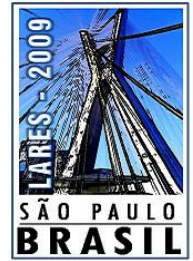




# 9ª Conferência Internacional da LARES

REAL ESTATE E OS EFEITOS DA CRISE FINANCEIRA



## Segmentação do mercado habitacional do município de São Paulo: Análise espacial de dados

### Housing marketing segmentation in the city of São Paulo: A data spatial analyses

Morettini, Maria Teresa Coelho<sup>1</sup>; Jungles, Antonio Edésio<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Universidade Federal de Santa Catarina, Brasil, [ecv3mtc@ecv.ufsc.br](mailto:ecv3mtc@ecv.ufsc.br)

<sup>2</sup> Universidade Federal de Santa Catarina, Brasil, [ecv1aej@ecv.ufsc.br](mailto:ecv1aej@ecv.ufsc.br)

**Palavras-chave:** segmentação, autocorrelação espacial, submercado habitacional.

#### ABSTRACT

On the housing market literature there is a consensus to adopt the existence of sub-markets and the recognition that the urban housing market should be portrayed as a set of distinct and inter-related sub-markets. It is important to understand how the metropolitan areas are divided into housing sub-markets for several reasons, including: increasing the accuracy of statistical models that are used to estimate the price of houses, improving the ability of lenders and investors in define the risk financing; provide information to the buyer to find a residence. Therefore, this study aims to determine the housing market segmentation in São Paulo using property data from the last ten years (3,590 vertical condominiums). The program GeoDa will be used, since it allows doing statistical tests from georeferenced data.

#### RESUMO

Na literatura sobre o mercado habitacional há um consenso em se adotar como hipóteses de trabalho a existência de submercados e o reconhecimento de que o mercado imobiliário urbano deveria ser retratado como um conjunto de submercados distintos e inter-relacionados. Entender como as áreas metropolitanas são repartidas em submercados habitacionais é importante por várias razões, entre as quais: aumentar a precisão dos modelos estatísticos que são utilizados para estimar o preço das residências; melhorar a habilidade de financiadores e investidores em precificar os imóveis reduzindo o risco associado ao processo e fornecer informações para o comprador para encontrar uma residência. Portanto, pretende-se neste trabalho verificar a segmentação do mercado habitacional no município de São Paulo utilizando dados dos lançamentos imobiliários dos últimos dez anos (3.590 condomínios verticais). Será utilizado o programa GeoDa, que permite a realização de testes estatísticos a partir de dados georreferenciados.

## 1. INTRODUÇÃO

O processo de decisão de investimentos para lançamento de novas construções, na etapa de análise de viabilidade, requer, além da avaliação interna, uma avaliação cuidadosa de oportunidades no ambiente externo à empresa.

O objetivo da análise do mercado habitacional é de reduzir riscos e incertezas inerentes à atividade empresarial e auxiliar o empreendedor a conceber um projeto rentável e que atenda as necessidades do público alvo. A empresa, ao procurar por um nicho atraente para definir seu mercado alvo, tem potencial para gerar maiores lucros pela especialização, pois um nicho envolve clientes com necessidades diferenciadas. Para Kotler e Keller (2006), o segmento de mercado compreende um grande grupo de consumidores que possuem as mesmas preferências, enquanto nicho é um grupo definido mais estritamente que procura por um *mix* de benefícios distintos. Enquanto os segmentos são grandes e atraem vários concorrentes, os nichos são pequenos e atraem uma ou duas empresas. Em geral, para se identificar nichos de mercado, deve-se subdividir os segmentos.

O mercado habitacional é incomum em termos de complexidade e dimensões. A complexidade deriva da natureza heterogênea do produto, pois cada residência é única, imóvel e tem preço alto (Galster, 1996). Em grandes áreas metropolitanas, considerar que o mercado seja unitário é demasiado simplista, pois pode haver importantes descontinuidades por toda a região (Bourassa et al, 1997).

Devido a duas características da habitação, sua imobilidade espacial e sua durabilidade, a dimensão espacial desempenha um papel importante no mercado habitacional e, a análise de um conjunto de habitações de uma zona urbana revela que, em cada local existem semelhanças entre as residências. A influência da dimensão espacial no mercado habitacional urbano faz com que este seja separado em uma série de submercados quase independentes. (Ball e Kirwan, 1977).

Existe uma ampla literatura que suporta teoricamente a existência de submercados habitacionais, porém não há consenso sobre como deve ser o modelo destes (Watkins, 2001). A estrutura conceitual para análise do mercado habitacional foi desenvolvida por economistas dos Estados Unidos nos anos 1950 e 60 e a análise de regressões é a técnica mais freqüentemente utilizada desde os anos 1970. Após a década de 1990, o foco tem sido o desenvolvimento de modelos que detectam a influência de efeitos espaciais. A econometria espacial é relevante no estudo do mercado habitacional porque leva em conta explicitamente à influência da localização espacial nos modelos, e, de acordo com Anselin (2002), têm recebido mais atenção nos últimos anos, como os estudos de Goodman e Thibodeau (1981; 2003), Bourassa et al (1999; 2003; 2007; 2008) e Long (2007) sobre heterogeneidade espacial ou segmentação do mercado.

O desenvolvimento da estatística espacial ocorreu pela necessidade de quantificação da dependência espacial presente em um conjunto de geodados, ou seja, dados vinculados à sua localização geográfica. Segundo Anselin (1992), o objetivo da análise estatística de dados espaciais é identificar padrões, conhecidos como efeitos espaciais, que afetam a validade dos métodos estatísticos tradicionais.

Entender como as áreas metropolitanas são repartidas em submercados habitacionais é importante por várias razões. Primeiro, apontar propriedades dos submercados habitacionais aumenta precisão dos modelos estatísticos que são utilizados para estimar o preço das residências. Segundo, identificar as fronteiras do submercado dentro de áreas metropolitanas permite a pesquisadores encontrarem modelos melhores da variação espacial e temporal em seus preços. Terceiro, uma determinação correta da propriedade dos submercados melhora a habilidade de financiadores e investidores de precificar o risco associado ao financiamento para o mutuário. Finalmente, fornecer informações sobre a delimitação dos submercados para o comprador reduz seu custo para encontrar a residência (Goodman e Thibodeau, 2007).

## 2. SEGMENTAÇÃO DO MERCADO HABITACIONAL

A segmentação do mercado habitacional tem sido pesquisada em diversas universidades e institutos de pesquisa ao redor do mundo. Inicialmente, Rapkin et al. (1953, apud Fisher e Fisher, 1954) postularam que, em um amplo sentido, cada unidade residencial dentro de um mercado habitacional pode ser considerada uma substituta de qualquer outra unidade. Entretanto, esta visão só pode ser mantida para uma análise geral, pois as unidades residenciais são produtos heterogêneos e nenhuma residência é uma substituta perfeita de outra.

Substitutos, de acordo com Bourassa et al (2007), são pares de bens nos quais um aumento no preço de um deles, leva a um aumento na demanda do outro. No caso da habitação que é um produto heterogêneo, os pares de bens com características similares são considerados substitutos próximos. Os padrões de substituição no mercado habitacional podem estar ligados a diversos fatores, relacionados às características físicas da residência, como área ou número de dormitórios, referentes à localização do imóvel, como a desejável proximidade ao centro de negócios da cidade ou ao trabalho, mas também ao custo para se encontrar uma residência (custo da procura) e ao preço (Bourassa et al, 1999).

Para Fischer e Fisher (1954), existe um grau de substituição muito próximo para certos tipos ou grupos de unidades residenciais, quando competem entre si como alternativa para os compradores do mercado habitacional. Grigsby, (1963, apud Jones et al., 2001) introduz o conceito de submercados habitacionais em termos de substituição, ao considerar que um submercado é compreendido por um grupo de residências que representam substitutos relativamente próximos, mas não substituíveis por residências de outro grupo, e que não estão, necessariamente, localizadas na mesma região.

Lancaster (1966), com foco na demanda, apresenta uma nova abordagem na qual a utilidade é gerada pelas características dos bens e não pelo bem em si. A essência desta abordagem é resumida em três itens, cada um representando uma quebra com a teoria tradicional: o bem, em si, não traz utilidade ao consumidor, ele possui características e essas características promovem a utilidade; em geral, um bem possui mais de uma característica e várias características são compartilhadas por mais de um bem; bens em combinação podem possuir características diferentes das pertencentes aos bens separadamente.

A parte mais importante da inovação técnica de Lancaster encontra-se no fato de fugir da abordagem tradicional na qual os bens são diretamente objetos com utilidades, em vez disso, supor que existem propriedades ou características nos bens das quais a utilidade é derivada. Neste sentido, a residência é entendida como o “lar”, e suas características devem gerar conforto e bem estar (Malpezzi, 2002). As variáveis relativas à localização, ou seja, os atributos ligados à acessibilidade e vizinhança, assim como as variáveis físicas do imóvel, em conjunto ou isoladamente, conferem uma combinação de características ao produto, que são entendidas objetivamente ou subjetivamente pela demanda.

A teoria de Lancaster (1966) foi criticada pela ausência de embasamento teórico, porém, mais tarde, foi formalizada por Rosen (1974), que, com enfoque nas características dos produtos, enfatiza a forma como ocorre a interação dos consumidores com uma estrutura de características das residências em oferta. Com estes trabalhos de Lancaster e Rosen tem início uma linha de estudos econômicos através de equações hedônicas, que pressupõe que o preço das moradias é determinado pelo valor de cada característica individual, física e espacial da unidade habitacional. A aceitação econômica do relacionamento entre preços observados e características dos produtos torna evidente que preços diferentes entre os bens são reconhecidos como uma diferente equalização para um conjunto de alternativas que eles contêm.

As equações hedônicas de preços são construídas através da regressão do preço de produtos heterogêneos em relação às quantidades das características associadas a eles. Os coeficientes estimados na regressão são os preços hedônicos das características e podem ser interpretados

como valores implícitos, atribuídos pelo mercado, para cada característica. Rosen (1974) considera, em seu modelo de competição por características heterogêneas, que existem mercados para cada conjunto de atributos, e que no equilíbrio de longo-prazo, o preço do imóvel é estabelecido pelo preço implícito de mercado de cada atributo.

Para Straszheim (1975, apud Goodman e Thibodeau, 2003) a região metropolitana deve ser segmentada em submercados devido à heterogeneidade na oferta de residências e, também, a fatores relacionados às características dos consumidores. O preço dos imóveis, que pode variar consideravelmente de acordo com a heterogeneidade do estoque dentro da área metropolitana e certas características individuais dos consumidores, como idade, sexo ou ocupação, que influenciam a parte financeira dos consumidores, conduzem a uma segmentação complexa do mercado habitacional (Straszheim, 1975, apud Maclennan, 1977). O mesmo autor, ao identificar atributos implícitos significantes nas habitações e preços diferentes para esses em cada região dentro da área metropolitana, conclui que o mercado habitacional urbano é formado por um conjunto de submercados, e que, para cada um, deve haver uma função distinta que relaciona o preço das propriedades com seus atributos (Straszheim, 1975, apud Galster, 1996).

Schnare e Struyk (1976) consideram que submercados têm origem justamente pela competição insuficiente no mercado local, e, assim como Munro (1986) e Palm (1978), consideram que os compradores competem por uma parte particular das residências do estoque. Entendem que a segmentação do mercado habitacional é ocasionada por características dos consumidores.

Watkins (2001) se refere à teoria microeconômica e diz que submercados habitacionais existem pela interação entre a oferta segmentada, representada por grupos de produtos, e a demanda segmentada, representada pelos grupos de consumidores.

Maclennan e Tu (1996) explicam que os fatores espaciais e físicos das residências, separadamente e interagindo, podem gerar submercados. A estrutura proposta por Adair et al (1996, apud Watkins, 2001) é que o mercado é primeiramente segmentado espacialmente e, em segundo lugar, os submercados são diferenciados estruturalmente, dentro de cada região. Nesta conceituação, em que os submercados são denominados “*nested*”, a subdivisão física das residências está inserida na espacial.

De acordo com Goodman e Thibodeau (1998), as famílias têm preferência explícita com relação a características de determinados locais ou proximidade a certos fatores ambientais desejáveis, e assim, o mercado habitacional é segmentado com relação aos atributos de cada região. Estes autores definem submercados habitacionais como zonas geográficas em que o preço da habitação, por unidade de serviço, é constante, e consideram que a segmentação pode ser atribuída a características individuais das residências, a atributos do local ou a características da vizinhança.

### **3. AUTOCORRELAÇÃO ESPACIAL E HETEROGENEIDADE ESPACIAL**

Na estatística clássica, o conceito de correlação diz respeito à relação de duas variáveis, ou seja, mede a concentração de uma variável com relação à concentração da outra, de modo que, quando as concentrações das duas aumentam simultaneamente, a correlação é positiva, e quando as duas variações nas concentrações têm sentidos contrários é negativa. A diferença entre a estatística convencional e a espacial está associada ao fato de que os padrões de associação na estatística espacial são diferentes, pois a correlação se refere ao conceito de vizinhança e mensura a semelhança entre o valor de uma variável em uma área e o valor da mesma variável em áreas consideradas vizinhas.

Autocorrelação espacial, ou dependência espacial, significa que o valor de uma variável de interesse em uma certa localidade depende do valor dessa mesma variável nas localidades vizinhas.

Além da dependência espacial, verifica-se um segundo tipo de efeito espacial, a heterogeneidade, que se refere à unicidade de cada lugar, ou seja, à diferenciação espacial ou regional. Cada localização é possuidora de características únicas, assim, a heterogeneidade está associada a uma ausência de estabilidade do comportamento das variáveis sobre o espaço, e os parâmetros que caracterizam as unidades variam com a localização.

A heterogeneidade espacial diz respeito a aspectos da estrutura socioeconômica do espaço geográfico (Anselin, 1988). A instabilidade estrutural no espaço pode ser observada na forma de coeficientes das variáveis do modelo que variam conforme a localização, de variância não constante dos erros (heterocedasticidade) ou da existência de formas funcionais diferentes para determinados subconjuntos de dados. Nesse caso, a consequência prática é a inadequação de se ajustar um mesmo modelo teórico para todo o conjunto de dados. Se a localização das observações for o fator determinante da instabilidade, a estrutura espacial, ou seja, a heterogeneidade, deve ser considerada explicitamente, e as ferramentas econométricas tradicionais não funcionam (Peruzzo Trivelloni e Hochheim, 2006).

Recentemente, com detecção de autocorrelação espacial, está em foco, especialmente nos Estados Unidos, o desenvolvimento de ferramentas de análise que utilizam as coordenadas da localização, com o objetivo de melhorar a acuidade e realismo dos modelos.

### **3.1. Modelagem hedônica de preços**

A modelagem hedônica é uma técnica matemática de regressão, formalizada por Rosen (1974) para aplicação na habitação, que considera que uma residência é formada por um conjunto de atributos, e cada um contribui para a formação do preço da propriedade. Os atributos, individualmente, não têm preços explícitos, mas preços implícitos atribuídos pelo mercado que podem ser considerados como preços hedônicos dos atributos. Considera-se que o preço explícito de uma propriedade particular é a soma dos preços hedônicos dos vários atributos contidos no conjunto, ou seja, das características das propriedades, físicas e espaciais.

Esses modelos podem ser utilizados para identificação da influência de certos fatores no preço das propriedades, porém, de acordo com Anselin (1988), modelos hedônicos de preços de residências que não levam em consideração a autocorrelação espacial podem conter pouca especificação e levar a conclusões erradas. Estudos hedônicos que consideram aspectos espaciais estão no campo da econometria espacial que é um subcampo da estatística espacial.

### **3.2. Matriz de pesos espaciais – W –**

Em amostragens transversais, onde os fenômenos de heterogeneidade espacial e autocorrelação espacial podem ser considerados equivalentes, não há suficiente informação para se estimar a matriz de covariâncias diretamente dos dados. É necessário que se imponha uma estrutura para essa matriz, e se crie um conceito de operador espacial de defasagem, com definição de uma matriz de pesos espaciais ( $W$ ) para definir a estrutura de covariância dos dados de vizinhança de cada observação. O operador espacial calcula a média ponderada da variável na vizinhança para cada observação por meio de pesos que representam a covariâncias entre dois elementos (Peruzzo Trivelloni e Hochheim, 2006). Assim, para uma certa variável  $y$ , a matriz de pesos espaciais  $Wy$  é a média ponderada do valor da variável  $y$  da vizinhança.

Vizinhança, na autocorrelação espacial ou associação espacial, exprime a Primeira Lei da Geografia enunciada por Tobler (1979, apud Haddad, 2009), que postula que todas as informações são relacionadas entre si, mas informações de lugares mais próximos são mais relacionadas entre si do que as de lugares mais distantes. Ela pode ser entendida como uma tendência de que o valor de uma variável associada a uma determinada localização assemelha-se mais ao valor de amostras vizinhas suas do que ao restante das localizações, em um conjunto

amostral. Nesse sentido, pode-se considerar que, em um conjunto de entes geográficos, ou seja, pontos, linhas ou polígonos, as variáveis com valores similares tendem a estar próximas e pode ser formado um aglomerado ou cluster.

De acordo com Gillen (2001), a autocorrelação espacial dos preços, assim como a dos resíduos dos preços, é função da distância e da direção que separa as residências. A inclusão da direção além da distância nos modelos, torna a análise mais complexa e assim, busca-se verificar a associação que depende, especialmente, da distância. Na análise de dependência espacial, a associação pode ser representada, também, pela conectividade, como tempo ou custo de deslocamento entre os pontos, ou seja, o termo “vizinho” está baseado no padrão espacial adotado. De acordo com Peruzzo Trivelloni e Hochheim (2006), a matriz de pesos espaciais  $W$  influencia fortemente os resultados dos modelos.

### 3.3. Modelos de regressão espacial – Modelo de erro e modelo de defasagem

A dependência espacial pode ser incorporada aos modelos clássicos de regressão pela adição de uma variável independente correspondente à variável dependente defasada ( $W_y$ ) ou por uma estrutura espacialmente defasada no erro da regressão ( $W_e$ ). Segundo Anselin (1988), a forma geral de um modelo espacial auto-regressivo global está representado nas Eq. 1. Um processo auto-regressivo é aquele em que uma variável é explicada por si própria, e no caso dos modelos espaciais, a variável é explicada também pelos seus vizinhos.

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

$$\varepsilon = \lambda W_e + u \quad (2)$$

Onde:  $Y$  é a variável dependente;  $\rho, \lambda$  são coeficientes de autocorrelação espacial;  $X$  é a matriz das variáveis independentes dos dados;  $W_y$  e  $W_e$  são matrizes de pesos espaciais;  $\beta$  é o vetor dos coeficientes;  $\varepsilon$  é o vetor de resíduos e  $u$  é o vetor dos resíduos não correlacionados ou erro aleatório.

Este modelo considera a dependência espacial na variável dependente  $Y$  e no erro aleatório  $\varepsilon$ , e não necessariamente as matrizes  $W_y$  e  $W_e$  precisam ser diferentes. Os outros modelos são derivados a partir deste, como serão apresentados a seguir:

#### 3.3.1. Modelo de defasagem espacial

É utilizado quando se deseja explicar a variável dependente  $Y$  a partir dela mesma e de outras variáveis explicativas. É obtido da Eq. 1, fazendo  $W_e = 0$ .

$$Y = \rho W_y + X\beta + u \quad (3)$$

Se o parâmetro espacial  $\rho$  na Eq. 3 for zero, então o modelo resultante é exatamente igual a um modelo de regressão convencional. Quando o valor de  $\rho$  estiver próximo de zero (baixa dependência espacial), pouca informação será agregada a  $\beta$ , enquanto que se estiver próximo de +1 ou -1 (alta dependência espacial), um valor significativo será agregado a  $\beta$ . Assim, pode-se considerar que a regressão espacial corrige os parâmetros do modelo, quando comparada à regressão convencional (Câmara et al., 2000).

#### 3.3.2. Modelo de erro espacial

Neste modelo a estrutura espacial está no erro aleatório. É obtido a partir da Eq. 1 fazendo  $W_y = 0$ .

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad (4)$$

$$\varepsilon = \lambda W\varepsilon + u \quad (2)$$

Então,

$$Y = X\beta + \lambda W\varepsilon + u \quad (5)$$

Este modelo é apropriado quando o resíduo resultante de um modelo de regressão convencional possui dependência espacial, constatada pelo I de Moran, ou seja o erro é função do erro dos vizinhos. Outros fatores que corroboram a utilização desse modelo são os erros de medida, ausência de variáveis explicativas ou variáveis não-observáveis, além da heterocedasticidade (Câmara et al., 2000).

#### 4. GeoDa

Vários softwares especializados em análises espaciais estão disponíveis no mercado, como o GeoDa que permite a realização de testes e a implementação de modelos. No GeoDa, deve-se entrar com dados no formato shapefile, que é um arquivo com coordenadas georreferenciadas e informações em forma de uma tabela. Através de uma ferramenta (*Join table*) as informações do shapefile e da tabela são unidas. O GeoDa possui diversos testes estatísticos para verificar a dependência espacial dos dados, incluindo a matriz de pesos e índices de correlação espacial: Índice de Moran Global e LISA. O programa também está apto a efetuar a modelagem de Regressão Clássica e Regressão Espacial, e ainda, identificar o modelo espacial que melhor se adapta aos dados, de defasagem espacial ou de erro espacial.

##### 4.1. Índice I de Moran Global – Índice de Associação Espacial Global

Este índice é o mais difundido para verificação de dependência espacial e mede a autocorrelação espacial a partir do produto dos desvios em relação à média. Ele representa uma medida global da autocorrelação espacial, pois indica o grau de associação espacial presente no conjunto de dados.

O índice I de Moran Global é semelhante ao coeficiente de correlação convencional, já que possui um termo que é produto dos desvios em relação à média global, ponderada pela proximidade geográfica entre áreas vizinhas  $i$  e  $j$ , ou seja, é um coeficiente de correlação entre valores da mesma variável em locais vizinhos. Neste índice a hipótese nula é de independência espacial. Como o coeficiente de correlação de Pearson, o I de Moran varia de -1 a +1, onde valores próximos de zero indicam ausência de autocorrelação espacial, valores positivos (entre 0 e +1) indicam correlação direta e valores negativos (entre 0 e -1) correlação inversa.

Deve-se realizar também um teste para se estabelecer a validade estatística do Índice de Moran, sendo que o mais utilizado é o de pseudo-significância. Neste caso são geradas diferentes permutações dos valores de atributos associados às regiões e cada permutação produz um novo arranjo espacial, onde os valores estão redistribuídos entre as áreas. Como apenas um dos arranjos corresponde à situação observada, pode-se construir uma distribuição empírica do I de Moran. Se o valor deste índice medido originalmente corresponder a um “extremo” da distribuição simulada, então se trata de valor com significância estatística. Por meio deste procedimento, é possível se avaliar a hipótese de aleatoriedade espacial, comparando os valores do indicador de uma certa região com os indicadores das regiões vizinhas.

Se for constatada a autocorrelação espacial, os modelos de regressão devem incorporar os efeitos espaciais. Esses modelos podem ser globais ou locais. Os modelos globais utilizam um único

parâmetro para capturar a estrutura de correlação espacial, enquanto que os locais utilizam vários parâmetros que variam continuamente no espaço.

#### **4.2. LISA (*Local Indicator of Spatial Analysis*) – Índice de Associação Espacial Local**

Os indicadores globais de autocorrelação espacial fornecem apenas um valor como medida de associação espacial para todo o conjunto de dados, contudo, ao se lidar com grande número de áreas é possível que diferentes regimes de associação espacial ocorram e que surjam pontos extremos de autocorrelação espacial, onde a dependência pode ser mais percebida. Dessa forma, é necessário utilizar indicadores de associação espacial que possam ser associados às diferentes localizações de uma variável distribuída espacialmente, e isto é possível através de um indicador local de associação espacial (LISA).

Estes indicadores servem também para verificar a hipótese de estacionariedade do processo e a identificação de agrupamentos típicos e pontos atípicos, ou outliers. Um LISA, segundo Anselin (1995) é qualquer estatística que satisfaça as seguintes condições: o LISA para cada observação fornece uma indicação de aglomerações significativas ao redor daquela observação; a soma dos LISAs para todas as observações é proporcional ao indicador global de associação espacial.

### **5. METODOLOGIA**

Com o objetivo de se detectar a ocorrência de autocorrelação espacial e de segmentação do mercado habitacional do município de São Paulo, são aplicados testes estatísticos do programa GeoDA 0.9.5-i, desenvolvido por Anselin (2004). Será calculado, então, o Índice de Moran dos preços das residências e sua significância para se verificar a ocorrência de autocorrelação espacial e, também o I de Moran dos resíduos e sua significância, para verificação da segmentação do mercado.

No cálculo da matriz de pesos espaciais será utilizado o procedimento proposto por Baumont et al. (2002), ou seja, para o ajuste da distância que melhor representa o padrão geral de vizinhança será utilizada a matriz de pesos espaciais com o maior valor do Índice de Moran.

Para se examinar a significância estatística de um valor do Índice de Moran, será realizado o teste de pseudo-significância onde são geradas permutações com os valores redistribuídos pela área de estudo e o I de Moran é recalculado com os valores da variável recombinados 999 vezes.

Os dados utilizados são divulgados pela Empresa Brasileira de Estudos de Patrimônio (EMBRAESP), referentes aos lançamentos imobiliários ocorridos no município de São Paulo, em um período de dez anos (1998 até 2008), compreendendo 3.590 condomínios verticais, com um total de 237.431 apartamentos, situados os edifícios estritamente residenciais.

Para estudo do resíduo foram selecionadas entre as variáveis disponibilizadas algumas para serem testadas, referentes a características físicas do apartamento: área útil; do condomínio: número de unidades por andar; e características da localidade: distância à Praça da Sé.

### **6. RESULTADOS**

#### **6.1. Matriz de pesos espaciais baseada na distância entre pontos**

Para a escolha da matriz de pesos espaciais, se não houver embasamento teórico suficiente, pode-se criar diferentes matrizes e explorar a sensibilidade dos resultados às diversas especificações (Haddad, 2009). O processo para a escolha da melhor matriz deve ter o intuito de refletir um determinado arranjo espacial das interações resultantes do fenômeno a ser estudado. Para o ajuste



da distância que melhor representa o padrão geral de vizinhança foram feitos testes no GeoDa. Os resultados obtidos estão apresentados abaixo (Tab.1).

Verifica-se que a distância limite mais apropriada para o cálculo da matriz de pesos para a variável Preço é 0,15 Km, com um Índice de Moran de 0,5389.

*Tabela 1 – Autocorrelação espacial de acordo com a matriz de pesos para ajuste da distância.*

<i>Distância [km]</i>	<i>I de Moran</i>	<i>E(I)</i>	<i>Média</i>	<i>Desvio-padrão</i>
4,527	0,1094	-0,0003	-0,0002	0,0013
3	0,1498	-0,0003	-0,0003	0,0020
2	0,2031	-0,0003	-0,0003	0,0039
1	0,3295	-0,0003	-0,0001	0,0053
0,50	0,4646	-0,0003	0,0002	0,0089
0,20	0,5351	-0,0003	0,0005	0,0033
<b>0,15</b>	<b>0,5389</b>	<b>-0,0003</b>	<b>-0,0001</b>	<b>0,0146</b>
0,10	0,5130	-0,0003	-0,0006	0,0156

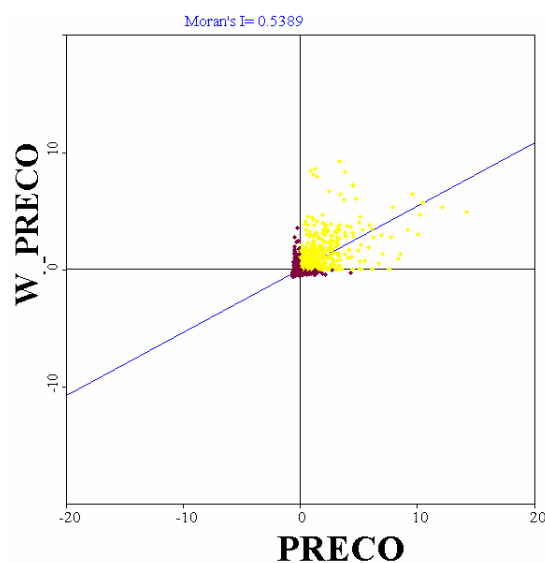
## 6.2. I de Moran para a variável Preço

É verificada a presença de autocorrelação espacial, com um grau de associação entre os valores observados e a média ponderada dos valores da vizinhança de 0,5389 o que indica que o padrão de distribuição espacial apresentado pelos dados não é aleatório.

## 6.3. Autocorrelação espacial

Pode-se visualizar melhor a associação espacial entre o valor da variável preço dos apartamentos com a média dos valores de seus vizinhos (W\_Preço), através do gráfico de espalhamento de Moran (Anselin, 1996).

*Gráfico 1 – Preço do lançamento (apartamento) versus média de preços dos lançamentos vizinhos localizados dentro de um raio de 150m.*



No graf. 1, no eixo das abscissas entra o valor padronizado da variável preço e no das ordenadas, o valor padronizado dos vizinhos destas unidades, ou seja, W\_Preço. Caso não haja qualquer

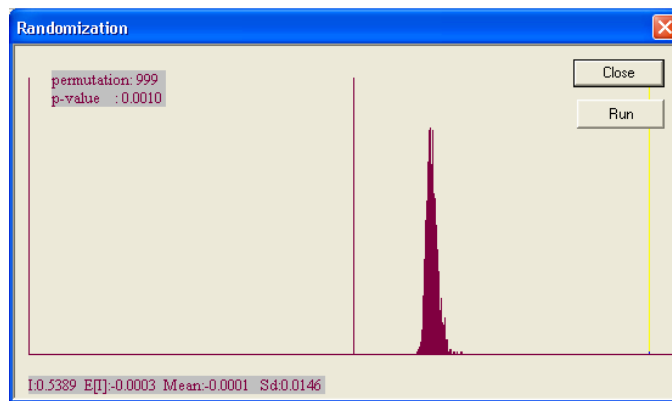
autocorrelação espacial, as observações ficam bem distribuídas pelos quatro quadrantes. Os pontos que se situam no primeiro quadrante correspondem a observações que têm preço acima da média e com os vizinhos também com seus preços acima da média (*high-high*). No terceiro quadrante estão os que têm preços abaixo da média e com vizinhos também abaixo (*low-low*). Assim, pode-se observar que nesses quadrantes os dados têm vizinhos similares.

#### 6.4. Teste de significância do Índice de Moran

O valor do I de Moran indica a existência de dependência espacial, e para 999 permutações apresentou valor esperado  $E(I)$  igual a -0,0003 e uma probabilidade de significância de 0,0010 (P-value), ou seja rejeita-se a hipótese nula, de independência espacial.

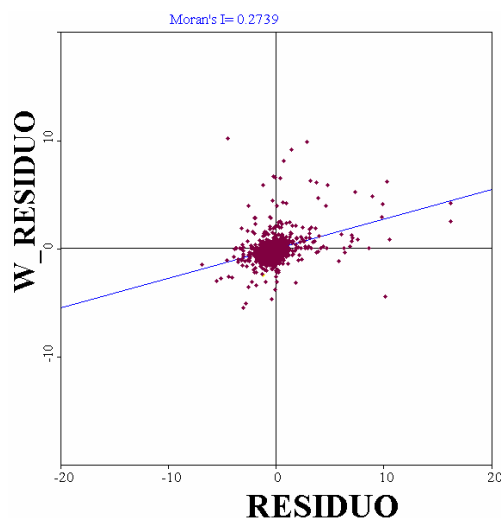
Se o valor do I de Moran da distribuição que correspondente à situação observada (representada pela marca amarela na figura) se situar em um dos extremos da distribuição simulada, ou seja, das 999 distribuições criadas aleatoriamente, significa que a distribuição observada tem uma situação específica e não provém de uma situação aleatória.

*Figura 1: Teste de significância.*

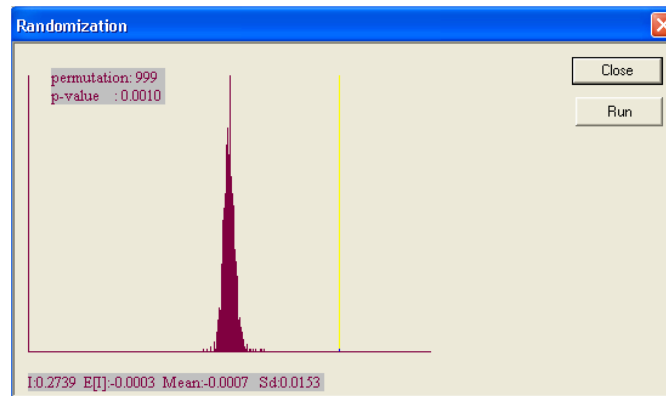


#### 6.5. Heterogeneidade espacial

*Gráfico 2: Resíduo do preço do lançamento (apartamento) versus média dos resíduos do preço dos lançamentos vizinhos localizados dentro de um raio de 150m.*



*Figura 1: Teste de significância.*



O I de Moran para o resíduo do preço, em relação às variáveis: área útil, unidades por andar e distancia à praça da Sé, foi de 0,2739. O teste de significância indica que a distribuição dos valores não é aleatória.

## 7. DISCUSSÃO

O Índice de Moran é formalmente equivalente ao coeficiente de regressão e a matriz de pesos espaciais é que possibilita seu cálculo. Conforme se determinou acima, a distância de 0,15 Km é a melhor ajustada para o cálculo do I de Moran. O valor de 0,5389 do índice de Moran, por ser positivo indica a existência de autocorrelação positiva que é uma associação de similaridade entre os valores da variável estudada e a localização espacial da mesma. Desta forma, valores altos tendem a estar localizados na vizinhança de valores altos e, conseqüentemente, valores baixos estão cercados de valores baixos.

De acordo com Gillen et al. (2001), os resíduos dos preços podem estar espacialmente autocorrelacionados por três motivos: primeiro, porque as externalidades em uma região influenciam o valor de mercado das residências vizinhas da maneira similar. Thibodeau (1990, apud Gillen et al, 2001) demonstrou que a construção de grandes edifícios de escritórios reduz o valor de mercado das residências que se situam nas imediações, em cerca de quinze por cento. Segundo, que outras informações sobre estrutura e características do local não são facilmente obtidas e também ficam excluídas nos estudos, como a qualidade do ensino ou taxa de criminalidade em uma região que são difíceis de se observar e o custo alto para se obter informações. Além disso, as informações socioeconômicas e demográficas são obtidas pelo censo que só é realizado a cada dez anos. Quando as equações hedônicas são utilizadas nos modelos de preços das residências, o resíduo conterá informações destas características que não foram observadas. Em terceiro lugar, mesmo em uma situação ideal onde todas as características estejam disponibilizadas, é difícil se ajustar um modelo especificamente correto, como o caso de se especificar corretamente o quanto à qualidade das escolas influencia o preço das residências. Informações sobre os determinantes das externalidades da vizinhança no mercado residencial são difíceis de se obter, conseqüentemente estas variáveis ficam omitidas nos estudos empíricos sobre o preço das habitações. A baixa especificação dos modelos pode contribuir para a autocorrelação espacial das equações hedônicas dos resíduos dos preços da habitações. Vários pesquisadores desenvolveram modelos de preços hedônicos para habitação que examinam a autocorrelação espacial dos preços e dos resíduos dos preços das residências.

## 8. CONCLUSÃO

Pela análise dos dados dos preços dos empreendimentos referentes aos lançamentos de edifícios de apartamentos na cidade de São Paulo nos últimos dez anos, pode-se concluir que existe dependência espacial, ou seja, os valores estão correlacionados no espaço.

O valor positivo do índice global de Moran indica que a autocorrelação espacial é positiva, assim, o valor do preço tende a ser semelhante aos valores dos seus vizinhos. Para verificar a validade estatística dos índices, o software GeoDa disponibiliza o teste de pseudosignificância (técnica de permutação).

O valor do índice global de Moran encontrado nos dados originais, corresponde ao extremo da distribuição simulada ao se fazer distribuição aleatória dos dados por 999 vezes, tratando-se assim, de evento com significância estatística. Constatada a autocorrelação espacial, deve-se utilizar modelos de regressão que incorporem os efeitos espaciais.

Os resíduos dos preços também estão correlacionados e possuem significância estatística, o que permite concluir, através dos dados de lançamentos de edifícios verticais de unidades residenciais, que o mercado habitacional do município de São Paulo é segmentado.

Este artigo apresenta um diagnóstico inicial e pode servir como base para estudos específicos relacionados a particularidades deste mercado levando-se em consideração a ocorrência de autocorrelação espacial segmentação do mercado.

## 9. REFERÊNCIAS

ALONSO, William. Location and Land Use: Towards a General Theory of Land Rent. Harvard University Press. Massachusetts. 1965.

ANSELIN, L. Spatial data analysis with GIS: an introduction to application in the social science. (Technical Report, 10). Califórnia, EUA: National Center for Geographic Information and Analysis, University of Califórnia, 1992.

ANSELIN, Luc; LOZANO-GRACIA, Nancy. Spatial Hedonic Models. Working Paper 2008-02. GeoDa Center for Geospatial Analysis and Computation. Arizona State University. 2008.

ANSELIN, Luc. Under the hood. Issues in the specification and interpretation of spatial regression models. Agricultural Economics. Vol 27, 247-267. 2002

BALL, M.; KIRWAN, R. Accessibility and supply constraints in the urban housing market, Urban Studies. Vol. 14, 11-32. 1977.

BAUMONT, Catherine.; ERTUR, Cem; LE GALLO, Julie. The European regional convergence process 1980-1995: Do Spatial Regimes and Spatial Dependence Matter? University of Burgundy, França. 2002. Disponível em: <<http://129.3.20.41/eps/em/papers/0207/0207002.pdf>> Acesso em julho de 2009.

BOURASSA, Steven C.; HAMELINK, Foort; HOESLI, Martin; MACGREGOR, Bryan D. Defining residential submarkets: evidence from Sydney and Melbourne. Paper presented at the RICS "Cutting Edge" Conference. Dublin. 1997.

BOURASSA, Steven C.; HAMELINK, Foort; HOESLI, Martin; MCGREGOR, Bryan D. Defining housing submarkets. Journal of Housing Economics. Vol. 8, 160-183. 1999.

BOURASSA, Steven C.; HOESLI, Martin; PENG, Vincent S. Do housing submarkets really matter. *Journal of Real Estate Finance and Economics*. Vol. 35, 143-160. 2003.

BOURASSA, Steven C.; CANTONI, Eva; HOESLI, Martin. Spatial dependence, housing submarkets, and house price prediction. *Journal of Housing Economics*. Vol. 12, 12-28. 2007.

BOURASSA, Steven C.; CANTONI, Eva; HOESLI, Martin. Predicting house prices with spatial dependence: Impacts of alternative submarket definitions. *Research Paper 08-01*, Swiss Finance Institute. 2008.

CÂMARA, Gilberto; CARVALHO, Marília Sá; CRUZ, Oswaldo Gonçalves; CORREA, Virginia. Análise espacial de áreas. . Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Divisão de Processamento de Imagens, São José dos Campos, SP. 2000. Disponível em: <<http://www.dpi.inpe.br/gilberto/livro/analise/>>, Acesso em: julho 2009.

FISHER, Ernest M.; FISHER, Robert M. *Urban Real Estate*. Henry Holt and Company. New York. 1954.

GALSTER, George C. William Grigsby and the Analysis of Housing Sub-markets and Filtering. *Urban Studies* Vol. 33, No 10, 1797-1805. 1996

GILLEN, Kevin; THIBODEAU, Thomas; WACHTER, Susan. Anisotropic Autocorrelation in House Prices. *Journal of Real Estate Finance and Economics*. 23:1, 5 – 30. 2001.

GOODMAN, Allen C.; THIBODEAU, Thomas G. Housing market segmentation. *Journal of Housing Economics*. Vol.7, 121-143. 1998.

GOODMAN, Allen C.; THIBODEAU, Thomas G. Housing market segmentation and hedonic prediction accuracy. *Journal of Housing Economics*. Vol. 12, 181-201. 2003.

GOODMAN, Allen C.; THIBODEAU, Thomas G. The spatial proximity of metropolitan area housing submarkets. *Real Estate Economics*. Vol.35 , 209-232. 2007.

HADDAD, Eduardo. EAE 503 - Economia regional e urbana. Disciplina ministrada na Faculdade de Economia e Administração da Universidade de São Paulo. Notas de aula. 2009. Disponível em: <http://www.econ.fea.usp.br/nereus/ae503.htm>. Acesso em julho de 2009.

HERMANN, Bruno M.; HADDAD, Eduardo A. Mercado Imobiliário e Amenidades Urbanas: A View Through the Window . *Estudos Econômicos*. Vol. 35 – N.2. São Paulo. 2005.

JONES, Colin; LEISHMAN, Chris; WATKINS, Craig. Housing market processes, urban housing submarkets and planning policy. Paper presented at RICS Cutting Edge Conference. Oxford. 2001.

KOTLER, Philip; KELLER, Kevin Lane. *Administração de marketing*. 12a edição. Pearson Prentice Hall. São Paulo.2006.

LANCASTER, Kelvin J. A new approach to consumer theory. *Journal of Political Economy*, Vol. 74, 132-157. 1966.

LONG, F; PAEZ, A.; FARBER, S. Spatial effects en hedonic price estimation: A case study in the city of Toronto. Working Paper WP020, Center for Spatial Analysis, McMaster University, Hamilton, ON. Canadá. 2007.

MACLENNAN, Duncan. Some thoughts on the nature and purpose of house price studies. *Urban Studies*. Vol. 14, 59-71. 1977.

MACLENNAN, D; TU, Y. Economic perspectives on the structure of local housing markets. *Housing Studies*. N.11. 1996.

MALPEZZI, Stephen. Hedonic Pricing Models: A Selective and Applied Review. *Housing Economics: Essays in Honor of Duncan MacLennan*. Edited by Kenneth Gibb and Anthony O'Sullivan. 2002.

MUNRO, M. Testing for segmentation in the private housing market in Glasgow. Centre for Housing Research. Discussion paper n.8. University of Glasgow. 1986.

PALM, Risa. Spatial segmentation of the urban housing market. *Economic Geography*. Vol.54, 210-221. 1978.

PERUZZO TRIVELLONI, Carlos A.; HOCHHEIM, Norberto. O valor de localização dos imóveis: determinação por métodos de análise especial. XIII COBREAP. Fortaleza-CE. 2006.

ROSEN, Sherwin. Hedonic prices and implicit markets: Product differentiation in pure competition. *Journal of Political Economy*. Vol. 82, 34-55. 1974.

SCHNARE, Ann B.; STRUYK, Raymond J. Segmentation in urban housing markets. *Journal of Urban Economics*. Vol. 3, 146-166. 1976.

WATKINS, C.A. 2001. The definition and identification of housing submarkets. *Environment and Planning A* 33 (12) (December): 2235-2253.