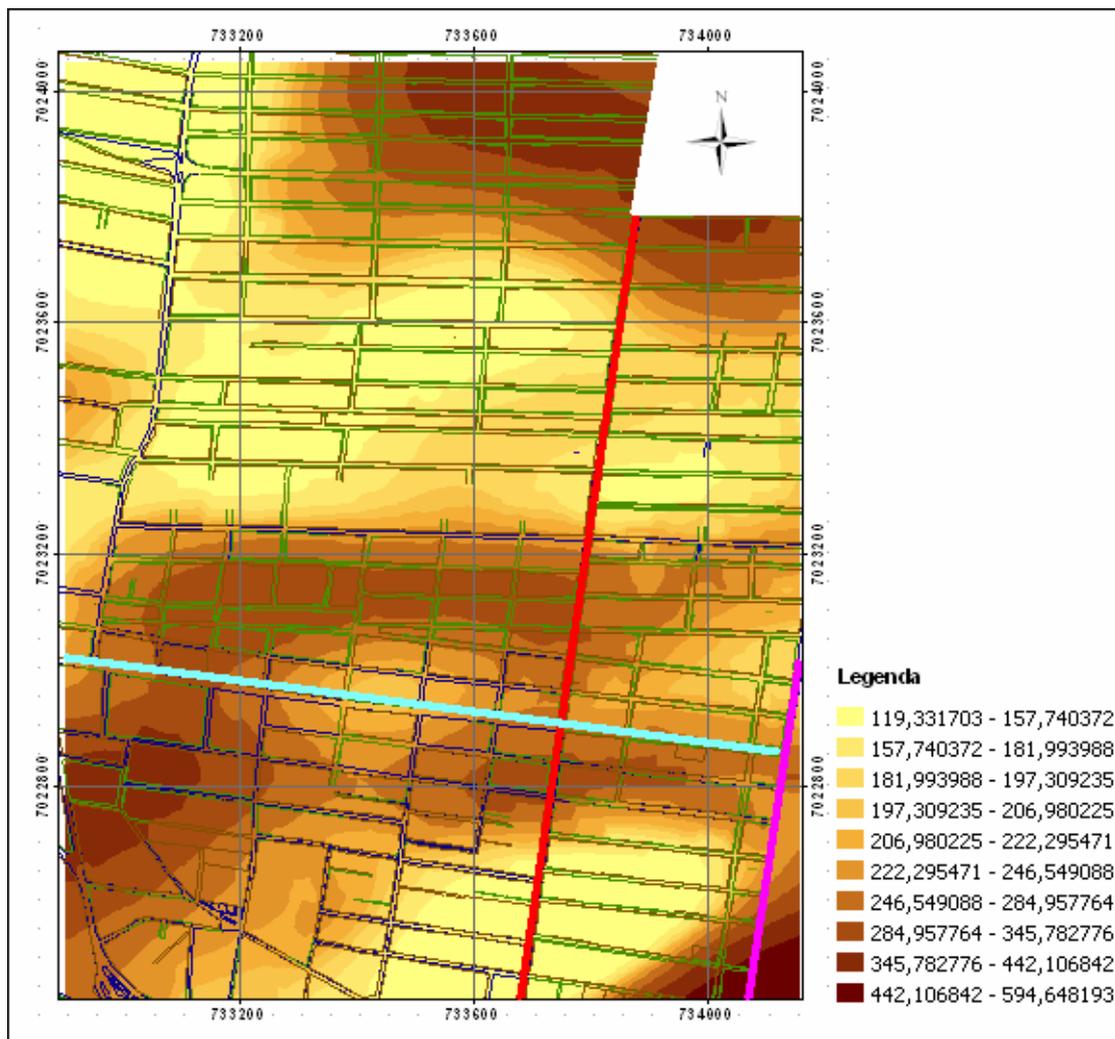


Figura 7: Krigagem da variável VU para os dados coletados em campo.

A questão que se coloca neste ponto é se as interpolações feitas pela krigagem representam bem o mercado imobiliário local, dado que os pontos levantados em campo estavam dispersos entre si, de maneira bem irregular, como é comum em trabalhos deste tipo. Afinal, um modelo matemático-estatístico não representaria melhor este mercado?

Para responder à estas questões, criou-se uma malha de pontos mais densa, conforme mostrado na Figura 8.



Figura 8: Malha de pontos (levantados e criados).

O próximo passo foi determinar os valores unitários destes pontos, usando os modelos de regressão linear clássica e de regressão espacial. Em seguida, fez-se sobre esta malha de pontos, novas krigeagens.

Estes procedimentos são detalhados a seguir.

**5.1.7. Krigagem ordinária a partir da malha de pontos usando método MQO**

A partir da estimação do valor unitário dos terrenos calculados para uma malha de pontos (Figura 8), foi calculado um novo semivariograma experimental.

O semivariograma apresenta um alcance e patamar definidos, onde o gradiente de variação se estabiliza a partir dos 760 metros de distância como pode ser observado na Figura 9.

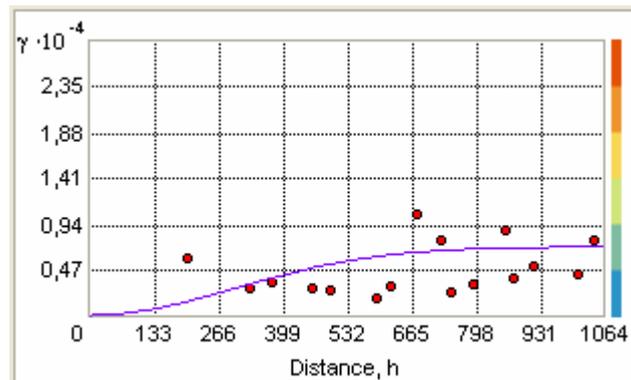


Figura 9: Semivariograma experimental do VU para direção 90°.

Analisando o semivariograma experimental, pode-se observar a existência de um padrão de variação espacial que pode ser modelado pelo modelo teórico gaussiano de semivariograma. Os parâmetros do semivariograma gaussiano encontrado podem ser observados na Tabela 7.

<b>Parâmetro</b>	<b>Notação</b>	<b>Valor</b>
Efeito pepita	Co	100
Patamar	C	7100
Alcance	A	760
Ângulo de Anisotropia	$\alpha$	90°
Fator de Anisotropia	F	1,3818

Tabela 7. Parâmetros do semivariograma teórico da malha de pontos (VU obtido por regressão clássica).

O alcance máximo da dependência espacial é de 760 metros na direção 90o enquanto que o fator de anisotropia é igual a 1,3818 em relação à direção de 0°.

Após ter-se definido estes parâmetros para o semivariograma, fez-se a krigagem dos valores. O resultado é apresentado na Figura 10.

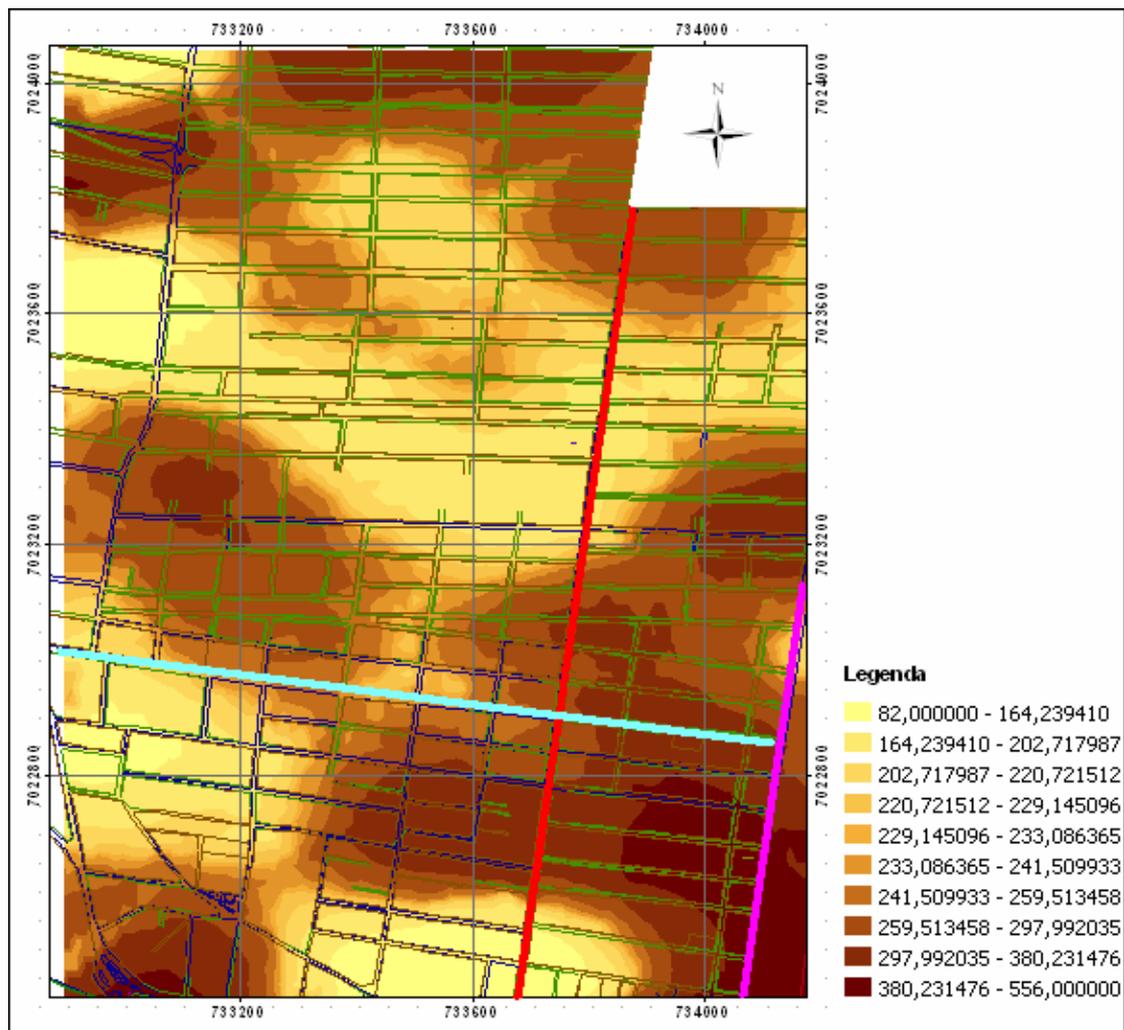


Figura 10. Krigagem para a malha de pontos (VU obtido por regressão clássica).

### 5.1.8. Krigagem ordinária a partir da malha de pontos usando método de regressão espacial

O novo semivariograma apresenta um alcance e patamar definidos, onde o gradiente de variação se estabiliza a partir dos 760 metros de distância, como pode ser observado na Figura 11.

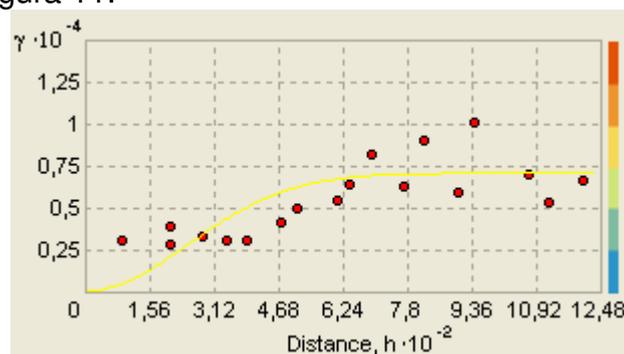


Figura 11: Semivariograma experimental do VU para direção 90°.

**XV COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE AVALIAÇÕES  
E PERÍCIAS - IBAPE/SP - 2009**

Analisando o semivariograma experimental pode-se observar a existência de um padrão de variação espacial que pode ser modelado pelo modelo teórico gaussiano de semivariograma. Os parâmetros do semivariograma gaussiano encontrado podem ser observados na Tabela 8.

<b>Parâmetro</b>	<b>Notação</b>	<b>Valor</b>
Efeito pepita	Co	100
Patamar	C	7100
Alcance	A	760
Ângulo de Anisotropia	$\alpha$	90°
Fator de Anisotropia	F	2,5333

Tabela 8: Parâmetros do semivariograma teórico da malha de pontos (VU obtido por regressão espacial).

O alcance máximo da dependência espacial é de 760 metros na direção 90o enquanto que o fator de anisotropia é igual a 2,5333 em relação à direção direção 0°.

Após ter-se definido os parâmetros do semivariograma, fez-se a krigeagem dos valores. A Figura 12 mostra os resultados obtidos.

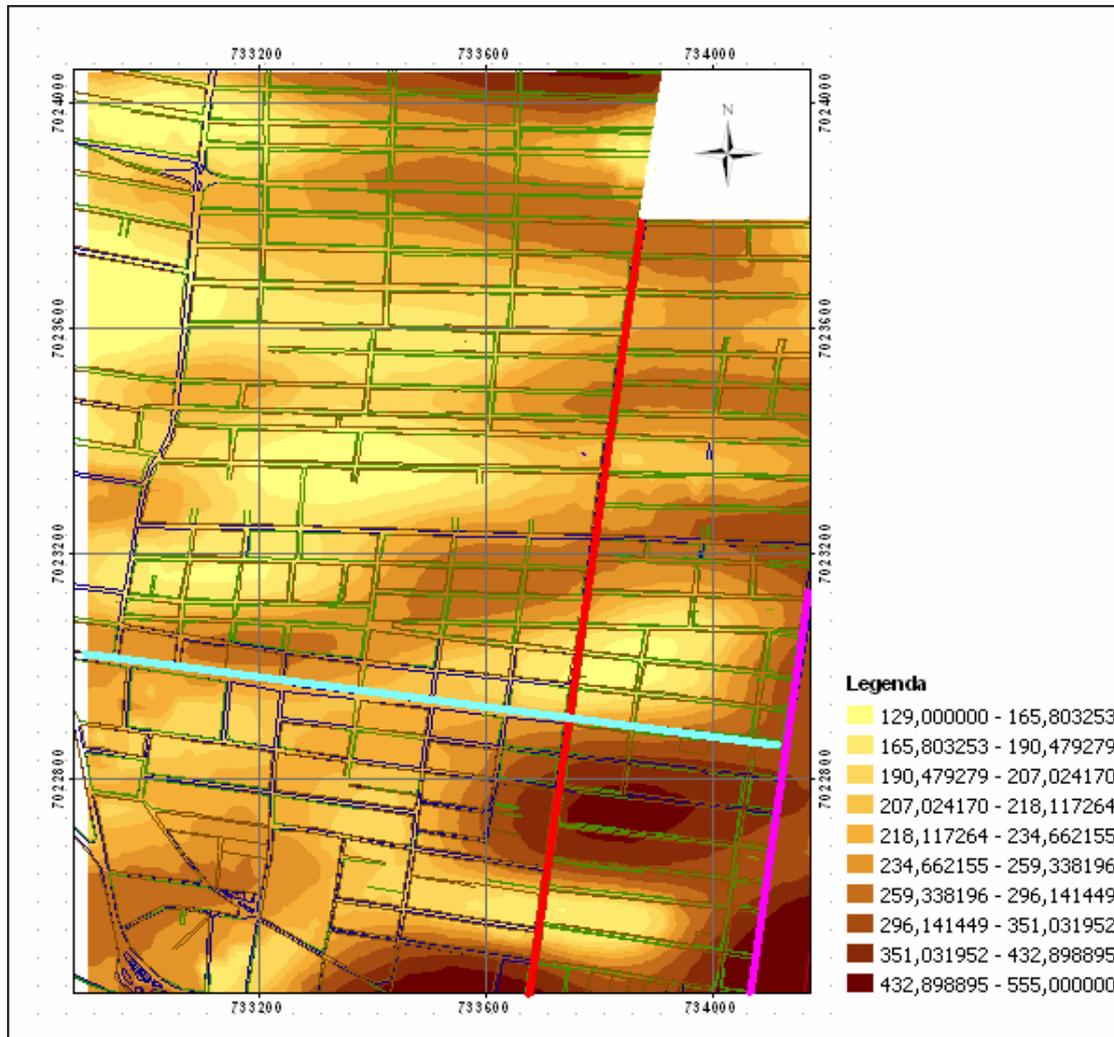


Figura 12: Krigagem para a malha de pontos (VU obtido por regressão espacial).

### 5.1.9. Comparação das três Krigagens

As três krigagens apresentaram resultados substancialmente diferentes entre si. Colocando-se as Figuras 7, 10 e 12 lado a lado, pode-se fazer facilmente esta constatação.

Qual delas apresentou o melhor resultado? A resposta à esta pergunta pode ser obtida confrontando-se estes resultados o a realidade do mercado imobiliário local.

# XV COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SP - 2009

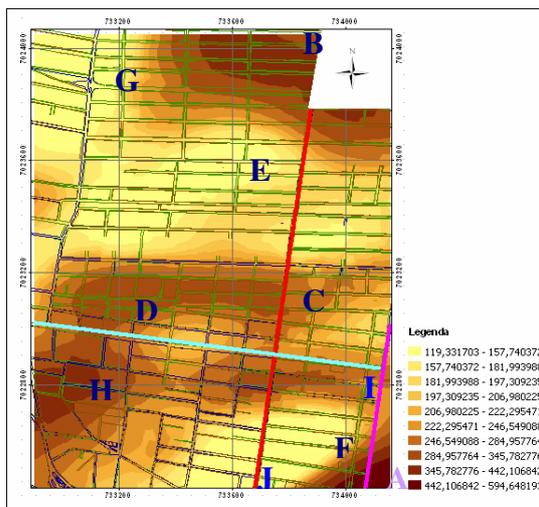


Figura 7. Krigagem usando os dados de campo

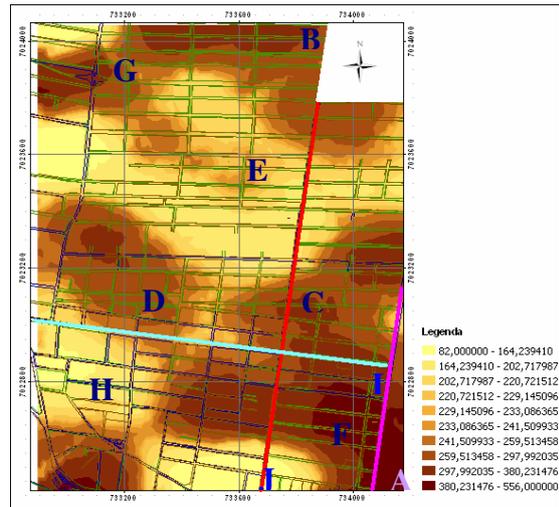


Figura 10. Krigagem usando a malha de pontos (VU obtidos por regressão clássica)

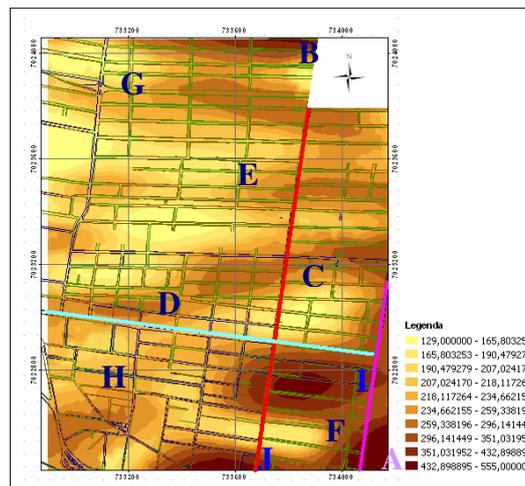


Figura 12. Krigagem usando a malha de pontos (VU obtidos por regressão espacial)

Foi a Krigagem da Figura 12 que melhor representou a realidade do mercado imobiliário local, conforme apresentado nas análises abaixo.

Como era de se esperar, as regiões mais valorizadas foram às regiões “A”, “B”, “I” e “J” como pode ser observado na Figura 12.

Área A: é uma área onde estão sendo construídos alguns prédios residenciais e também pela proximidade do mar fazendo com que a área seja mais valorizada. Essa área é semelhante nas três krigagens, sendo que na Figura 10 ela se estende mais, não condizendo com a realidade do local.

Área B: é uma área que fica entre o bairro centro e o bairro meia praia. É uma área que tem um crescimento de construções de padrão superior em relação às outras áreas do bairro em estudo. A diferença entre a krigagem da Figura 12 para as outras duas é que nas krigagens das Figuras 7 e 10 essa área se estende para uma área que não é valorizada mesmo sendo próxima ao mar. A krigagem feita usando a regressão espacial levou em conta os vizinhos mais próximos (até uma

## XV COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SP - 2009

distância de 760 metros, definidos pelo semivariograma experimental), enquanto que a regressão clássica não conseguiu detectar essa baixa valorização. Já a krigeagem feita apenas com os dados coletados em campo não refletiu a realidade, pois havia poucos dados coletados nesta área.

Área C: é uma área comercial e é cortada pela AV Pref. José Juvenal Mafra (representada em vermelho nas figuras acima) e que é uma avenida importante da cidade.

Área D: também é uma área comercial, cortada por outra avenida importante da cidade (Av. Cons. João Gaya) representada nas figuras acima em cor azul claro. Entretanto, na Figura 12 pode-se perceber que essa área de valorização é menor e com os valores unitários menores do que na Figura 9. Isto se explica pelo fato que na krigeagem feita com os dados coletados haviam poucas observações e os resultados da Figura 12 foram gerados a partir de pontos calculados com o modelo de regressão espacial da defasagem. Na krigeagem da Figura 10, feita usando a malha de pontos calculada pelo método clássico, essa área de valorização é também maior.

Área E: é uma região pouco valorizada como pode ser melhor percebido nas Figuras 7 e 12.

Área F: é outra região pouco valorizada. Ela, como pode ser observado nas krigeagens das Figuras 7 e 12, está próxima de áreas mais valorizadas, mas sua pouca valorização se deve pelo fato dela ainda não ter uma procura muito grande. Já a krigeagem da Figura 10 mostra uma valorização que não existe no local.

Área G: também é uma área de baixa valorização, mas isso se deve por essa área ser muito afastado do mar e também por ser uma área mais pobre do bairro. Esta baixa valorização pode ser observado nas krigeagens das figuras 9 e 12, enquanto a Figura 10 mostra uma valorização que não existe de fato.

Área H: é mais uma área comercial do bairro, por este motivo ela tem uma valorização. Pode-se observar uma diferença entre as três krigeagens, pois nas Figuras 7 e 10 a extensão de valorização é maior assim como o valor unitário, fato que não condiz com a realidade do local, sendo que a Figura 17 representa melhor esta região.

Área I: é uma área também residencial que está em crescimento com construções de alto padrão. Na krigeagem da Figura 7 não pode ser constatado essa maior valorização, pois nesta área houve poucos dados coletados, sendo que a krigeagem apenas interpolou valores entre os vizinhos não muito próximos. E na krigeagem da Figura 10 foi utilizada a equação dos mínimos quadrados ordinários para gerar valores em alguns pontos nas áreas onde houve pouco dados coletados, mas essa equação se mostrou pouco eficiente, pois os novos valores calculados não condizem com a realidade do local, pois essa área se estende demais. Entretanto na krigeagem da Figura 12 foram usados pontos gerados pela equação da defasagem espacial, gerando valores para a mesma área mais condizentes com a realidade do local.

Área J: é uma das principais áreas comerciais da cidade sendo por esse motivo valorizada, fato que não pode ser observado nas Figuras 7 e 10. Na primeira situação, houve poucos dados coletados e na segunda, os valores gerados, apoiados nos pontos calculados pela regressão clássica, não representaram essa valorização.

## XV COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SP - 2009

Por fim, conclui-se que os resultados da krigeagem da Figura 12 apresentaram coerência com a realidade da área de estudo. As krigeagens representadas nas Figuras 7 e 10 não condizem muito com realidade. Isto se explica porque no primeiro caso as interpolações feitas pela krigeagem foram feitas entre espaços por demais amplos e, no segundo caso, a malha densa de pontos foi gerada por um modelo que não levou em conta a influência da vizinhança.

### 5.2. Análise de performance da avaliação em massa

Os resultados obtidos pelo modelo de regressão mostram uma boa capacidade de predição.

Para analisar o desempenho do modelo de regressão para a avaliação em massa, foi considerada a recomendação da IAAO (*International Association of Assessing Officers*) de estudos de *ratios* para avaliações em massa.

Foram calculados os valores correspondentes da mediana de quocientes de avaliação (*ratios*), e o coeficiente de dispersão (COD).

Na Tabela 9 podem ser observados esses resultados.

ESTATÍSTICA	TERRENOS
Razão de Mediana	0,9906
Razão de Média	1,0059
COD	1,5424

Tabela 9: Parâmetros de desempenho da avaliação em massa.

Os parâmetros observados devem ser comparados com os valores da Tabela 10 que apresenta os valores recomendados pela IAAO.

ESTATÍSTICA	VALORES RECOMENDADOS
Mediana dos <i>ratios</i> de avaliação	Entre 0.9 e 1.1
COD terrenos	<20.0

Tabela 10: Valores padronizados para avaliação em massa propostos pela IAAO.

Como pode ser observado, os resultados obtidos estão dentro dos parâmetros exigidos pela IAAO, portanto o modelo é satisfatório.

### 5.3. Elaboração da planta de valores genéricos de terrenos

Usando-se os resultados do uso combinado do modelo de defasagem espacial e da krigeagem ordinária (Figura 12) calculou-se a planta de valores genéricos dos terrenos da área de estudo, por face de quadra. O resultado é na Figura 13.

# XV COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE AVALIAÇÕES E PERÍCIAS - IBAPE/SP - 2009

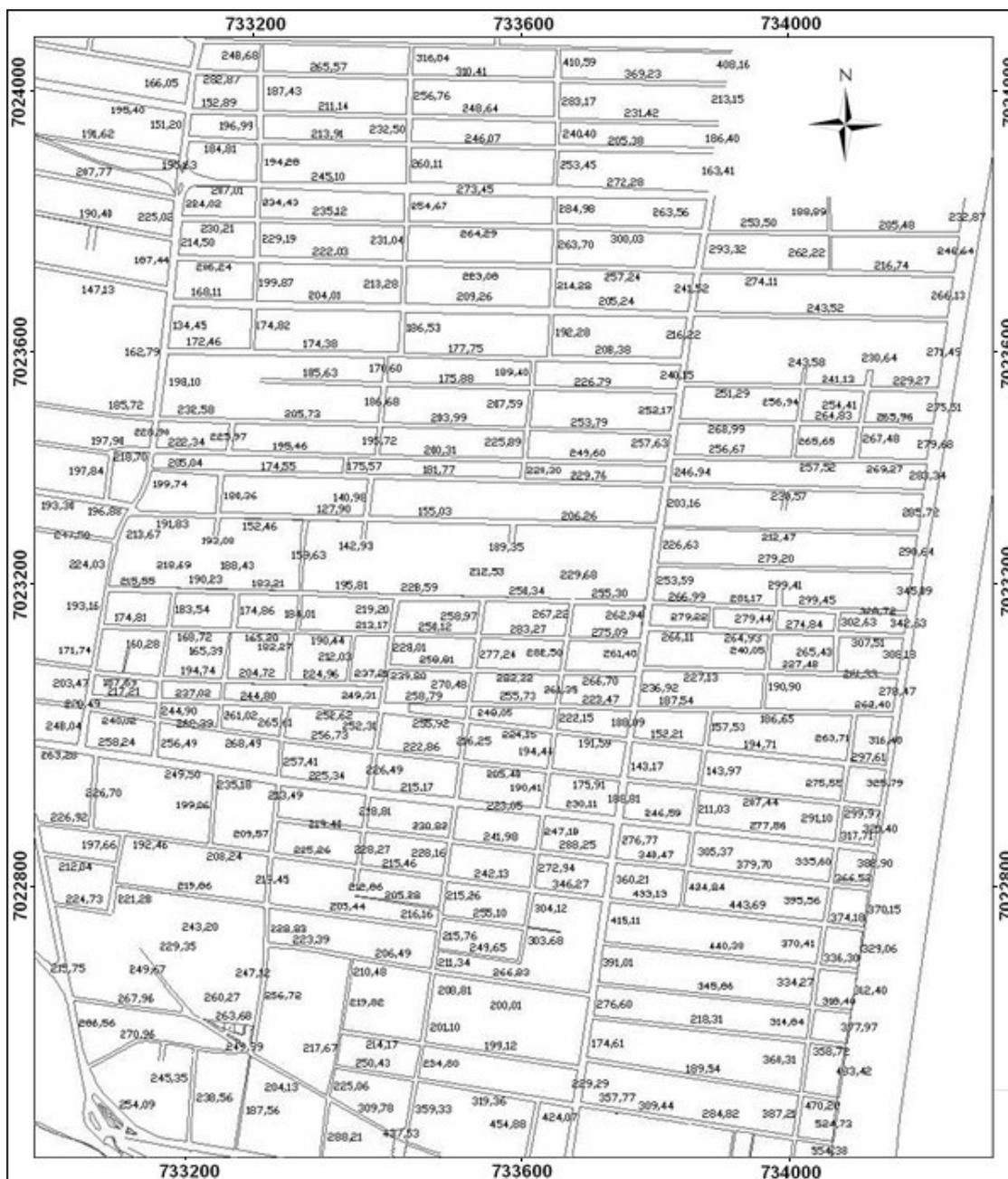


Figura 13: Planta de valores genéricos de terrenos (R\$/m<sup>2</sup>) da área de estudo.

## 6. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

### 6.1. Conclusões

#### 6.1.1. Sobre regressão e autocorrelação espacial

No caso estudado, comprovou-se a existência de autocorrelação espacial nos resíduos do modelo de regressão por mínimos quadrados.

O modelo de regressão com defasagem espacial mostrou um poder de explicação maior em relação ao modelo de regressão por mínimos quadrados para

as variáveis formadoras de valor. O uso de modelo de regressão linear clássico (método dos mínimos quadrados ordinários), apesar de apresentar resultados semelhantes para os valores unitários estimados para os imóveis da amostra, resultou numa modelagem equivocada do mercado imobiliário local. Isto se explica porque este modelo não levou em conta a influência da vizinhança quando este efeito deveria ter sido considerado. Ou seja, apresentou erro de especificação.

#### **6.1.2. Sobre construção da matriz de vizinhança**

A matriz de vizinhança foi obtida através do semivariograma experimental utilizando os dados coletados em campo. Entretanto, deve-se ter o cuidado quando se faz uso desta distância, pois nem sempre a distância obtida através do semivariograma vai ser a melhor distância para a matriz de vizinhança. Outras distâncias devem ser testadas nas equações de regressão para que se possa ter segurança de que está é a melhor distância.

#### **6.1.3. Sobre o uso combinado da regressão espacial e da geoestatística**

O modelo de regressão da defasagem espacial usado comprovou ser adequado, confirmando os testes de autocorrelação espacial nos resíduos do modelo de mínimos quadrados.

O semivariograma experimental mostrou ser uma ferramenta muito importante para definir a distância a ser usada na construção da matriz de vizinhança, necessária para uso da regressão espacial.

A krigagem serviu para gerar valores entre os vizinhos, pois dificilmente se obtém dados na coleta em campo para toda a área estudada. Entretanto deve ser lembrado que a Krigagem é um método de interpolação, que vizinhos muito afastados podem gerar erros na estimação dos valores unitários. Deste modo, o trabalho buscou solucionar o problema gerando uma malha mais densa de valores unitários para área estudada, utilizando a equação de regressão espacial encontrada.

#### **6.1.4. Sobre a aplicação do método para a elaboração de plantas de valores genéricos**

O método proposto permitiu a elaboração da planta de valores genéricos na área de estudo. O modelo apresentou um ajuste adequado para os valores unitários dos terrenos em toda a área considerada, de acordo com a análise de performance da avaliação em massa feita neste trabalho. Além disso, deve-se destacar que a krigagem permite gerar superfícies que permitem uma visualização simples e abrangente do comportamento dos valores de toda a área estudada.

**XV COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE AVALIAÇÕES  
E PERÍCIAS - IBAPE/SP - 2009**

**REFERÊNCIAS**

ABNT (ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS). Avaliação de imóveis urbanos: Norma **NBR – 14653-2**, Rio de Janeiro: ABNT, 2004.

ANSELIN, L. **Exploring Spatial Data with GeoDa™ : A Workbook**. Department of Geography, University of Illinois, 2005.

AYRES, A. **Como avaliar imóveis**. São Paulo: Editora Imobiliária, 1996.

CÂMARA Gilberto, et al. **Análise Espacial de Dados Geográficos**. São José dos Campos, INPE, 2003 - on-line (3a. edição, revista e ampliada). Dezembro 2004. <http://www.dpi.inpe.br/gilberto/tutoriais/analise/> Acesso: 10/02/2007

CÂMARA G.; DRUCK S.; CARVALHO, M. S.; MONTEIRO A. M. V.; CAMARGO E. C. G.; FELGUEIRA C. A. **Análise Espacial de Dados Geográficos**. Planaltina: Embrapa Cerrados; 2004.

CAMARGO, E. C. G.; FUCKS, S. D.; CÂMARA, G. **Análise Espacial de Superfícies**. In: **Análise Espacial. Capítulo 3**. INPE, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2002.

CAN, A. **The Measurement of Neighborhood Dynamics in Urban House Prices**. **Economic Geography**, vol. 66, pp. 254-272, 1990.

CAN, A. **Specification and estimation of hedonic housing price models**. **Regional Science and Urban Economics**, n. 22, pag. 453-474, 1992.

CAN, A. GIS and Spatial Analysis of Housing and Mortgage Markets. **Journal of Housing Research**, v.9, 1998.

DANTAS, R. A. **Modelos Espaciais Aplicados ao Mercado Habitacional um Estudo de Caso Para a Cidade do Recife**. Tese de Doutorado, Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2003.

DAVIS, P. The IAAO Standard on Ratio Studies: a Framework for Order and Progress in Assessment Performance Evaluation. **Anais do Seminário Internacional sobre Tributação Imobiliária**. Porto Alegre, 2001.

DELFINER, P.; DELHOMME, J. P. Optimum interpolation by Kriging. In: Davis, J. C.; McCullagh, M. J. ed. **Display and analysis of spatial data**. New York, John Wiley, 1975.

GALVÃO, M. L.; HORNBURG, R. A.; WEISE, A. D. Utilizando SIG como Ferramenta de Apoio na Confecção e Execução de Planta de Valores Genéricos. Estudo de caso Jurerê, Florianópolis, SC. **Anais do COBRAC 2008 · Congresso Brasileiro de Cadastro Técnico Multifinalitário**, 2008.

**XV COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE AVALIAÇÕES  
E PERÍCIAS - IBAPE/SP - 2009**

GONZÁLEZ, M. A. S. **Aplicação de Técnicas de Descobrimto de Conhecimento em Base de Dados e de Inteligência Artificial em Avaliações de Imóveis**. Tese de Doutorado, Universidade Federal de Rio Grande do Sul, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, 2002.

GUERRA P.A.G. **Geoestatística operacional**. Brasília: Departamento Nacional da Produção Mineral, 1988.

KREMPI, A. P. **Exploração recursos de estatística espacial para análise da acessibilidade na cidade de Bauru**. Dissertação de Mestrado, Universidade de São Paulo, Escola de Engenharia de São Carlos, 2004.

LOPES, S. B.; BRONDINO, N.C.M.; SILVA, A.N.R. **Análise Do Desempenho De Modelos De Regressão Espacial Na Previsão De Demanda Por Transportes**. In: XIV Congresso Panamericano de Ingeniería de Tránsito y Transporte, 2006, Las Palmas de Gran Canaria. XIV PANAM, 2006.

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

SALVIANO, A. A. C. **Variabilidade de atributos de solo e de Crotalaria juncea em solo degradado do município de Piracicaba-SP**. Tese de Doutorado, Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo. Piracicaba, 1996.

SERRANO, R. M.; VALCARCE, E. V. **Técnicas econométricas para El tratamiento de dados espaciales: La econometria espacial**. Edicions Universita de Barcelona. Barcelona, 2000.

SILVA, A.P. **Variabilidade espacial de atributos físicos do solo**. Tese de Doutorado, Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo. Piracicaba, 1988.

SILVA, E.; MENEZES, E. **Metodologia da pesquisa e elaboração de dissertação**. Florianópolis: Laboratório de ensino à distância, 2001.

SOARES, Amarindo Fausto. **Uso do Módulo “Análise” do SPRING (Versão 3.2.02) Para Estudos de Dados Climáticos**. Embrapa. Campinas – SP. 2002.

TRIVELLONI, C. A. P. **Método Para Determinação do Valor da Localização Com Uso de Técnicas Inferências e Geoestatísticas na Avaliação Em Massa de Imóveis**. Tese de Doutorado, Universidade Federal de Santa Catarina, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, 2005.

VERGARA, S. C.: **Métodos de Pesquisa em Administração**. São Paulo: Atlas, 2005.

**XV COBREAP - CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE AVALIAÇÕES  
E PERÍCIAS - IBAPE/SP - 2009**

ZIMBACK, C. R. L. **Geoestatística**. Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências Agrônomicas, 2003.