

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil
Área de Concentração: Cadastro Técnico Multifinalitário e Gestão Territorial

**MÉTODO PARA DETERMINAÇÃO DO VALOR DA LOCALIZAÇÃO
COM USO DE TÉCNICAS INFERENCIAIS E GEOESTATÍSTICAS
NA AVALIAÇÃO EM MASSA DE IMÓVEIS**

CARLOS ALBERTO PERUZZO TRIVELLONI

Orientador: Prof. Dr. Norberto Hochheim

Florianópolis, 2005

CARLOS ALBERTO PERUZZO TRIVELLONI

**MÉTODO PARA DETERMINAÇÃO DO VALOR DA LOCALIZAÇÃO
COM USO DE TÉCNICAS INFERENCIAIS E GEOESTATÍSTICAS NA
AVALIAÇÃO EM MASSA DE IMÓVEIS**

Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil da Universidade Federal de Santa Catarina (Área de Concentração Cadastro Técnico Multifinalitário e Gestão Territorial) para obtenção do título de Doutor em Engenharia Civil.

Florianópolis, 2005

FOLHA DE APROVAÇÃO

A presente Tese foi aprovada como requisito final para a obtenção do título de Doutor em Engenharia Civil pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil – PPGEC, da Universidade Federal de Santa Catarina, em sessão pública realizada em 21/03/2005.

Profa Henriette Lebre La Rovere, Ph.D. - Coordenadora do Curso

Prof. Dr. Norberto Hochheim - Orientador

Comissão Examinadora:

Cláudia M. de Cesare, PhD.

Prof. Miguel Angel Verdinelli, Dr.

Prof. Jürgen W. Philips, Dr.

Prof. Roberto de Oliveira, PhD.

Prof. Luiz Fernando Heineck, Dr.

AGRADECIMENTOS

Ao concluir o Programa de Pós-graduação a nível de Doutorado gostaria de expressar meu agradecimento a todos aqueles que, de alguma forma, permitiram e colaboraram para que este fosse possível.

Ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil da Universidade Federal de Santa Catarina, pela oportunidade de realizar o Doutorado.

Ao CNPq – Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico – pelo apoio financeiro para a realização desta pesquisa.

Aos Professores do Programa e sua Coordenadora, Profa. Henriette Lebre La Rovere, pelo apoio e disposição permanentes.

Ao Professor Norberto Hochheim pela orientação e acompanhamento na realização deste trabalho.

Ao Professor Luiz Fernando Heineck pela contribuição na pesquisa bibliográfica e a atenção destinada.

Aos colegas do Curso, em especial a turma do Grupo de Engenharia de Avaliações e Perícias, Nelson Marisco, Rosemeri Michael, Silvia Bortoluzzi, André Heberle, Pedro di Bernardi e Ana Milles com quem dividimos tantos trabalhos e objetivos comuns, assim como momentos de camaradagem.

Especialmente à colega Rosemeri Michael com quem partilhamos boa parte dos trabalhos de pesquisa dos nossos projetos, trocando idéias e reflexões que ajudaram no desenvolvimento do trabalho.

À Prefeitura Municipal de São José e especialmente aos integrantes da Secretaria Extraordinária de Desenvolvimento Urbano pela disposição para fornecer as informações cartográficas e cadastrais necessárias.

Aos engenheiros avaliadores que incentivaram a minha atividade e pesquisa nesta área profissional, especialmente aos Eng. Gabriel Segalerba, Léo Caldas, Ibá Ilha Moreira, Maria dos Anjos Ramos, Luiz Fernando Carvalho Möller e Rubens Dantas.

Aos responsáveis da *Administración Nacional de Telecomunicaciones* do Uruguai na pessoa do então Presidente, Eng. Fernando Bracco, por facilitar a realização deste Programa de Pós-graduação e aos colegas da Unidade Suporte Gráfico e Documentação de Planta Externa.

A todas aquelas pessoas que estiveram presentes ao meu lado, apoiando e alentando meu esforço, sem as quais não poderia ter iniciado e concluído este Doutorado.

E principalmente a minha família, especialmente aos meus pais Carlos Maria Peruzzo e Susana Electra Trivelloni, que são os principais responsáveis e incentivadores da minha formação em todos os aspectos, assim como as minhas irmãs Susana e Carolina.

A todos eles meu agradecimento.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS	vii
LISTA DE TABELAS	ix
RESUMO.....	x
ABSTRACT	xi
RESUMEN	xii
1. INTRODUÇÃO.....	1
1.1 Hipóteses.....	3
1.2 Objetivos.....	4
1.2.1 Objetivo Geral.....	4
1.2.2 Objetivos Específicos.....	4
1.3 Relevância do trabalho.....	5
1.4 Estrutura do trabalho.....	6
2. O VALOR DOS IMÓVEIS.....	8
2.1. Mercado imobiliário e valor dos imóveis.....	8
2.1.1 Valor de mercado e preço.....	8
2.1.2 Importância da avaliação do valor de mercado e sua variação.....	11
2.2. Modelos de valor.....	12
2.2.1 Fatores influenciadores no valor.....	12
2.2.2 Modelos aditivos e multiplicativos.....	13
2.2.3 Limitações dos modelos hedônicos no tratamento dos efeitos de localização.....	16
2.2.4 Análise de performance nas avaliações em massa.....	19
2.2.5 O uso de informações georreferenciadas nas avaliações em massa.....	21
2.3. O Fator Localização.....	21
2.3.1 Localização e Valor da localização.....	21
2.3.2 Acessibilidade e vizinhança.....	22
2.3.3 Modelagem da localização nos modelos hedônicos.....	24
2.3.4 Modelos contínuos.....	29

3. ESTATÍSTICA ESPACIAL.....	32
3.1. Tipos de dados e modelos em análise espacial.....	32
3.2 Os imóveis como dados espaciais.	34
3.3 Econometria Espacial.	35
3.3.1 Considerações gerais.	35
3.3.2 Efeitos espaciais: dependência e autocorrelação espacial.....	37
3.3.3 Pesos espaciais e defasagem espacial.	37
3.3.4 Expressão formal da autocorrelação espacial.	38
3.3.4.1 Modelos de processos estocásticos espaciais.	38
3.3.4.2 Representação direta.	40
3.3.5 Modelos de Regressão Espacial.	41
3.3.5.1 Modelo de Defasagem Espacial.	42
3.3.5.2 Modelo do Erro Espacial.	42
3.3.6 Estimação de Modelos.....	42
3.3.7 Testes de especificação.	43
3.3.7.1 Moran's I.	43
3.3.7.2 Testes LM.....	43
3.3.8 Regressão espacial na modelagem do valor dos imóveis.	44
3.4 Geoestatística. Teoria das Variáveis Regionalizadas.	46
3.4.1 Análise espacial de superfícies.....	47
3.4.1.1 Modelos determinísticos locais.....	48
3.4.1.2 Superfícies de tendência.	49
3.4.1.3 Modelos estatísticos de efeitos locais e globais: krigagem.	50
3.4.2 Teoria das Variáveis Regionalizadas.....	51
3.4.2.1 Características das Variáveis Regionalizadas.....	51
3.4.2.2 Propriedades da função semivariograma.	52
3.4.2.3 Semivariograma experimental e teórico	53
3.4.2.4 Modelos teóricos de semivariograma.....	56
3.4.2.5 Modelo Esférico.....	57
3.4.2.6 Modelo Exponencial.	57
3.4.2.7 Modelo Gaussiano.....	57
3.4.2.8 Modelo Potência.....	58

3.4.2.9 Anisotropia.	59
3.4.3 Técnicas de Krigagem.	60
3.4.3.1 Krigagem pontual.	61
3.4.3.2 Krigagem por blocos.....	61
3.4.4 Modelagem do valor dos imóveis usando geoestatística.....	62
3.4.5 Comparação entre o uso de métodos econométricos espaciais e geoestatísticos.....	64
4. A MODELAGEM DO VALOR DA LOCALIZAÇÃO.	67
4.1 Definição do modelo de valor.....	67
4.2 Estimação da variável VL.....	70
4.2.1 Estimação da matriz W.....	73
4.2.2 Estimação dos fatores de homogeneização pelo modelo espacial do erro (MEE).	74
4.2.3 Krigagem por blocos e determinação de VL.....	74
4.3 Modelo de avaliação em massa dos imóveis.....	75
5. APLICAÇÃO DO MÉTODO.....	77
5.1 Área de estudo.....	77
5.2 Pesquisa de mercado.	80
5.3 Tratamento dos dados.	84
5.4 Aplicação do método.....	91
5.4.1 Estimação da matriz de vizinhança.	91
5.4.1.1 Parâmetros de homogeneização por mínimos quadrados.	91
5.4.1.2 Semivariograma experimental.....	92
5.4.1.3 Estimação da vizinhança para a matriz de pesos espaciais.....	94
5.4.2 Estimação dos parâmetros de homogeneização pelo modelo espacial do erro.	94
5.4.2.1 Testes de autocorrelação espacial.....	94
5.4.2.2 Modelo espacial do erro.	95
5.4.2.3 Parâmetros de homogeneização.....	97
5.4.2.4 Avaliação do grau de homogeneidade.	98
5.4.3 Aplicação do método geoestatístico.	101
5.4.3.1 Semivariograma experimental de VH.....	102

5.4.3.2 Modelagem da estrutura espacial de VH.....	104
5.4.3.3 Krigagem por blocos dos valores homogeneizados VH.	105
5.4.4 Análise de significância da variável VL no modelo de avaliação em massa.	111
5.4.5 Análise de performance da avaliação em massa.	119
5.4.6 Comparação com resultados obtidos por superfícies de tendência.....	122
5.4.7 Valor da localização para toda a área de estudo.....	127
5.4.8 Aplicação para Planta de Valores Genéricos de Terrenos.	129
6. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES.....	132
6.1 Conclusões.	132
6.1.1 Sobre o valor da localização.....	132
6.1.2 Sobre o uso combinado de técnicas de Estatística Espacial.	134
6.1.3 Sobre a autocorrelação espacial.	134
6.1.4 Sobre o modelo geral.....	135
6.1.5 Sobre o uso do modelo de regressão do erro no processo de homogeneização de valores.	136
6.1.6 Sobre a estimação da matriz de pesos espaciais.....	136
6.1.7 Sobre a comparação com o método de Superfície de Tendência.	137
6.1.8 Sobre a aplicação do método para a elaboração de Plantas de Valores Genéricos.	137
6.2 Recomendações para trabalhos futuros.	138
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	140
ANEXOS	149

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Construção do semivariograma. Fonte: Camargo et al. (2002).....	54
Figura 2. Parâmetros do semivariograma. Fonte: Camargo et al. (2002).	55
Figura 3. Modelos transitivos de semivariograma. Fonte: Camargo et al. (2002).	56
Figura 4. Modelo potência. Fonte: Camargo et al. (2002).	58
Figura 5. Fluxograma do método proposto.	76
Figura 6. Localização da área de estudo. Fonte: Michael (2004).....	79
Figura 7. Mapa de referências. Fonte: Michael (2004).....	80
Figura 8. Distribuição geográfica dos imóveis. Elaborado pelo autor.....	83
Figura 9. Gráfico de dispersão do Valor Unitário e a Idade dos imóveis.....	85
Figura 10. <i>Box plots</i> do Valor Unitário por faixas de Idade dos imóveis.....	85
Figura 11. <i>Box plot</i> do Valor unitário para apartamentos com e sem garagem.....	88
Figura 12. <i>Box plot</i> do Valor Unitário por classe de padrão para apartamentos.	88
Figura 13. <i>Box plot</i> do Valor Unitário por classe de padrão para kitinetes.	89
Figura 14. <i>Box plot</i> do Valor Unitário por classe de padrão para casas.....	90
Figura 15. Semivariograma experimental omnidirecional ou isotrópico do valor homogeneizado por mínimos quadrados.	93
Figura 16. <i>Box plot</i> do valor unitário VU por tipo de imóvel.....	100
Figura 17. <i>Box plot</i> do valor homogeneizado VH por tipo de imóvel.	101
Figura 18. Semivariograma experimental isotrópico do valor homogeneizado por regressão espacial.	102
Figura 19. Semivariograma experimental de VH na direção 0° (LO).....	103
Figura 20. Semivariograma experimental de VH na direção 90° (NS).	104
Figura 21. Curvas de isovalores da variável VL.	106
Figura 22. Mapa de isovalores de desvio padrão da krigagem.	110
Figura 23. Gráfico de normalidade dos resíduos da regressão.....	115
Figura 24. Gráfico dos resíduos padronizados e valores estimados da regressão.	116
Figura 25. <i>Box plot</i> dos resíduos da regressão por tipo de imóvel.....	116
Figura 26. Gráfico de dispersão dos resíduos padronizados e a variável VL.....	117
Figura 27. Mapa dos resíduos padronizados do modelo final.	118
Figura 28. Mapas dos <i>ratios</i> de avaliação (Valor Estimado/Valor Observado).....	121

Figura 29. Planta de Valores Genéricos (R\$/m ²) por face de quadra para apartamentos de Padrão 3, com garagem e mais de três anos de idade.	125
Figura 30. Mapa de valores relativos entre valores estimados por superfície de tendência e pelo método proposto.	126
Figura 31. Mapa de Valor da Localização (R\$/m ²) para cada face de quadra da área de estudo.....	130
Figura 32. Planta de Valores Genéricos de Terrenos (R\$/m ²) da área de estudo. .	131

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Composição da amostra de mercado por tipo de imóvel.....	81
Tabela 2. Freqüências das variáveis dicotômicas por tipo de imóvel.....	86
Tabela 3. Distribuição por quartis da Área Total (em m ²) por tipo de imóvel.....	87
Tabela 4. Resumo de variáveis de tipo e construtivas dos imóveis da amostra.....	91
Tabela 5. Diagnóstico de autocorrelação espacial.	95
Tabela 6. Modelo espacial do erro. Variáveis independentes.	96
Tabela 7. Resultados do modelo do erro e de mínimos quadrados.	97
Tabela 8. Resultados do processo de homogeneização do VU.	99
Tabela 9. Parâmetros do semivariograma estimado.	105
Tabela 10. Comparação das características estatísticas das malhas geradas pela krigagem com blocos de 100*100m, 50*50m e 16*16m.....	109
Tabela 11. Resultados da regressão por mínimos quadrados com a variável VL...	111
Tabela 12. Testes de autocorrelação espacial do novo modelo.....	112
Tabela 13. Resultados do modelo de regressão para 243 dados.	113
Tabela 14. Significância das variáveis explicativas da regressão.	114
Tabela 15. Testes de heterocedasticidade do modelo de regressão.	115
Tabela 16. Distribuição em classes dos resíduos padronizados do modelo final....	119
Tabela 17. Parâmetros de performance da avaliação em massa.	120
Tabela 18. Valores padronizados para avaliação em massa propostos pela IAAO.	120
Tabela 19. Distribuição dos <i>ratios</i> de avaliação em classes de valor.....	122
Tabela 20. Quadro comparativo de resíduos relativos.	123
Tabela 21. Distribuição de valores relativos entre valores de superfície de tendência e do método proposto.	127
Tabela 22. Valor da localização corrigido para diferentes valores de VL.	128

RESUMO

Este trabalho apresenta um método para a determinação do valor da localização dos imóveis usando técnicas de estatística espacial. Entre todas as variáveis que influenciam no valor dos imóveis, as variáveis ou fatores referidos à localização dos mesmos são as mais complexas de analisar e modelar. A multiplicidade de fatores ambientais, sociais e econômicos que influenciam no valor dos imóveis numa determinada região é difícil de ser modelada adequadamente pelos métodos inferenciais tradicionais, provocando problemas de especificação nos modelos e autocorrelação espacial nos resíduos, comprometendo a confiabilidade da avaliação. Os modelos de estatística espacial, em especial os de regressão espacial e os métodos geoestatísticos são usados neste trabalho em forma combinada para estimar o valor da localização dos imóveis. O modelo de regressão espacial do erro é utilizado para homogeneizar os valores observados de uma amostra de mercado de imóveis heterogêneos e este valor homogeneizado é analisado e modelado por métodos geoestatísticos. A krigagem por blocos permite estimar uma variável regionalizada que representa o valor da localização dos imóveis. O semivariograma dos valores observados na amostra de mercado também é usado para a estimação da matriz de pesos do modelo de regressão espacial. Uma aplicação do método é realizada para uma amostra de mercado de dois bairros do município de São José, Santa Catarina, Brasil. O método proposto permitiu encontrar um índice do valor da localização dos imóveis que se mostra fortemente significativo no modelo de regressão para todos os tipos de imóveis da região e que modela de forma coerente e consistente o efeito do conjunto de pólos de valorização presentes na região. A estrutura espacial do índice de localização estimado elimina toda autocorrelação espacial nos resíduos do modelo de regressão melhorando o poder explicativo e a confiabilidade da avaliação.

ABSTRACT

This work presents a method for determination and estimation of location value on real estate data using spatial statistics techniques. Among all variables influencing on real estate value, location factors and location variables are the most difficult of analyzing and modeling. The multiplicity of environmental, social and economical factors influencing on real estate value are difficult of being modeled with traditional inferential techniques, introducing specification problems and spatial autocorrelation on model errors. Spatial statistics models, especially spatial regression models and geostatistical models are used combined for estimation of location real estate value. The spatial error model is used to obtain homogeneous class values of real estate from analyzing a heterogeneous market sample, and then this homogeneous value is analyzed and modeled with geostatistical models. Block kriging allows estimate a regionalized variable, which represents the location value of real estate. The analysis of the experimental semivariogram of market values is used for estimation of the spatial weight matrix for spatial regression model. An application of this method is presented with a sample market of two districts of the municipality of São José, Estate of Santa Catarina, Brazil. The proposed method allowed estimating an index of location value for all real estate properties which seemed highly significant for all real estate types and modeled with consistency and coherency the effects of all valuation factors in the study area. The spatial structure of the location index eliminated all forms of spatial autocorrelation in the model, increasing its explanation capacity and the reliability of the real estate valuation.

RESUMEN

Este trabajo presenta un método para estimar y modelar el valor de la localización en los bienes inmuebles usando técnicas de estadística espacial. Entre todas las variables que influyen en el valor de los inmuebles, las variables relacionadas con la localización son las más complejas de analizar y modelar. La multiplicidad de factores ambientales, sociales y económicos que actúan sobre el valor de los inmuebles en una región determinada resulta difícil de ser modelada con los métodos tradicionales de inferencia estadística, provocando problemas de especificación del modelo y de autocorrelación espacial en los residuos del mismo, comprometiendo la confiabilidad de la evaluación. Los métodos de estadística espacial, en especial los modelos de regresión espacial y de geoestadística, son usados en este trabajo de forma combinada para estimar el valor de la localización en los inmuebles. El modelo de regresión espacial del error autocorrelacionado es utilizado para homogeneizar los valores observados en una muestra de mercado de inmuebles con características heterogéneas y este valor homogeneizado es luego analizado y modelado por métodos geoestadísticos. El krigeaje por bloques permite modelar y estimar esta variable regionalizada que representa el valor de la localización de los inmuebles. El semivariograma empírico de los valores observados en la muestra de mercado también es usado para estimar la matriz de pesos del modelo de regresión espacial. Una aplicación práctica del método es realizada para una muestra de mercado de dos barrios del municipio de São José, Estado de Santa Catarina, Brasil. El método propuesto permitió encontrar un índice del valor de la localización de los inmuebles que se muestra altamente significativo en los modelos de regresión para todos los tipos de inmuebles de la región y que modela de forma coherente y consistente el efecto de todos los factores de valorización presentes en la región estudiada. La estructura espacial del índice de localización encontrado elimina toda la autocorrelación espacial en los residuos del modelo de regresión, mejorando su poder explicativo y el grado de confiabilidad de la evaluación.

1. INTRODUÇÃO.

Entre todas as variáveis que influenciam no valor dos imóveis, as variáveis ou fatores referidos à localização dos imóveis são as mais complexas de analisar e modelar.

Os fatores de localização que participam da valorização de um imóvel são inúmeros: características da cidade e do bairro, proximidade a centros comerciais, culturais, centros de educação, de saúde, fatores de segurança pública, características socioeconômicas da vizinhança, proximidade a fatores ambientais desejáveis ou indesejáveis, entre outros. A lista completa de fatores que potencialmente e efetivamente interagem para valorizar uma localização e os imóveis ali construídos pode ser extremamente ampla.

A dinâmica urbana produz uma contínua mudança e mobilidade na enumeração destes fatores: atividades comerciais que abrem ou fecham mudando as características de uma vizinhança, novos empreendimentos econômicos e sociais e investimentos públicos, quase toda mudança na fisionomia urbana afeta direta ou indiretamente o valor dos imóveis localizados nas suas áreas de influência.

Os modelos de avaliação tradicionalmente utilizados na engenharia de avaliações apresentam algumas dificuldades para lidar com esta complexidade de fatores.

Os modelos econométricos ou modelos hedônicos de preços procuram explicar o valor dos imóveis a partir da influência de variáveis explicativas, sendo estas geralmente classificadas como variáveis construtivas ou próprias do imóvel e variáveis de localização ou de acessibilidade e vizinhança, que podem ser comuns a um conjunto de imóveis próximos entre si.

As variáveis de acessibilidade são geralmente consideradas como uma função da distância do imóvel a um determinado pólo de valorização ou desvalorização. Variáveis deste tipo podem não se mostrar estatisticamente significativas num modelo de regressão por vários motivos, desde alguns

relacionados com a composição da amostra, até o grau de generalidade que o pólo valorizador possa ter em relação ao conjunto de imóveis de uma região.

As variáveis de vizinhança tentam medir estes efeitos desde um ponto de vista local, definindo áreas de vizinhança onde as variáveis de localização podem ter um efeito semelhante para todos os imóveis. As variáveis de vizinhança podem apresentar problemas relacionados com a definição e delimitação destas áreas homogêneas. Geralmente a delimitação das mesmas é definida em função de critérios externos a análise dos dados de mercado como, por exemplo, usar zoneamentos definidos para outros objetivos, nem sempre representativos de zonas verdadeiramente homogêneas, podendo isto gerar problemas de significância destas variáveis.

As variáveis ou fatores de localização que não são corretamente especificados e modelados podem gerar outro tipo de problemas nos modelos de regressão. Além da perda de poder de explicação do modelo, o tratamento incompleto ou inadequado de fatores de localização pode provocar a autocorrelação espacial nos resíduos do modelo. A presença de autocorrelação espacial nos resíduos invalida uma das hipóteses básicas de aplicação do modelo de regressão e questiona a validade dos testes de hipótese da regressão tornando ineficientes as estimativas.

Tentando encontrar soluções teóricas e metodológicas para os problemas mencionados, duas técnicas estatísticas diferentes têm sido propostas paralelamente para o tratamento e modelagem dos efeitos espaciais nos dados de mercado: as técnicas de econometria espacial ou modelos de regressão espacial e as técnicas geoestatísticas.

O presente trabalho propõe um método para a análise e modelagem dos fatores de localização dos imóveis utilizando em forma combinada os dois tipos de modelos espaciais mencionados: os de regressão espacial e os geoestatísticos.

A combinação de modelos permite tratar as características de valorização dos imóveis nas suas duas classes principais: as características construtivas e as características de localização. Estas duas classes de variáveis geram

comportamentos diferenciados nos dados de mercado considerando estes como dados geográficos ou espacialmente distribuídos.

O presente trabalho propõe também incluir, na análise dos fatores de localização de uma determinada região, imóveis de tipos diferentes, modelando a influência da localização sobre cada tipo de imóvel a partir da análise dos dados de mercado, construindo assim um modelo mais abrangente e estável.

1.1 Hipóteses.

1. O valor da localização de um imóvel, que pode ser definido como a interação ou o efeito combinado de todos os fatores influenciadores na vizinhança do imóvel, pode ser considerado como uma variável regionalizada e modelado por meio da aplicação de métodos geoestatísticos sobre uma amostra de dados de mercado.
2. Os fatores de localização que influenciam no valor dos imóveis de uma região atuam sobre todos os tipos de imóveis de forma semelhante, e a influência específica deles para cada tipo de imóvel pode ser modelada por métodos econométricos a partir dos dados de mercado.
3. Os modelos de regressão espacial e em particular o modelo espacial do erro permitem estimar o efeito das variáveis construtivas e das características físicas dos imóveis possibilitando sua homogeneização para reduzir a heterogeneidade em relação a estas variáveis em uma amostra de dados de mercado.
4. A definição e especificação da matriz de vizinhança utilizada nos testes e modelos de regressão espacial podem ser auxiliadas com o uso das técnicas geoestatísticas, especialmente a função semivariograma, a partir de critérios objetivos baseados nos dados de mercado.
5. Na modelagem do valor dos imóveis podem ser utilizadas em forma combinada as duas técnicas de análise espacial: os modelos de

regressão espacial e a krigagem, permitindo estimar de forma adequada os dois tipos de fatores influenciadores no valor dos imóveis: as suas características físicas e construtivas e as suas características de localização.

1.2 Objetivos.

1.2.1 Objetivo Geral.

- Desenvolver um método de estimação e modelagem do valor da localização dos imóveis de uma região a partir da análise de dados de mercado utilizando modelos de regressão espacial e geoestatísticos.

1.2.2 Objetivos Específicos.

- Analisar a existência de autocorrelação espacial no valor dos imóveis a partir de uma amostra de dados de mercado procurando corrigir seus efeitos na modelagem do valor.

- Desenvolver um método de homogeneização do valor dos imóveis de uma amostra de dados de mercado utilizando o modelo de regressão espacial do erro.

- Desenvolver um modelo de valor aplicável a todos os tipos de imóveis de uma região estimando a influência dos fatores de localização para cada tipo de imóvel a partir dos dados de mercado.

- Desenvolver um método para a definição da matriz de vizinhança usada nos testes de autocorrelação espacial e nos modelos de regressão espaciais utilizando a função semivariograma.

1.3 Relevância do trabalho.

A localização é, reconhecidamente, um dos principais elementos de valorização ou desvalorização dos imóveis.

Porém, devido à multiplicidade e heterogeneidade de fatores urbanos, econômicos e ambientais que atuam para valorizar uma determinada localização, assim como às dificuldades de medição e estimação dos mesmos, não há um consenso na literatura de avaliação imobiliária sobre a melhor forma de tratamento deste componente do valor.

A dependência espacial existente no valor dos imóveis, produzida principalmente pelos fatores de localização, tem mostrado que as técnicas tradicionais de inferência estatística podem levar a resultados ineficientes na presença de autocorrelação espacial dos resíduos dos modelos, levando a procurar e pesquisar as técnicas de estatística espacial para o tratamento de dados do mercado imobiliário. Duas grandes escolas metodológicas de estatística espacial têm sido propostas: a que propõe usar métodos de econometria espacial e a que propõe usar métodos geoestatísticos, tentando modelar estes efeitos.

Ambas metodologias apresentam vantagens e desvantagens, potencialidades e limitações para sua aplicação nos modelos de valor dos imóveis, sendo atualmente temas de estudo e pesquisa na comunidade científica, sem que ainda se tenha alcançado um consenso ou conclusão sobre a superioridade ou melhor adequação de uma delas na área de avaliação imobiliária.

O presente trabalho procura apresentar uma contribuição e um aporte nesta discussão, analisando a adequação das duas metodologias espaciais na área de Engenharia de Avaliações e propondo uma combinação delas para estimar o valor da localização dos imóveis e a avaliação em massa de imóveis.

Espera-se com este trabalho contribuir na compreensão e estimação de um dos fatores mais importantes nas avaliações em massa de imóveis, o valor da localização, superando as deficiências e limitações que os métodos utilizados até o

presente têm apresentado. Como uma das aplicações importantes, espera-se contribuir na definição de uma metodologia de elaboração de Plantas de Valores Genéricos de imóveis de acordo com valores de mercado.

1.4 Estrutura do trabalho.

O presente trabalho encontra-se estruturado em seis capítulos.

O primeiro capítulo trata da introdução, das hipóteses e objetivos da tese e da relevância do trabalho.

No segundo capítulo são revisados os principais conceitos referidos ao mercado imobiliário, suas características, o conceito de valor dos imóveis, a diferença entre os conceitos de valor e preço. São também analisados os principais modelos propostos para estimação do valor de mercado dos imóveis, os principais fatores influenciadores no valor, as vantagens e desvantagens dos modelos mais comumente usados. Uma análise especial é dedicada aos fatores de valorização devidos à localização dos imóveis e a forma que estes fatores são incorporados nos modelos de valor, analisando as deficiências destes tratamentos.

No terceiro capítulo são revisados os conceitos de estatística espacial e suas duas grandes vertentes: a econometria espacial e a geoestatística. Os principais conceitos e as aplicações desenvolvidas na área de engenharia de avaliação imobiliária são revisados.

O quarto capítulo propõe um método para estimação e modelagem do valor da localização dos imóveis utilizando técnicas de estatística espacial. O método propõe a utilização combinada de técnicas de regressão espacial e de krigagem a partir da análise de dados de mercado.

No quinto capítulo é realizada uma aplicação do método proposto. A partir de uma pesquisa de mercado são aplicados os procedimentos propostos para a estimação do valor da localização e os resultados do modelo final de avaliação são

analisados em função de parâmetros de performance para avaliações em massa. Com o modelo estimado é realizada uma aplicação calculando uma Planta de Valores Genéricos para a área de estudo.

No sexto capítulo são apresentadas as conclusões e recomendações para futuros trabalhos.

2. O VALOR DOS IMÓVEIS.

2.1. Mercado imobiliário e valor dos imóveis.

Segundo a ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS NBR 14653-1 (2001) a Engenharia de Avaliações constitui um conjunto de conhecimentos técnico-científicos especializados aplicados à avaliação de bens. Na área de avaliação imobiliária o objetivo é a determinação do valor de mercado dos bens imóveis. O valor de mercado é definido como a quantia mais provável pela qual se negociaria voluntariamente e conscientemente um bem, numa data de referencia, dentro das condições do mercado vigente.

Segundo Dantas (1998) o mercado imobiliário compõe-se de três elementos: os bens levados a mercado, as partes desejosas em vendê-los e as partes interessadas em adquiri-los.

Para Gonzalez (1996a e 1996b), as características próprias de imobilidade e a baixa elasticidade na produção e renovação dos bens imóveis, fazem do mercado imobiliário um mercado claramente imperfeito. Dantas (1998) argumenta que em relação aos participantes do mercado, compradores e vendedores, o mercado imobiliário geralmente é dominado por uma grande parte de agentes, incorporadores, empreendedores, que concorrem entre si, formando um oligopólio.

Estas características fazem com que os preços praticados num mercado sejam mais distantes do valor de mercado quanto mais oligopólico seja o mercado.

2.1.1 Valor de mercado e preço.

O preço, segundo a ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS NBR 14653-1 (2001) é a quantia pela qual se efetua ou se propõe efetuar uma transação envolvendo um bem, um fruto ou um direito sobre ele.

Segundo Dantas (1998) é comum confundir o valor de mercado com o preço de um bem imóvel. O preço pode ser inferior ou superior ao valor de mercado, dependendo de circunstâncias particulares da negociação, como a urgência do vendedor ou do comprador para realizar a transação. Contudo, como os preços praticados pelo mercado podem estar ora abaixo, ora acima do valor de mercado, na prática estima-se o valor de mercado como a média dos preços.

O método comparativo de dados de mercado, usado prioritariamente na Engenharia de Avaliações, busca encontrar uma relação entre os preços que são praticados no mercado e as diversas características dos imóveis que determinam o valor dos mesmos.

Porém, esta relação não é determinística senão aleatória. Imóveis com características individuais semelhantes podem ter preços de venda diferentes por diversas razões. Portanto, para um mesmo elemento do domínio da função do valor poderiam existir vários elementos da imagem da mesma, o que torna a relação entre os preços e as características influenciadas de caráter aleatório.

O valor de mercado pode ser considerado uma variável aleatória cuja estimação pontual é feita pela média dos preços praticados no mercado.

A condição fundamental para a aplicação do método comparativo de dados é a existência de um conjunto de dados que possa ser tomado, estatisticamente, como uma amostra representativa do mercado.

A principal informação de referência ou base de comparação do valor de mercado dos imóveis é a dos preços de venda efetivamente realizadas num determinado período de tempo e numa determinada região.

As ofertas de imóveis à venda também fazem parte da base de dados de comparação, porém eles contêm um fator de diferença em relação ao eventual valor de venda no mercado, que é a margem de negociação embutida no preço de oferta. Toda oferta inclui uma margem do valor sujeita a negociação que será explorada pelos eventuais interessados na negociação.

A literatura de Engenharia de Avaliações aponta a preferência pelo uso de dados de vendas reais antes que o uso de ofertas por serem considerados melhores indicadores do verdadeiro valor de mercado dos imóveis. No entanto, a falta de acesso a reais informações deste e a falta de confiança nos valores declarados nas transações leva, na maioria dos casos, ao uso de dados de ofertas como massa de dados principal nas avaliações.

Os valores de ofertas podem ser considerados aproximações do valor de mercado dos imóveis, mas para isto deve ser considerada a margem erro contida neste tipo de dados. As ofertas geralmente têm embutidas no seu valor duas possíveis fontes de diferença em relação ao valor de mercado. Uma delas é a estimativa pelo vendedor do valor de mercado do imóvel; a outra é o valor adicionado na oferta como margem de negociação entre vendedor e comprador. Nenhuma destas duas possíveis fontes de diferença pode ser conhecida *a priori* pelo avaliador que utiliza esta informação de mercado como parte da sua amostra. Elas dependem de fatores subjetivos como o grau de conhecimento do mercado e as expectativas do vendedor, a sua urgência em realizar a venda, entre outros fatores. Um vendedor necessitado de vender de forma rápida, colocará uma margem de negociação menor, para a oferta resultar mais atrativa frente a outras. Um vendedor sem urgência na venda pode colocar uma margem maior buscando maximizar seu lucro.

Toda venda efetivamente realizada inclui uma negociação particular entre vendedor e comprador, onde também operam vários fatores subjetivos. Desta negociação resultará o preço final da venda. Por esta razão o preço de venda e o valor de mercado podem ser diferentes.

A pesar das possíveis diferenças entre o valor de oferta e o valor de mercado, na prática de avaliação imobiliária muitas vezes devem ser usados como fontes de informações os dados de oferta de imóveis como informação de referência do seu valor de mercado, devendo considerar-se e estimar também a margem média de negociação embutida no seu valor.

Os dados de oferta são uma fonte de informação pública e numerosa e que reflete as tendências reais do mercado imobiliário.

Pode se dizer então que o preço de oferta de um imóvel é uma variável *proxy* do seu valor de mercado.

2.1.2 Importância da avaliação do valor de mercado e sua variação.

O conhecimento do verdadeiro valor de mercado dos imóveis de uma região interessa a muitos participantes da sociedade.

Desde os próprios participantes individuais no mercado como compradores e vendedores, passando pelos agentes comerciais permanentes do mercado, como imobiliárias, investidores, empresas construtoras, até os órgãos públicos (prefeituras municipais) que têm parte da sua receita originada no valor de mercado dos imóveis e que por meio das suas obras públicas podem influenciar naquele mercado.

As prefeituras são responsáveis pela aplicação dos impostos sobre a propriedade e a transferência imobiliárias (Imposto Predial e Territorial Urbano, IPTU, e Imposto sobre a Transmissão de Bens Imóveis, ITBI) e das Contribuições de Melhoria, tributo aplicável no caso de valorização imobiliária advinda de investimentos públicos quando comprovada esta ligação. Para realizar a gestão destes tributos precisam periodicamente da avaliação em massa de todos os imóveis da região.

A pesar da importância reconhecida de contar com Plantas de Valores Genéricos (PVG) atualizadas, sua implementação prática apresenta importantes dificuldades técnicas, principalmente devido a problemas de metodologia aplicada, de disponibilidade de informações atualizadas e de acesso e domínio de ferramentas de análise e modelagem apropriadas.

Vários agentes sociais e econômicos, portanto, estão interessados em conhecer o valor de mercado dos imóveis de uma região mantendo atualizada essa informação.

2.2. Modelos de valor.

2.2.1 Fatores influenciantes no valor.

Tradicionalmente na literatura de avaliação de imóveis são considerados como principais fatores influenciantes na explicação do valor dos imóveis os fatores de vizinhança, de acessibilidade e as características próprias construtivas do imóvel (Can, 1990). Além desses fatores principais também são considerados como importantes outras informações como a época da avaliação, a economia geral da região, as leis vigentes (tributárias, de planejamento e gestão urbana) e a situação legal do imóvel, entre outras.

Os modelos de valor, que expressam a relação do valor como variável dependente com os fatores influenciantes como variáveis independentes, têm sido tradicionalmente tratados por métodos econométricos e são chamados modelos hedônicos de preços, onde o peso relativo de cada variável explicativa no valor total do imóvel é modelado por regressão múltipla.

Segundo Goodman e Thibodeau (1995 e 1997) a equação geral de preços hedônicos de imóveis pode ser expressa da seguinte forma:

$$V = f(L, S, N, P, t)$$

Onde **V** é o valor estimado de mercado, **L** representa as variáveis características do lote, **S** corresponde às variáveis estruturais ou construtivas do imóvel, **N** representa as variáveis correspondentes à vizinhança, **P** corresponde as variáveis de proximidade ou distância a pontos de valorização importantes e **t** corresponde ao período de tempo em que a avaliação é realizada.

2.2.2 Modelos aditivos e multiplicativos.

Os modelos de valor dos imóveis podem ser classificados como modelos aditivos, multiplicativos e mistos.

Os modelos aditivos consideram que o valor dos imóveis pode ser obtido como a soma de componentes correspondentes a influência de diferentes fatores, sendo deste tipo o modelo clássico que expressa o valor de um imóvel como a soma do terreno mais a parte construída (Chica Olmo, 1994 e Dantas, 1998):

$$V_{\text{Total}} = V_{\text{Terreno}} + V_{\text{Construção}}$$

Os modelos aditivos têm sido amplamente usados na literatura de avaliação imobiliária.

A avaliação de um imóvel como a soma de uma parte correspondente ao terreno e outra correspondente à construção é muito utilizada nas avaliações em massa de imóveis para fins tributários. Porém, os modelos aditivos pressupõem independência entre os termos somados da equação. O valor do imóvel como a soma do terreno e da construção implica que os valores da construção e do terreno são independentes entre si e esta hipótese é considerada altamente restritiva e inadequada com a realidade do mercado imobiliário (Chica Olmo, 1994, Dantas, 1998, Cano Guervós, 1999, Gloudemans, 2002).

A hipótese de independência implica também que os fatores de localização influenciariam apenas o valor do terreno e não o valor da construção e então o valor de uma determinada construção edificada sobre um terreno não depende do valor do terreno nem da localização, conclusão que não corresponde à realidade do mercado imobiliário.

Os modelos multiplicativos, por outro lado, modelam o valor do imóvel por meio do produto de fatores:

$$V_{\text{total}} = F_1 * \dots * F_n$$

Podem também ser estimados por regressão múltipla considerando como variável dependente o logaritmo do valor do imóvel:

$$\text{Log (Vtotal)} = \text{Log (F}_1 \cdot \dots \cdot \text{F}_n)$$

$$\text{Log (Vtotal)} = \text{Log F}_1 + \dots + \text{Log F}_n$$

Uma das importantes vantagens dos modelos multiplicativos sobre os aditivos se encontra em que os primeiros permitem analisar a interação entre variáveis independentes (Dantas, 1998). Segundo este autor, uma das vantagens que apresenta a transformação logarítmica da variável dependente e pela qual ela é muito utilizada nos modelos de regressão de valor dos imóveis, é que ela permite a construção de modelos multiplicativos.

Os modelos multiplicativos permitem também encontrar um método para homogeneizar os dados de mercado, como pode ser verificado em Lima (1995), Dantas (1998) e Gámez Martinez *et al.* (2000).

Outra característica diferencial entre modelos é o tipo de imóvel que tentam analisar. Enquanto na maioria dos trabalhos científicos publicados a amostra de dados de mercado pertence apenas a um tipo específico de imóveis, por exemplo, somente terrenos ou apartamentos, alguns estudos propõem a modelagem conjunta para diversos tipos de imóveis no mesmo modelo.

Os modelos multiplicativos mostram-se mais apropriados para a modelagem conjunta de vários tipos de imóveis.

Segundo Gloudemans *et al.* (2002) os modelos de avaliação para terrenos são comparativamente mais problemáticos e têm menor precisão que os modelos para imóveis construídos, especialmente nas áreas muito urbanizadas e de maior valorização. Geralmente os terrenos são escassos e existem muitos interessados em adquiri-los (especuladores, empresas construtoras e empresas comerciais) fazendo seus preços terem maior variância. Os modelos que combinam terrenos e construções permitem obter vantagens quanto ao tamanho da amostra e estabilidade dos modelos, particularmente em áreas muito urbanizadas. O estudo

desses autores analisa se os modelos combinados têm a mesma capacidade de predição que os modelos separados. Para isso considera três amostras de dados de mercado pertencentes a três áreas da cidade de Edmonton, Alberta, Canadá. A cidade de Edmonton é dividida em 11 áreas para fins de avaliação. As três amostras contém 1345, 2549 e 4571 dados de imóveis, sendo terrenos o 31.2%, 15.7% e 20.5% respectivamente.

O estudo conclui que os modelos combinados permitem avaliar terrenos e construções sem perda significativa de precisão em relação aos modelos separados obtendo maior estabilidade. Para isto devem ser incluídas no modelo variáveis que diferenciam os terrenos dos imóveis construídos.

Gloude-mans (2002) também apresenta um estudo onde são incluídos no mesmo modelo diferentes tipos de imóveis, terrenos e construções. O estudo inclui imóveis que pertencem a três cidades: Jefferson County (Denver, Colorado), Clareview (Edmonton, Alberta) e Ada County (Idaho). As amostras de imóveis são de 4836, 4382 e 12821 imóveis respectivamente, com porcentagens de terrenos sobre o total da amostra de 4.5%, 20.5% e 14.6% respectivamente. As variáveis de localização são classificadas em variáveis de vizinhança (zonas homogêneas) e variáveis de acessibilidade e são testados 5 modelos que incluem a todos os imóveis da amostra. O objetivo do estudo é analisar se as variáveis de localização influenciam da mesma forma aos terrenos e aos imóveis construídos.

O estudo conclui que a modelagem conjunta de terrenos e construções permite obter resultados de maior estabilidade e confiabilidade, principalmente no caso dos terrenos, que constituem em geral um tipo de imóvel que é difícil de encontrar em quantidade suficiente para modelagem nos grandes centros urbanos, dificultando sua correta avaliação. O estudo conclui também que uma porcentagem de terrenos de 4.5% da amostra foi suficiente para obter um modelo geral de avaliação adequado, sem perda de precisão.

2.2.3 Limitações dos modelos hedônicos no tratamento dos efeitos de localização.

As limitações mais importantes encontradas nos modelos tradicionais de avaliação de imóveis por regressão encontram-se no tratamento apropriado das variáveis de localização e na falta de consideração dos efeitos espaciais nos resíduos do modelo.

As variáveis de localização, por serem de difícil enumeração e delimitação, podem provocar problemas de diversa índole nos modelos de regressão. Tradicionalmente as variáveis de localização são incorporadas nos modelos de duas formas: como variáveis de vizinhança, definindo zonas consideradas homogêneas quanto às suas características de localização ou como variáveis de acessibilidade considerando a distância a pontos ou centros de valorização.

As duas formas de considerar estas variáveis apresentam dificuldades de consideração nos modelos de regressão: por um lado, as zonas homogêneas são difíceis de delimitar com eficiência e critérios objetivos (Gonzalez, 2000). Muitas propostas têm sido desenvolvidas para superar este obstáculo mas continuam sendo de difícil aplicação. Exemplos disto podem ser encontrados no uso de Análise Multivariada para o estudo de zonas homogêneas feito por Can (1990) e na proposta de zoneamento de uma cidade realizada por Cano Guervós (1999). Silva et al. (2004) propõem um método de definição de zonas homogêneas apoiado em Sistemas de Informações Geográficas (SIG) usando informações sobre características construtivas dos imóveis, qualidade dos serviços públicos e análise de valores de mercado dos imóveis.

Muitas vezes são utilizadas como supostas regiões homogêneas as divisões geográficas provenientes de outros fins como, por exemplo, limites de bairros, distritos ou setores. Porém, esta divisão dificilmente resulta em homogeneidade real, dificultando assim a significância estatística das variáveis construídas. Por outro lado, mesmo seguindo critérios objetivos para a definição e delimitação das zonas homogêneas, se estas regiões forem geograficamente

extensas a homogeneidade não será significativa e se forem muito pequenas pode não haver dados suficientes de mercado para serem analisadas nas equações de regressão. Estas dificuldades produzem outro tipo de problemas nos modelos hedônicos: a representação inadequada dos fenômenos de localização pode levar à autocorrelação espacial dos resíduos, afetando assim toda a análise estatística.

Por outro lado, a consideração de variáveis de distância a pólos de valorização enfrenta problemas similares. A definição do alcance efetivo de influência de cada pólo valorizador, a forma funcional da variação do valor com a distância, a existência de anisotropia no efeito de um pólo valorizador e a quantidade de dados de mercado podem afetar a significância estatística dos pólos de valorização de uma região. Estes problemas também podem produzir erros autocorrelacionados espacialmente, questionando a validade do modelo de regressão.

Segundo Dantas *et al.* (2002) quando se trabalha com dados de corte transversal como no caso dos modelos hedônicos estimados para o mercado imobiliário, não tem sentido testar a autocorrelação serial dos resíduos, sendo sim este cuidado indispensável nos dados de séries temporais. Mas quando se trabalha com dados distribuídos espacialmente, como é o caso dos dados imobiliários, podem surgir erros de medição em relação à localização exata do imóvel assim como efeitos de interação e difusão espaciais. Estes efeitos causam um fator adicional que deve ser considerado no modelo de regressão tradicionalmente utilizado na Engenharia de Avaliações: a autocorrelação ou dependência espacial. Não considerar estes efeitos, como rotineiramente vem ocorrendo na avaliação imobiliária, pode gerar problemas sérios no modelo, pois a presença de autocorrelação espacial nos resíduos provoca ineficiência nos parâmetros estimados e os testes de significância e intervalos de confiança não são mais válidos, podendo as decisões tomadas com base neles serem enganosas.

Desta forma, a dependência espacial dos valores observados em relação aos valores dos imóveis vizinhos provocará um erro de especificação no modelo, pela exclusão de uma variável independente importante que fará as avaliações tendenciosas e inconsistentes.

Ainda, segundo os mesmos autores, existem fortes razões para aceitar a hipótese de autocorrelação ou dependência espacial nos dados de mercado imobiliário: em primeiro lugar porque os imóveis construídos num bairro determinado de uma cidade apresentam características estruturais semelhantes (tamanho, projeto arquitetônico, entre outras) em virtude que os imóveis existentes influenciam na construção de novas unidades; em segundo lugar, porque os imóveis que pertencem ao mesmo bairro dividem questões locais de convivência como serviços de polícia, escolas e áreas de lazer. As características estruturais são relativamente fáceis de medir e contemplar nos modelos hedônicos. A medição das características de localização é bem mais complexa. No entanto elas são muito importantes na formação dos valores e devem ser incorporadas no modelo.

Segundo Pace *et al.* (1998) as avaliações feitas com base em técnicas de estatística espacial, como por exemplo a metodologia de regressão espacial, apresentam melhor capacidade de previsão desde que consigam captar os efeitos locais das características omitidas no modelo tradicional. A Engenharia de Avaliações tem utilizado historicamente ferramentas desenvolvidas para observações não correlacionadas, quando na realidade muitas vezes os resíduos de regressão mostram valores semelhantes em forma de *clusters* quando localizados espacialmente, especialmente ao longo de ou próximos aos pólos de valorização.

Mas não necessariamente em todos os casos os modelos espaciais terão melhor desempenho que os modelos de regressão tradicional. Quando a estrutura de autocorrelação espacial dos dados for fraca ou for possível de ser considerada através de variáveis de acessibilidade simples, os modelos espaciais podem não apresentar vantagens em relação com os modelos não espaciais (Gao *et al.*, 2002).

Segundo Malpezzi (2002) uma das áreas mais promissoras para o desenvolvimento teórico e prático dos modelos hedônicos está relacionada com a modelagem da estrutura de autocorrelação espacial e o uso da tecnologia de Sistemas de Informações Geográficas, especialmente em aplicações orientadas às avaliações em massa de imóveis.

2.2.4 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 relacionadas 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. Geralmente as medidas de performance referem-se pelo menos a dois tipos de qualidade: medidas de performance global da avaliação e medidas relacionadas com a equidade e uniformidade.

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_o) e valor calculado pelo modelo (P_c), chama-se razão de avaliação ou *ratio* de avaliação ao quociente:

$$R = P_c/P_o$$

Segundo este autor a mediana das razões é a medida recomendada pela IAAO (*International Association of Assessing Officers*) para monitorar a performance global de uma avaliação. Outro parâmetro que pode ser usado é a média ponderada das razões, que é obtida dividindo a soma dos valores calculados pela soma dos valores observados.

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.

Como o COD é afetado sensivelmente por valores extremos das razões de avaliação, a amostra deve ser saneada dos elementos extremos. Segundo Davis (2001), quando esta medida começou a ser utilizada era calculada sobre o intervalo interquartil dos *ratios* da amostra (50% central dos dados), não sendo portanto necessário eliminar pontos atípicos. Posteriormente foi utilizado um intervalo ampliado calculado multiplicando o intervalo interquartil por 1.5 ou por 3 para definir os valores limites de *ratios* a considerar na análise.

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.

Um outro índice especializado pode ser definido para medir a equidade vertical da avaliação. Ele é chamado de Diferencial Relativo ao Preço ou PRD (sigla de *Price Related Differential*) e serve para detectar diferenças sistemáticas na forma que são avaliados os imóveis de alto e de baixo valor. Quando os imóveis de baixo valor são avaliados como uma porcentagem maior do valor de mercado que os imóveis de alto valor, a avaliação é chamada regressiva. No caso contrário a avaliação é chamada progressiva. O PRD é calculado dividindo a média das razões de avaliação pela sua média ponderada.

Os valores recomendados para a mediana das razões de avaliação (Davis, 2001) 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. Quanto ao parâmetro PRD o intervalo recomendado é entre 0.98 e 1.03. Valores menores a 0.98 sugerem progressividade e valores maiores que 1.03 sugerem regressividade na avaliação.

2.2.5 O uso de informações georreferenciadas nas avaliações em massa.

Nos últimos anos, o crescente uso de Sistemas de Informações Geográficas (SIG) no gerenciamento das informações cadastrais municipais tem possibilitado a utilização de ferramentas de análise espacial e de técnicas geoestatísticas que os SIG disponibilizam.

Estas ferramentas, até agora escassamente utilizadas na área de avaliação imobiliária e na elaboração das Plantas de Valores Genéricos, podem contribuir grandemente na qualidade dos resultados alcançados, atingindo de forma mais adequada algumas das metas almejadas pelas administrações municipais, de gerenciar as receitas tributárias garantindo uma maior justiça e equidade fiscal (Liporoni, 2003).

A nível nacional e internacional existe uma tendência crescente em relação ao uso das capacidades de análise dos SIG na consideração de fenômenos espaciais de todo tipo, inclusive na área de avaliação imobiliária, como mostram os trabalhos de Rodriguez *et al.* (1995), Bible e Hsieh (1996), Clapp *et al.* (1997), Can (1998), Thrall (1998), Anselin (1998a), Gonzalez (2000), Rivero e Velazquez (2002), McCluskey *et al.* (2002), Caballer *et al.* (2002), Silva *et al.* (2004), Michael (2004). Os SIG permitem realizar diversas análises exploratórias dos dados, descobrindo padrões espaciais, possíveis agrupamentos, regiões homogêneas, pontos atípicos e, no apoio à modelagem, permitem construir variáveis geograficamente definidas por meio de operações, como medição de distância a pólos de valorização, criação de regiões espacialmente definidas, entre outras variáveis que podem ser integradas aos modelos de inferência estatística.

2.3. O Fator Localização.

2.3.1 Localização e Valor da localização.

A localização de um imóvel está determinada pela sua delimitação espacial única no espaço urbano. Se considerado um sistema de coordenadas

geográficas ou geodésicas que identifica cada ponto da superfície terrestre com um conjunto de valores de coordenadas correspondentes, a localização de um imóvel pode ser definida por meio das coordenadas que delimitam fisicamente o imóvel. Se considerarmos apenas a representação plana dos imóveis, ou seja, a sua projeção sobre uma superfície bidimensional, pode-se representar a localização do imóvel como o conjunto de pontos que delimitam o imóvel ou até como um único ponto situado dentro do lote ao qual pertence o imóvel, por meio de um par de coordenadas planas.

A localização de um imóvel define-se conceitualmente também, além das coordenadas no sistema definido, pela sua relação espacial ou interação com toda a estrutura urbana próxima ao imóvel, ou seja, com a vizinhança. Além das suas coordenadas absolutas, as características da vizinhança e a relação e proximidade aos centros comerciais, culturais, econômicos e de transporte fazem parte da definição e caracterização de uma localização.

O valor de uma localização pode ser definido como a parte do valor de um imóvel que depende apenas da sua localização, descontando do seu valor total os componentes devidos ao tipo e as características construtivas do imóvel.

2.3.2 Acessibilidade e vizinhança.

A localização de um imóvel é definida, na literatura de avaliação imobiliária, geralmente por duas características: acessibilidade e vizinhança.

Acessibilidade se refere geralmente à facilidade de acesso ou a distância de pontos importantes da estrutura urbana. É a acessibilidade a pontos importantes, como centros comerciais, educacionais e vias de trânsito importantes. Vizinhança se refere à qualidade da vizinhança do imóvel. A qualidade da vizinhança é uma variável não observável diretamente que geralmente é medida por meio de variáveis socioeconômicas *proxy* como renda média da população ou nível educacional médio.

Segundo Dubin (1992) o principal fator determinante do valor dos imóveis é a sua localização. A qualidade da vizinhança do imóvel e as suas características de acessibilidade, componentes básicas da definição de localização, devem afetar diretamente o preço dos imóveis. Porém, a evidência empírica obtida e mostrada nos resultados de grande parte dos estudos realizados utilizando modelos hedônicos mostra resultados contraditórios ou pouco conclusivos neste sentido, com poucos exemplos de coeficientes significativos nas variáveis ligadas à vizinhança e à acessibilidade, quando não resultados incoerentes no sinal esperado dos parâmetros correspondentes da regressão.

Segundo o mesmo autor, a forma tradicionalmente utilizada nos estudos de modelos hedônicos para estimar a acessibilidade de um imóvel é incluir, como variável explicativa nos modelos, uma variável distância ao pólo de valorização principal da cidade para ser testada sua significância como variável da regressão. Este procedimento leva implícita a hipótese de que a cidade é monocêntrica, ou seja, que existe somente um centro principal de valorização. Os modelos assim obtidos têm mostrado resultados contraditórios por causa da especificação dos modelos. As cidades são policêntricas ao invés de monocêntricas.

Estudos levando em consideração a natureza policêntrica das cidades têm obtido melhores resultados, encontrando-se evidência de que vários pólos secundários como escolas, universidades, centros de trabalho, centros comerciais, shoppings, vias de transporte principais, entre outras, influenciam diretamente o valor dos imóveis próximos a eles. Esta possível influência deve ser testada medindo a distância dos imóveis a cada um deles testando sua significância como variável explicativa nos modelos hedônicos.

Por outro lado, a evidência empírica de resultados obtidos em relação aos possíveis efeitos da vizinhança no valor dos imóveis também é variada. Os estudos têm mostrado resultados contraditórios quanto ao sinal e à significância destes regressores nos modelos hedônicos.

Segundo Dubin (1988) um dos motivos para esta falta de resultados positivos encontra-se na dificuldade de medir objetivamente a variável qualidade da

vizinhança. Considerando que ela não é uma variável diretamente observável, não existe consenso sobre quais seriam as melhores variáveis *proxy* para representá-la.

Orford (1999) sublinha a importância de incluir as características locais da vizinhança, características naturais, paisagísticas, qualidade ambiental entre outras, nos modelos de regressão hedônicos. O autor propõe que a avaliação da influência de algumas características tais como acesso a parques, escolas, universidades, assim como a influência de regiões não residenciais pode ser realizada com o apoio de Sistemas de Informações Geográficas para a pesquisa exaustiva destes possíveis efeitos. Ele propõe também uma classificação de diferentes fatores que influenciam na qualidade de uma vizinhança, classificando estes elementos em três níveis de abrangência ou generalidade: nível do imóvel, nível do logradouro e nível da vizinhança. Com o apoio de um SIG propõe medir de forma automatizada as distâncias a vários possíveis pólos de valorização e construir desta forma fatores de localização que seriam testadas posteriormente no modelo de regressão.

2.3.3 Modelagem da localização nos modelos hedônicos.

Na estimação do valor dos imóveis por modelos hedônicos as variáveis de localização são classificadas geralmente em variáveis de distância (para as características de acessibilidade) e variáveis de zonas homogêneas (para as características qualitativas de vizinhança), entre outras possíveis, como descritas a seguir.

As variáveis de tipo distância são consideradas em relação aos possíveis centros de valorização de uma região. A principal dificuldade de usar este tipo de variáveis reside em que a influência real destes fatores pode ter um efeito geográfico limitado. A partir de certa distância, o efeito de um pólo valorizador pode ser nulo ou imperceptível. Definir *a priori* esta distância máxima é impossível sem uma análise empírica dos dados de mercado. Outra dificuldade está em modelar a forma de variação funcional do valor com a distância. As formas funcionais mais utilizadas são as seguintes: diminuição linear com a distância, diminuição logarítmica, inversa da distância, inversa da distância ao quadrado. A escolha entre estas formas requer

uma análise dos dados de mercado, porém muitas vezes modelos são adotados de forma arbitrária pelo avaliador.

Estes fatores podem introduzir erros no modelo de regressão e falta de significância estatística de variáveis importantes. Outra limitante de usar variáveis de tipo distância a pólos de valorização é a possível multicolinearidade de variáveis independentes, pois geralmente uma mesma região tende a concentrar a presença de vários pólos de atratividade, conformando-se centros e subcentros de valorização; as variáveis de tipo distância podem estar então correlacionadas, impedindo sua utilização como variáveis independentes na regressão.

As variáveis de tipo vizinhança ou zona homogênea definem-se para regiões teoricamente homogêneas quanto as suas características qualitativas de localização. Elas podem ser definidas em base a informações sociais, econômicas, ambientais, e existem propostas de utilizar os SIG para sua análise e definição (Silva *et al.*, 2004). As limitações que apresentam este tipo de variáveis são as seguintes: a definição objetiva dos limites destas zonas, geralmente baseada em setores definidos para outros objetivos; a validade da hipótese de homogeneidade ao interior destas regiões, pois esta hipótese representa uma simplificação que pode ser excessiva; mesmo dividindo em regiões pequenas, a pergunta que subsiste é se elas podem ser consideradas com um valor de localização constante em todos seus pontos. Desde o ponto de vista da aplicação deste conceito, vários estudos realizados utilizando variáveis de vizinhanças em modelos hedônicos, com amostras de grande tamanho, têm mostrado resultados positivos, trabalhando com um grande número de setores homogêneos como variáveis dicotômicas. O uso de variáveis dicotômicas permite avaliar a média de valorização de cada região ou vizinhança. A principal dificuldade para poder usar este tipo de modelagem consiste em que são necessárias amostras de grande tamanho; para trabalhar com zonas realmente homogêneas as amostras devem conter centenas ou milhares de dados; tamanho disponível em muitas cidades dos Estados Unidos de América onde este método é utilizado, mas de difícil aquisição em outras partes do mundo como no Brasil.

Também são utilizadas variáveis socioeconômicas como variáveis *proxy* do valor da localização: renda média das famílias ou *per cápita*, nível de

escolaridade, entre outras, são definidas para regiões consideradas homogêneas; este tipo de variável apresenta as mesmas limitações que as variáveis de zonas homogêneas: definição do suporte espacial e homogeneidade real.

As variáveis de tipo zona fiscal são semelhantes às zonas homogêneas, geralmente são extraídas dos cadastros fiscais existentes, criam-se zonas fiscais com um valor venal teoricamente homogêneo. Estas variáveis têm os erros provenientes dos cadastros existentes, que podem estar desatualizados ou mal calculados, além de existir o problema de definição de limites arbitrários para estas zonas.

Finalmente existem também variáveis construídas por Análise Fatorial: Análise de Componentes Principais ou Análise de Correspondências, a partir de um conjunto de variáveis que representam características da vizinhança ou socioeconômicas. Estas variáveis apresentam o mesmo problema de definição do suporte de medição, além da disponibilidade real de informação completa e abrangente. Entre as vantagens destas variáveis está a redução da dimensão localização a um número pequeno de fatores, permitindo sua utilização em modelos hedônicos para amostras de tamanho reduzido, desde que poucos fatores podem expressar a informação contida numa grande quantidade de características de localização.

O problema do tamanho da amostra é um problema sério inclusive onde existe disponibilidade para trabalhar com amostras de grande tamanho, pois acontece geralmente que alguns tipos de imóveis não sejam comercializados com tanta frequência. O caso mais comum é o caso de terrenos em áreas densamente urbanizadas. Geralmente existem poucos terrenos livres, o que dificulta conseguir uma quantidade mínima de dados para poder modelar os efeitos de localização, por exemplo.

Segundo Chica Olmo (1994) os fatores de localização afetam no mesmo sentido todos os imóveis de uma região, sejam terrenos ou construções, porém o grau em que afetam o valor de cada tipo de imóvel pode ser diferente.

Peruzzo Trivelloni (1998), analisando uma amostra de mercado de apartamentos, comprova que os mesmos fatores de localização, analisados para imóveis de características diferentes, podem ser significativos na explicação do valor de todos eles mas afetar de forma diferente a cada tipo de imóvel.

No mesmo sentido Gloudemans (2002) considerando imóveis construídos e terrenos, argumenta que as variáveis de localização afetam a todos os imóveis de forma semelhante, mas que o efeito sobre um e outro tipo de imóveis poderia ser proporcionalmente diferente, sendo que esta diferença pode ser modelada por meio da análise dos dados de mercado.

Em resumo, as limitações dos modelos hedônicos para a modelagem dos fatores de localização são os seguintes:

- A consideração individual de cada fator de localização como uma variável independente do modelo provoca a necessidade de uma grande quantidade de observações como amostra, que geralmente é difícil de encontrar na prática.
- Dificuldade para enumerar e considerar todos os fatores de localização influenciadores.
- Dificuldade para considerar o gradiente de variação de cada efeito e o seu alcance em distância. Erros na consideração do gradiente ou do alcance provocam autocorrelação espacial nos resíduos.
- Fatores que não conseguem ser modelados significativamente também provocam autocorrelação espacial nos resíduos.
- Fatores de localização são variáveis parcialmente correlacionadas e por este motivo sua inclusão simultânea nos modelos de regressão não é possível.

As dificuldades de incorporar nos modelos hedônicos todas as variáveis de localização influenciadoras, determinam que os resíduos do modelo possam

apresentar autocorrelação espacial: os resíduos de imóveis próximos, por estarem afetados pelas mesmas características de localização, estarão correlacionados.

A autocorrelação espacial dos resíduos invalida uma das hipóteses básicas dos modelos de regressão, que é a de ter resíduos não correlacionados.

Dubin (1988) propôs uma metodologia diferente para o tratamento das variáveis de localização. Ela sugeriu usar como variáveis explicativas da regressão apenas as características construtivas dos imóveis. Assim, os efeitos das variáveis de localização estarão embutidos nos resíduos do modelo. Calculando a média ponderada destes resíduos pode ser estimado o efeito de vizinhança. Desta forma, o modelo de regressão teria as seguintes variáveis explicativas: por um lado as tradicionais variáveis construtivas dos imóveis; por outro lado, um polinômio formado pelas coordenadas dos imóveis, para conseguir a estacionariedade dos resíduos, e finalmente um termo obtido por krigagem dos resíduos que representaria os efeitos de localização não medidos pelas outras variáveis.

Segundo Can (1998) e Anselin (2001) diversas técnicas de análise exploratória de dados, como os testes de Moran, a análise de semivariogramas ou correlogramas podem ser utilizadas para avaliar a existência de autocorrelação espacial.

Segundo Anselin (1998a) as técnicas de análise exploratória de dados espaciais consistem numa série de técnicas para descrever e visualizar distribuições espaciais, descobrir padrões de associação espacial, sugerir regimes espaciais diferenciados e outras formas de não estacionariedade, e identificar observações atípicas. A descrição de distribuições espaciais está sendo gradualmente integrada com técnicas de gráficos dinâmicos incluindo mapas como forma adicional de visualização dos dados espaciais, em adição a *box-plots*, diagramas de dispersão e outras técnicas comuns de análise exploratória de dados.

As técnicas de análise exploratória de dados espaciais podem ser classificadas por duas vias: na primeira, segundo sejam medidas baseadas na vizinhança ou medidas baseadas na distância; na segunda, em função do nível de

abrangência e podem ser classificadas em medidas globais ou locais de autocorrelação.

No caso de medidas baseadas na vizinhança, a interação espacial é visualizada para um conjunto determinado de vizinhos. A interação global dos vizinhos sobre um imóvel é obtida a partir da definição arbitrária de uma forma particular de processo espacial. Este enfoque requer a formalização de uma estrutura de vizinhança para cada observação na forma de uma matriz de pesos espaciais.

O outro ponto de vista, baseado na distância, tipicamente adotado na geoestatística, assume a interação espacial como uma função suavizada da distância entre pares de observações. Uma medida indispensável para poder calcular esta interação será, então, a medida da distância entre cada par de observações.

2.3.4 Modelos contínuos.

Os modelos contínuos partem do princípio de que o valor dos imóveis ou o valor da sua localização adotam uma forma contínua de variação. Esta continuidade surge do efeito da distância entre as amostras. Este fenômeno permite utilizar a distância entre amostras como uma informação útil para a modelagem do valor da localização. Esta forma de variação determina que o valor da localização tenha a forma de uma superfície que pode ser modelada.

Existem dois tipos de modelagem do valor da localização como superfície contínua: as superfícies de tendência e a krigagem.

Uma superfície de tendência é a superfície gerada pela expressão polinômica das coordenadas geográficas dos imóveis. Geralmente se trabalha com um grau de polinômio baixo, de quarta ou quinta ordem. As superfícies de tendência são consideradas apropriadas quando o objetivo é a modelagem espacial dos fenômenos de grande escala, mostrando-se menos adequada para a modelagem de fenômenos espaciais de pequena escala (Michael, 2004).

As principais limitações das superfícies de tendência são as seguintes:

- Não corrigem os efeitos de autocorrelação espacial nos resíduos;
- Apresentam problemas de extrapolação nas bordas da área de estudo;
- Podem gerar multicolineariedade nas variáveis a medida que aumenta o grau do polinômio;
- A superfície polinomial não modela adequadamente o gradiente de variação do valor, mantendo assim autocorrelação espacial nos resíduos;
- Na medida que aumenta o grau do polinômio de tendência usado o tamanho da amostra também deve aumentar substancialmente.

A modelagem por krigagem dos resíduos de uma regressão com as variáveis construtivas é um método que pode ser utilizado para uma amostra de imóveis homogêneos (Dubin, 1992, Chica Olmo, 1994 e Cano Guervós, 1999, entre outros). O método apresenta as seguintes limitações:

- Como modelo aditivo, não considera a possível interação entre variáveis construtivas e de localização.
- A tentativa de definir um valor da localização a partir deste modelo aditivo esbarra na estimação da constante do modelo, pois a constante da regressão responde ao mesmo tempo às características construtivas e de localização. As técnicas propostas até o momento para separar essa constante nas duas partes correspondentes e assim definir o valor da localização e o valor da construção não têm sido satisfatórias.
- A estimação exata da krigagem nos pontos da malha (krigagem pontual) introduz o erro dos dados na modelagem da superfície.
- O uso do método residual não considera a existência de autocorrelação espacial nos resíduos da regressão das variáveis construtivas, a

diferença da regressão espacial, mantendo assim os erros de estimação dos parâmetros.

Em resumo, o valor de uma localização é influenciado pela proximidade na sua vizinhança de uma série de serviços urbanos, fatores naturais e socioeconômicos (presença de belezas naturais, investimentos públicos, centros comerciais, centros culturais como escolas, universidades, igrejas e teatros), fatores de segurança social e criminalidade, fatores de qualidade e poluição ambiental, qualidade do transporte, características do trânsito veicular, qualidade construtiva dos imóveis na região, entre outros.

Pode se dizer que todas as características urbanas e sociais, naturais e econômicas do espaço urbano afetam o valor dos imóveis localizados nas suas vizinhanças, existindo um alto grau de inter-relação entre todos os fatos urbanos e entre o valor dos imóveis entre si. Devido ao dinamismo urbano provocado pela construção de novos empreendimentos e investimentos públicos e privados, o valor da localização urbana encontra-se em permanente mudança e constitui a parte do valor dos imóveis que tem maior grau de dinamismo: o investimento urbano afeta o valor das localizações próximas a ele.

Considerada desta forma, a definição da localização e do seu valor pode-se deduzir que o valor da localização varia de forma permanente e continua em todo o solo urbano, podendo existir regiões onde esta variação tem menor intensidade, em zonas onde não existem muitos pólos de valorização próximos e não há investimentos públicos importantes, enquanto outras regiões têm um gradiente de variação do valor acentuado, em especial na proximidade dos pólos de valorização mais importantes de uma região.

Outra característica fundamental do valor da localização, devido à distribuição heterogênea dos fenômenos urbanos, é a sua variação diferencial para cada direção espacial, isto é, a variação do valor da localização tem uma característica basicamente anisotrópica.

3. ESTATÍSTICA ESPACIAL.

A abordagem estatística tradicional para o tratamento de dados econômicos, sociais e ambientais utiliza técnicas bem estabelecidas, lidando com parâmetros como média, variância, desvio padrão, testes de hipóteses e modelos lineares. Estas técnicas, embora úteis e relevantes, não permitem considerar adequadamente o espaço geográfico como variável relevante dos modelos estatísticos. A estatística tradicional trabalha com a suposição de independência entre os dados usados para representar um fenômeno. No entanto, quando uma determinada propriedade varia de um local para outro com uma certa continuidade, expressa através da dependência espacial entre as amostras, ou quando a localização relativa entre os dados pode ser uma variável de interesse, outros tipos de técnicas são necessárias para modelar estes fenômenos, as chamadas técnicas de estatística espacial ou análise espacial de dados geográficos.

A ênfase da análise espacial é mensurar propriedades e relacionamentos levando em conta a localização espacial do fenômeno de forma explícita, incorporando o espaço à análise que se deseja fazer.

3.1. Tipos de dados e modelos em análise espacial.

A taxonomia mais utilizada para caracterizar os problemas de análise espacial considera três tipos de dados (Câmara *et al.*, 2002):

- Eventos ou padrões pontuais, quando os fenômenos são expressos por meio de ocorrências identificadas como pontos localizados no espaço, denominados processos pontuais;
- Superfícies contínuas, quando os fenômenos são estimados a partir de um conjunto de dados de campo, regular ou irregularmente distribuídos e que podem ser considerados como seguindo uma variação contínua no espaço;

- Áreas com contagem e taxas agregadas, quando se trata de dados associados a indivíduos localizados em pontos específicos que são agregados em unidades de análise, usualmente delimitadas por polígonos fechados (lotes, quadras, distritos, bairros, setores censitários).

A partir da taxonomia dos tipos de dados usados nos modelos de análise espacial, Cressie (1993) classifica os tipos de modelos usados em estatística espacial em três tipos:

- Modelos de padrões pontuais;
- Modelos geoestatísticos;
- Modelos de área.

A finalidade dos modelos de estatística espacial é a escolha de um modelo inferencial que considere explicitamente os relacionamentos espaciais presentes no fenômeno (Câmara *et al.*, 2002).

No caso de análise de padrões pontuais o objeto de interesse é a própria localização espacial dos eventos em estudo, se é aleatório ou apresenta-se em aglomerados ou regularmente distribuídos.

Para a análise de superfícies por meio de modelos geoestatísticos, o objetivo é reconstruir a superfície da qual se retiraram as amostras. O modelo inferencial tem por objetivo quantificar a dependência espacial entre as amostras e utiliza o conceito de estacionariedade, que supõe um comportamento homogêneo da estrutura de correlação espacial na região de estudo. Estes modelos estão baseados na Teoria das Variáveis Regionalizadas (Chica Olmo, 1994).

No caso da análise de áreas o objetivo é a modelagem das relações entre as variáveis que representam o fenômeno, sendo a localização uma destas variáveis. Estes modelos encontram-se agrupados como pertencentes à chamada Econometria Espacial.

3.2 Os imóveis como dados espaciais.

Na literatura de avaliação imobiliária existem duas grandes escolas para o tratamento espacial dos dados de mercado: por um lado, alguns autores têm proposto a utilização das técnicas de econometria espacial e seus modelos de regressão espacial, enquanto outros têm proposto o uso de técnicas geoestatísticas. A discussão sobre qual das duas escolas tem fundamentos teóricos e metodológicos mais adequados para a área específica de modelagem dos dados imobiliários continua em aberto.

Anselin (2002) sugere fundamentar teoricamente a escolha de um ou outro método, a partir da taxonomia proposta por Cressie (1993) para a análise estatística espacial, que distingue entre análise de padrões pontuais, modelos geoestatísticos ou análise espacial de superfícies e modelos de regiões ou análise espacial de áreas. Anselin (2002) incorpora os conceitos relacionados com a modelagem de dados espaciais e suas representações computacionais mais comumente utilizadas, especialmente nos Sistemas de Informações Geográficas (SIG). Os modelos de dados geralmente distinguem dois tipos de dados: objetos e campos ou geocampos e geobjetos. Os objetos são entidades discretas que são geralmente representadas nos SIG como pontos, linhas e polígonos nos chamados SIG vetoriais. Na análise econômica estes objetos correspondem a agentes econômicos ou jurisdições com localização bem definida espacialmente tais como endereço, código postal, bairro e município. Em contraste a estes, os geocampos pertencem a uma distribuição espacial contínua, representada como superfícies nos SIG *raster*. Na análise econômica podem ser consideradas geocampos as superfícies de preços ou de risco, por exemplo do valor da terra e qualidade do ar.

Ainda segundo o mesmo autor, os tipos de dados que podem ser relacionados ao conceito de objetos espaciais ou dados de área são adequados aos tratamentos estatísticos dos modelos de econometria espacial, enquanto que os tipos de dados correspondentes ao conceito de campo ou dados de superfície devem ser analisados com modelos geoestatísticos ou de superfície. Porém o autor

comenta que no caso da análise do mercado imobiliário, os dados podem apresentar simultaneamente comportamentos identificáveis como objetos ou como campo, abrindo a possibilidade de análise espacial por ambas metodologias.

Esta aparente ambivalência tem sua causa nos fatores que influenciam no valor dos imóveis. Enquanto alguns destes fatores, como os fatores construtivos, variam de imóvel para imóvel independentemente da sua localização espacial, dando aos dados a característica de objetos, outros fatores, os de localização, influenciam imóveis próximos de forma semelhante, produzindo uma variação no valor da localização de forma contínua no espaço, dando ao valor dos imóveis o comportamento de um geocampo. Desta maneira diferentes fatores influenciadores dão aos imóveis e seus valores de mercado o comportamento ao mesmo tempo de objetos e de campos espaciais.

A proposta que se apresentará no Capítulo 4 defende a utilização simultânea dos métodos de econometria espacial para modelar as características de objeto dos imóveis e dos métodos geoestatísticos para modelar as características de geocampo.

3.3 Econometria Espacial.

3.3.1 Considerações gerais.

A econometria espacial é a parte da econometria que lida com o tratamento das interações e estrutura espaciais de dados geograficamente distribuídos.

O foco na localização espacial dos dados e as conseqüências teóricas e metodológicas das suas interações espaciais vem alcançando crescente atenção nos últimos anos, tanto do ponto de vista das aplicações técnicas como no embasamento teórico.

No passado os modelos econométricos que tratavam explicitamente com a variável espaço ou localização foram desenvolvidos em algumas áreas técnicas e científicas específicas, como na área de avaliação imobiliária ou na área de geografia econômica. Porém os métodos econométricos foram aplicados em um número cada vez maior de áreas do conhecimento recebendo crescente atenção teórica e metodológica (Anselin, 1999a).

Nos últimos anos, o crescente interesse na especificação e estimação de interações espaciais nos modelos econométricos tem sido provocado por diversos fatores.

Em primeiro lugar pela discussão teórica da existência de interação entre os agentes econômicos atuantes num determinado modelo. Estes não devem ser considerados como agentes atomizados, atuando isoladamente uns dos outros senão pelas suas interações, gerando efeitos de vizinhança a diferentes escalas.

Em segundo lugar, a demanda de metodologias para o tratamento de fenômenos espaciais aumentou com a crescente disponibilidade de bases de dados georreferenciados e utilização dos Sistemas de Informações Geográficas (SIG), que disponibilizam grande quantidade de informação onde podem ser explorados e modelados padrões espaciais dos dados. O uso conjunto dos SIG com análises estatísticas espaciais tem gerado um crescente interesse pela sua possível aplicação em várias áreas de conhecimento.

Finalmente, o reconhecimento de que as técnicas econométricas tradicionais falham na presença de autocorrelação espacial nos dados tem provocado crescente interesse no desenvolvimento teórico e metodológico da econometria espacial.

Segundo Anselin (1999a) a econometria espacial lida com os aspectos metodológicos que são consequência dos efeitos espaciais nos modelos econométricos, abrangendo quatro áreas de atenção: a especificação formal destes efeitos espaciais nos modelos econométricos; a estimação de modelos que

incorporam efeitos espaciais; os testes de especificação e diagnóstico destes efeitos espaciais e a predição espacial.

3.3.2 Efeitos espaciais: dependência e autocorrelação espacial.

No contexto dos modelos de regressão os efeitos espaciais podem ser catalogados como efeitos de dependência espacial ou autocorrelação espacial e heterogeneidade espacial.

A autocorrelação espacial pode ser definida como a coincidência de valores similares em localizações similares.

A heterogeneidade espacial consiste na instabilidade estrutural na forma de variâncias não constantes dos erros (heterocedasticidade) ou dos coeficientes do modelo (coeficientes variáveis no espaço). Esta heterogeneidade deve ser considerada explicitamente desde que a estrutura por trás dessa instabilidade é espacial, ou seja, a localização das observações é determinante dessa instabilidade. Além disso, a heterogeneidade geralmente ocorre junto com autocorrelação espacial e as ferramentas econométricas tradicionais não são mais apropriadas neste caso. Em amostragens transversais (sem variação no tempo) os fenômenos de heterogeneidade espacial e de autocorrelação espacial podem ser considerados equivalentes.

3.3.3 Pesos espaciais e defasagem espacial.

Nas amostragens transversais não há suficiente informação para estimar a matriz de covariâncias diretamente dos dados (Anselin, 1999a).

Por isso em geral é necessário impor uma estrutura para essa covariância. Essa imposição se traduz na criação de um conceito de operador espacial de defasagem, que é uma média ponderada de uma variável aleatória em localizações vizinhas. Para isso deve ser definido o conceito de vizinhança de cada observação. O operador espacial de defasagem opera por meio de uma matriz de

pesos espaciais \mathbf{W} que define a estrutura de covariância dos dados para uma determinada vizinhança de cada observação. Por meio de pesos que representam a covariância entre dois elementos, o operador espacial calcula para cada observação a média ponderada da variável aleatória na vizinhança.

Para cada observação da variável aleatória \mathbf{y} num ponto i o operador espacial \mathbf{Wy} é obtido pela soma ponderada pelos pesos w_{ij} de todos os valores de \mathbf{y} nos pontos j da vizinhança:

$$(\mathbf{Wy})_i = \sum (w_{ij} \cdot y_j)$$

os pesos w_{ij} não nulos são os que definem a vizinhança de cada observação.

Por facilidade de interpretação os pesos são padronizados por linha na matriz \mathbf{W} de forma que a soma de pesos em cada linha é igual a 1. Conseqüentemente a defasagem espacial da variável \mathbf{y} no ponto i pode ser interpretada como sua média ponderada na vizinhança de i .

Os elementos que compõem a matriz \mathbf{W} são não estocásticos e são externos ao modelo. Eles estão geralmente baseados nos conceitos de contigüidade dos dados ou na distância entre observações, baseados numa função decrescente com a distância entre observações. Esta estrutura de variação é definida pelo pesquisador, diferentemente de outros métodos, como os de estimação direta da covariância, que calculam a covariância a partir dos próprios dados. Esta falta de obrigatoriedade de uma justificativa teórica na seleção dos pesos espaciais e o fato de serem exógenos ao modelo e sem ambigüidades explica a popularidade dos pesos derivados geograficamente, segundo Anselin (1999a).

3.3.4 Expressão formal da autocorrelação espacial.

3.3.4.1 Modelos de processos estocásticos espaciais.

O método mais utilizado para expressar a autocorrelação é por meio da especificação de um processo estocástico espacial, ou seja, por uma relação

funcional entre uma variável aleatória num ponto e a mesma variável aleatória em outras localizações. A estrutura da covariância é consequência da natureza do processo definido.

Os dois tipos de processos estocásticos mais comuns são os chamados processo espacial autoregressivo e processo de média móvel.

Dada uma matriz de pesos W , de dimensões $N \times N$, uma variável aleatória y representada por um vetor $N \times 1$ e o vetor de erros independentes e identicamente distribuídos e de dimensão também $N \times 1$, se define um processo espacial autoregressivo da seguinte maneira (Anselin, 1999a):

$$(y - \mu i) = \rho W(y - \mu i) + \varepsilon$$

ou

$$(y - \mu i) = (I - \rho W)^{-1} \varepsilon$$

e um processo de média móvel como:

$$y = \lambda W \varepsilon + \varepsilon$$

ou

$$y = (I + \lambda W) \varepsilon$$

onde I é a matriz identidade, i é um vetor $N \times 1$ de valores 1, μ é a média da variável y , os termos do erro ε tem variância σ^2 , e ρ e λ são os parâmetros autoregressivos e de média móvel respectivamente.

As restrições impostas pela estrutura de pesos espaciais assim como a forma específica do processo espacial determinam a matriz de variância e covariâncias para y como uma função de dois parâmetros, a variância σ^2 e os parâmetros ρ e λ .

Para o modelo autoregressivo:

$$\text{Cov} [(y - \mu i), (y - \mu i)] = \sigma^2 [(I - \rho W)' (I - \rho W)]^{-1}$$

Para o modelo de média móvel:

$$\text{Cov} [y, y] = \sigma^2 [I + \lambda(W+W') + \lambda^2 WW']$$

Segundo Anselin (1999a e 2001) a principal diferença entre os processos autoregressivos e de média móvel está na estrutura de dependência espacial que eles geram. Os processos autoregressivos geram uma estrutura de autocorrelação global, onde todas as observações têm influência sobre as outras. Já nos processos de média móvel, a influência entre observações existe apenas entre os vizinhos de primeira e segunda ordem por meio da matriz W .

A principal diferença, segundo o mesmo autor, dos processos espaciais em relação aos processos autoregressivos temporais, está em que os processos autoregressivos espaciais podem induzir heterocedasticidade. A homocedasticidade será obtida somente em casos particulares.

Esta característica tem sido pouco analisada nos trabalhos de aplicação que têm utilizado regressão espacial.

3.3.4.2 Representação direta.

Outra forma de aproximação para uma especificação formal da autocorrelação espacial consiste em expressar os elementos da matriz de variância e covariância como função de um número reduzido de parâmetros e uma ou mais variáveis exógenas. Geralmente isto envolve uma função inversa de alguma distância:

$$\text{Cov} [\varepsilon_i \varepsilon_j] = \sigma^2 f(d_{ij}, \varphi)$$

Onde $\varepsilon_i \varepsilon_j$ são termos de erro da regressão, σ^2 a variância do erro, d_{ij} a distância que separa os elementos i e j , f uma função que decresce com a distância e φ um conjunto de parâmetros.

Esta definição tem semelhança com o variograma usado em geoestatística, porém com características mais restritivas quanto a estacionariedade e isotropia.

Com a definição anterior, a matriz de covariância do erro é a seguinte:

$$E[\varepsilon \varepsilon'] = \sigma^2 \Omega (d_{ij}, \varphi)$$

Onde a matriz Ω deve ser positiva definida com $w_{ii} = 1$ e $|w_{ij}| \leq 1$

Segundo Anselin (1999a), diferente da variância para os processos autoregressivos e de média móvel, a representação direta não induz a heterocedasticidade.

Em econometria espacial este tipo de modelos foi utilizado na análise de mercado imobiliário (Dubin 1992, Chica Olmo 1995, Basu e Thibodeau 1998). Mas, enquanto esta especificação tem uma justificativa intuitiva quanto a incorporar uma noção de agrupamento das observações como uma função da distância que separa os dados, ela apresenta alguns problemas de identificação e estimação de parâmetros e testes do modelo (Anselin, 1999a). Além de restringir a estimação dos parâmetros do alcance da dependência espacial, alguns dos modelos de semivariogramas comumente utilizados, como o semivariograma esférico, não podem ser estimados com este procedimento (Anselin, 1998b).

3.3.5 Modelos de Regressão Espacial.

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 (We). 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.

3.3.5.1 Modelo de Defasagem Espacial.

Formalmente este modelo pode ser expresso da seguinte forma:

$$\mathbf{y} = \rho \mathbf{W}\mathbf{y} + \mathbf{X}\mathbf{B} + \boldsymbol{\varepsilon}$$

Onde \mathbf{y} é o vetor da variável dependente, ρ é o coeficiente de autocorrelação espacial, \mathbf{W} a matriz de pesos espaciais, \mathbf{X} é a matriz das observações nas variáveis independentes dos dados, \mathbf{B} é o vetor de parâmetros e $\boldsymbol{\varepsilon}$ é o vetor de resíduos do modelo.

3.3.5.2 Modelo do Erro Espacial.

O modelo autoregressivo do erro ou modelo do erro espacial pode ser expresso formalmente da seguinte forma:

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\mathbf{B} + \boldsymbol{\varepsilon},$$

$$\boldsymbol{\varepsilon} = \lambda \mathbf{W}\boldsymbol{\varepsilon} + \mathbf{u}$$

onde λ é o coeficiente de autocorrelação espacial, \mathbf{u} é o vetor de resíduos não correlacionados e os outros termos são os mesmo do modelo anterior.

O modelo pode ser escrito também da seguinte forma:

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\mathbf{B} + \lambda \mathbf{W}\boldsymbol{\varepsilon} + \mathbf{u}$$

3.3.6 Estimação de Modelos.

Segundo Anselin (1999a) os modelos de regressão espacial podem ser estimados utilizando vários métodos. O mais comumente usado é o de máxima verossimilhança, mas outros métodos também têm sido propostos, como os de variáveis instrumentais, mínimos quadrados espaciais, método dos momentos, método dos códigos e métodos bayesianos, entre outros.

3.3.7 Testes de especificação.

3.3.7.1 Moran's I.

O teste de Moran é o teste de autocorrelação mais conhecido e permite determinar se os resíduos do modelo de regressão por mínimos quadrados apresentam autocorrelação espacial. O valor da estatística é calculado pela seguinte expressão:

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

Onde:

e é o vetor de resíduos de mínimos quadrados;

W é matriz de pesos espaciais;

N é o número de observações;

S é a soma de todos os elementos de W .

3.3.7.2 Testes LM.

Os testes baseados no Multiplicador de Lagrange (testes LM) também são calculados a partir dos resíduos do modelo de mínimos quadrados, mas ao contrário do índice de Moran que não especifica o tipo de modelo espacial mais apropriado a testar, os testes LM estão orientados a determinar hipóteses nulas específicas para os modelos autoregressivos da variável dependente e do erro.

O teste LM para determinar a existência de autocorrelação espacial na alternativa do modelo do erro espacial tem a seguinte expressão:

$$LM_{err} = [e'We / (e'e/N)]^2 / [tr(W^2 + W'W)]$$

O teste LM_{err} corresponde, exceto um fator de escala, com o quadrado do teste de Moran.

O teste LM para a alternativa de um modelo da variável dependente defasada tem a seguinte expressão:

$$LM_{lag} = [e'Wy / (e'e/N)]^2 / D$$

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

Segundo Anselin (1999a) outros testes LM podem ser desenvolvidos para hipóteses mais complexas, como testes robustos à existência das duas formas de autocorrelação, processos autoregressivos de ordem superior, dados com variância no tempo e outros.

3.3.8 Regressão espacial na modelagem do valor dos imóveis.

Os métodos econométricos tradicionais têm sido aplicados extensamente na área de avaliação imobiliária, sendo considerado o modelo linear geral de regressão múltipla o método principal, desde que permite considerar como variáveis explicativas todos os fatores influenciadores no valor dos imóveis. Desta maneira os modelos de regressão permitem testar, analisar e interpretar as variáveis consideradas influenciadoras no valor dos imóveis, assim como diversas condições estatísticas para os resíduos do modelo, tanto do ponto de vista empírico como teórico. Destas condições e da sua extensa disponibilidade em *softwares* disponíveis no mercado, o modelo de regressão múltipla tradicional é o método preferido pela maioria dos avaliadores.

Porém, os métodos econométricos espaciais, além de terem sido desenvolvidos recentemente, também têm sido e continuam sendo aplicados numa proporção muito menor.

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 aos coeficientes das características construtivas dos imóveis.

Para cada um dos quatro modelos foi testada a forma linear e logarítmica para a variável dependente, considerando que a forma logarítmica tem mostrado os melhores resultados e é recomendada pela literatura. Segundo Dantas (1998) e Malpezzi (2002) a transformação logarítmica é a preferida quando se procura ajustar modelos a dados de valores imobiliários, sendo conhecidos também outros trabalhos que propõem o uso de modelos não lineares usando a transformação de Box Cox, entre outros, os de Goodman e Kawai (1984) e Megbolugbe (1986).

Can (1992) 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.

A conclusão mais importante do trabalho é que os três tipos de modelos que consideraram efeitos espaciais apresentam melhores resultados que o modelo tradicional. Os resultados não são totalmente conclusivos quanto ao melhor modelo analisado, pois as variações nas matrizes de vizinhança utilizadas provocaram resultados diferentes nos testes de aderência e de ajustamento dos modelos. Não tendo conhecimento de qual seria a estrutura real de correlação espacial e, portanto, não podendo concluir qual seria a matriz mais adequada com a realidade, não é possível determinar o modelo mais apropriado.

A partir da discussão teórica sustentada por autores como Anselin e Dubin entre outros, novos estudos utilizando os modelos de regressão espacial foram desenvolvidos na área de avaliação imobiliária, como os de Pace e Gilley (1997), Pace *et al.* (1998), Dantas *et al.* (2002), Besner (2002), Dantas (2003), entre outros.

Em geral todos estes trabalhos comprovam a existência de autocorrelação espacial nos resíduos dos modelos de mínimos quadrados e testam diferentes modelos de regressão espacial obtendo uma melhora importante nos resultados dos modelos e principalmente na adequação teórica e metodológica ao tratamento dos efeitos espaciais nos dados.

Porém, alguns elementos continuam em aberto na utilização dos modelos de regressão espacial: por um lado, a especificação da estrutura espacial dos dados e definição da matriz de pesos espaciais W depende da definição por parte do pesquisador e a escolha desta matriz influencia fortemente os resultados alcançados. Por outro lado, os termos que incluem os efeitos espaciais na regressão, tanto o termo da variável dependente defasada como o termo do erro correlacionado, não apresentam uma interpretação teórica conclusiva como variáveis explicativas ou fatores de valorização dos imóveis, o que pode ser considerado uma dificuldade metodológica na hora de analisar e escolher o método de regressão mais apropriado. Desta forma, a escolha do modelo de regressão espacial tem sido baseada na comparação dos resultados estatísticos nos testes de significância de cada modelo, ao invés de critérios de escolha metodológicos.

3.4 Geoestatística. Teoria das Variáveis Regionalizadas.

Segundo Cardim (2000) a estatística clássica trabalha com a suposição de independência entre as amostras para representar um fenômeno, baseando-se na hipótese de que as variações de um local a outro são aleatórias. No entanto, quando uma determinada propriedade varia de um local para outro com uma certa continuidade, expressa através da dependência espacial entre as amostras, outra

técnica, relativamente nova, a geoestatística, deve ser empregada para a realização das análises.

Para determinar qual das duas técnicas (estatística clássica ou geoestatística) deve-se utilizar, faz-se uso do semivariograma, que expressa a relação espacial entre as amostras. Havendo dependência espacial entra em ação a geoestatística, por outro lado, se não for detectada a dependência espacial utiliza-se a estatística clássica.

Verificada a dependência espacial podem-se estimar valores do fenômeno em estudo para os locais não amostrados, dentro da área em estudo, sem tendência e com variância mínima, por meio do método conhecido como interpolação por krigagem. A krigagem possibilita a construção de mapas de isolinhas, ficando definidas as classes dentro da área de estudo.

3.4.1 Análise espacial de superfícies.

Segundo Camargo *et al.* (2002) a análise espacial de superfícies constitui um conjunto de técnicas para tratamento e análise de dados de superfícies.

De forma geral os dados estão disponíveis na forma de amostras pontuais e para ser utilizados de forma efetiva em geoprocessamento são necessários procedimentos de interpolação. As amostras são valores representativos do fenômeno estudado, usualmente obtidas em levantamento de campo com consistência de metodologia e unidade.

Para gerar as superfícies que aproximem o fenômeno estudado de forma realista é necessário modelar sua variabilidade espacial.

Os modelos que objetivam gerar superfícies a partir de procedimentos de interpolação, de forma geral, representam a variável em estudo como uma combinação da variabilidade em larga e pequena escala.

Existem três grandes abordagens para a modelagem desta variabilidade espacial:

- Modelos determinísticos de efeitos locais: cada ponto da superfície é estimado apenas a partir da interpolação das amostras mais próximas. A suposição implícita é que predominam os efeitos locais.
- Modelos determinísticos de efeitos globais: a suposição implícita é que predominam os efeitos em larga escala e que os efeitos locais não são relevantes. É o caso das superfícies de tendência.
- Modelos estatísticos de efeitos locais e globais (krigagem): cada ponto da superfície é estimada apenas a partir da interpolação das amostras mais próximas, utilizando um estimador estatístico.

3.4.1.1 Modelos determinísticos locais.

Uma alternativa simples para gerar uma superfície bidimensional a partir de amostras pontuais é ajustar uma função bidimensional sobre as amostras consideradas, compondo uma superfície cujo valor será proporcional à intensidade local de amostras. Variações desse esquema básico são os interpoladores:

- por vizinho mais próximo;
- por média simples;
- por média ponderada.

Um refinamento desses estimadores é o uso de uma função de ponderação mais complexa, os estimadores Kernel. Estes estimadores generalizam a idéia de média móvel local. Seu objetivo é produzir superfícies mais suaves.

Seus parâmetros básicos são:

- um raio de influência que define a vizinhança do ponto a ser interpolado;

- uma função de estimação com propriedades convenientes de suavização.

As desvantagens destes estimadores são a forte dependência no raio de busca e a excessiva suavização da superfície que pode esconder variações locais importantes.

3.4.1.2 Superfícies de tendência.

As superfícies de tendência são interpoladores determinísticos globais. A superfície é aproximada por um ajuste polinomial dos dados, através de um processo de regressão múltipla entre os valores do atributo e as localizações geográficas. Este polinômio é utilizado então para estimar os valores em todas as localizações gerando uma superfície.

As superfícies de tendência buscam modelar a variação espacial em larga escala. A suposição implícita é que predomina a variação em larga escala e que a variabilidade local não é relevante. Neste modelo, a função de autocorrelação contínua decaindo mesmo após ultrapassar a distância onde há influências locais; a covariância não se estabiliza com a distância e assim o fenômeno analisado é não estacionário.

A grande vantagem das superfícies de tendência é sua simplicidade e facilidade de cálculo. No entanto a suposição implícita do modelo, em negligenciar a variabilidade local, não é realista para a maior parte dos fenômenos reais. Adicionalmente, os parâmetros estimados são muito sensíveis a valores extremos.

Apesar destes problemas, as superfícies de tendência são úteis para remover efeitos de primeira ordem, quando a média varia de forma consistente no espaço. Também são utilizadas para estudar resíduos de estimação, mostrando a existência de eventuais sub regiões que apresentem diferenças significativas na tendência geral.

3.4.1.3 Modelos estatísticos de efeitos locais e globais: krigagem.

O termo krigagem é derivado do nome Daniel Krige que foi o pioneiro no uso de médias móveis ponderadas para evitar a superestimação sistemática de reservas de mineração.

A diferença entre a krigagem e outros métodos de interpolação é a maneira como os pesos são atribuídos às diferentes amostras. Na krigagem o procedimento é semelhante ao de interpolação por média móvel ponderada, exceto que aqui os pesos são determinados a partir de uma análise espacial, baseada no semivariograma experimental. Além disso, a krigagem fornece, em média, estimativas não tendenciosas e com variância mínima.

A krigagem compreende um conjunto de técnicas de estimação e predição de superfícies baseadas na modelagem da estrutura de correlação espacial. A hipótese implícita é que o processo estudado é estacionário.

Os passos num estudo empregando técnicas de krigagem incluem:

- a) Análise exploratória dos dados;
- b) Análise estrutural (modelagem da correlação espacial);
- c) Interpolação estatística da superfície.

O que diferencia a krigagem de outros métodos de interpolação é a estimação de uma matriz de covariância espacial que determina os pesos atribuídos aos diferentes dados, o tratamento da redundância destes, a vizinhança a ser considerada no procedimento inferencial e o erro associado ao valor estimado. A krigagem fornece estimadores não tendenciosos e eficientes.

3.4.2 Teoria das Variáveis Regionalizadas.

Segundo Chica Olmo (1994) quando existe uma dependência entre uma variável aleatória e a sua localização espacial a variável pode ser chamada de regionalizada. A Teoria das Variáveis Regionalizadas (TVR) dedica-se à análise e resolução dos problemas de inferência espacial de variáveis que dependem da localização espacial onde são observadas. A TVR foi especificada por Matheron entre os anos 1962 e 1965 a partir dos estudos de Krige e outros. Inicialmente foi desenvolvida para ser aplicada na área de geologia e outras ciências da Terra, sendo conhecida como Geoestatística. Posteriormente, devido ao seu caráter geral, a sua aplicação tem sido estendida para outras áreas do conhecimento.

3.4.2.1 Características das Variáveis Regionalizadas.

Uma Variável Regionalizada (VR) é uma variável aleatória que se distribui no espaço e/ou no tempo e que apresenta autocorrelação espacial.

As VR apresentam então uma dupla condição: aleatoriedade e estrutura espacial.

A utilização da TVR para realizar inferência estatística requer a introdução de algumas hipóteses para os dados. Estas hipóteses são as de estacionariedade da variável aleatória. Uma variável aleatória é estacionária de segunda ordem se cumpre duas condições:

1. o valor esperado existe e não depende da localização, ou seja, a média é constante; e
2. a covariância entre dois pontos existe e somente depende do vetor distância entre os pontos, em magnitude e direção.

$$E[Z(x)] = E[Z(x+h)] = m$$

$$E\{[Z(x)-m][Z(x+h)-m]\} = C(h)$$

Onde h é o vetor distância entre os pontos. Em particular quando $h=0$:

$$C(0) = E[Z(x)-m]^2 = \text{Var}[Z(x)]$$

Com esta hipótese considera-se a existência de uma variância finita que será normalmente desconhecida e será estimada a partir da variância experimental.

A hipótese de estacionariedade de segunda ordem pode ser substituída por uma outra menos restritiva que é a hipótese intrínseca. A hipótese intrínseca se cumpre quando os incrementos de primeira ordem da variável são estacionários, ou seja, se para todo vetor h os incrementos $[Z(x+h)-Z(x)]$ têm valor esperado e variância independentes do ponto x mas dependentes de h .

$$\text{Var} [Z(x+h)-Z(x)] = 2\gamma(h)$$

$$\gamma(h) = \frac{1}{2} \text{Var} [Z(x+h)-Z(x)] = \frac{1}{2} E\{[Z(x+h)-Z(x)]^2\}$$

a função $\gamma(h)$ é denominada semivariograma.

Quando a hipótese intrínseca ou a estacionária de segunda ordem são válidas o fenômeno pode ser estimado a partir de uma única observação para cada ponto do espaço.

3.4.2.2 Propriedades da função semivariograma.

Quando as hipóteses de estacionariedade ou intrínseca são válidas, a relação entre a covariância e o semivariograma é a seguinte:

$$\gamma(h) = C(0) - C(h)$$

A covariância apresenta as seguintes propriedades:

1. $C(0) = \text{Var} [Z(x)] \geq 0$
2. função simétrica: $C(h) = C(-h)$

3. Desigualdade de Schwarz: $|C(h)| \leq C(0)$

As propriedades do semivariograma são as seguintes:

1. Função positiva: $\gamma(h) \geq 0$; $\gamma(0) = 0$

2. Função simétrica: $\gamma(h) = \gamma(-h)$

Considerando as propriedades anteriores, podem ser definidos os principais parâmetros do variograma: alcance e patamar.

O alcance é a distância máxima que indica a zona de influência da VR, para a qual $C(h) = 0$ para todo $h \geq a$.

O patamar é o valor da função semivariograma quando $h \geq a$.

3.4.2.3 Semivariograma experimental e teórico

O semivariograma é uma ferramenta básica de suporte às técnicas de krigagem, pois permite representar quantitativamente a variação de um fenômeno regionalizado no espaço.

O semivariograma pode ser calculado experimentalmente, considerando todos os pares de amostras separados por um vetor de distância h , a partir da equação:

$$\hat{\gamma}(h) = 1/(2N(h)) * \sum [z(x_i) - z(x_i + h)]^2$$

onde $\hat{\gamma}(h)$ é o semivariograma estimado e $N(h)$ é o número de pares de valores medidos $z(x)$ e $z(x+h)$, separados pelo vetor h (ver Figura 1).

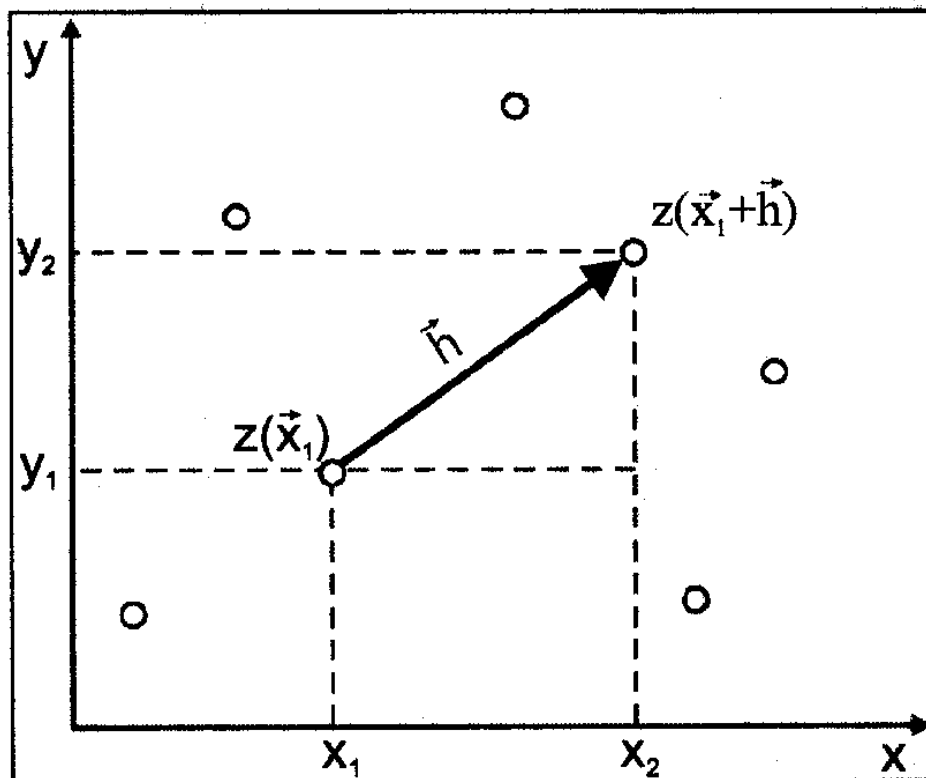


Figura 1. Construção do semivariograma. Fonte: Camargo *et al.* (2002).

Na prática muitas vezes faz-se a hipótese adicional de que o fenômeno é isotrópico (comportamento igual em todas as direções). Neste caso a determinação experimental do semivariograma depende apenas da distância entre as amostras e não da direção relativa entre elas.

As hipóteses de estacionariedade e média constante levam a postular um comportamento idealizado para o semivariograma experimental. Espera-se que as observações mais próximas geograficamente tenham comportamento mais semelhante entre si do que aquelas separadas por maiores distâncias. Assim, o valor absoluto da diferença entre duas amostras $z(x)$ e $z(x+h)$ deveria crescer a medida que aumenta a distância entre elas, até um valor na qual os efeitos locais não teriam mais influência.

Os parâmetros do semivariograma são (ver Figura 2):

- Alcance (a): distância dentro da qual as amostras apresentam-se correlacionadas espacialmente;
- Patamar (C): é o valor do semivariograma correspondente ao seu alcance a ; deste ponto em diante considera-se que não existe mais dependência espacial entre as amostras, porque a variância entre os pares de amostras torna-se aproximadamente constante;
- Contribuição (C_1): é a diferença entre o patamar e o valor do semivariograma para $h = 0$.
- Efeito Pepita (C_0): idealmente, $\gamma(0)=0$. Entretanto, na prática, a medida que h tende para 0 , $\gamma(h)$ se aproxima de um valor positivo chamado Efeito Pepita C_0 que revela a descontinuidade do semivariograma para distâncias menores do que a menor distância entre as amostras. Representa a componente da variabilidade espacial que não pode ser relacionada com uma causa específica (variabilidade ao acaso) ou também pode ser devida a erros de medição.

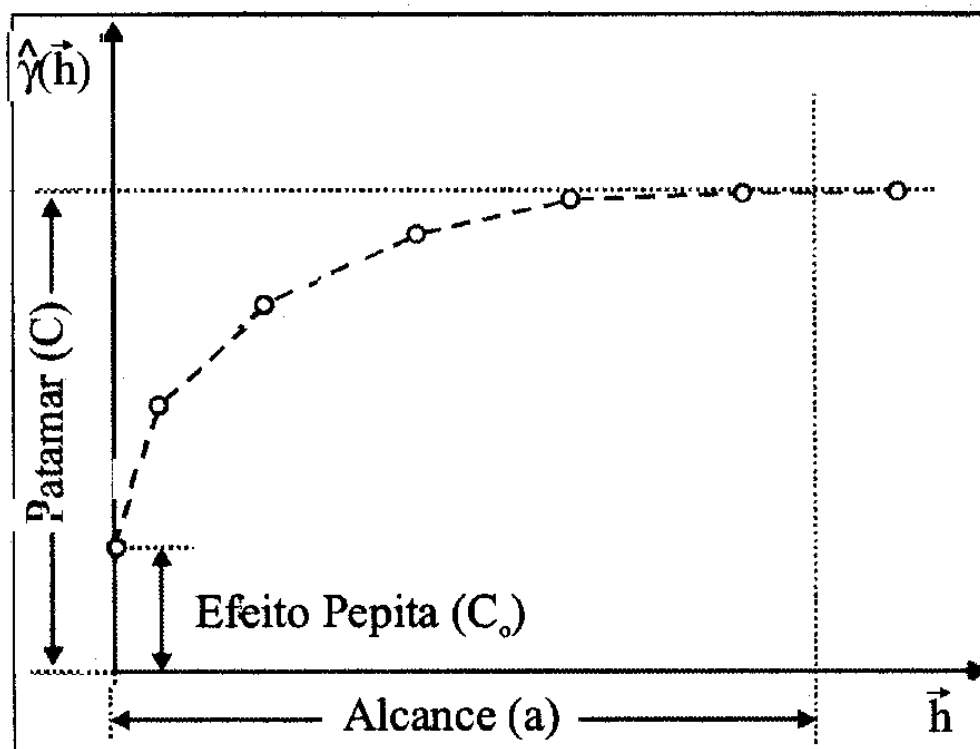


Figura 2. Parâmetros do semivariograma. Fonte: Camargo *et al.* (2002).

3.4.2.4 Modelos teóricos de semivariograma.

O gráfico do semivariograma experimental é formado por uma série de valores sobre os quais se objetiva ajustar uma função.

O procedimento de ajuste não é direto e automático como no caso de uma regressão, mas sim interativo: o intérprete faz um primeiro ajuste e verifica a adequação do modelo teórico; dependendo do ajuste obtido, pode ou não redefinir o modelo até obter um que seja satisfatório.

Os modelos básicos estão divididos em dois tipos: modelos com patamar e modelos sem patamar. Os do primeiro tipo são conhecidos como transitivos. Eles podem atingir o patamar assintoticamente; para tais modelos o alcance é arbitrariamente definido como a distância correspondente a 95% do patamar. Modelos do segundo tipo não atingem o patamar e continuam aumentando enquanto a distância aumenta.

Os modelos transitivos mais utilizados são o modelo esférico, o modelo exponencial e o modelo gaussiano, representados na Figura 3.

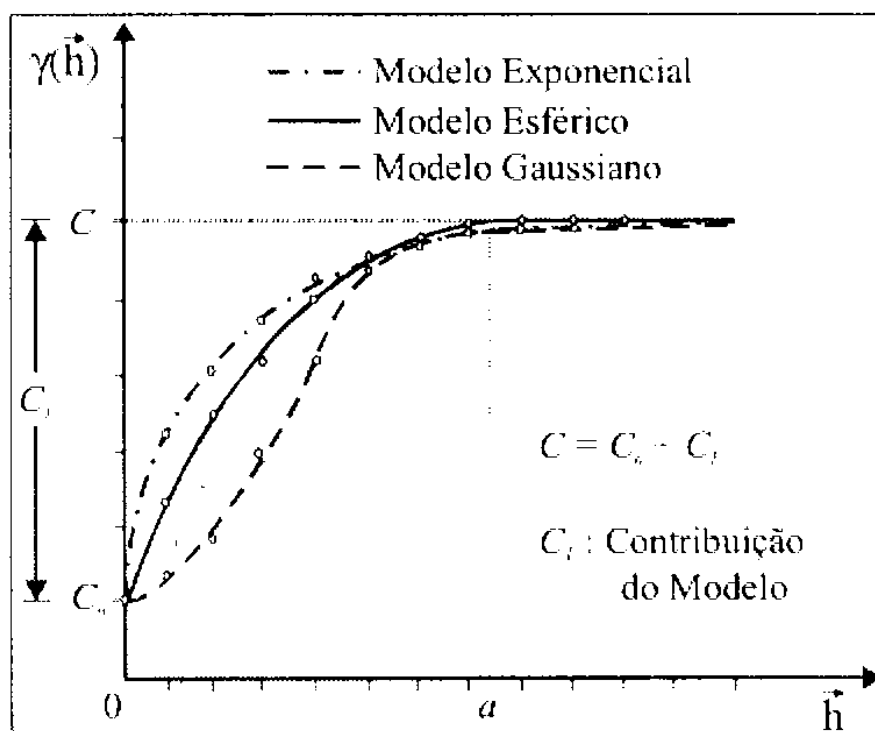


Figura 3. Modelos transitivos de semivariograma. Fonte: Camargo *et al.* (2002).

3.4.2.5 Modelo Esférico.

O modelo esférico de variograma é um dos mais utilizados e está representado pela seguinte equação:

$$\begin{aligned} Sph (|h|) &= 0 \quad \text{para } |h| = 0; \\ &= [1.5 (|h|/a) - 0.5 (|h|/a)^3] \quad \text{para } 0 < |h| \leq a; \\ &= 1 \quad \text{para } |h| > a \end{aligned}$$

3.4.2.6 Modelo Exponencial.

Um outro modelo bastante utilizado é o modelo exponencial, com a seguinte equação:

$$\begin{aligned} Exp (|h|) &= 0 \quad \text{para } |h| = 0; \\ &= 1 - \exp[-(|h| / a)] \quad \text{para } |h| \neq 0 \end{aligned}$$

Este modelo atinge o patamar assintoticamente, com o alcance prático definido como a distância na qual o valor do modelo é 95% do patamar.

3.4.2.7 Modelo Gaussiano.

O modelo gaussiano é um modelo transitivo muitas vezes usado para modelar fenômenos extremamente contínuos e apresenta a seguinte equação:

$$\begin{aligned} Gau (|h|) &= 0 \quad \text{para } |h| = 0; \\ &= 1 - \exp[-(|h|/a)^2] \quad \text{para } |h| \neq 0 \end{aligned}$$

Semelhante ao modelo exponencial, o modelo gaussiano atinge o patamar assintoticamente e o parâmetro a é definido como a distância na qual o valor do modelo é 95% do patamar.

3.4.2.8 Modelo Potência.

O Modelo potência não é um modelo transitivo, portanto não atinge um patamar. Em geral este modelo é utilizado para modelar fenômenos com capacidade infinita de dispersão, tendo a seguinte equação:

$$\begin{aligned} \text{Pot}(|h|) &= 0 && \text{para } |h| = 0 \\ &= c \cdot |h|^e && \text{para } |h| \neq 0 \end{aligned}$$

onde c é o coeficiente de declividade e e é o expoente, como pode ser observado na Figura 4.

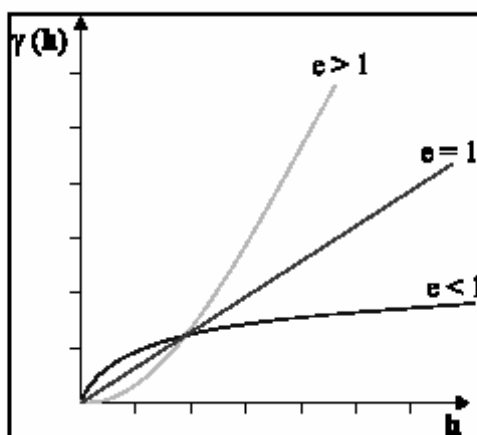


Figura 4. Modelo potência. Fonte: Camargo *et al.* (2002).

Existem determinados fenômenos em que são necessários modelos mais complexos de semivariograma para explicar suas variações espaciais. Estes modelos são combinações de modelos simples, denominados modelos aninhados.

3.4.2.9 Anisotropia.

A anisotropia é a variação espacial diferente da covariância para diferentes direções de deslocamento no espaço. Ela pode ser observada por meio de semivariogramas para diferentes direções. Se os alcances ou os patamares para diferentes direções apresentam resultados diferenciados então o fenômeno pode ser considerado anisotrópico.

Quando um fenômeno é isotrópico, ou seja, apresenta o mesmo semivariograma em todas as direções, um único semivariograma teórico pode ser representativo da estrutura de variação espacial da variável.

Quando o fenômeno é anisotrópico, os semivariogramas para as diferentes direções podem ser modelados separadamente e constituir em conjunto a estrutura espacial dos dados.

Quando os semivariogramas para as diferentes direções apresentam igual patamar e diferentes alcances, o tipo de anisotropia se chama geométrica. Neste caso o fator de anisotropia é a relação entre os alcances máximo e mínimo.

Quando os semivariogramas apresentam igual alcance e diferentes patamares a anisotropia é chamada zonal.

Quando tanto os alcances quanto os patamares são diferentes o tipo de anisotropia se chama combinada (Camargo *et al.*, 2002).

3.4.3 Técnicas de Krigagem.

A estrutura teórica da krigagem está baseada no conceito de variável regionalizada. Uma variável regionalizada é uma variável distribuída no espaço ou tempo cujos valores são considerados como realizações de uma função aleatória.

A variação espacial de uma variável regionalizada pode ser expressa pela soma de três componentes:

- a) uma componente estrutural, associada a um valor médio constante ou a uma tendência constante;
- b) uma componente aleatória, espacialmente correlacionada;
- c) um ruído aleatório ou erro residual.

Se o vetor x representa uma posição em uma, duas ou três dimensões, então o valor da função aleatória Z , em x , é dada por:

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

Onde:

$\mu(x)$ é uma função determinística que descreve a componente estrutural de Z em x ;

$\varepsilon'(x)$ é um termo estocástico correlacionado que varia localmente;

ε'' é um ruído aleatório não correlacionado, com distribuição normal com média 0 e variância σ^2 .

A partir de uma amostra $Z(x_1), \dots, Z(x_n)$, deseja-se estimar o valor $Z(x_0)$ num ponto x_0 .

O estimador de krigagem Z_k define-se como uma combinação linear dos $Z(x_i)$ e os ponderadores λ_i da seguinte maneira (Chica Olmo, 1994):

$$Z_k = \sum_i \lambda_i Z_i$$

Os ponderadores λ_i são obtidos de forma que o estimador Z_k seja ótimo, ou seja, a variância do erro seja mínima. Os ponderadores são calculados a partir da estrutura geométrica dos dados, atribuindo valores menores aos pontos mais afastados e valores maiores aos pontos mais próximos.

Existem distintos métodos de krigagem em função das características da variável que deve ser estimada e dos objetivos da estimação. Se as estimativas estão referidas a suporte pontual e deseja-se realizar estimativas pontuais, utiliza-se a krigagem pontual. Se o objetivo for estimar o valor médio da variável sobre um suporte de tamanho maior utiliza-se a krigagem por blocos.

3.4.3.1 Krigagem pontual.

As equações de krigagem pontual podem ser classificadas como krigagem simples, krigagem ordinária e krigagem universal. Quando a variável aleatória é estacionária de segunda ordem com covariância conhecida e média zero é utilizada a krigagem simples. Os ponderadores da krigagem são obtidos minimizando a variância do erro.

A krigagem ordinária pode ser aplicada em dois casos: quando a variável é estacionária de segunda ordem com covariância conhecida e média desconhecida; e quando a variável aleatória é intrínseca de ordem zero.

A krigagem universal se aplica quando a variável aleatória apresenta uma tendência ou média variável no espaço.

3.4.3.2 Krigagem por blocos.

Segundo Chica Olmo (1994) as variáveis socioeconômicas geralmente não vem associadas a um suporte pontual, mas são definidas por unidade de superfície, por município, por bairro, por metro quadrado.

Neste caso utiliza-se a estimação por krigagem por blocos. Quando os dados estão medidos sobre um suporte determinado e a estimação deseja-se realizar sobre um outro suporte de superfície, é necessário regularizar os dados de acordo com a nova superfície de estimação. É o caso, por exemplo, quando os dados são medidos para imóveis individuais e deseja-se obter uma estimação do valor para um conjunto próximo de imóveis, por exemplo, todos os imóveis de uma quadra.

Seja V a área do bloco sobre a qual deseja-se estimar a variável Z_k .

O novo valor regularizado, ou valor médio de $Z(x)$ pode ser obtido da seguinte expressão:

$$Z_v(x) = 1/V \int_V Z(x)dx$$

3.4.4 Modelagem do valor dos imóveis usando geoestatística.

Os primeiros estudos de aplicação dos métodos geoestatísticos na área de avaliação imobiliária foram apresentados por Dubin (1992). A autora propõe modelar o valor dos imóveis por regressão múltipla e modelar o erro do modelo por krigagem. Mas a aplicação do método geoestatístico é parcial, pois não é realizado o estudo da estrutura espacial dos dados. Ao invés de realizar a análise da estrutura espacial por meio do semivariograma empírico, a estrutura espacial para estes resíduos é imposta, escolhendo a forma exponencial negativa e calculando apenas os parâmetros de ajuste por máxima verossimilhança.

Posteriormente e seguindo a mesma linha de pesquisa, Dubin (1998) e Basu e Thibodeau (1998) aplicam a mesma metodologia para novos estudos de valor de imóveis, realizando a krigagem dos resíduos dos modelos de regressão impondo uma determinada estrutura espacial de variação.

O primeiro estudo de aplicação que usa a metodologia geoestatística para a avaliação de imóveis de forma completa é proposto por Chica Olmo (1994). O

autor argumenta que o valor dos imóveis pode ser considerado como uma variável regionalizada e portanto as técnicas da Teoria das Variáveis Regionalizadas (TVR) podem ser utilizadas para modelar a estrutura espacial deste valor. Para poder utilizar a TVR o estudo deve ser realizado sobre uma variável que seja homogênea na sua definição e composição, variando apenas em função da sua localização espacial. Dado que o mercado imobiliário consiste de objetos heterogêneos tanto na sua localização quanto nas suas características intrínsecas (características físicas e construtivas do imóvel) o estudo é realizado sobre uma amostra de dados de imóveis homogêneos nas suas características construtivas. Desta forma consegue-se estudar a estrutura espacial dos fenômenos que influenciam o valor dos imóveis, por meio do semivariograma, analisando os efeitos de anisotropia existentes e modelando por krigagem a variação do valor em toda a área de estudo.

Em definitivo, o autor está modelando a variação do valor de um tipo homogêneo de imóveis em função da sua localização, ou seja, está modelando o valor da localização, a menos de uma constante multiplicativa, mas somente para aquele tipo específico de imóveis homogêneos.

Posteriormente Cano Guervós (1999) tenta aplicar a mesma metodologia para uma amostra heterogênea de imóveis, onde propõe o uso da análise fatorial e da regressão múltipla para estimar o efeito das características construtivas dos imóveis e a modelagem por geoestatística do erro da regressão, realizando uma proposta similar ao estudo de Dubin (1992). Este autor também utiliza um modelo aditivo para o valor, considerando este como a soma de um valor de construção e um valor de localização. Desta forma propõe definir e estimar o valor da localização dos imóveis por meio do termo de krigagem dos resíduos e mais uma constante. Esta constante é calculada separando em duas partes o termo constante obtido na regressão, que é comum aos componentes de construção e localização, seguindo a proposta sugerida por Dubin (1992). Este método de divisão da constante apresenta algumas limitações pela própria definição, obtendo-se valores negativos para algumas localizações. Isto se deve, provavelmente, ao modelo aditivo e à metodologia de cálculo da constante, já que ela é obtida pela diferença entre duas constantes de modelos obtidos por métodos de estimação diferentes: o modelo de mínimos quadrados ordinários (que não se considera confiável por existir forte

autocorrelação espacial nos resíduos) com o modelo de máxima verossimilhança. O próprio autor propõe estudar novas formas de poder dividir a constante do modelo por outro método para poder definir o valor da localização.

Gámez Martinez *et al.* (2000) propõe modelar o valor dos imóveis usando geoestatística para modelar o efeito da localização e propõe um método de homogeneização das características construtivas dos imóveis por regressão múltipla. Desta forma, são calculados fatores de homogeneização a partir dos elementos de mercado para as diferentes características construtivas dos imóveis. Depois de homogeneizadas as amostras, a metodologia geoestatística é usada para estimar a estrutura espacial do valor, por meio do estudo do semivariograma experimental. A proposta de homogeneizar os valores em função das características construtivas permite trabalhar com uma amostra com maior heterogeneidade mas não leva em consideração que a obtenção destes fatores por meio de uma regressão múltipla tradicional onde os erros estão fortemente autocorrelacionados mantém os problemas de ineficiência e confiabilidade dos testes de significância do modelo de mínimos quadrados, limitando a confiabilidade dos fatores de homogeneização encontrados.

3.4.5 Comparação entre o uso de métodos econométricos espaciais e geoestatísticos.

Os métodos da estatística espacial têm sido incorporados recentemente nos estudos de avaliação imobiliária.

Existem duas escolas que propõem metodologias diferentes na abordagem do estudo da estrutura espacial nos dados: por um lado os que propõem os métodos de regressão espacial para a modelagem dos efeitos espaciais presentes nos dados de mercado imobiliário e por outro os que propõem o uso de métodos geoestatísticos para a modelagem da estrutura espacial dos dados. A discussão sobre qual das duas abordagens é mais apropriada para os dados imobiliários tem recebido pouca atenção. Os defensores da econometria espacial baseiam-se na extensão dos métodos econométricos ampla e tradicionalmente

utilizados nos modelos de avaliação de imóveis, como uma justificativa natural para o uso dos modelos de regressão espacial. Os defensores dos métodos geoestatísticos baseiam-se nas vantagens do método geoestatístico para tratar a variabilidade espacial, baseada na análise empírica da variabilidade dos dados, a possibilidade de encontrar o modelo de variação mais adequado e de modelagem da anisotropia. Ao mesmo tempo é questionada a falta de critérios adequados para a escolha da matriz de pesos W que determina os testes de autocorrelação espacial e a estrutura espacial dos dados nos modelos de regressão.

Anselin (1999a) defende o critério de escolha baseado na análise do tipo de dados e o conseqüente modelo de dados a ser aplicado em cada caso: para dados com características de objetos espaciais, que são observações heterogêneas nas suas características intrínsecas e onde estas características participam e influenciam no processo de modelagem, defende que seja aplicada a metodologia da econometria espacial; enquanto que para dados com características de geocampos, ou variáveis homogêneas intrinsecamente e com variação contínua no espaço, deve ser aplicada a metodologia geoestatística. Ainda, segundo este autor, o caso específico do valor dos imóveis parece apresentar características de ambos tipos de modelos de dados, deixando uma interrogação quanto ao melhor método para modelagem do valor.

Dubin (1998) defende a utilização dos métodos geoestatísticos pela forma diferente de modelar a estrutura espacial do resíduo. Enquanto os modelos de regressão espacial utilizam uma matriz predeterminada W para estimar os pesos das observações da vizinhança, a estrutura espacial obtida não surge da análise dos dados senão da escolha arbitrária do pesquisador. As possibilidades de escolha de diferentes matrizes W sem um embasamento teórico ou metodológico deixam uma interrogação sobre qual é o melhor método. Diferentes matrizes W podem levar a resultados completamente diferentes, tanto na avaliação da autocorrelação espacial como na estimação por inferência estatística. Porém, a imposição de uma variância exponencial negativa também não é justificada pela autora e apenas os parâmetros do correlograma são estimados, não permitindo também a análise de possível anisotropia nos dados.

Posteriormente Dubin (2003a) compara os métodos econométricos espaciais e os modelos geoestatísticos numa aplicação prática, analisando os resultados em função do grau de ajustamento entre os valores observados e calculados por ambos métodos e a análise dos erros obtidos sobre uma mesma amostra de dados aplicando as duas metodologias. O autor conclui que os modelos geoestatísticos apresentam superioridade na estimação por inferência estatística sobre os modelos de regressão espacial, sendo que ambos métodos por sua vez são claramente superiores aos resultados obtidos por regressão múltipla por mínimos quadrados.

Num outro trabalho, analisando os resultados comparativos de diferentes métodos, Dubin (2003b) propõe o uso combinado do modelo de regressão espacial da variável dependente e a modelagem por krigagem do erro, encontrando que os resultados deste modelo são equivalentes ao modelo espacial do erro autocorrelacionado.

4. A MODELAGEM DO VALOR DA LOCALIZAÇÃO.

4.1 Definição do modelo de valor.

O valor dos imóveis depende de um conjunto de fatores entre os quais se encontram a sua localização, as características físicas do imóvel, o momento da avaliação e as condições jurídicas e legais a que está condicionado o imóvel.

Para efeito de avaliação em massa de imóveis, quando considerada uma região geográfica onde as condições fiscais são fixas e uma amostra de mercado de imóveis em condições semelhantes de transação e coletada na mesma época, o valor dos imóveis poderá ser considerado pelo modelo geral a seguir:

$$V = f(L, T, CF_T)$$

Onde V representa o valor dos imóveis, L representa as variáveis de localização, T representa o tipo de imóvel, e CF_T representa as características físicas dos imóveis em função do tipo (as características físicas influenciadoras no valor dependem do tipo de imóvel considerado).

O modelo utilizado é do tipo multiplicativo, permitindo examinar a interação entre os fatores de localização e físicos do imóvel, sendo também um modelo de caráter geral para todos os tipos de imóveis.

A expressão do modelo geral é a seguinte:

$$VU = VL * F_{TIPO} * F_{CF1} * F_{CF2} * \dots * F_{CFn}$$

Onde VU é o valor unitário do imóvel, VL representa o valor da localização, F_{TIPO} é um fator que depende do tipo de imóvel e os F_{CFi} representam fatores das características físicas influenciadoras no valor para cada tipo de imóvel.

A variável VL representa o valor da localização no imóvel, ou seja, a parte do valor do imóvel que responde às características de localização e vizinhança.

No valor VL estão influenciando simultaneamente todos os pólos de valorização, principais ou secundários, que afetam o valor de uma localização. Este conjunto de influências atua de forma a gerar uma estrutura espacial do valor VL. Quanto mais próximo se encontra o imóvel dos pólos de valorização, maior será seu valor VL e este valor diminui paulatinamente na medida que aumenta a distancia aos pólos de valorização. A variável VL apresenta, portanto, características de dependência e autocorrelação espacial: dois imóveis próximos receberão efeito similar dos pólos de valorização, de forma que apresentarão valores de localização muito próximos e esta semelhança será menor quanto maior seja a distância entre os imóveis.

O valor VL inclui também a influência da vizinhança imediata no valor de cada imóvel. As características de uma vizinhança, como a estrutura urbana e os serviços públicos, a qualidade do ambiente natural e construído, as características socioeconômicas e culturais, entre outras, influenciam de forma geral a todos os imóveis nela localizados provocando uma determinada valorização média para todos os imóveis de uma região e estão presentes no valor VL. O chamado efeito de adjacência ou de contágio, que produz uma influência de cada imóvel sobre os imóveis mais próximos gerando um efeito de vizinhança também está presente no valor VL e apresenta também uma estrutura de autocorrelação espacial.

É lógico que muitos destes fatores, pólos de valorização, qualidade da vizinhança, efeitos de adjacência, apresentam correspondência ou correlação importantes entre si, sendo difícil de separar o efeito de uns e outros. Os efeitos por eles induzidos interagem entre eles de forma complexa, afetando o valor de uma localização.

Por estes motivos VL pode ser caracterizada como uma variável aleatória que apresenta uma estrutura espacial, ou seja, é uma variável regionalizada.

No modelo geral consideram-se imóveis de todos os tipos existentes na região considerada: terrenos, casas, apartamentos, kitinetes, comerciais e outros se houver.

Considerando que existam apenas dois tipos de imóveis, por exemplo terrenos e casas, as equações por modelos separados para os dois tipos de imóveis seriam as seguintes:

$$VU_{TERR} = VL_{TERR} * F_{TERR1} * F_{TERR2} * \dots * F_{TERRf}$$

$$VU_{CASA} = VL_{CASA} * F_{CASA1} * F_{CASA2} * \dots * F_{CASAq}$$

Onde VU_{TERR} é o valor unitário dos terrenos e VU_{CASA} das casas; VL_{TERR} e VL_{CASA} representam o valor da localização para os terrenos e as casas; e os F_{TERRi} e F_{CASAi} representam os fatores relacionados a características físicas dos terrenos e casas respectivamente.

Considerando que o valor da localização está influenciado pelos mesmos tipos de fatores independentemente do tipo de imóvel que se trate, sendo que os fatores de localização podem afetar em diferentes graus ou proporções segundo o tipo de imóvel, a relação entre os valores de localização será formalizada da seguinte forma:

$$VL_{TERR} = VL * F_{LOC_TERR}$$

$$VL_{CASA} = VL * F_{LOC_CASA}$$

Onde VL representa um índice geral representativo do valor da localização e F_{LOC_TERR} e F_{LOC_CASA} são dois parâmetros que dependem do tipo de imóvel (terreno ou casa) e que relacionam o valor da localização de cada tipo de imóvel com o valor geral VL .

A partir das relações anteriores as equações dos dois modelos podem ser reescritas da seguinte forma:

$$VU_{TERR} = VL * F_{LOC_TERR} * F_{TERR1} * F_{TERR2} * \dots * F_{TERRf}$$

$$VU_{CASA} = VL * F_{LOC_CASA} * F_{CASA1} * F_{CASA2} * \dots * F_{CASAq}$$

Considerando que os fatores F_{TERRi} e F_{CASAj} somente atuam sobre terrenos e casas respectivamente, a seguinte equação permitirá representar numa única equação os dois tipos de dados:

$$VU = VL * F_{TIPO} * F_{TERR1} * F_{TERR2} * \dots * F_{TERRf} * F_{CASA1} * F_{CASA2} * \dots * F_{CASA_g}$$

Onde:

$$F_{TIPO} = F_{LOC_TERR} \text{ para terrenos;}$$

$$F_{TIPO} = F_{LOC_CASA} \text{ para casas;}$$

$$F_{TERRi} = 1 \text{ para casas (estes fatores somente atuam sobre os terrenos);}$$

$$F_{CASAj} = 1 \text{ para terrenos (estes fatores somente atuam sobre casas).}$$

A estimação do fator F_{TIPO} (ou seja, dos valores F_{LOC_TERR} e F_{LOC_CASA}) pode ser realizada usando variáveis dicotômicas que identificam o tipo de imóvel (terreno e casa)

Generalizando o raciocínio para os outros tipos de imóveis obtêm-se o modelo geral proposto.

4.2 Estimação da variável VL.

O modelo proposto permite compreender o comportamento do valor dos imóveis simultaneamente como objeto e como geocampo.

De acordo com o modelo, VU depende da variável VL e de um conjunto de variáveis intrínsecas dependentes do tipo de imóvel.

A dependência da localização por meio de VL está justificando o comportamento de geocampo do valor dos imóveis. Se consideradas fixas e constantes as outras variáveis intrínsecas dos imóveis, o seu valor dependerá apenas da localização. Por outro lado, se desconsideradas os efeitos de localização, as variáveis intrínsecas dos imóveis explicam o seu comportamento como objetos espaciais.

De acordo com esta interpretação o valor dos imóveis pode ser modelado utilizando as duas metodologias espaciais de forma combinada: o método

geoestatístico para modelar o valor de localização e o método econométrico para modelar a influência das características físicas.

O valor de uma localização ou valor de localização de um imóvel pode ser considerado como uma variável regionalizada que depende da interação ou do efeito combinado de uma multiplicidade de fatores ou agentes de natureza diversa: ambientais, urbanos, legais, sociais e econômicos, que se encontram relativamente próximos à localização especificada.

A delimitação da vizinhança, a distância máxima ou a área de influência de cada pólo de valorização são diferentes em cada caso e resulta muito difícil de ser objetivamente definida. Os pólos mais importantes podem ter uma área de influência maior e os pólos secundários uma área de influência menor porém esta delimitação e o gradiente de variação do valor com a distância não são objetivamente mensuráveis, se bem que se pode afirmar teoricamente que o valor segue uma função monótona decrescente em relação à distância aos pólos de valorização.

Por ser uma variável regionalizada a modelagem mais apropriada do valor da localização pode ser feita por geoestatística.

A proposta aqui apresentada consiste em modelar a variável de localização *VL* usando os métodos geoestatísticos.

Para realizar esta estimação da variável *VL* é necessário homogeneizar os dados de mercado, retirando o efeito no seu valor de todos os outros fatores ou variáveis.

Considerando que os dados obtidos na pesquisa para analisar o valor da localização dos imóveis vêm de uma amostra de imóveis heterogêneos nas suas características construtivas, para poder-se utilizar estes dados na modelagem geoestatística é necessário realizar um processo de homogeneização destes dados, eliminando os efeitos que não serão modelados e transformando o conjunto de dados em objetos homogêneos onde a variação depende exclusivamente do fenômeno que se quer modelar, neste caso a localização dos imóveis.

Por se tratarem de geo-objetos a metodologia estatística aplicável para realizar esta homogeneização pertence a econometria espacial. As técnicas de regressão espacial permitem analisar relações entre objetos complexos onde existe uma estrutura de dependência espacial entre eles.

Para realizar esta homogeneização serão estimados os fatores utilizando o método de regressão espacial do erro.

O modelo espacial do erro é aplicado considerando como variáveis independentes apenas aquelas referidas às características tipológicas e construtivas dos imóveis:

$$L(VU) = L(F_{TIPO}) + L(F_{CF1}) + \dots + L(F_{CFn}) + e$$

$$e = \lambda W e + u,$$

ou seja, o erro encontra-se espacialmente correlacionado. Por não estarem incluídas no modelo do erro variáveis específicas de localização, os efeitos de localização encontram-se absorvidos pelo termo de erro da regressão espacial.

Conseqüentemente, sendo o efeito de localização um termo que apresenta dependência espacial, o erro do modelo proposto deve apresentar autocorrelação espacial.

A utilização do modelo espacial do erro ao invés do modelo de regressão tradicional permite estimar os parâmetros da regressão de forma eficiente e confiável.

Estimados assim os parâmetros das variáveis construtivas e de tipo, os dados de mercado podem ser homogeneizados. Para um imóvel i o seu valor pode ser estimado da seguinte forma:

$$VU_i = VL_i * F_{TIPOi} * F_{CF1i} * \dots * F_{CFni}$$

Dividindo o valor VU_i pelos fatores correspondentes é obtido um valor que não depende do tipo de imóvel nem das suas características construtivas, um valor homogeneizado:

$$VH_i = VU_i / (F_{TIPOi} * F_{CF1i} * \dots * F_{CFni})$$

Os valores VH_i são agora valores que podem ser considerados representativos do valor da localização de cada imóvel, ou seja, da variável VL .

A variável VH é uma variável regionalizada e pode ser modelada por métodos geoestatísticos.

4.2.1 Estimação da matriz W .

O modelo espacial do erro (MEE) requer a definição de uma matriz de vizinhança ou de pesos espaciais W .

Para a definição desta matriz será realizada uma estimativa aproximada do raio de influência médio que define a estrutura de dependência espacial do valor de localização.

Para isto, são estimados em primeira instância fatores de homogeneização por regressão por mínimos quadrados.

Estes fatores, se bem que não são plenamente confiáveis como estimadores de inferência por estarem apresentando um erro provavelmente autocorrelacionado espacialmente, serão considerados uma aproximação ao verdadeiro valor de homogeneização com o único objetivo de estimar a matriz W .

Com estes fatores estimam-se os valores homogeneizados VH e com estes valores homogeneizados é analisado o semivariograma experimental de VH . O semivariograma experimental isotrópico permite analisar a estrutura de dependência espacial dos dados em forma primária. A partir do alcance observado do semivariograma experimental isotrópico ou da distância máxima na qual os dados mostram maior dependência espacial pode ser definida uma distância máxima estimada para a vizinhança de cada imóvel.

Esta distância é então utilizada para definir a matriz de vizinhança ou pesos espaciais W .

4.2.2 Estimação dos fatores de homogeneização pelo modelo espacial do erro (MEE).

Com a matriz de pesos W definida é realizada a análise de regressão pelo MEE.

A matriz W permite agora estimar o grau de autocorrelação espacial nos resíduos do modelo de mínimos quadrados e os testes para os diferentes modelos espaciais.

A aplicação do MEE com a matriz assim definida permite realizar estimativas confiáveis dos parâmetros de homogeneização.

4.2.3 Krigagem por blocos e determinação de VL .

Com os valores obtidos para VH é realizada agora uma nova análise dos dados pelo método geoestatístico. As etapas desta análise incluem o estudo do semivariograma experimental, a modelagem do semivariograma teórico que melhor representa a estrutura de variação espacial dos dados e a krigagem dos dados.

A análise do semivariograma permite estudar a estrutura espacial dos dados, a existência de anisotropia ou variância diferenciada segundo as diferentes direções espaciais, o gradiente de variação e o alcance ou distância de dependência espacial. Estes parâmetros são definidos por meio do semivariograma teórico que melhor se aproxima do semivariograma experimental.

A krigagem por blocos permite diminuir os efeitos de possíveis erros contidos no VH .

A fonte destes possíveis erros pode estar nos próprios dados de mercado, já que o processo de homogeneização não modificou possíveis erros de avaliação ou medição dos imóveis da amostra e pode ser produto também do processo de homogeneização definido, se a especificação do modelo para homogeneização não for totalmente adequada, por exemplo, deixando de considerar alguma variável

construtiva significativa nos dados. Estas variáveis podem incluir efeitos individuais que não são possíveis de incluir como, por exemplo, imóveis muito próximos situados em andares diferentes, ou com vista panorâmica muito diferentes, ou com alguma outra característica própria que os valorize de forma diferente. Neste caso toma-se a média como o valor mais representativo da localização.

O resultado da krigagem da variável VH é a nova variável VL que representa o efeito de todos os fatores de localização influenciando no valor dos imóveis.

4.3 Modelo de avaliação em massa dos imóveis.

Uma vez estimada a variável de localização VL o modelo de avaliação em massa pode ser estimado pelo método tradicional de regressão múltipla, considerando como variáveis explicativas as variáveis construtivas e de tipologia dos imóveis e a variável de localização VL .

A Figura 5 mostra o fluxograma contendo os passos do método proposto.

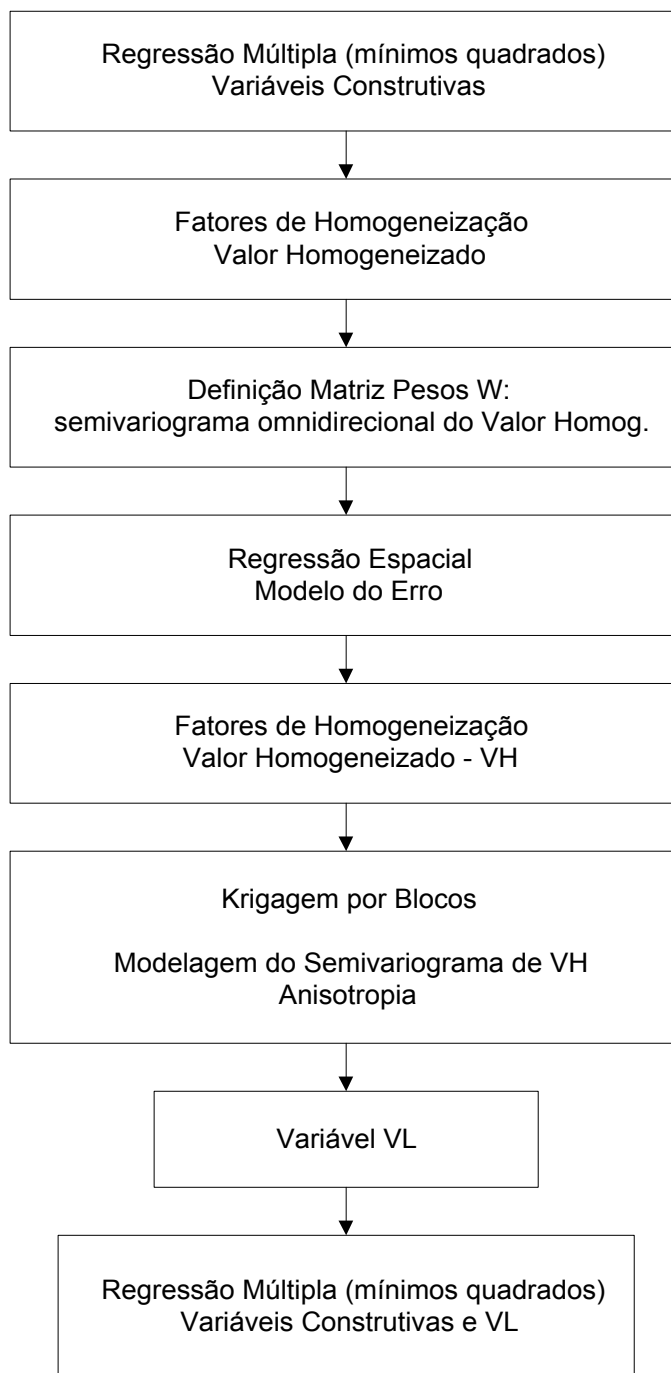


Figura 5. Fluxograma do método proposto.

5. APLICAÇÃO DO MÉTODO.

5.1 Área de estudo.

A área de estudo corresponde aos bairros Kobrasol e Campinas do município de São José, Estado de Santa Catarina.

Segundo Farias (2001) o município de São José, fundado por açorianos em 1750 está localizado na Grande Florianópolis, nas coordenadas geográficas 27°36'52" de latitude sul e 48°38'19" de longitude oeste, possuindo uma área geográfica de 116 km² e população em 1996 de 151.024 habitantes. Em 1998 São José se destacou como o sexto maior colégio eleitoral do estado com 94.480 eleitores. O município tem como limite a leste a Baía Sul da Ilha de Santa Catarina, a oeste São Pedro de Alcântara e Antônio Carlos, ao norte Biguaçu e Florianópolis e ao sul Palhoça. São José é um dos grandes pólos de desenvolvimento econômico de Santa Catarina. É o município de maior densidade demográfica de Santa Catarina, com 1.317 hab./km². O Estado de Santa Catarina tem média de 50 hab./km² e Florianópolis 593 hab./km².

Segundo o mesmo autor o desenvolvimento do município nos últimos vinte anos foi significativo. O crescimento sociodemográfico e econômico atraiu gente de toda parte e origem cultural, inicialmente morando em São José e trabalhando em Florianópolis. Hoje um volume muito grande de pessoas trabalha no próprio município, que se transformou num grande pólo industrial, comercial e de prestação de serviços. Enquanto em 1990 as atividades secundárias e terciárias empregavam 24.248 indivíduos, em 1998 encontravam-se instaladas legalmente 2.020 indústrias, 3.500 casas comerciais e 1.770 empresas prestadoras de serviços, gerando cerca de 50.000 empregos.

Os bairros Kobrasol e Campinas, pertencentes ao Distrito Campinas de São José, constituem um dos centros mais dinâmicos do município, com forte movimento imobiliário, atividades comerciais variadas, centros de recreação,

inúmeros restaurantes, centros educacionais do pré-escolar ao universitário e um número significativo de bancos, além da instalação de órgãos municipais importantes.

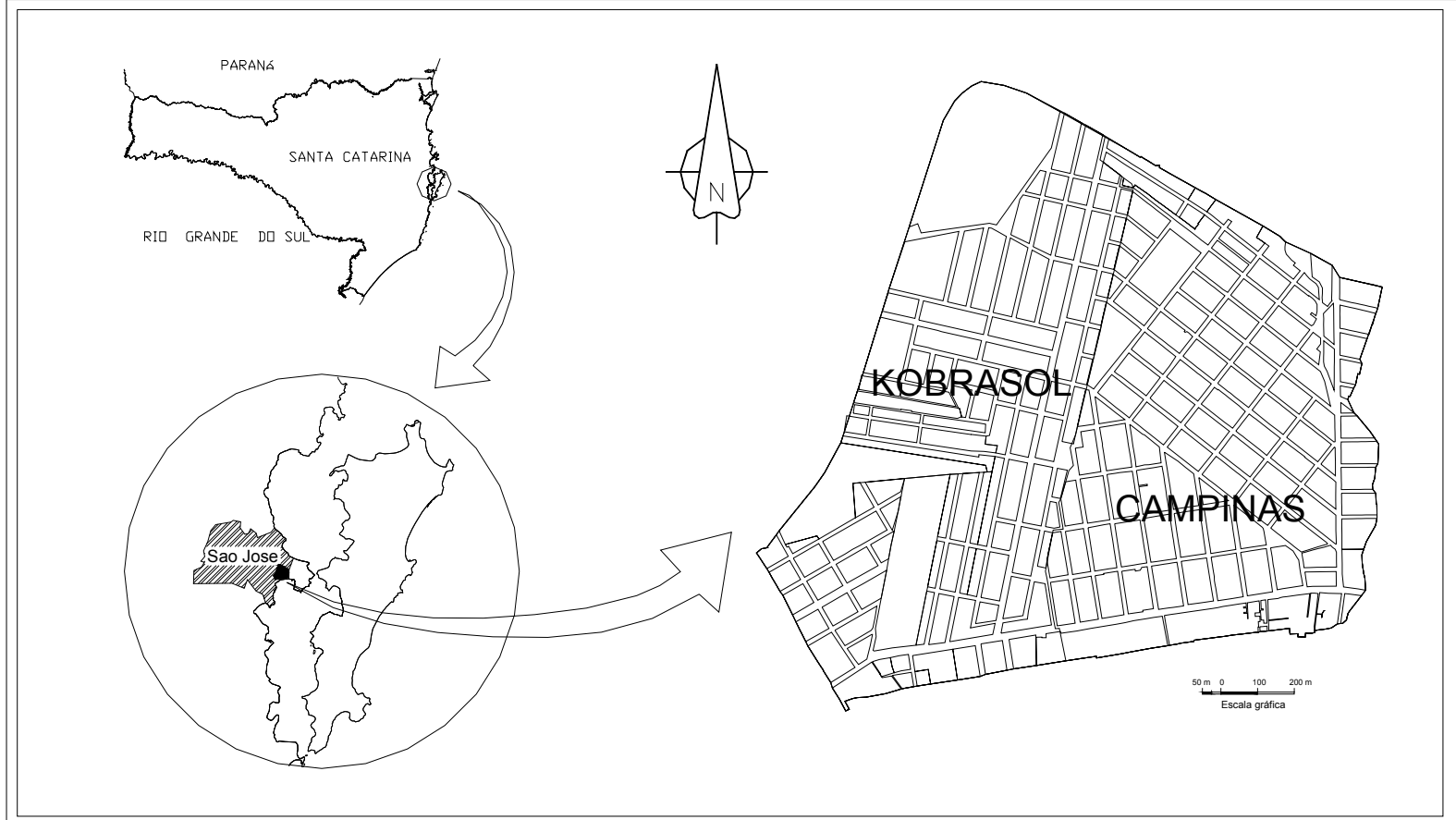
Em relação às características da construção imobiliária nestes bairros, até 1980 as construções limitavam-se praticamente a dois pavimentos sendo casas residenciais. A partir de 1980 começaram a ser construídos edifícios de 4 andares, posteriormente entre 1980 e 1990 começaram a ser construídos edifícios de 12 andares e atualmente é permitido até 14 pavimentos segundo o Plano Diretor do município.

Entre as obras públicas de recente execução, a construção da Beira Mar de São José inaugurada no 2004 valorizou ainda mais a região de Kobrasol e Campinas, especialmente a área mais próxima desta obra, provocando uma mudança nos valores imobiliários da região.

A localização dos bairros Kobrasol e Campinas pode ser observada na Figura 6. A figura mostra a localização do município de São José no Estado de Santa Catarina, na região da Grande Florianópolis e a localização dos bairros Kobrasol e Campinas no município de São José. Os limites da área de estudo se encontram na Rodovia BR 101 a oeste, a Rodovia BR 282 conhecida como Via Expressa ao norte, continuando pelo Rio Araújo ao leste e a Baía Sul ao sul.

As principais referências dos bairros Kobrasol e Campinas podem ser observadas na Figura 7. Além da Rodovia BR 101 e a Via Expressa se destacam três importantes avenidas onde está localizada a maior parte da atividade comercial da região: a Avenida Central do Kobrasol, que concentra a maior quantidade de atividades comerciais incluindo as agências bancárias, a rua Josué di Bernardi e a Avenida Presidente Kennedy, que concentra as maiores casas comerciais. Também estão indicados como referências outros dois centros importantes: a nova Avenida Beira Mar, inaugurada nos últimos meses, o Centro Comercial Campinas e um importante supermercado localizado fora dos principais centros comerciais da região.

LOCALIZAÇÃO GEOGRÁFICA



FONTE: IPUF 2002 (adaptado)

Figura 6. Localização da área de estudo. Fonte: Michael (2004).

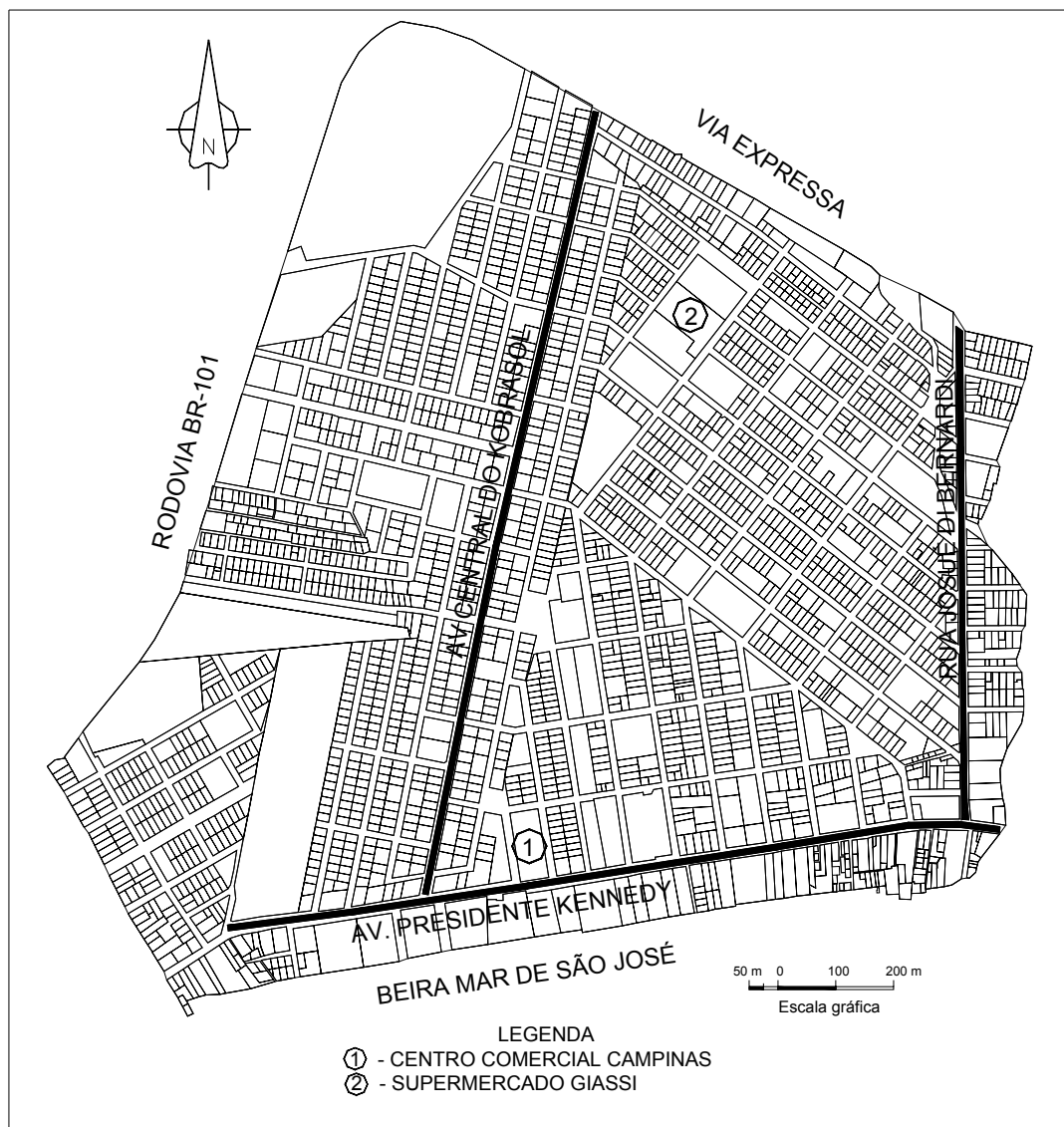


Figura 7. Mapa de referências. Fonte: Michael (2004).

5.2 Pesquisa de mercado.

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

A pesquisa incluiu a busca de imóveis a venda e foi realizada junto às imobiliárias que atuam na região, procurando anúncios de venda de imóveis publicados nos jornais e diretamente em toda a área de estudo.

A pesquisa de mercado foi realizada entre os meses de abril e novembro de 2004.

Foram incluídos na pesquisa todos os tipos de imóveis que estavam sendo comercializados na região, abarcando os seguintes tipos: terrenos, apartamentos, kitinetes, casas, salas e lojas comerciais. No total foram coletadas informações correspondentes a 249 imóveis a venda na região, correspondendo a 175 apartamentos, 21 kitinetes, 27 casas, 17 terrenos e 9 imóveis comerciais.

A Tabela 1 mostra a distribuição percentual dos imóveis da amostra por tipo.

Tabela 1. Composição da amostra de mercado por tipo de imóvel.

TIPO	NÚMERO ELEMENTOS	% SOBRE TOTAL
Apartamentos	175	70.3
Kitinetes	21	8.4
Casas	27	10.8
Comerciais	9	3.6
Terrenos	17	6.8
Total	249	100.0

As características levantadas para todos os imóveis incluídos na amostra de mercado foram as seguintes:

- Tipo de imóvel. Cada imóvel foi classificado nos cinco tipos anteriormente mencionados: apartamento, kitinete, casa, terreno ou comercial. O tipo comercial inclui as salas e lojas comerciais.
- Localização do imóvel. A pesquisa incluiu a localização exata dos imóveis, com o endereço completo. Depois, com a ajuda do mapa de quadras e lotes da Prefeitura foi localizado o lote ao qual pertence cada imóvel da pesquisa. Posteriormente, com as informações sobre número de quadra e lote constantes no cadastro fornecido pela Prefeitura Municipal foi definido para cada imóvel um geocódigo que define a localização do lote, incluindo

neste geocódigo o setor, a quadra e o número de lote do imóvel. Com este geocódigo foi localizado cada imóvel da pesquisa de mercado no mapa do Município fornecido pela Prefeitura e assim, definindo um ponto dentro de cada lote para cada imóvel foram registradas as coordenadas UTM que identificam a localização de cada imóvel.

As outras variáveis levantadas na pesquisa para os apartamentos, kitinetes e imóveis comerciais foram as seguintes:

- A área total e privativa do imóvel medida em metros quadrados;
- O padrão construtivo do imóvel, medido de acordo com a classificação existente no atual cadastro da prefeitura, que classifica os padrões em quatro categorias: padrão luxo (padrão 1), alto (padrão 2), normal (padrão 3) ou baixo (padrão 4). O padrão construtivo foi levantado por vistoria externa dos imóveis e comparado com o padrão construtivo definido no cadastro imobiliário da Prefeitura. Como foi detectada uma desatualização nos dados do cadastro imobiliário foi mantido como valor da variável apenas o levantado na pesquisa;
- A existência ou não de garagem na unidade;
- A idade do imóvel, medida em anos, que foi obtida a partir dos dados constantes no cadastro da Prefeitura para os imóveis cadastrados e por meio de informações dos vendedores no caso dos imóveis recém construídos.

Para as casas a pesquisa também incluiu a área construída e a área total do terreno, o padrão construtivo e a idade.

Para os terrenos a pesquisa incluiu a área total e as medidas da frente principal ou frentes do terreno e profundidade.

A localização dos dados da amostra na área de estudo é mostrada na Figura 8. Os imóveis da pesquisa de mercado encontram-se espalhados por toda a região, cobrindo a maior parte dela. Particularmente existe uma densidade

importante de dados próximo a um dos principais centros comerciais da região, que é a Avenida Central do Kobrasol.

Outras importantes áreas comerciais, como a Av. Presidente Kennedy e a Rua Josué di Bernardi apresentam um número menor de dados nas suas proximidades. Esta diferença se deve a que a Av. Central do Kobrasol apresenta também uma alta quantidade de prédios residenciais junto aos comerciais, sendo estes os principais responsáveis pela densidade de imóveis na amostra.



Figura 8. Distribuição geográfica dos imóveis. Elaborado pelo autor.

O fato dos imóveis da amostra estarem distribuídos em quase toda a área de estudo permite esperar um grau de confiabilidade importante na estimação do valor de localização em toda a região, pois existem imóveis próximos a praticamente todos os pólos de valorização.

Nos Anexos 1 a 5 podem ser encontrados os mapas com a localização dos dados de mercado separados por tipo de imóvel.

5.3 Tratamento dos dados.

- Georreferenciamento dos imóveis. Localizando os elementos da amostra no mapa de quadras e lotes do Município como explicado anteriormente, foram identificadas as coordenadas UTM para cada imóvel.
- Construção de variáveis dicotômicas por tipo de imóvel. A partir da variável TIPO foram construídas as seguintes variáveis dicotômicas: APTO, TERRENO, CASA, KIT, COMERCIA.
- Construção de variável dicotômica para existência ou não de garagem.
- Também as variáveis referentes ao padrão construtivo foram transformadas em variáveis dicotômicas. A partir da variável PADRAO da pesquisa foram construídas as variáveis dicotômicas denominadas Padrão 2, Padrão 3 e Padrão 4 para os imóveis de padrão alto, médio e baixo respectivamente (não há imóveis de padrão luxo na região).
- A variável idade mostrou baixa correlação com o valor unitário dos imóveis. A relação entre estas duas variáveis pode ser observada no gráfico de dispersão da Figura 9. Para medir o efeito da idade no valor unitário a variável IDADE foi subdividida em faixas de valor, definindo a primeira faixa com imóveis de até três anos de idade, a segunda faixa com imóveis de até seis anos, a terceira com imóveis de até 10 anos, a quarta com imóveis de até 15 anos e a quinta com imóveis de mais de 15 anos. A Figura 10 mostra que apenas os imóveis novos, com até 3 anos de idade, apresentam um efeito significativo de valorização. Por este motivo foi

criada a variável dicotômica NOVO que vale 1 para os imóveis com menos de três anos de idade e 0 nos outros casos. O gráfico *Box plot* na Figura 10 mostra essa relação.

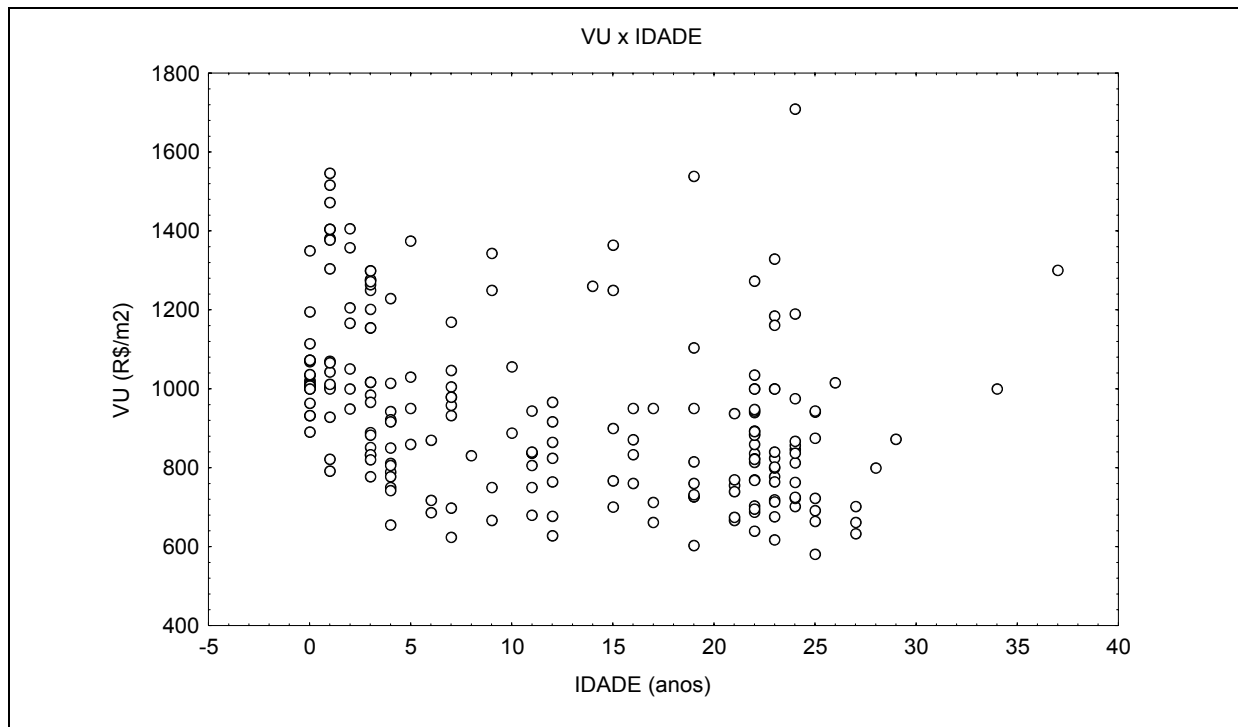


Figura 9. Gráfico de dispersão do Valor Unitário e a Idade dos imóveis.

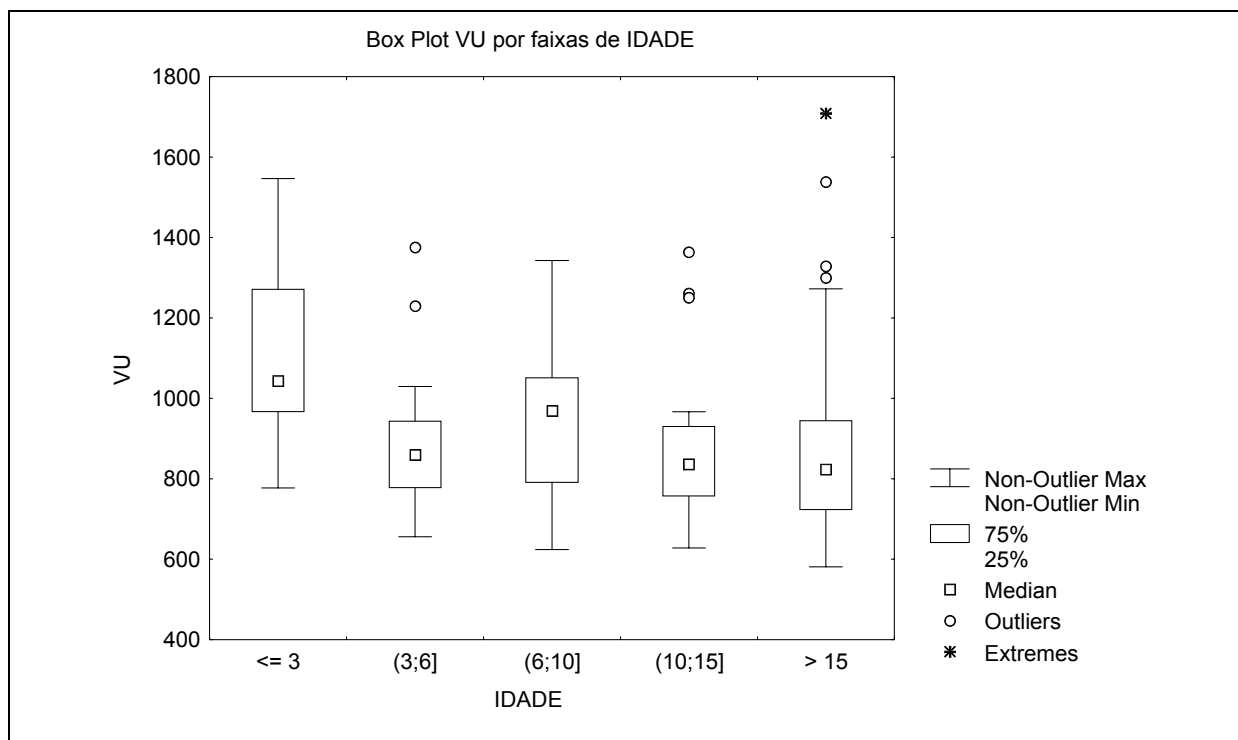


Figura 10. *Box plots* do Valor Unitário por faixas de Idade dos imóveis.

- A variável de área utilizada foi a área total construída para o caso de apartamentos, kitinetes, casas, comerciais e a área total dos terrenos.
- Como variável dependente para os modelos foi definida o Valor Unitário medido em reais por metro quadrado, definido pelo quociente entre o preço total à vista e a área total do imóvel.
- A tabela de freqüências das variáveis dicotômicas consideradas para cada tipo de imóvel pode ser observada na Tabela 2.

Tabela 2. Freqüências das variáveis dicotômicas por tipo de imóvel.

	Apto	Kit	Terreno	Casa	Comercial
Apto	175	0	0	0	0
Kit	0	21	0	0	0
Terreno	0	0	17	0	0
Casa	0	0	0	27	0
Comercial	0	0	0	0	9
Garagem não	44	20	17	5	6
Garagem sim	131	1	0	22	3
NOVO não	116	21	17	27	6
NOVO sim	59	0	0	0	3
P2 não	93	17	17	20	6
P2 sim	82	4	0	7	3
P3 não	89	4	17	11	3
P3 sim	86	17	0	16	6
P4 não	168	21	17	23	9
P4 sim	7	0	0	4	0

Observa-se que a amostra inclui apartamentos de padrão 2, 3 e 4, kitinetes de padrão 2 e 3 e casas de padrão 2, 3 e 4.

- A variável Área Total é uma variável contínua medida em m² e sua distribuição em quartis por tipo de imóvel pode ser observada na Tabela 3.

Tabela 3. Distribuição por quartis da Área Total (em m²) por tipo de imóvel.

TIPO	MÍNIMO	QUARTIL INFERIOR	MEDIANA	QUARTIL SUPERIOR	MÁXIMO
Aptos: área total	40	68	89	129	205
Kit: área total	27	35	37	40	42
Comercial: área total	32	49	67	128	135
Casas: área total	108	160	210	263	340
Casas: área terreno	220	315	360	384	1260
Terreno: área terreno	192	294	352	734	1830

- Interação das variáveis construtivas por tipo de imóvel. Como a amostra analisada apresenta 5 tipos de imóveis, e as variáveis construtivas podem apresentar um grau de influência diferente no valor segundo o tipo de imóvel, foi testada essa possível diferença na influência de cada variável para cada tipo de imóvel. Para isto, foi calculado o produto de cada variável construtiva pela variável dicotômica correspondente ao tipo de imóvel. Foram assim construídas novas variáveis a serem testadas como variáveis de homogeneização.

A Figura 11 mostra o gráfico *Box plot* do Valor Unitário de apartamentos segundo tenham ou não garagem. Pode ser observado que os apartamentos com garagem são mais valorizados que os que não tem garagem.

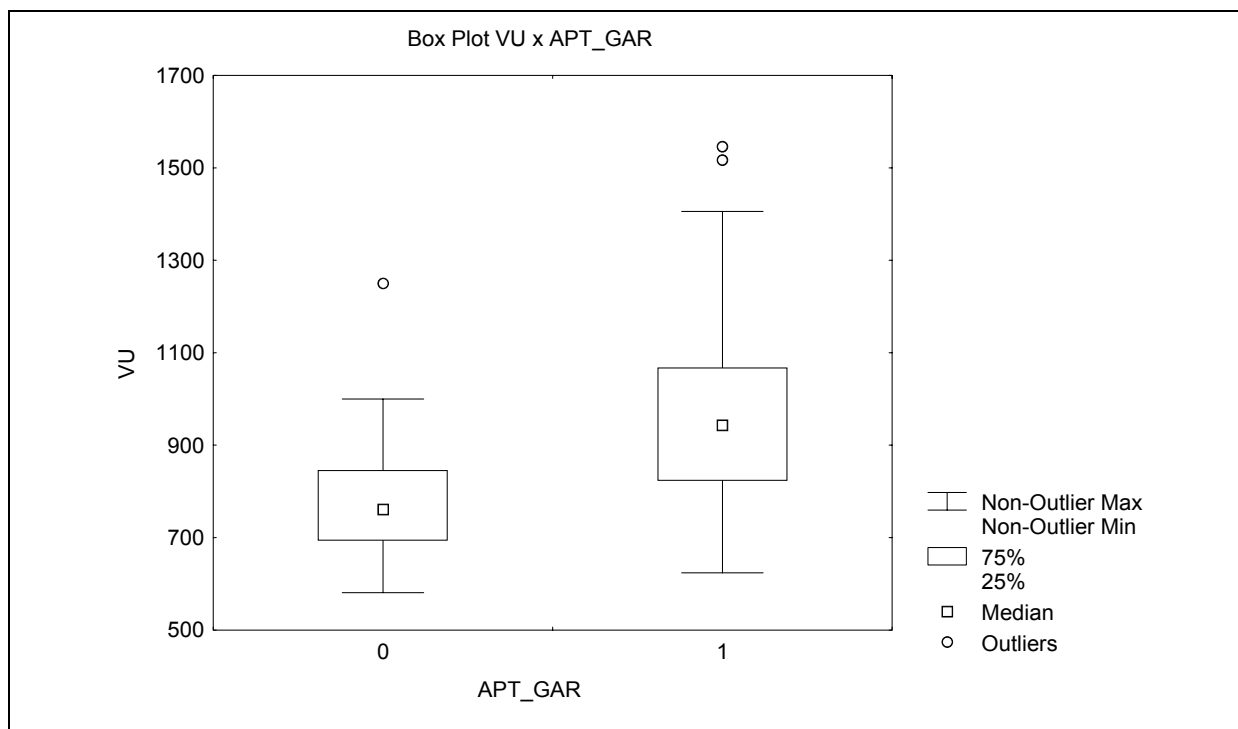


Figura 11. *Box plot* do Valor unitário para apartamentos com e sem garagem.

A Figura 12 mostra o gráfico *Box plot* do Valor Unitário dos apartamentos segundo o seu padrão construtivo.

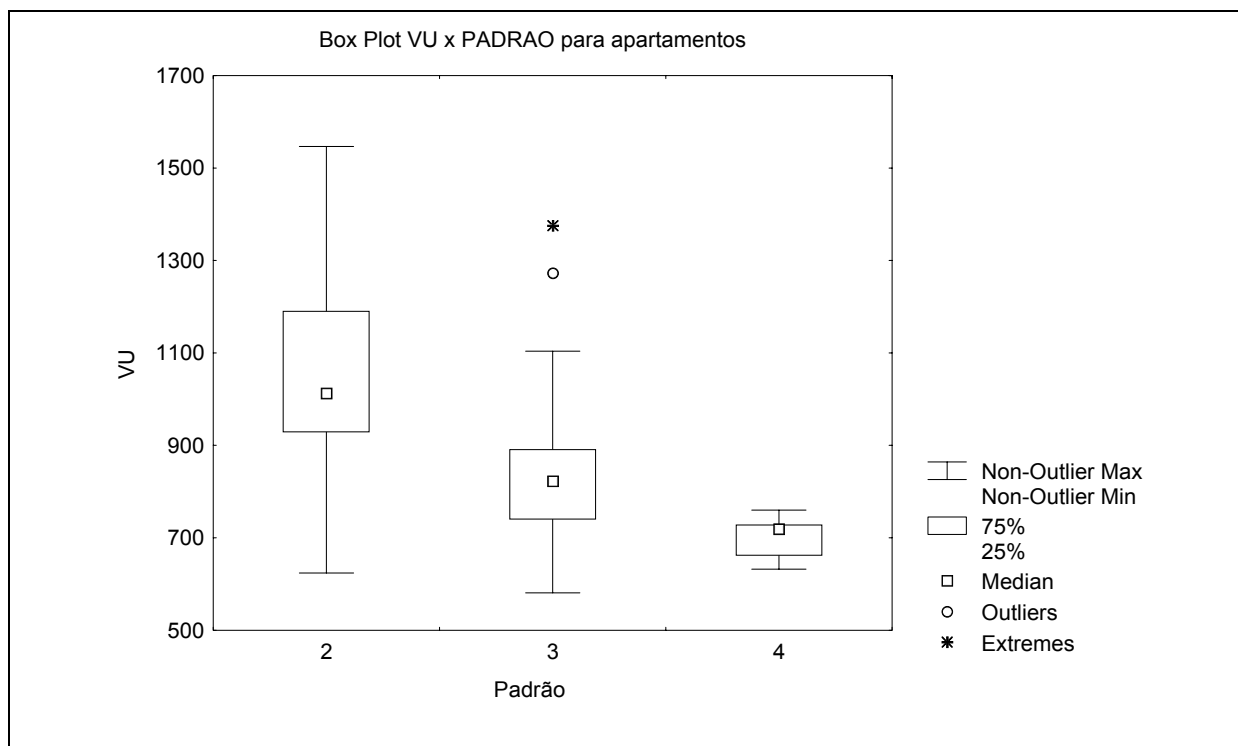


Figura 12. *Box plot* do Valor Unitário por classe de padrão para apartamentos.

Pode ser observado que o valor unitário aumenta progressivamente para os apartamentos com melhor padrão construtivo.

A Figura 13 mostra o gráfico *Box plot* do Valor Unitário para as kitinetes, observando-se que o valor unitário aumenta para as kitinetes de melhor padrão. A comparação com o *Box plot* dos apartamentos sugere que a importância do padrão no valor unitário pode ter diferente influência segundo o tipo de imóvel.

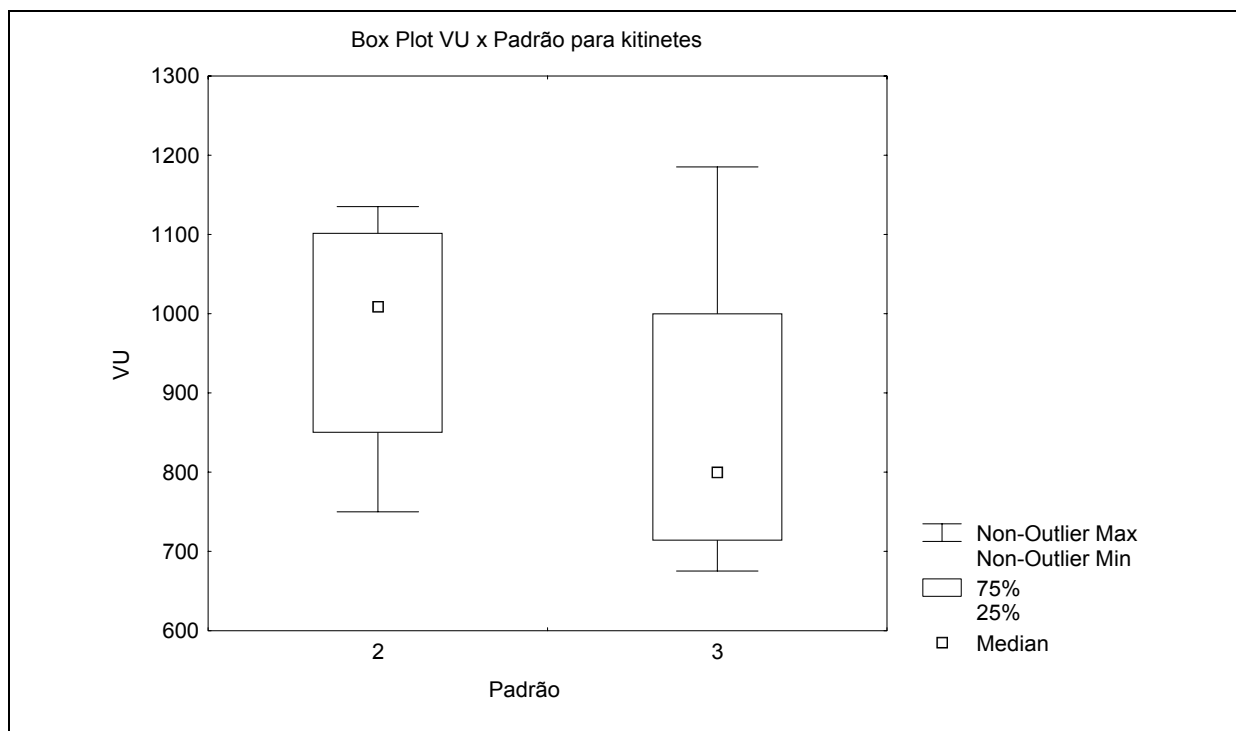


Figura 13. *Box plot* do Valor Unitário por classe de padrão para kitinetes.

Na Figura 14 é mostrado o gráfico de *Box plot* do Valor Unitário segundo o Padrão Construtivo para casas. Semelhante aos gráficos anteriores, pode ser observado que a diferença do valor unitário é importante entre os diferentes padrões construtivos e que esta diferença varia de um tipo de imóvel para outro. Por este motivo a influência da variável Padrão será testada de forma separada para cada um dos tipos de imóveis.

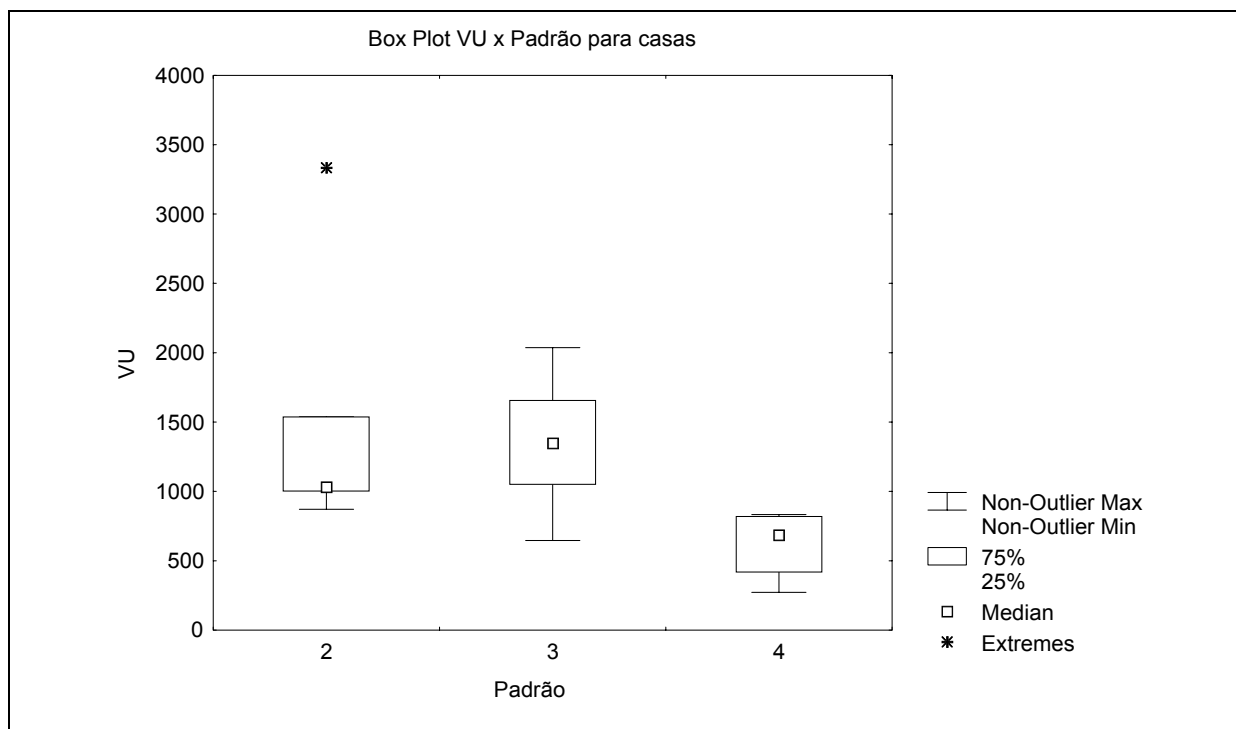


Figura 14. *Box plot* do Valor Unitário por classe de padrão para casas.

A Tabela 4 apresenta o resumo das variáveis usadas no processo de homogeneização por regressão. Elas são variáveis que indicam o tipo de imóveis e variáveis construtivas para cada tipo de imóvel: variáveis de área, de padrão construtivo, de existência de garagem e de imóvel novo.

Para não haver redundância com o uso das variáveis dicotômicas usadas para diferenciar o padrão construtivo de cada tipo de imóvel, é usado no modelo de regressão um número de variáveis dicotômicas igual ao número de tipos diferentes existentes efetivamente na amostra menos um.

Desta forma são definidas apenas duas variáveis dicotômicas para diferenciar o padrão dos apartamentos, uma para o padrão construtivo das kitinetes e duas para casas.

Entre as variáveis de tipo de imóvel a variável dicotômica APT não será usada no modelo de regressão, sendo o tipo de imóvel estimado na equação quando todas as outras dicotômicas são nulas.

Tabela 4. Resumo de variáveis de tipo e construtivas dos imóveis da amostra.

NOME	TIPO	DESCRIÇÃO
APT	dicotômica	1 se é apartamento, 0 se não.
KIT	dicotômica	1 se é kitinete, 0 se não.
CASA	dicotômica	1 se é casa, 0 se não.
COMERCIA	dicotômica	1 se é comercial, 0 se não.
TERRENO	dicotômica	1 se é terreno, 0 se não.
APT_AT	contínua	Área total do apto em m ² , 0 se não é apto.
KIT_AT	contínua	Área total da kit em m ² , 0 se não é kit
CASA_AC	contínua	Área total construída da casa, 0 se não é casa.
CA_ATER	contínua	Área total do terreno para casas, 0 se não é casa.
TER_AT	contínua	Área total do terreno, 0 se não é terreno.
AP_P2	dicotômica	1 para aptos de padrão 2, 0 em outro caso.
AP_P3	dicotômica	1 para aptos de padrão 3, 0 em outro caso.
KIT_P2	dicotômica	1 para kit de padrão 2, 0 em outro caso.
CASA_P2	dicotômica	1 para casas de padrão 2, 0 em outro caso.
CASA_P3	dicotômica	1 para casas de padrão 3, 0 em outro caso.
APT_GAR	dicotômica	1 para apto com garagem, 0 em outro caso.
NOVO	dicotômica	1 para imóvel com idade até 3 anos, 0 em outro caso.

5.4 Aplicação do método.

5.4.1 Estimação da matriz de vizinhança.

Para realizar a estimação da matriz de vizinhança são calculados fatores de homogeneização do valor unitário dos imóveis por mínimos quadrados.

5.4.1.1 Parâmetros de homogeneização por mínimos quadrados.

A equação de regressão, considerando o logaritmo do valor unitário como variável dependente do modelo, é a seguinte:

$$L(VU) = 6.47401 + 0.00096*APT_AT + 0.08687*APT_GAR + 0.17361*AP_P2 + 0.09797*AP_P3 + 1.66178*KIT - 0.03908*KIT_AT + 0.23986*KIT_P2 + 0.46961*CASA - 0.00340*CASA_AC + 0.00104*CA_ATER + 0.53497*CASA_P2 + 0.47212*CASA_P3 - 0.24305*TERRENO + 0.00045*TER_AT + 0.61893*COMERCIA + 0.12275*NOVO$$

Calculado o antilogaritmo, a equação de regressão também pode ser escrita da seguinte forma:

$$VU = 648.0767 * 1.0010^{APT_AT} * 1.0908^{APT_GAR} * 1.1896^{AP_P2} * 1.1029^{AP_P3} * 5.2687^{KIT} * 0.9617^{KIT_AT} * 1.2711^{KIT_P2} * 1.5994^{CASA} * 0.9966^{CASA_AC} * 1.0010^{CA_ATER} * 1.7074^{CASA_P2} * 1.6034^{CASA_P3} * 0.7842^{TERRENO} * 1.0005^{TER_AT} * 1.8569^{COMERCIA} * 1.1306^{NOVO}$$

Uma vez obtidos os parâmetros de homogeneização é calculado para cada imóvel o valor unitário homogeneizado VH da seguinte forma:

$$VH = VU / [1.0010^{APT_AT} * 1.0908^{APT_GAR} * 1.1896^{AP_P2} * 1.1029^{AP_P3} * 5.2687^{KIT} * 0.9617^{KIT_AT} * 1.2711^{KIT_P2} * 1.5994^{CASA} * 0.9966^{CASA_AC} * 1.0010^{CA_ATER} * 1.7074^{CASA_P2} * 1.6034^{CASA_P3} * 0.7842^{TERRENO} * 1.0005^{TER_AT} * 1.8569^{COMERCIA} * 1.1306^{NOVO}]$$

5.4.1.2 Semivariograma experimental.

Com o valor unitário homogeneizado por mínimos quadrados foi calculado o semivariograma experimental para analisar a variação do valor em função da distância entre as observações.

O semivariograma experimental isotrópico do valor unitário homogeneizado pode ser observado na Figura 15.

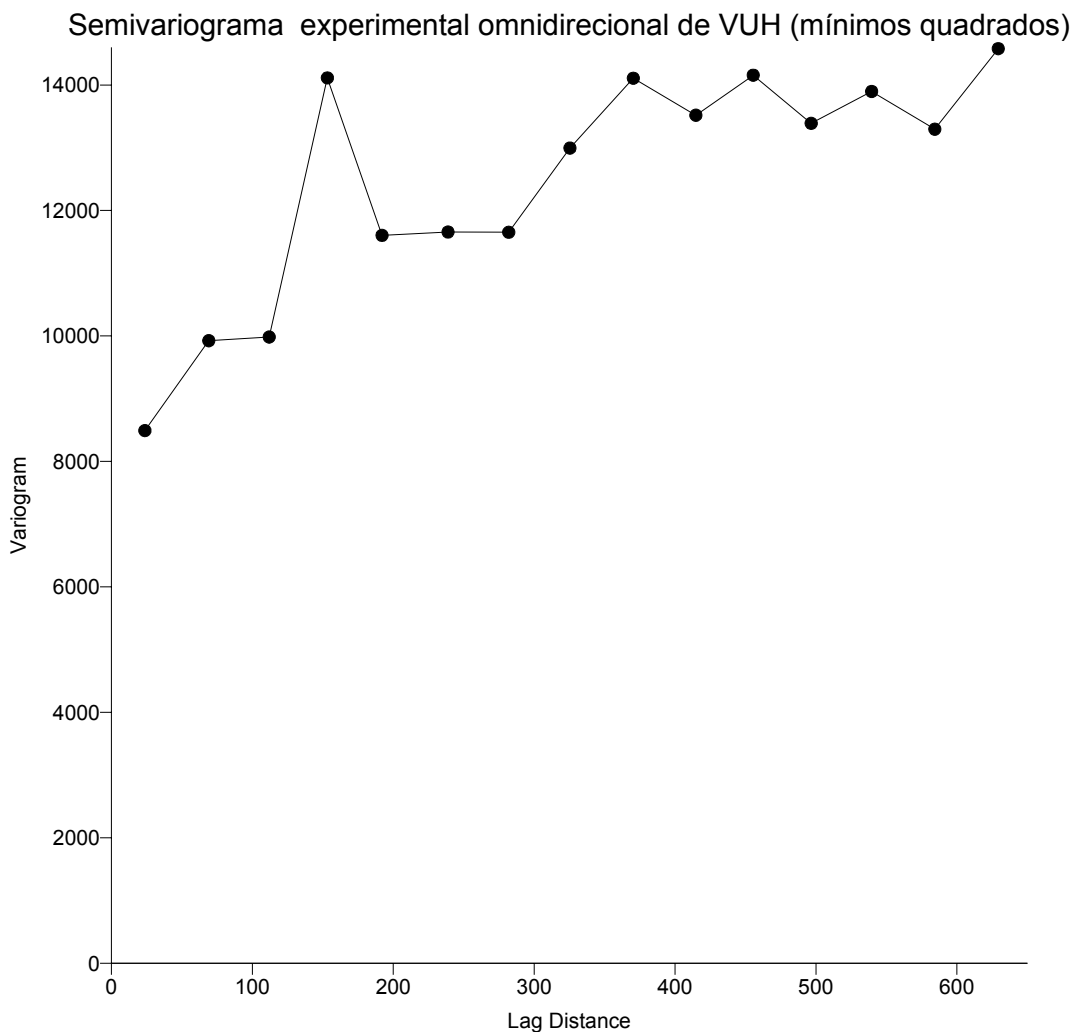


Figura 15. Semivariograma experimental isotrópico do valor homogeneizado por mínimos quadrados.

A partir da análise do semivariograma experimental isotrópico da Figura 15 observa-se que os dados apresentam maior dependência espacial até uma distância um pouco superior aos 100 metros e depois desta distância a dependência diminui rapidamente apresentando uma estrutura praticamente estacionária. Desta forma, as observações que se encontram muito próximas exercem uma forte influência entre si e esta influência diminui rapidamente com a distância, de forma que aquelas que se encontram separadas por distâncias maiores quase não apresentam influência entre si.

5.4.1.3 Estimação da vizinhança para a matriz de pesos espaciais.

A matriz de pesos espaciais a ser estimada é uma matriz de adjacência, ou seja, uma matriz onde é definida uma distância máxima para dois imóveis serem considerados adjacentes ou vizinhos. Inicialmente os vizinhos têm peso igual a 1 e posteriormente estes pesos são padronizados por linha da matriz de forma que a soma dos pesos para cada imóvel seja igual a 1.

A estimação desta distância de vizinhança geralmente é determinada *a priori* nos modelos de regressão espacial, de forma externa aos dados. Neste caso a estimação foi realizada apoiada na análise da variância dos dados experimentais que oferece o semivariograma. Como a matriz de pesos espaciais não permite modelagem da anisotropia foi utilizado o semivariograma isotrópico ou omnidirecional.

Desta forma, tomando como base a análise da Figura 15, foi estimada a distância de vizinhança da matriz de pesos espaciais em 120 metros.

5.4.2 Estimação dos parâmetros de homogeneização pelo modelo espacial do erro.

Uma vez construída a matriz de pesos espaciais W , pode-se analisar a autocorrelação espacial nos resíduos do modelo de mínimos quadrados e estimar o modelo de regressão espacial do erro.

5.4.2.1 Testes de autocorrelação espacial.

Com a matriz W definida foram calculadas as estatísticas correspondentes aos testes de autocorrelação espacial de Moran, os testes do Multiplicador de Lagrange para o modelo da variável dependente e do erro e suas estatísticas robustas. Os resultados, obtidos usando o software Geoda (Anselin, 2003) podem ser observados na Tabela 5.

Tabela 5. Diagnóstico de autocorrelação espacial.

TESTE	VALOR	PROBABILIDADE
Moran's <i>I</i>	6.2724	0.0000
LM (lag)	1.4601	0.2269
LM robusto (lag)	0.1139	0.7357
LM (err)	30.3870	0.0000
LM robusto (err)	29.0408	0.0000

Os resultados mostram a existência de uma forte autocorrelação espacial nos resíduos do modelo de regressão por mínimos quadrados. O teste de Moran e os dois testes do modelo espacial do erro mostram-se fortemente significativos.

Desta forma é comprovada a existência de uma estrutura espacial nos resíduos do modelo de mínimos quadrados. Este resultado era esperado, pois as variáveis explicativas da regressão representam apenas os fatores construtivos e de tipo dos imóveis, não considerando nenhum fator de localização. A ausência dos fatores de localização no modelo faz com que o resíduo do modelo carregue o efeito destas variáveis não especificadas. O termo do erro, por conter o efeito dos fatores de localização, apresenta uma estrutura de dependência espacial e este resultado é comprovado com os testes de autocorrelação espacial.

Comprova-se também desta forma a limitação do método de mínimos quadrados para a estimação dos parâmetros obtidos por este modelo e a carência de validade dos testes de significância nele calculados.

5.4.2.2 Modelo espacial do erro.

Com a matriz *W* definida, foi estimado o modelo espacial do erro considerando as mesmas variáveis explicativas anteriormente descritas.

Os resultados obtidos para o modelo espacial do erro usando o software Geoda são apresentados na Tabela 6.

A variável LAMBDA representa o termo de autocorrelação espacial do erro e se mostra fortemente significativa, indicando a existência de forte autocorrelação espacial.

A estatística z corresponde ao equivalente para a regressão por máxima verossimilhança ao valor *t* de *Student* para o método de mínimos quadrados. As probabilidades indicam o grau de significância de cada variável de forma análoga a da regressão por mínimos quadrados.

Os parâmetros globais do modelo do erro e do modelo de mínimos quadrados podem ser observados na Tabela 7.

Tabela 6. Modelo espacial do erro. Variáveis independentes.

VARIÁVEL	COEFICIENTE	ERRO PADRÃO	VALOR Z	PROBABILIDADE
CONSTANTE	6.50271	0.08896	73.09392	0.00000
APT_AT	0.00075	0.00053	1.41539	0.15695
APT_GAR	0.12721	0.03580	3.55383	0.00038
AP_P2	0.10769	0.07750	1.38960	0.16465
AP_P3	0.09323	0.07173	1.29975	0.19369
KIT	1.45470	0.37314	3.89854	0.00010
KIT_AT	-0.03390	0.00990	-3.42323	0.00062
KIT_P2	0.15984	0.10076	1.58632	0.11267
CASA	1.08286	0.21638	5.00436	0.00000
CASA_AC	-0.00448	0.00065	-6.88557	0.00000
CA_ATER	0.00054	0.00017	3.19073	0.00142
CASA_P2	0.55473	0.11194	4.95574	0.00000
CASA_P3	0.22451	0.10541	2.12985	0.03318
TERRENO	-0.24482	0.10069	-2.43156	0.01503
TER_AT	0.00036	0.00009	3.82849	0.00013
COMERCIA	0.50730	0.10238	4.95519	0.00000
NOVO	0.10692	0.04494	2.37892	0.01736
LAMBDA	0.87748	0.02278	38.52470	0.00000

Da comparação dos resultados para os dois modelos surge a melhora substantiva do modelo espacial em todos os parâmetros de comparação. O coeficiente de determinação aumentou de 57.8% para 66.3%, o logaritmo da verossimilhança aumentou de 60.6 para 86.5 e os critérios de informação de Akaike e Schwarz, que são parâmetros indicativos da qualidade e poder explicativo da regressão também mostram que o modelo espacial foi superior ao de mínimos quadrados.

Tabela 7. Resultados do modelo do erro e de mínimos quadrados.

	MODELO DO ERRO	MÍNIMOS QUADRADOS
R ²	0.6631	0.5780
Log Verossimilhança	86.5459	60.6014
Critério de Akaike	-139.0920	-87.2029
Critério de Schwarz	-79.2952	-27.4062
Erro padrão da regressão	0.1695	0.1965

5.4.2.3 Parâmetros de homogeneização.

Com os resultados obtidos pelo modelo espacial do erro podem ser calculados os fatores de homogeneização do valor dos imóveis.

Tomando antilogaritmos na equação de regressão pode ser expresso o valor unitário dos imóveis da seguinte forma:

$$\begin{aligned}
 VU = & 666.9446 * 1.0008^{APT_AT} * 1.1357^{APT_GAR} * 1.1137^{AP_P2} * 1.0977^{AP_P3} * \\
 & 4.2832^{KIT} * 0.9667^{KIT_AT} * 1.1733^{KIT_P2} * 2.9531^{CASA} * 0.9955^{CASA_AC} * \\
 & 1.0005^{CA_ATER} * 1.7415^{CASA_P2} * 1.2517^{CASA_P3} * 0.7828^{TERRENO} * \\
 & 1.0004^{TER_AT} * 1.6608^{COMERCIA} * 1.1128^{NOVO} * 2.4048^{We}
 \end{aligned}$$

De acordo com estes resultados o valor unitário dos apartamentos aumenta 0.08% por metro quadrado de área total do apartamento, aumenta 13.57% se o imóvel tem garagem, aumenta 11.37% se é de Padrão 2 e 9.77% se é de Padrão 3. Também aumenta 11.28% se é um imóvel novo. As kitinetes diminuem seu valor unitário 3.33% por cada metro quadrado de área total, aumenta 17.33% se

é de Padrão 2 (as kitinetes da amostra não apresentam nenhum imóvel de Padrão 4, existindo somente os Padrões 2 e 3). Também no caso de imóvel novo aumenta 11.28%. O valor unitário das casas diminui com a área construída e aumenta com área do terreno e mostra maiores diferenças entre os imóveis dos diferentes padrões. O valor unitário dos terrenos aumenta com a área do terreno. Os fatores correspondentes às variáveis dicotômicas de tipo de imóvel servem para homogeneizar os valores unitários médios entre os imóveis de cada tipo para um valor homogêneo geral.

O valor unitário homogeneizado pode ser calculado com os novos fatores da mesma forma que foi calculado anteriormente. Os fatores considerados para realizar a homogeneização são os correspondentes às variáveis construtivas e de tipo de imóvel, como é mostrado a seguir:

$$\begin{aligned}
 \text{VH} = \text{VU} / [& 1.0008^{\text{APT_AT}} * 1.1357^{\text{APT_GAR}} * 1.1137^{\text{AP_P2}} * 1.0977^{\text{AP_P3}} * 4.2832^{\text{KIT}} \\
 & * 0.9667^{\text{KIT_AT}} * 1.1733^{\text{KIT_P2}} * 2.9531^{\text{CASA}} * 0.9955^{\text{CASA_AC}} * \\
 & 1.0005^{\text{CA_ATER}} * 1.7415^{\text{CASA_P2}} * 1.2517^{\text{CASA_P3}} * 0.7828^{\text{TERRENO}} * \\
 & 1.0004^{\text{TER_AT}} * 1.6608^{\text{COMERCIA}} * 1.1128^{\text{NOVO}}]
 \end{aligned}$$

O VH assim calculado carrega ainda os efeitos espaciais estimados no modelo espacial do erro, corrigindo apenas os efeitos das variáveis construtivas e de tipo. Os efeitos espaciais provenientes dos fatores de localização estão presentes na variabilidade de VH.

5.4.2.4 Avaliação do grau de homogeneidade.

O grau de homogeneidade conseguida pelo método exposto pode ser analisado calculando os valores de tendência central e dispersão do VU antes e depois do processo de homogeneização.

Os parâmetros utilizados para esta análise são a mediana e o intervalo interquartil.

A mediana é uma estatística de tendência central mais robusta que a média pois não depende tão fortemente de possíveis valores extremos.

O intervalo interquartil representa a diferença entre os valores do primeiro e terceiro quartis, ou seja, é o intervalo de valores onde se encontram 50% dos valores centrais.

A Tabela 8 mostra os valores da mediana e intervalo interquartil (i.i.q.) para o VU original e o VH ou valor unitário homogeneizado para o conjunto da amostra e também para cada tipo de imóvel.

O valor da mediana mostra uma forte homogeneização dos valores. O maior valor da mediana de valores homogeneizados para os casos de imóveis comerciais e terrenos em relação à mediana geral indica que estes imóveis encontram-se localizados em regiões mais valorizadas que os outros tipos. Entretanto, a mediana das casas é menor que o valor geral indicando que estes imóveis encontram-se, em média, em localizações menos valorizadas. Estas diferenças nos valores das medianas por tipo de imóvel dependendo da sua localização mostra a importância de se utilizar no processo de homogeneização um método que leva em consideração os efeitos espaciais.

Os i.i.q. dos VH mostram uma dispersão claramente menor dos valores indicando também uma forte homogeneização.

Pode-se concluir que a homogeneização foi eficiente para todos os tipos de imóveis.

Tabela 8. Resultados do processo de homogeneização do VU.

	VU ORIGINAL		VH	
	MEDIANA	I.I.Q.	MEDIANA	I.I.Q.
Geral	916.67	301.11	660.88	140.59
Aptos	888.89	246.39	660.08	113.18
Kit	842.11	297.64	647.20	120.81
Casas	1100.00	667.75	613.89	319.42
Terrenos	666.67	368.36	722.51	261.67
Comerciais	1300.00	154.80	760.09	30.11

Outra análise do grau de eficiência do processo de homogeneização pode ser feita pela observação dos *Box plot* do Valor Unitário para cada tipo de imóveis antes e depois da homogeneização.

A Figura 16 mostra os *Box plot* do Valor Unitário original dos dados de mercado para cada tipo de imóvel.

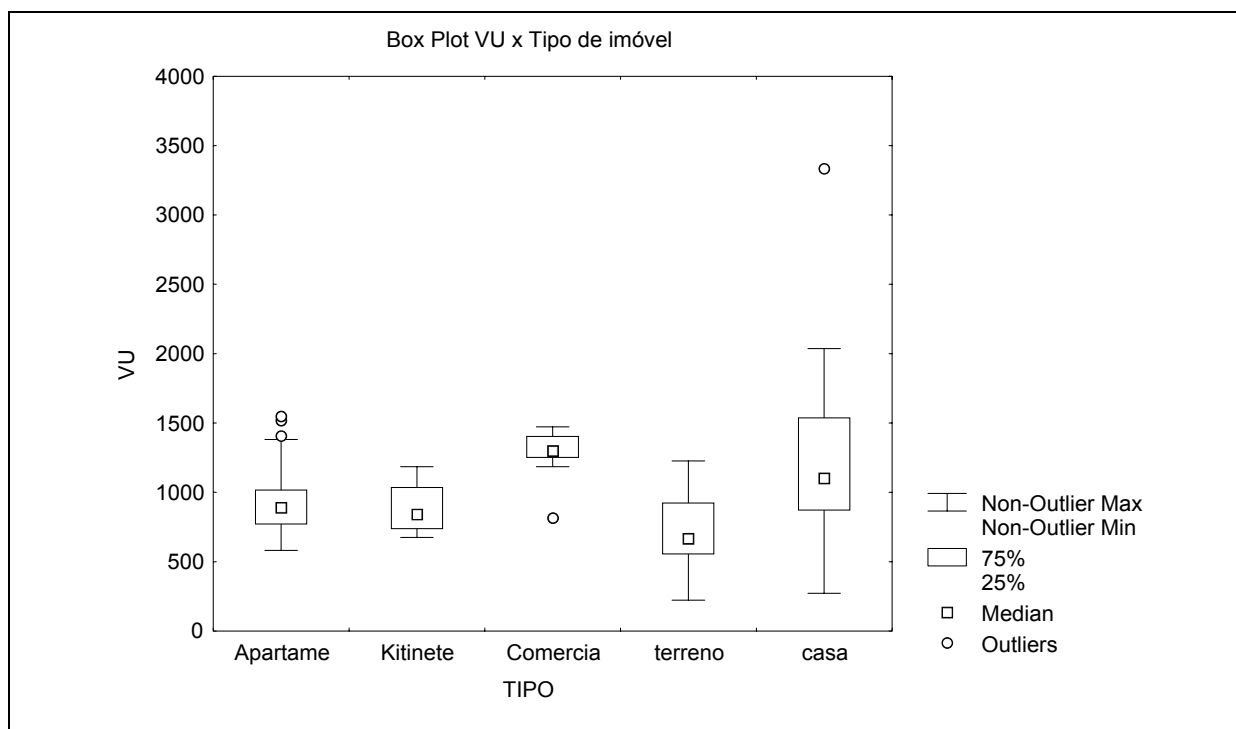


Figura 16. *Box plot* do valor unitário VU por tipo de imóvel.

A Figura 17 mostra os *Box plot* do valor unitário homogeneizado VH, ou seja, o valor resultante do processo de homogeneização diferenciado para cada tipo de imóvel.

Comparando os dois gráficos pode-se observar que a homogeneização foi eficiente tanto em relação aos valores médios quanto aos de dispersão de VH para todos os tipos de imóveis.

Os pontos que aparecem como *outliers* nos gráficos são aqueles afastados um valor superior a 1.5 vezes o intervalo interquartil dos valores máximo e mínimo deste intervalo em cada caso, não significando necessariamente erros de medida. A causa destas diferenças pode-se encontrar nas diferentes características de localização que estão afetando estes valores. Por este motivo, todos os valores

são mantidos na amostra porque permitem refletir eventualmente diferentes valores de localização.

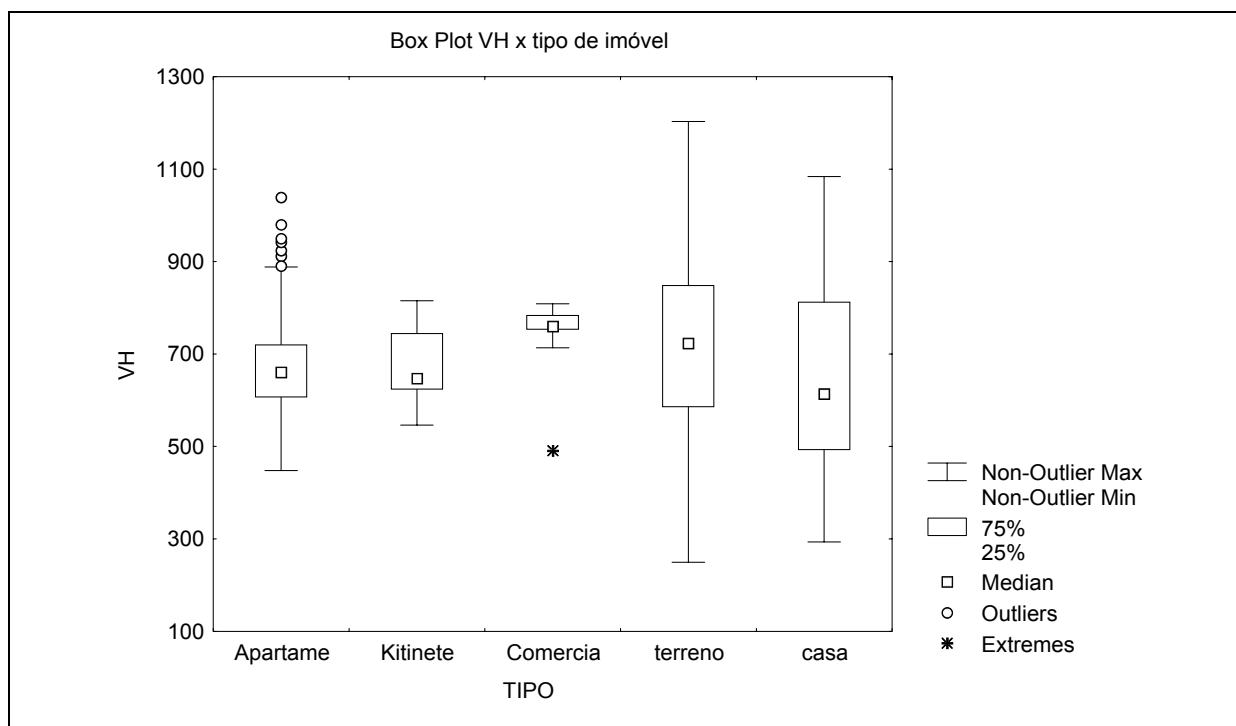


Figura 17. *Box plot* do valor homogêneo VH por tipo de imóvel.

5.4.3 Aplicação do método geoestatístico.

Tendo calculado os valores unitários homogêneos dos imóveis pode ser aplicado o método geoestatístico para modelar a estrutura espacial do valor da localização.

O valor homogêneo VH representa a variável regionalizada que depende dos fatores de localização que influenciam no valor dos imóveis.

O primeiro passo na aplicação do método geoestatístico é a análise do semivariograma experimental de VH.

5.4.3.1 Semivariograma experimental de VH.

A partir da estimação do valor unitário homogeneizado dos imóveis foi calculado o novo semivariograma experimental.

O semivariograma isotrópico, ou seja, calculado sem considerar direções preferenciais, aparece na Figura 18. Nela pode ser comprovada a existência de uma estrutura de variação espacial que mostra menor variância para as observações mais próximas e maiores variâncias para as observações mais distantes.

O semivariograma apresenta um comportamento de efeito pepita, ou seja, a possibilidade de importantes variações para observações muito próximas e um alcance e patamar definidos, onde o gradiente de variação se estabiliza aproximadamente a partir dos 400 metros de distância.

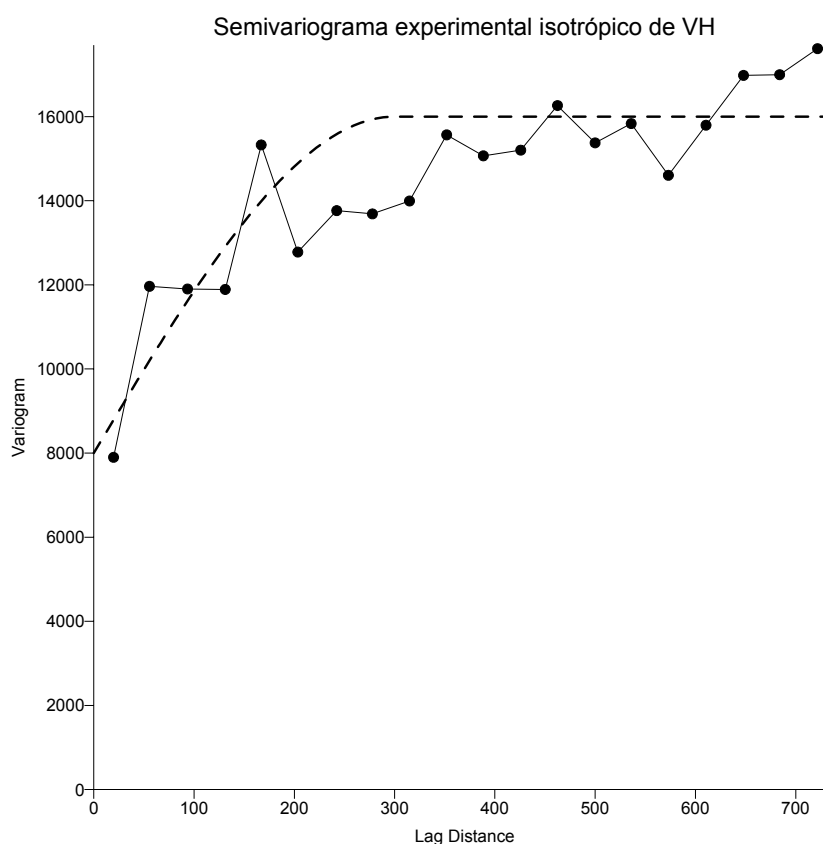


Figura 18. Semivariograma experimental isotrópico do valor homogeneizado por regressão espacial.

Para analisar possíveis efeitos de anisotropia são calculados os semivariogramas direcionais para todas as possíveis direções.

A partir deste cálculo é comprovada a existência de anisotropia nos dados como pode ser observado nas Figuras 19 e 20.

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

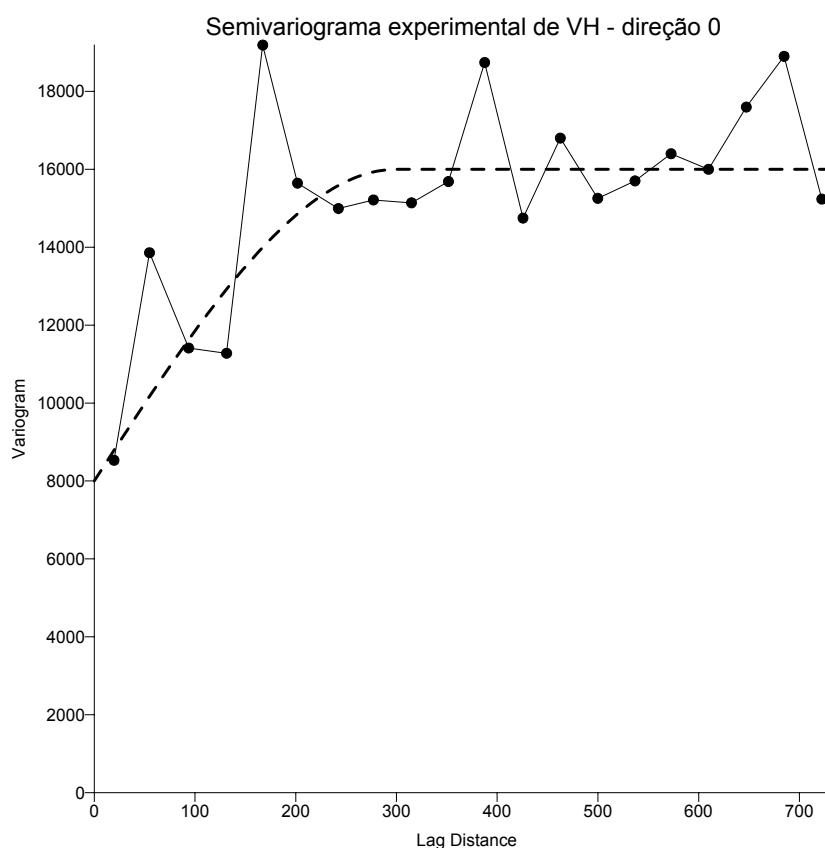


Figura 19. Semivariograma experimental de VH na direção 0° (LO).

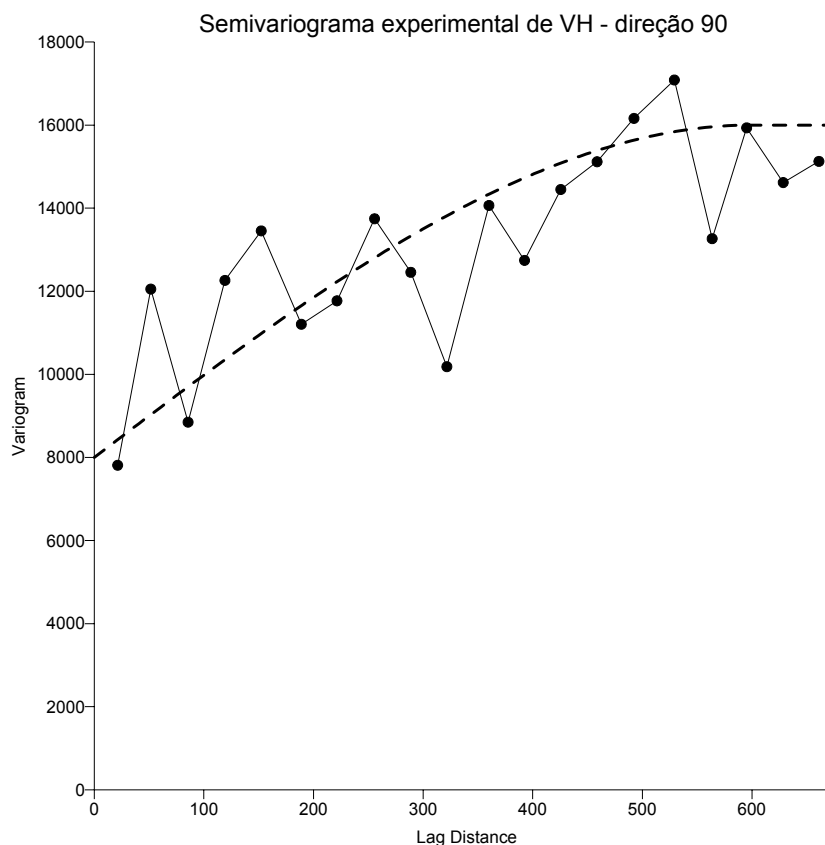


Figura 20. Semivariograma experimental de VH na direção 90° (NS).

A partir da análise das Figuras 19 e 20 pode ser comprovado que a influência entre observações na direção LO é mais reduzida que na direção NS. Apesar de terem alcances diferentes entre si, o patamar observado em ambos semivariogramas tem valor semelhante, caracterizando anisotropia geométrica da variável regionalizada.

5.4.3.2 Modelagem da estrutura espacial de VH.

A análise dos semivariogramas experimentais comprova a existência de um padrão de variação espacial que pode ser modelado pelo modelo teórico esférico de semivariograma, que permite uma variação mais intensa no início do semivariograma e uma estabilização em meseta depois de alcançar o valor da distância de estabilização. Os parâmetros do semivariograma esférico encontrado podem ser observados na Tabela 9.

Tabela 9. Parâmetros do semivariograma estimado.

PARÂMETRO	NOTAÇÃO	VALOR
Efeito Pepita	Co	8000
Patamar	C	8000
Alcance	A	600
Ângulo de Anisotropia	α	90°
Fator de Anisotropia	F	2.0

Estes parâmetros mostram que os dados apresentam uma variabilidade devida à estrutura espacial que responde por 50% da variância total, sendo os outros 50% devidos a outras causas, como erros de medição ou a influência de outras variáveis que ainda afetam o valor dos imóveis.

O alcance máximo da dependência espacial é de 600 metros na direção NS enquanto que o fator de anisotropia igual a 2 indica que o alcance da influência entre observações na direção NS é igual ao dobro da distância de influência na direção LO.

Com os parâmetros do semivariograma assim definidos pode ser efetuada a krigagem dos valores.

5.4.3.3 Krigagem por blocos dos valores homogeneizados VH.

Utilizando os parâmetros do semivariograma e a definição de uma grade de 100 metros de lado foi realizada a krigagem por blocos da variável VH. A escolha de 100 metros de lado como tamanho do bloco foi baseada na análise da área de estudo, fortemente urbanizada, e na hipótese de considerar semelhantes os valores de localização de imóveis separados até a referida distância.

O resultado da krigagem de VH é a nova variável VL e pode ser observada graficamente através das curvas de isovalores de VL que mostra a Figura 21.

Nesta Figura as isolinhas foram desenhadas a cada 50 R\$/m². A proximidade entre isolinhas permite identificar as zonas onde a variação do valor de localização é mais acentuada. Onde as isolinhas se encontram mais próximas existe um gradiente maior de variação. Já nas áreas onde as isolinhas se encontram mais espaçadas o valor de localização varia de forma menos acentuada no espaço.

A escolha do gradiente de cores permite também uma análise visual mais rápida e simples das áreas mais e menos valorizadas dentro da região, os pólos de valorização mais importantes e as áreas de menor valor.

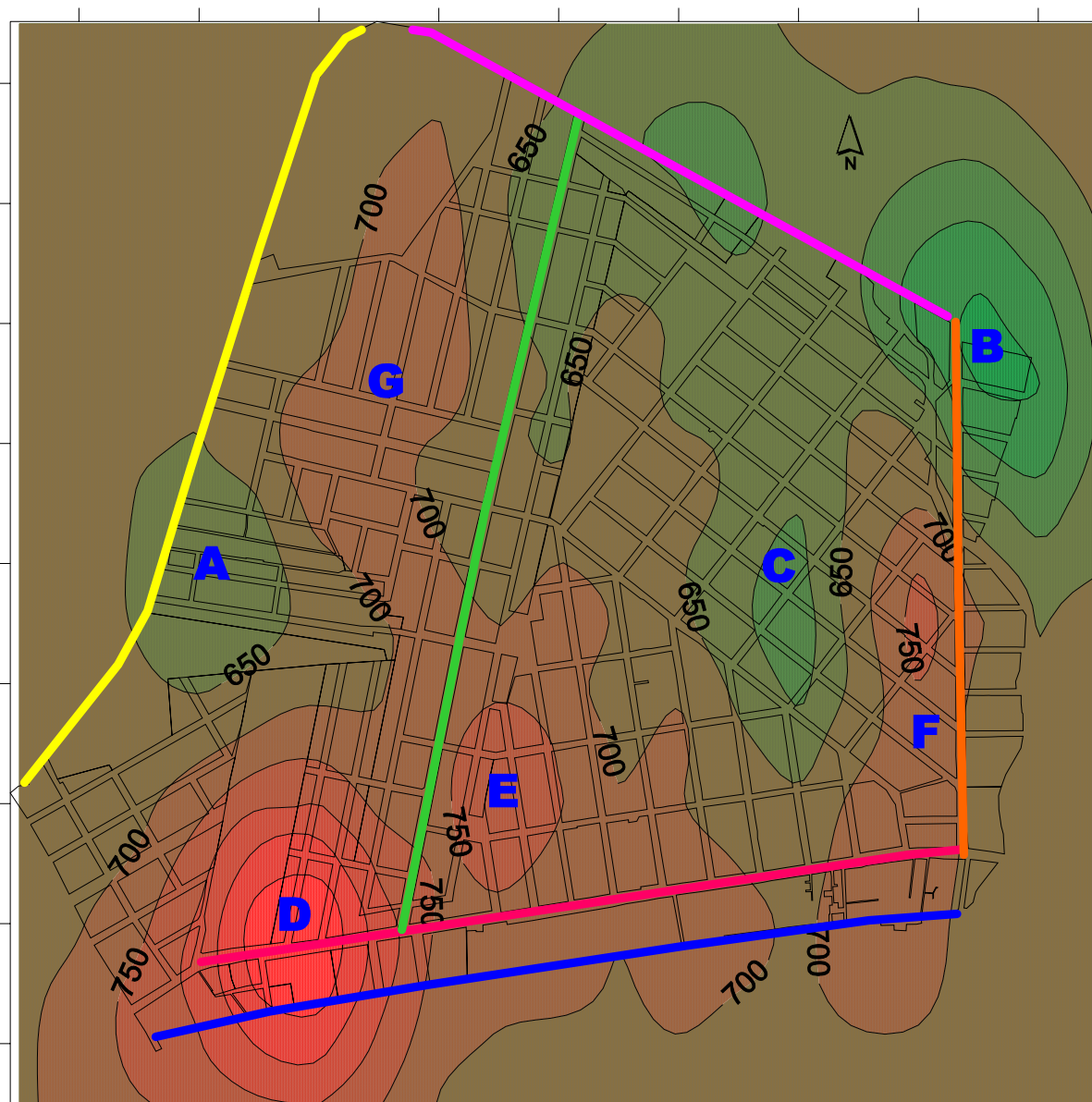


Figura 21. Curvas de isovalores da variável VL.

A partir da análise da Figura 21 podem ser observados os principais centros de valorização ou desvalorização na área de estudo considerada.

As isolinhas permitem determinar a localização e extensão de cada um destes centros ou regiões.

Como era esperado, a região mais valorizada da área de estudo se encontra nas proximidades da interseção da Avenida Presidente Kennedy (linha vermelha) e a Avenida Central do Kobrasol (linha verde). Apesar de quase toda a extensão da Avenida Kennedy mostrar valores altos, os mais elevados se encontram nas proximidades da Avenida Central do Kobrasol. A krigagem mostra duas regiões, denominadas D e E na Figura 21, onde os valores são mais elevados. A região D é uma área de atual expansão comercial e residencial e por isso está sendo mais valorizada. A região E se encontra próxima ao Centro Comercial Campinas e a novos empreendimentos comerciais com prédios modernos de recente construção. Resulta importante salientar que a valorização da região mais próxima à Avenida Presidente Kennedy em toda a sua extensão também está influenciada pela recente construção da Beira Mar de São José (representada pela linha azul na Figura 21) que constitui um novo pólo de lazer que está contribuindo para valorizar a região próxima dela.

A Avenida Central do Kobrasol mostra maior valorização na sua parte sul, próxima à Avenida Presidente Kennedy, onde está localizado o Centro Comercial Kobrasol, onde existe maior concentração comercial e se encontram as principais agências bancárias na região. Na medida que a distância à Avenida Presidente Kennedy aumenta, os valores na Avenida Central do Kobrasol diminuem, enquanto a concentração da atividade comercial também diminui e a proporção de prédios residenciais mais antigos aumenta.

Existe outra região com boa valorização que é denominada G na Figura 21 e se caracteriza por ser uma área com várias escolas e centros educacionais, atividades de serviços e também como área residencial, com ruas tranquilas e amplas. Esta região tem boa acessibilidade aos principais centros comerciais e as vias de entrada e saída da área de estudo.

A região denominada F também se mostra como uma área valorizada, por estar próxima da rua Josué di Bernardi (linha laranja), com importante concentração comercial. Esta rua também mostra maior valorização na parte mais próxima da Avenida Presidente Kennedy, enquanto o valor diminui progressivamente com o aumento desta distância.

A Figura 21 mostra também as regiões menos valorizadas da região. Nela pode ser observado que o valor diminui próximo à rodovia BR 101 (linha amarela) e à BR 282 - Via Expressa (linha rosa). Entretanto, duas regiões específicas próximas a estas rodovias, denominadas A e B, mostram maior desvalorização relativa.

No caso da região A, a desvalorização é devida às características da vizinhança, apresentando ruas muito estreitas, tendo difícil acessibilidade, e padrão construtivo inferior nos imóveis.

No caso da região B, a rua Josué di Bernardi passa por baixo de um viaduto da rodovia Via Expressa, comunicando a área de estudo com a região ao norte da rodovia. Existem apenas dois pontos de comunicação entre a área de estudo e a região ao norte da Via Expressa: uma neste ponto, pela Josué di Bernardi, e o outro num viaduto próximo da BR 101. No caso do viaduto localizado na região B, este comunica com uma região de favela, sendo este o motivo pelo qual o valor diminui abruptamente nas suas proximidades, tendo o menor valor dentro de toda a área de estudo.

Finalmente a região denominada C também apresenta menor valor. Esta área não se encontra nas proximidades dos principais centros comerciais nem de serviços sendo por este motivo menos atraente que as outras.

Em resumo, o resultado obtido por meio das curvas de isovalores produto da krigagem permite analisar e interpretar consistentemente a complexa interação de fatores de valorização e desvalorização da região. Os resultados apresentam coerência com a realidade da área de estudo possibilitando uma fácil interpretação.

A variável VL obtida pela krigagem representa de forma consistente a valorização e desvalorização das diferentes localizações a partir das informações contidas na amostra de mercado.

O método da krigagem produz uma suavização nos dados, diminuindo os valores extremos devido às características da interpolação, aos parâmetros do semivariograma e também à homogeneização produzida pela krigagem por blocos.

A krigagem por blocos faz que possíveis valores atípicos presentes nos dados sejam suavizados. Estes valores extremos podem ser erros de medida ou refletir condições especiais de localização, sendo importantes neste último caso para realizar estimações adequadas da localização. Por este motivo foram mantidos todos os dados nas etapas de homogeneização e krigagem dos dados.

Na Tabela 10 podem ser observados os dados estatísticos comparativos das malhas de krigagem obtidas para blocos de 100*100m, 50*50m e 16*16m.

Nela pode ser apreciado o efeito da mudança de tamanho da malha nos resultados da krigagem. Na medida que aumenta o tamanho do bloco, a diferença entre os valores máximo e mínimo diminui, junto com a dispersão total de valores. Isto pode afetar a precisão da krigagem nos valores de maior e menor valorização, achatando a distribuição do valor.

Tabela 10. Comparação das características estatísticas das malhas geradas pela krigagem com blocos de 100*100m, 50*50m e 16*16m.

	100*100m	50*50m	16*16m
Mínimo	500.82	492.01	469.34
Quartil inferior	711.88	708.24	703.74
Mediana	745.15	745.90	746.13
Quartil superior	771.56	780.13	785.34
Máximo	1069.27	1091.55	1119.75
Valor central	785.04	791.78	794.55
Intervalo de variação	568.45	599.54	650.41
Intervalo interquartil	59.69	71.89	81.60
Mediana de desvios absolutos	28.61	36.07	40.66
Média	745.83	747.30	748.56
Desvio Padrão	70.57	77.12	82.54
Variância	4980	5948	6813

Por outro lado, a diminuição do tamanho do bloco pode aumentar a influência dos erros de medição e de homogeneização, introduzindo estes erros na superfície de valor resultante da krigagem.

A escolha do tamanho de 100 metros de lado para o bloco permite contemplar os dois aspectos, já que a diminuição da dispersão do valor não foi exagerada.

A Figura 22 permite visualizar o mapa de isovalores de desvio padrão gerado pela krigagem por blocos de 100*100m.

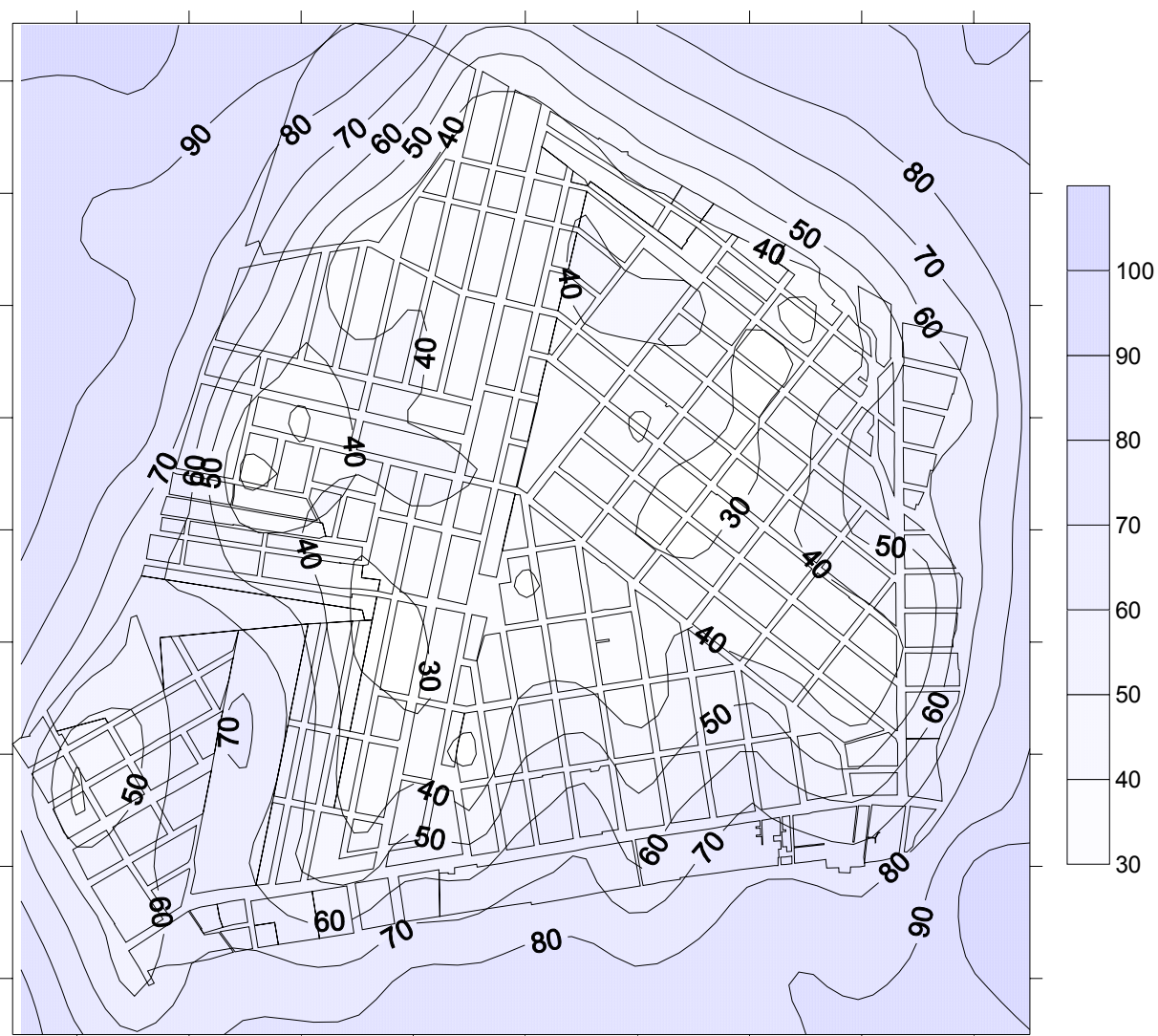


Figura 22. Mapa de isovalores de desvio padrão da krigagem.

Nela se observa que o desvio padrão é pequeno em quase toda a área de estudo, sendo menor a 60 em quase toda a região.

5.4.4 Análise de significância da variável VL no modelo de avaliação em massa.

Com o objetivo de verificar a significância estatística da variável VL obtida por krigagem e do modelo de valor proposto, foi calculado um novo modelo de regressão onde a variável VL é incluída como variável explicativa junto com as variáveis de tipo e construtivas dos imóveis anteriormente utilizadas.

Os resultados do novo modelo de mínimos quadrados mostram uma melhora importante no poder explicativo como pode ser observado na Tabela 11.

Da Tabela 11 pode ser concluído que a inclusão da variável VL produziu um forte aumento do poder explicativo da regressão em relação ao modelo espacial do erro: o coeficiente de determinação passa de 0.6632 para 0.7502 e 0.7330 como coeficiente ajustado.

Os resultados dos critérios de Akaike e Schwarz assim como todos os outros parâmetros de comparação mostram que a nova regressão apresenta melhores resultados que os modelos anteriormente calculados.

Tabela 11. Resultados da regressão por mínimos quadrados com a variável VL.

Variável dependente	L(VU)
R^2	0.7502
R^2_a	0.7330
F	43.54
Prob (F)	<0.0001
Log verossimilhança	125.878
Critério Akaike	-217.757
Critério Schwarz	-157.96
Erro padrão da regressão	0.1512

Outro resultado muito importante é o referido aos testes de autocorrelação espacial dos resíduos da nova regressão.

Na Tabela 12 pode ser observado o resultado do diagnóstico de autocorrelação dos resíduos, onde todos os testes mostram que a nova regressão não apresenta autocorrelação espacial dos resíduos.

Tabela 12. Testes de autocorrelação espacial do novo modelo.

Teste	Probabilidade
Moran's I	0.7920
LM (lag)	0.5272
LM robusto (lag)	0.5744
LM (erro)	0.5430
LM robusto (erro)	0.5931

Os testes de Moran e do Multiplicador de Lagrange para os modelos do erro e da variável dependente mostram que não existe autocorrelação significativa nos resíduos da regressão sendo válidas, portanto, as hipóteses de mínimos quadrados e os testes de significância das variáveis explicativas e seus parâmetros.

Os resultados do novo modelo de regressão mostram que a variável VL conseguiu representar os fatores espacialmente correlacionados no valor unitário dos imóveis, eliminando a autocorrelação espacial nos resíduos e melhorando o poder de explicação geral do modelo.

Da análise dos resíduos do modelo foi observada a existência de seis dados atípicos, com valores do resíduo padronizados superiores a 2.3 desvios padrões em valor absoluto.

Estes dados foram retirados da análise e os resultados para o novo modelo são apresentados na Tabela 13, mostrando um aumento do poder explicativo do modelo em todos os parâmetros.

Tabela 13. Resultados do modelo de regressão para 243 dados.

Variável dependente	L(VU)
R^2	0.7661
R^2_a	0.7496
F	46.276
Prob (F)	<0.0001
Log verossimilhança	158.569
Critério Akaike	-283.137
Critério Schwarz	-223.755
Erro padrão	0.1308

Os resultados para os parâmetros das variáveis explicativas do modelo e suas significâncias podem ser observados na Tabela 14.

Eles mostram que todas as variáveis explicativas são significativas ao nível de 20% e todas, exceto uma (AP_P3), são significativas ao nível de 5%.

A variável explicativa VL, que representa o valor da localização dos imóveis, se mostra como uma das variáveis individuais com maior grau de significância.

A incorporação desta variável mostrou uma melhora importante no poder explicativo deste modelo em relação ao modelo espacial do erro.

O modelo de avaliação em massa pode ser escrito da seguinte forma:

$$L(VU) = 5.1641 + 0.0020*VL + 0.1569*APT_GAR + 0.1248*AP_P2 + 0.0690*AP_P3 + 1.6080*KIT - 0.0393*KIT_AT + 0.1589*KIT_P2 + 0.71*CASA - 0.0032*CASA_AC + 0.0007*CA_ATER + 0.4018*CASA_P2 + 0.2700*CASA_P3 - 0.2577*TERRENO + 0.0004*TER_AT + 0.4554*COMERCIA + 0.1180*NOVO$$

Que também pode ser escrito da seguinte forma:

$$VU = e^{(5.1641 + 0.0020*VL + 0.1569*APT_GAR + 0.1248*AP_P2 + 0.0690*AP_P3 + 1.6080*KIT - 0.0393*KIT_AT + 0.1589*KIT_P2 + 0.71*CASA - 0.0032*CASA_AC + 0.0007*CA_ATER + 0.4018*CASA_P2 + 0.2700*CASA_P3 - 0.2577*TERRENO + 0.0004*TER_AT + 0.4554*COMERCIA + 0.1180*NOVO)}$$

Tabela 14. Significância das variáveis explicativas da regressão.

VARIÁVEL	COEFICIENTE	ERRO PADRÃO	VALOR t	PROBABILIDADE
Constante	5.1641	0.1250	41.3113	0.0000
APT_GAR	0.1569	0.0250	6.2891	0.0000
AP_P2	0.1248	0.0578	2.1577	0.0320
AP_P3	0.0690	0.0531	1.3001	0.1949
KIT	1.6080	0.2742	5.8636	0.0000
KIT_AT	-0.0393	0.0075	-5.2234	0.0000
KIT_P2	0.1589	0.0762	2.0865	0.0381
CASA	0.7146	0.1934	3.6956	0.0003
CASA_AC	-0.0032	0.0007	-4.8872	0.0000
CA_ATER	0.0007	0.0002	4.3959	0.0000
CASA_P2	0.4018	0.1123	3.5770	0.0004
CASA_P3	0.2700	0.0989	2.7299	0.0068
TERRENO	-0.2577	0.0782	-3.2958	0.0011
TER_AT	0.0004	0.0001	5.3034	0.0000
COMERCIA	0.4554	0.0673	6.7691	0.0000
NOVO	0.1180	0.0297	3.9768	0.0001
VL	0.0020	0.0002	11.9759	0.0000

Os testes de normalidade e homocedasticidade dos resíduos mostraram resultados satisfatórios.

A Figura 23 mostra graficamente a normalidade dos resíduos do modelo, comparando o valor dos resíduos com seu valor normal esperado, obtendo-se um ajuste adequado.

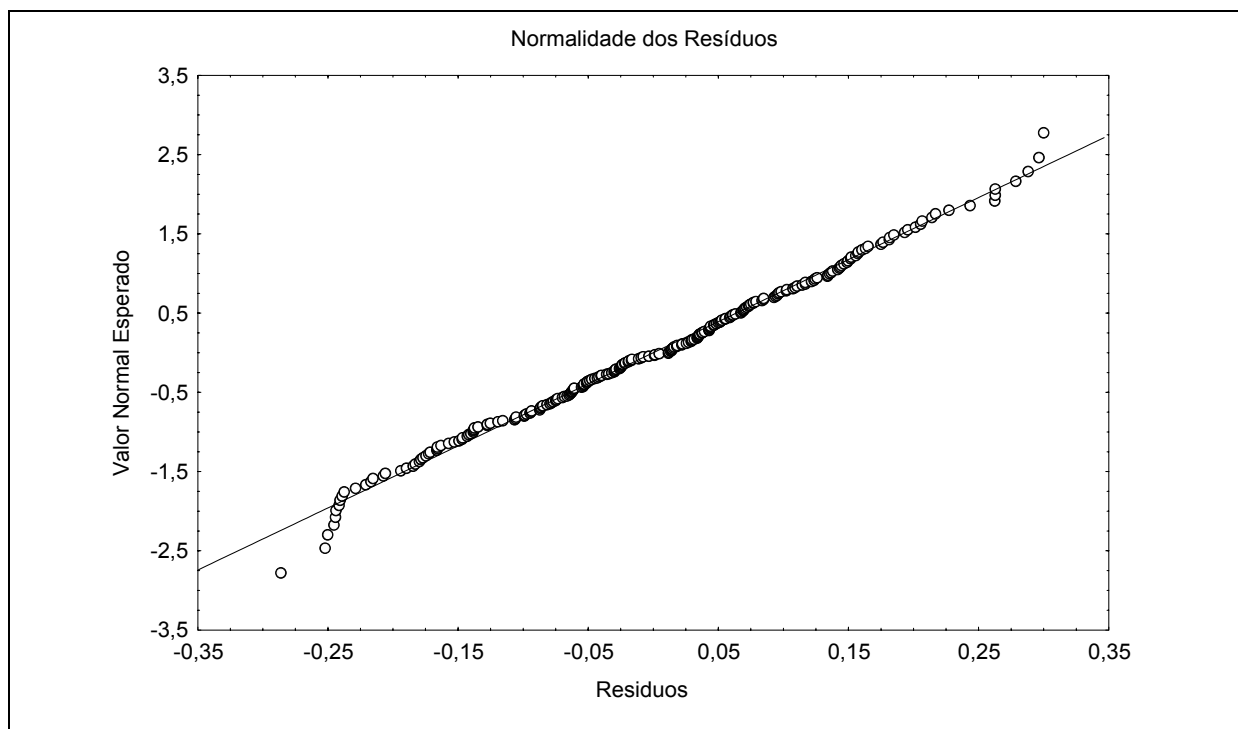


Figura 23. Gráfico de normalidade dos resíduos da regressão.

Os testes de heterocedasticidade de Breusch-Pagan e de Koenker-Basset mostram que a hipótese de heterocedasticidade não apresenta significância como pode ser observado na Tabela 15.

Tabela 15. Testes de heterocedasticidade do modelo de regressão.

TESTE	VALOR	PROBABILIDADE
Breusch-Pagan	11.07	0.81
Koenker-Basset	14.72	0.55

A distribuição dos resíduos padronizados do modelo de regressão em relação aos valores estimados pode ser observada na Figura 24, mostrando homocedasticidade dos resíduos e a inexistência de dados atípicos

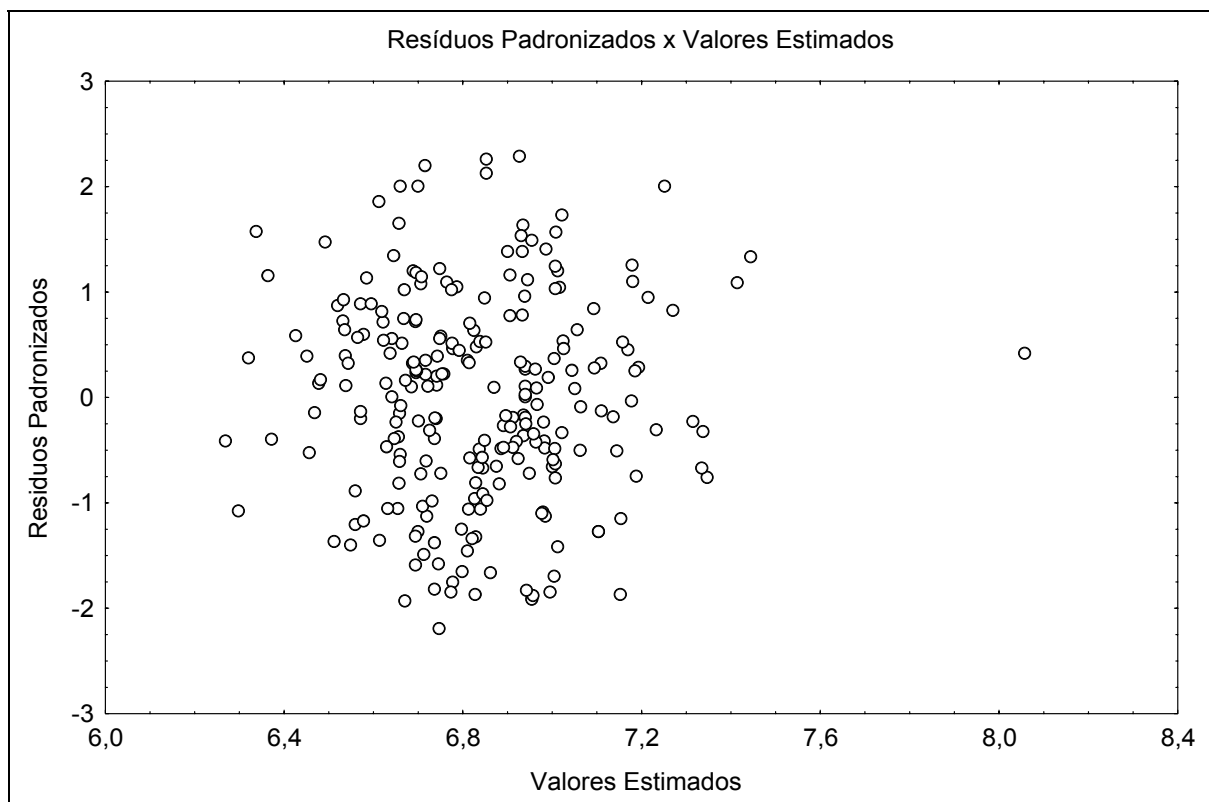


Figura 24. Gráfico dos resíduos padronizados e valores estimados da regressão.

Foi analisada também a distribuição dos resíduos do modelo para cada tipo de imóvel, como mostra a Figura 25.

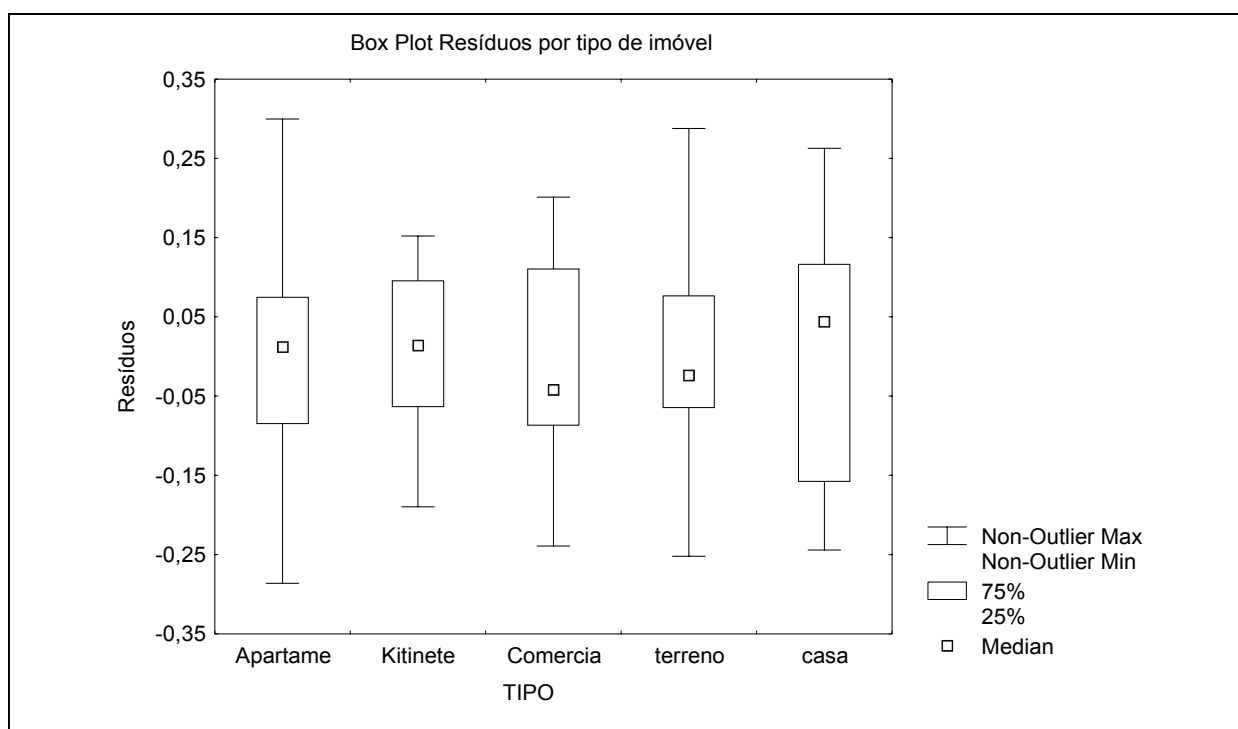


Figura 25. *Box plot* dos resíduos da regressão por tipo de imóvel.

Nesta Figura pode ser observado o *Box plot* dos resíduos por tipo de imóvel. Nesta figura mostra-se que o modelo apresenta valores semelhantes de resíduos para os diferentes tipos de imóveis.

Este gráfico mostra que o modelo de regressão apresentou resultados satisfatórios para todos os tipos de imóveis. Apesar da heterogeneidade da amostra de mercado, o modelo estimou de forma adequada os valores de todos os tipos de imóveis considerados, com resíduos homogêneos.

Para analisar o desempenho do modelo para diferentes valores de VL, ou seja, para imóveis mais valorizados e menos valorizados, foi calculado o gráfico de dispersão entre os resíduos padronizados e a variável VL.

A Figura 26 mostra que a distribuição dos resíduos padronizados é uniforme para os diferentes valores de VL, mostrando que o modelo avaliou de forma adequada tanto os imóveis com maior valor de localização quanto os de menor valor de localização.

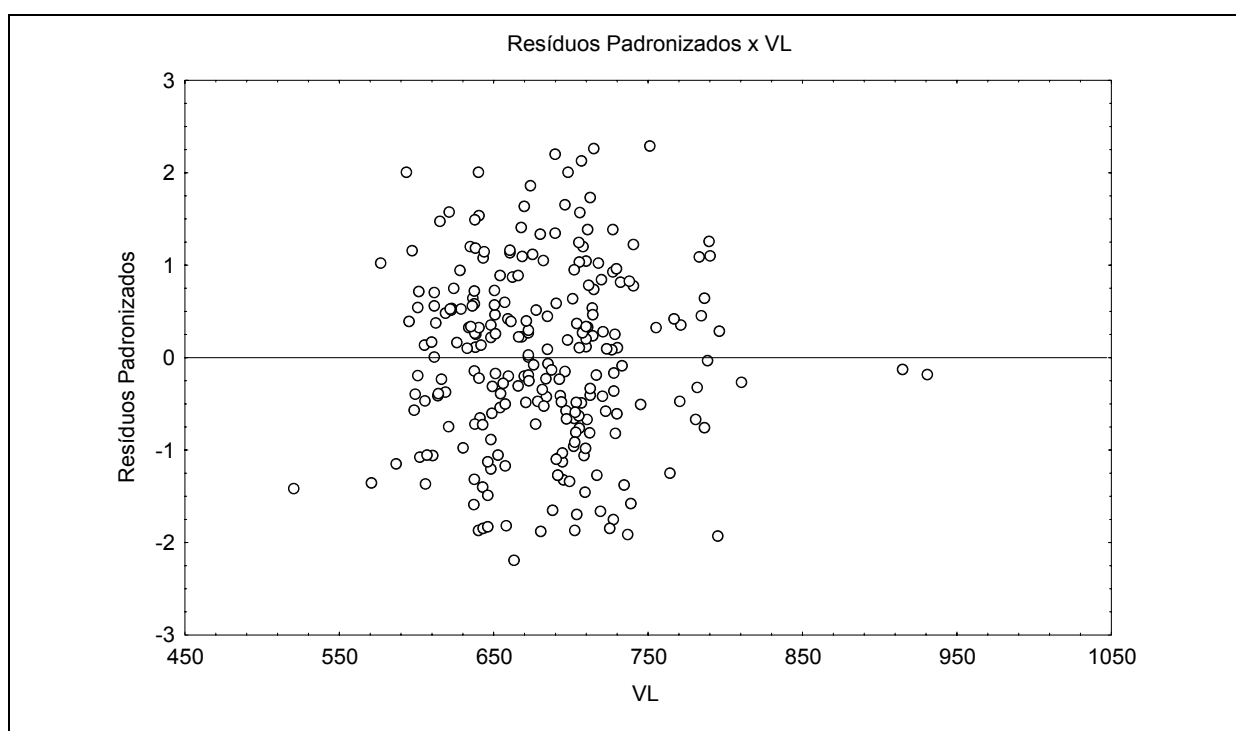


Figura 26. Gráfico de dispersão dos resíduos padronizados e a variável VL.

A Figura 27 e a Tabela 16 apresentam a distribuição e o mapa dos resíduos padronizados do modelo final para todos os imóveis da amostra.

Os resíduos se mostram separados em classes de valor segundo indica a Tabela e a legenda da Figura. Pode ser observado a distribuição homogênea dos valores de resíduos em toda a região.

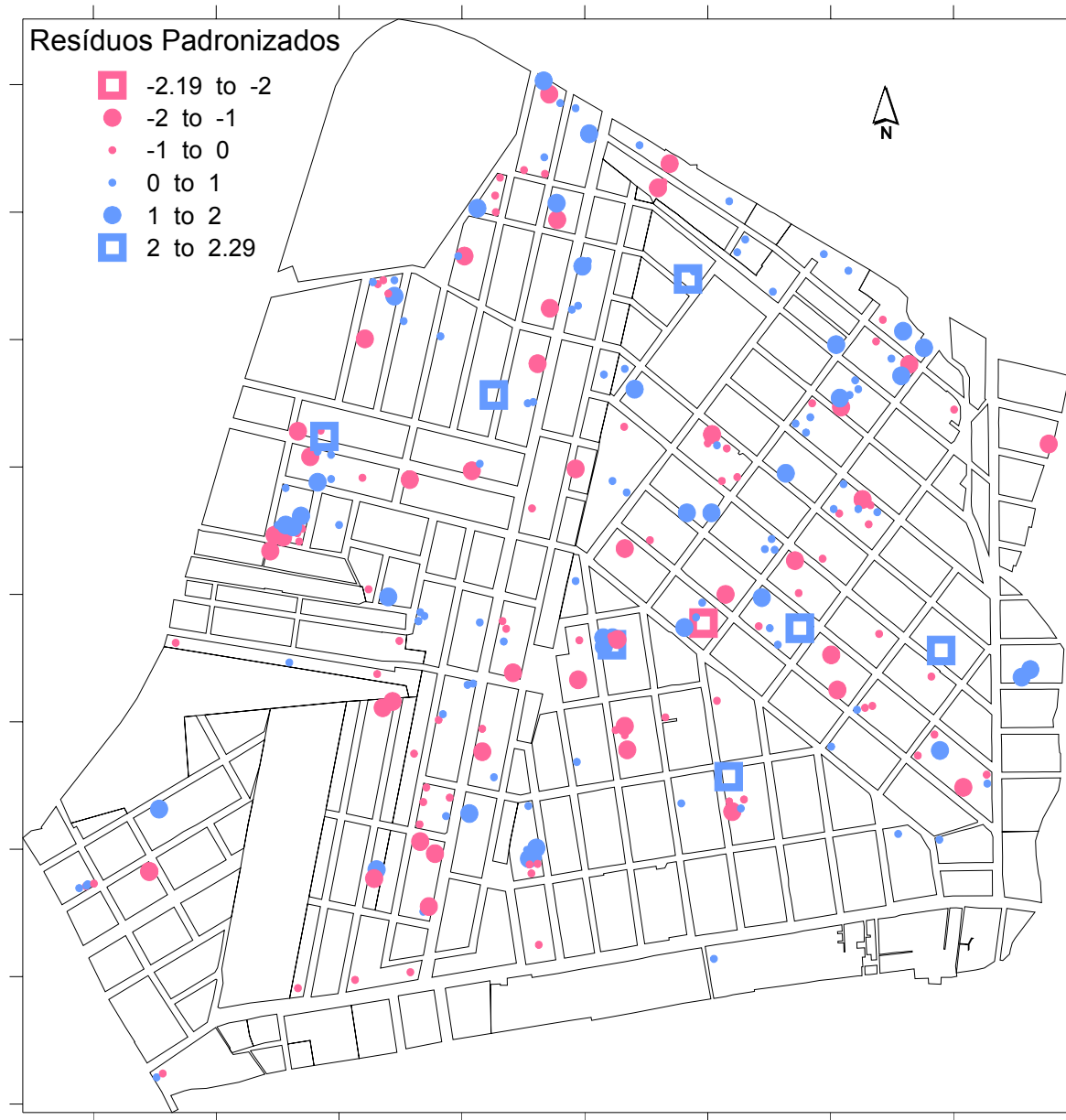


Figura 27. Mapa dos resíduos padronizados do modelo final.

Tabela 16. Distribuição em classes dos resíduos padronizados do modelo final.

CLASSE	MÍNIMO	MÁXIMO	No CASOS	% CASOS
1	-2.19	-2.0	1	0.4
2	-2.0	-1.0	42	17.3
3	-1.0	0.0	75	30.9
4	0.0	1.0	84	34.6
5	1.0	2.0	34	14.0
6	2.0	2.29	7	2.9

5.4.5 Análise de performance da avaliação em massa.

Os resultados obtidos pelo novo modelo de regressão mostram uma melhora importante na sua capacidade de predição em relação aos modelos anteriormente considerados.

Para analisar o desempenho do modelo em termos de padrões de performance para uma avaliação em massa, foi considerada a norma 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*), o coeficiente de dispersão (COD) e o diferencial relativo ao preço (PRD) que são os parâmetros de comparação recomendados por esta norma.

Estes parâmetros foram estimados para o conjunto da amostra em geral, e por separado para os imóveis construídos e os terrenos, pois a norma estabelece valores de parâmetros diferentes para cada tipo de imóvel.

Segundo esta norma os parâmetros de performance da avaliação em massa devem ser calculados sem considerar os valores extremos do modelo.

Neste caso foram utilizados para o cálculo dos parâmetros todos os 243 dados do modelo de regressão final, ou seja, apenas os seis elementos considerados atípicos foram retirados.

Os resultados obtidos podem ser observados na Tabela 17.

Tabela 17. Parâmetros de performance da avaliação em massa.

ESTATÍSTICA	AMOSTRA TOTAL	IMÓVEIS CONSTRUÍDOS	TERRENOS
Mediana <i>ratios</i>	0.989	0.987	1.024
Média <i>ratios</i>	1.008	1.008	1.008
Média ponderada	0.991	0.991	0.997
Média desvios absolutos	0.104	0.104	0.093
COD	10.492	10.524	9.074
PRD	1.017	1.017	1.011

Os valores obtidos para a mediana dos *ratios*, o COD e o PRD devem ser comparados com os valores recomendados pela IAAO que se encontram na Tabela 18.

De acordo com estes valores, pode se concluir que os resultados obtidos na avaliação em massa são satisfatórios em relação aos padrões propostos pela norma da IAAO, tanto para os imóveis construídos quanto para os terrenos e para todos os parâmetros de avaliação.

Tabela 18. Valores padronizados para avaliação em massa propostos pela IAAO.

ESTATÍSTICA	VALORES RECOMENDADOS
Mediana dos <i>ratios</i> de avaliação	Entre 0.9 e 1.1
COD imóveis construídos	<15.0
COD terrenos	<20.0
PRD	Entre 0.980 e 1.030

A Figura 28 mostra o mapa dos valores dos *ratios* de avaliação para os 243 dados da amostra de mercado, onde pode ser observada a uniformidade destes valores em toda a área de estudo.

Analisando esta Figura pode ser concluído que a avaliação não produziu diferenças sistemáticas nas diferentes regiões, tanto na parte central quanto nas bordas da área de estudo, em relação aos valores de mercado.

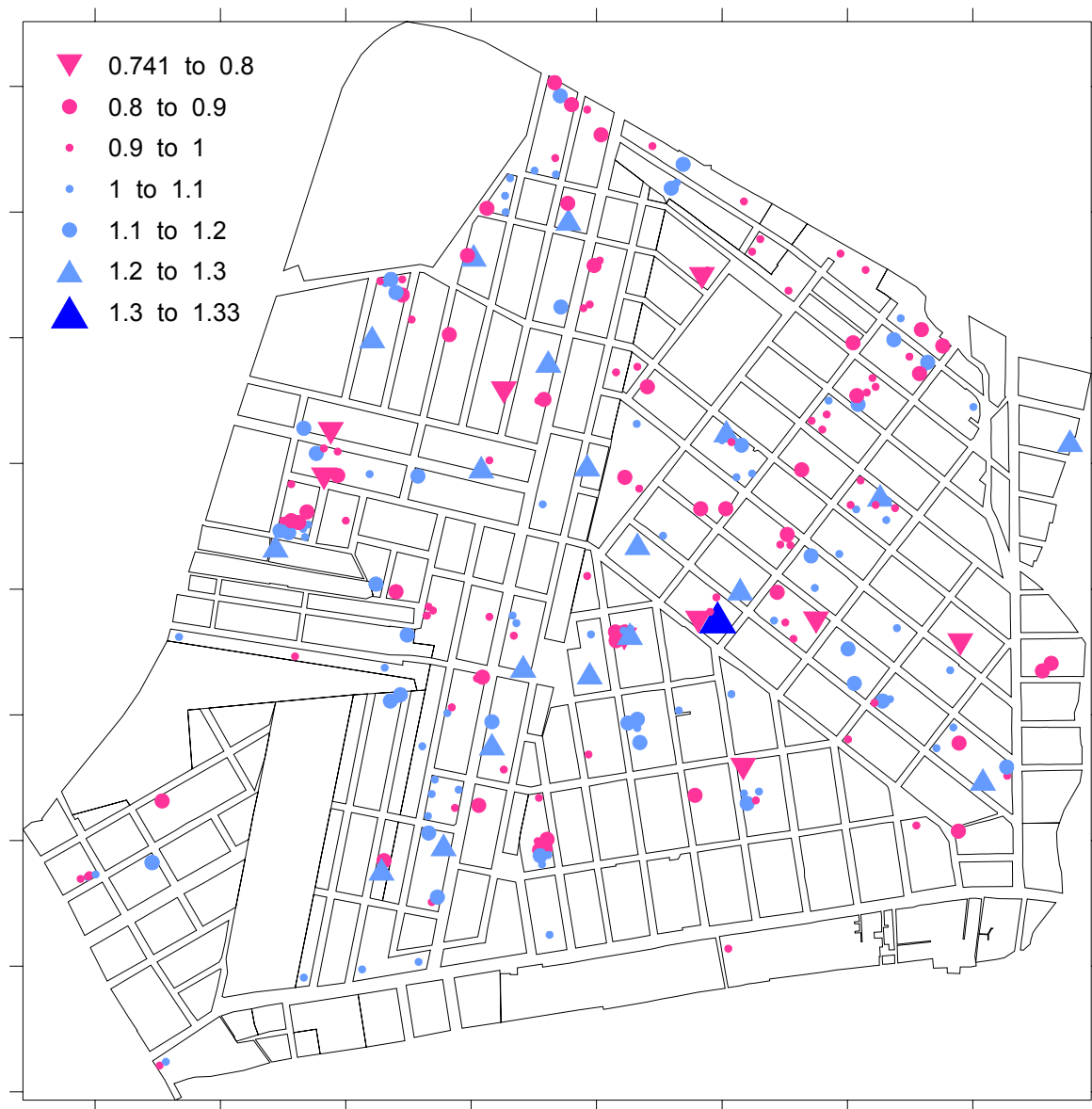


Figura 28. Mapas dos *ratios* de avaliação (Valor Estimado/Valor Observado).

A distribuição dos elementos da amostra em cada faixa de valor de *ratio* é mostrada na Tabela 19.

Analisando a Tabela 19 se observa que 56.8% dos dados apresentam uma diferença de avaliação menor que 10% em relação ao valor de mercado, enquanto 88.1% dos dados apresentam diferença menor que 20%. Apenas um caso (0.4% dos dados) mostrou uma diferença superior a 30%.

Tabela 19. Distribuição dos *ratios* de avaliação em classes de valor.

CLASSE	RATIO MÍNIMO	RATIO MÁXIMO	Nº DADOS	% DADOS
1	0.74	0.80	9	3.7
2	0.80	0.90	42	17.3
3	0.90	1.00	74	30.5
4	1.00	1.10	64	26.3
5	1.10	1.20	34	14.0
6	1.20	1.30	19	7.8
7	1.30	1.33	1	0.4

5.4.6 Comparação com resultados obtidos por superfícies de tendência.

Outra análise da performance da avaliação pode ser realizada comparando-a com os resultados obtidos na mesma área de estudo por Michael (2004) utilizando o método de superfícies de tendência para modelar a variação espacial do valor dos imóveis e usando uma amostra de 186 imóveis dos bairros Kobrasol e Campinas do Município de São José, sendo 174 apartamentos e 12 kitinetes. Os dois trabalhos foram desenvolvidos de forma coordenada, utilizando a maior parte dos dados de mercado em comum.

Na análise dos resultados do seu trabalho, a autora utiliza dois parâmetros referidos aos resíduos dos modelos para avaliar o grau de ajuste dos resultados aos dados da amostra: o erro relativo, definido como o quociente entre o resíduo e o valor observado para cada dado da amostra, e o valor absoluto deste erro relativo, ambos em valores percentuais. Em relação ao tratamento da autocorrelação espacial dos resíduos, o método de superfícies de tendência diminui mas não elimina esta autocorrelação como foi comprovado no trabalho citado.

Na comparação entre os resultados obtidos nos dois trabalhos devem ser considerados não apenas os modelos estatísticos diferentes, mas também as diferenças da amostra, em tamanho e grau de heterogeneidade.

A Tabela 20 mostra as estatísticas descritivas destes parâmetros para os dois modelos: o modelo de superfície de tendência, considerando a superfície

polinômica de quarta ordem, que apresentou o melhor resultado obtido por aquele método, com os resultados obtidos pelo modelo proposto neste trabalho.

Tabela 20. Quadro comparativo de resíduos relativos.

Modelo		Erro Relativo - ER (ER=Resíduo/ValorObservado) em %					Valor Absoluto do ER em %	
Tipo	Amostra	Mínimo	Quartil Inferior	Mediana	Quartil Superior	Máximo	Média	Desvio Padrão
Superfície Tend. (4 ^a ordem)	186	-41.15	-10.19	-0.57	7.36	29.71	10.48	7.92
Regr. Esp. e Krigagem	243	-33.14	-8.90	1.12	8.05	25.89	10.38	7.41

A análise da tabela mostra que o modelo de avaliação proposto neste trabalho, mesmo considerando uma amostra mais heterogênea, pois contém vários tipos de imóveis, obteve estimativas mais ajustadas aos dados de mercado, com resíduos relativos e absolutos menores em média e dispersão.

O erro relativo mínimo diminuiu de -41.15% para -33.14%, o erro máximo diminuiu de 29.71% para 25.89%, o intervalo interquartil diminuiu de 17.55% para 16.95% e a média e desvio padrão dos erros relativos absolutos diminuíam de 10.48% para 10.38% e de 7.92% para 7.41% respectivamente.

Porém, para uma comparação mais consistente dos dois métodos, recomenda-se que a amostra base de comparação seja igual em tamanho e heterogeneidade evitando a interferência de outros fatores na análise.

A partir dos resultados da avaliação em massa por superfícies de tendência Michael (2004) elaborou uma Planta de Valores Genéricos para apartamentos de Padrão 3 com garagem, calculando o valor médio para cada face de quadra de um imóvel deste tipo.

Com finalidade de comparar os resultados obtidos com o método aqui proposto foi calculada também a Planta de Valores de apartamentos, estimando o

valor médio para cada face de quadra do mesmo tipo de imóvel, apartamentos de padrão 3 com garagem e construção de mais de três anos de idade. A Planta de Valores destes apartamentos é mostrada na Figura 29.

Posteriormente foi calculado o quociente dos valores obtidos pelo método de superfície de tendência e pelo método proposto neste trabalho.

A Figura 30 mostra o mapa dos quocientes destes valores classificados por faixas. Nela pode ser observado que os dois métodos produziram valores semelhantes (diferença menor que 10%) na maior parte da área de estudo, com resultados equivalentes principalmente na parte central da área. Os resultados são diferentes em regiões próximas das bordas da área de estudo. Como comentado por Michael (2004) o método de superfície de tendência produz estimações não confiáveis nas bordas, resultado confirmado nesta análise. Outra região onde o método de superfície de tendência produziu estimativas inferiores ao valor de mercado pode ser observada na região sul oeste da área de estudo, onde a falta de dados de apartamentos não permitiu que o polinômio de tendência ajustasse os valores de forma adequada gerando um mínimo relativo (área de suposta desvalorização) nesta região.



Figura 29. Planta de Valores Genéricos (R\$/m²) por face de quadra para apartamentos de Padrão 3, com garagem e mais de três anos de idade.



Figura 30. Mapa de valores relativos entre valores estimados por superfície de tendência e pelo método proposto.

A distribuição dos dados da amostra em cada uma das faixas de valor da Figura 30 é mostrada na Tabela 21.

Nela pode ser observado que 63.2% dos 448 valores de faces de quadra apresentaram valores com diferenças menores que 10%, enquanto se consideradas diferenças menores que 20% a quantidade aumenta para 81.1% do total de faces de quadra da área de estudo.

Estes valores representam bons resultados em termos globais, mas o mapa da Figura 30 mostra que esta equivalência vale principalmente para a parte central da área de estudo, sendo encontradas diferenças importantes nos valores nas áreas periféricas, onde o método proposto neste trabalho obteve *ratios* de avaliação adequados e o método de superfície de tendência não. Comprova-se também que em várias regiões, a pesar das diferenças serem menores que 10%, o sinal da mesma é claramente autocorrelacionado, pois o método de superfície de tendência diminuiu mas não corrigiu a autocorrelação espacial, como concluído no trabalho mencionado e é ratificado pela análise da Figura 30.

Tabela 21. Distribuição de valores relativos entre valores de superfície de tendência e do método proposto.

CLASSE	MÍNIMO	MÁXIMO	No DADOS	% DADOS
1	0.65	0.70	8	1.8
2	0.70	0.80	18	4.0
3	0.80	0.90	39	8.7
4	0.90	1.00	125	27.9
5	1.00	1.10	157	35.2
6	1.10	1.20	41	9.2
7	1.20	1.30	23	5.1
8	1.30	1.50	21	4.7
9	1.50	2.00	14	3.1
10	2.00	2.23	2	0.4
TOTAL	0.65	2.23	448	100.0

5.4.7 Valor da localização para toda a área de estudo.

A partir do modelo final obtido na seção 5.4.4 pode ser estimado o valor da localização para toda a área de estudo considerada.

A variável VL obtida por krigagem dos valores homogeneizados conseguiu representar adequadamente os fatores de valorização de cada localização como foi analisado em 5.4.3. Esta variável se mostrou fortemente

significativa para todos os tipos de imóveis no modelo final de avaliação. Porém a interpolação de krigagem por blocos produz uma leve suavização nos dados e, por esta razão, a variável VL pode apresentar diferenças em relação aos dados para valores extremos.

O modelo de regressão obtido em 5.4.4 mostra uma correção do valor da localização em relação à variável VL que tende a neutralizar o efeito de suavizado anteriormente mencionado.

De acordo com o modelo obtido em 5.4.4 e o modelo geral apresentado no capítulo 4, o valor da localização dos imóveis pode ser obtido da seguinte forma:

$$\text{Valor Localização} = e^{(5.1641 + 0.0020 \cdot VL)}$$

Que pode ser escrito também assim:

$$VL_{\text{corr}} = 174.88 * 1.002^{VL}$$

O valor da localização assim estimado corrige o efeito de suavizado que a krigagem produziu na variável VL como pode ser observado na Tabela 22. Nela aparecem os valores correspondentes ao valor da localização corrigido para cinco valores de VL e a relação do valor corrigido com o valor inicial de VL. Pode ser observado que os valores extremos inferiores diminuem 5% com a correção enquanto os valores extremos superiores aumentam 17%. Os valores intermediários sofrem variação inferior a estas, enquanto o valor 700, que é o mais comumente encontrado não é praticamente alterado pela correção.

Tabela 22. Valor da localização corrigido para diferentes valores de VL.

VL	VL _{corr}	VL _{corr} / VL
500	475	0.95
600	580	0.97
700	708	1.01
800	865	1.08
900	1056	1.17

O método permite calcular o valor da localização para os imóveis em cada ponto da área de estudo.

Como aplicação disto a Figura 31 mostra o mapa de Valores de Localização corrigidos em R\$/m² para o ponto médio de cada face de quadra da área de estudo.

5.4.8 Aplicação para Planta de Valores Genéricos de Terrenos.

O método proposto permite calcular os valores para imóveis dos tipos considerados na amostra de mercado, para toda a área de estudo.

Desta forma a partir do modelo proposto poderia ser calculada a Planta de Valores Genéricos dos imóveis da área de estudo, em função do tipo de imóvel, da localização e das características de cada imóvel.

Como uma aplicação prática do método proposto foi calculada a Planta de Valores Genéricos de Terrenos na área de estudo, ou seja, os valores médios por face de quadra de um terreno do tamanho padrão, no caso um terreno com área de 360 metros quadrados.

Aplicando o modelo para imóveis de tipo terreno com área de 360 metros quadrados foi obtida a Planta de Valores Genéricos de Terrenos, em R\$/m², mostrada na Figura 32.

Os valores foram estimados a partir da seguinte equação:

$$L(VU) = 5.1641 - 0.2576 + 0.0004*360 + 0.0020*VL$$

$$VU = e^{(5.0505 + 0.0020*VL)}$$

$$VU = 156.10 * 1.002^{VL}$$

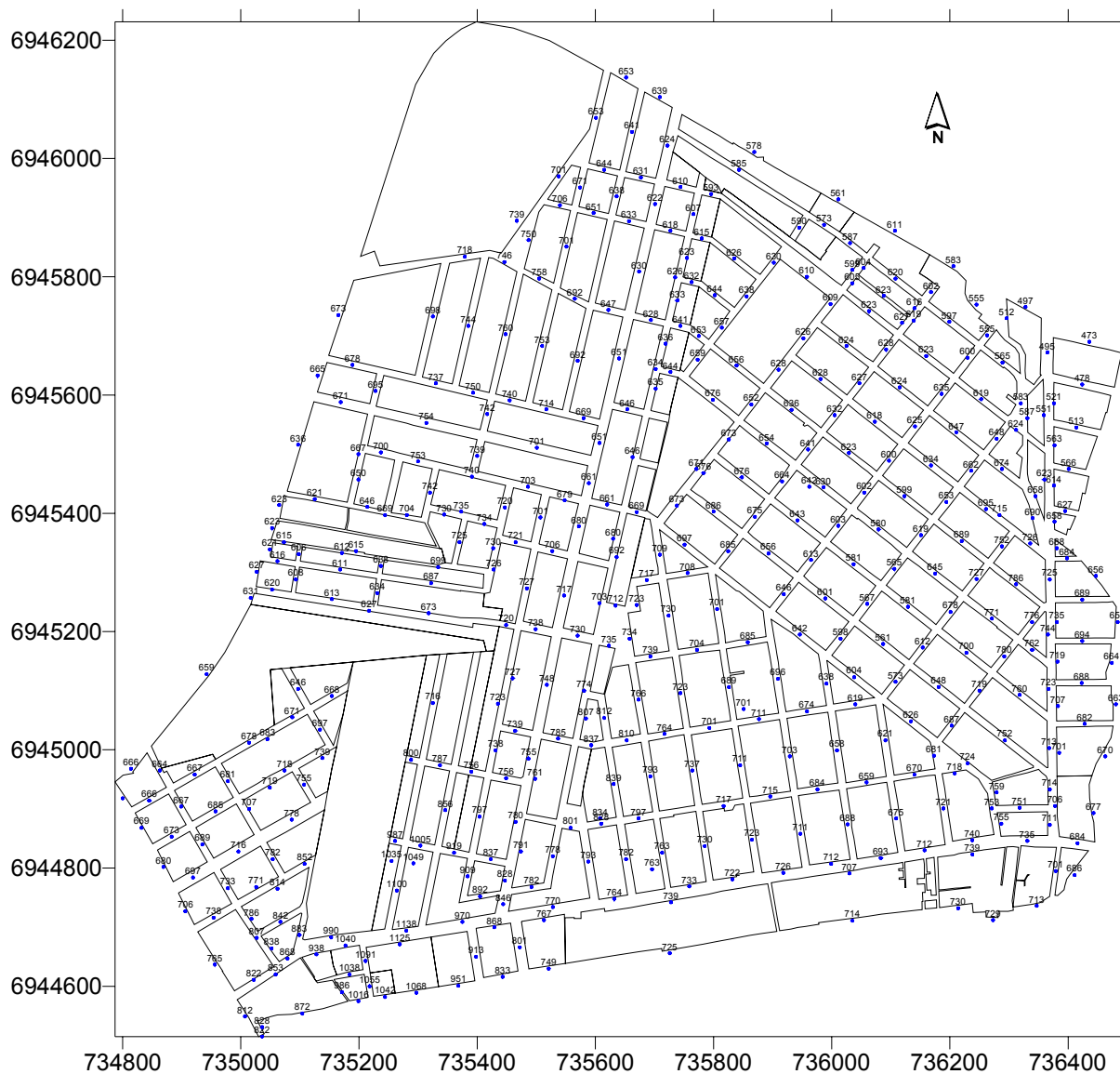


Figura 31. Mapa de Valor da Localização (R\$/m²) para cada face de quadra da área de estudo.

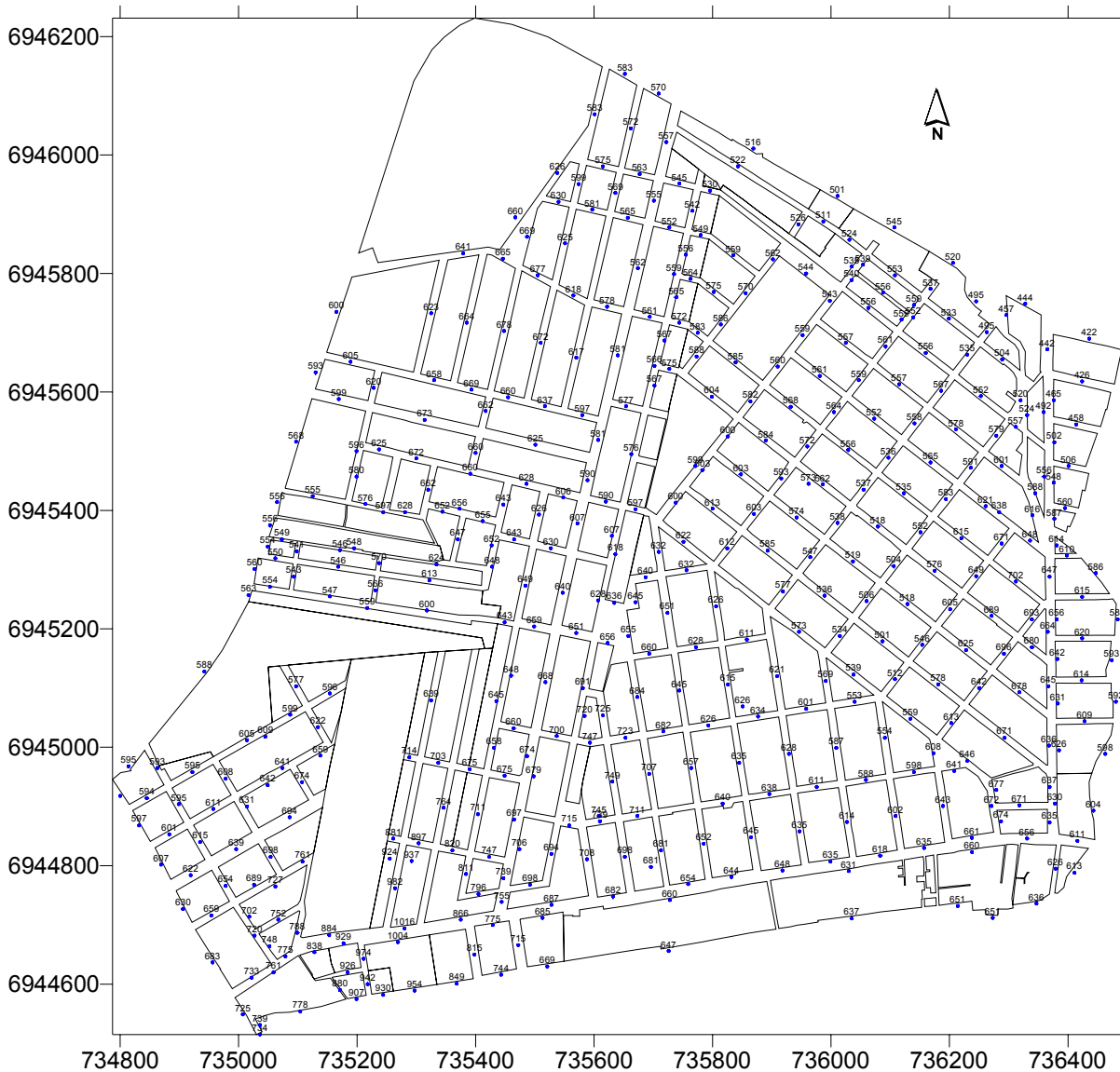


Figura 32. Planta de Valores Genéricos de Terrenos (R\$/m²) da área de estudo.

6. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES.

6.1 Conclusões.

6.1.1 Sobre o valor da localização.

1. O método proposto mostrou que o valor da localização de um imóvel, resultado da interação de diversos pólos e efeitos de valorização e desvalorização, pode ser considerado globalmente como uma variável regionalizada que representa estes efeitos e modelado por métodos geoestatísticos.

2. O método proposto permitiu estimar um índice do valor da localização que se mostrou fortemente significativo no modelo de regressão do valor unitário dos imóveis.

3. A variável de localização estimada VL refletiu de forma coerente e consistente as regiões de maior valorização da área de estudo em relação a todos os pólos de valorização. As regiões estimadas como mais valorizadas foram as próximas aos principais centros comerciais da área, Avenida Presidente Kennedy, Avenida Central do Kobrasol e Josué di Bernardi. O índice VL mostrou que a valorização nestes pólos não é espacialmente uniforme, existindo pontos mais valorizados e outros menos valorizados. A análise dos resultados mostrou-se coerente com a realidade, existindo uma correlação positiva entre as áreas mais valorizadas e as de maior concentração de atividades comerciais. Os resultados mostraram também a existência de uma área de valorização próxima aos principais colégios e escolas da região.

4. A variável VL mostrou-se também adequada na modelagem das áreas menos valorizadas. Estas regiões mostraram-se relacionadas a condições de qualidade da vizinhança e acessibilidade pouco favoráveis. Problemas como a largura das ruas, vias de trânsito pesado, poluição sonora, maior distância aos principais centros comerciais ou a proximidade a uma favela foram refletidos adequadamente pelo índice de valorização VL.

5. O método permitiu estimar a variável regionalizada VL com um grau de confiabilidade adequada e uniforme em quase toda a área de estudo. Os desvios mais importantes de VL em relação aos dados de mercado foram produzidos naqueles pontos onde tomou valores extremos, os maiores ou os menores valores. O reduzido número de dados próximos a estes pontos de valorização extrema não permitiu a correta avaliação destes, suavizando os resultados. A suavização dos valores extremos de VL foi produto também das características de interpolação da krigagem e do semivariograma teórico modelado que estima variâncias importantes para dados muito próximos. Porém, o modelo final de valor obtido por mínimos quadrados permitiu corrigir este efeito de suavização, obtendo-se uma estimativa adequada do valor da localização inclusive para os valores extremos de VL.

6. O estudo do semivariograma experimental dos valores homogeneizados permitiu analisar e modelar a estrutura espacial do valor dos imóveis, analisando o gradiente de variação em função da distância e da direção a partir dos dados de mercado, modelando a anisotropia existente.

7. A escolha da krigagem por blocos e a definição do tamanho dos blocos permitiu minimizar o efeito de possíveis erros aleatórios presentes nos dados de mercado, estimando médias consistentes do valor da localização em toda a área de estudo e sem produzir deformações importantes nos valores extremos.

8. A multiplicidade de pólos de valorização evidenciados pelos resultados, cada um caracterizado pela sua área de influência, gradiente e anisotropia específica, mostrou a adequação do método geoestatístico para modelar o valor da localização. A amostra de dados de mercado, apesar da sua distribuição em toda a área de estudo, não tinha elementos suficientes para testar a significância estatística individualmente de cada pólo numa equação de regressão. Em consequência, os resíduos de um modelo de regressão que utilizasse, ao invés da estimação proposta, variáveis separadas de distância aos pólos, apresentaria autocorrelação espacial e o poder explicativo do modelo seria menor. Analisando a estrutura espacial dos dados, o método geoestatístico permitiu aproveitar de forma mais adequada a informação sobre a localização fornecida pelos dados de mercado.

9. A variabilidade espacial do valor da localização mostrou que não existem zonas com valor homogêneo na área de estudo considerada.

6.1.2 Sobre o uso combinado de técnicas de Estatística Espacial.

1. Uma das conclusões deste trabalho é que as técnicas de econometria espacial e de geoestatística, tradicionalmente utilizadas de forma separada e excludente, podem ser usadas em forma combinada na avaliação em massa de imóveis. Os resultados obtidos foram superiores aos conseguidos usando uma das técnicas de forma individual, possibilitando a análise de uma amostra heterogênea de dados e a determinação do valor da localização. A combinação das técnicas permitiu também estimar a matriz de pesos dos modelos de regressão espacial de forma consistente com os dados.

2. O uso combinado das duas técnicas estatísticas permitiu analisar de forma adequada as características mistas do valor dos imóveis como objetos e como variáveis regionalizadas. O modelo de regressão espacial do erro mostrou-se apropriado para a homogeneização dos valores em função das características construtivas na presença de estrutura espacial nos resíduos, enquanto que o método geoestatístico mostrou-se adequado para analisar a estrutura espacial dos valores homogeneizados e estimar o valor da localização dos imóveis.

3. A combinação de técnicas de regressão espacial e geoestatísticas permitiu resolver a heterocedasticidade induzida pelo modelo de regressão espacial do erro. A estimação de VL pelo método geoestatístico não gerou heterocedasticidade no modelo final de regressão por mínimos quadrados.

6.1.3 Sobre a autocorrelação espacial.

1. O método permitiu comprovar a existência de autocorrelação espacial nos resíduos do modelo de regressão por mínimos quadrados quando as variáveis de localização não são adequadamente representadas no modelo.

2. Foi comprovado que o método de homogeneização de valores por mínimos quadrados não é adequado quando se pretende homogeneizar dados em função das características construtivas e tipológicas dos imóveis, pois os resíduos do modelo apresentam autocorrelação espacial invalidando os resultados da estimação.

3. A inclusão da variável regionalizada VL no modelo de regressão do valor unitário dos imóveis conseguiu representar a dependência espacial nos dados, eliminando a autocorrelação espacial nos resíduos da regressão. Desta forma o método de mínimos quadrados pôde ser utilizado na estimação do modelo final, uma vez que a autocorrelação espacial foi corretamente modelada.

6.1.4 Sobre o modelo geral.

1. O modelo final de regressão por mínimos quadrados incluindo a variável de localização estimada apresentou desempenho superior ao modelo espacial do erro melhorando o seu poder explicativo.

2. O modelo final permitiu corrigir a suavização produzida pela krigagem na variável VL, melhorando o ajuste para os valores extremos.

3. O modelo de avaliação em massa apresentou parâmetros de performance satisfatórios de homogeneidade e uniformidade, tanto para os imóveis construídos quanto para os terrenos.

4. O método adotado mostrou que é possível a utilização de dados de mercado de todos os tipos de imóveis para determinar o valor da localização na avaliação em massa. Os fatores de localização mostraram um efeito similar para todos os tipos de imóveis e a estimação de valorização específica para cada tipo foi modelada por regressão. Este resultado mostrou que é possível realizar avaliações em massa por métodos inferenciais com estimativas confiáveis e consistentes para todos os tipos de imóveis, inclusive para aqueles tipos que se encontram em número limitado ou muito dispersos numa determinada região.

5. O modelo multiplicativo proposto permitiu comprovar que existe interação entre os fatores de localização e construtivos, mostrando que estes não são independentes e que o valor dos imóveis não é corretamente formulado por meio da soma do valor do terreno e da construção como componentes independentes entre si.

6.1.5 Sobre o uso do modelo de regressão do erro no processo de homogeneização de valores.

1. O modelo de regressão espacial do erro permitiu encontrar parâmetros de homogeneização dos fatores construtivos de forma eficiente e confiável, ajustando a estimação ao erro autocorrelacionado produzido pelos fatores de localização. Os valores obtidos por este processo resultaram efetivamente mais homogêneos, com medianas semelhantes e redução da variância para todos os tipos de imóveis. A homogeneização pelo modelo do erro manteve nos valores as diferenças devidas à localização dos imóveis, possibilitando sua posterior modelagem pelo método geoestatístico.

2. O modelo espacial do erro mostrou um poder de explicação maior em relação ao modelo de regressão por mínimos quadrados para as variáveis construtivas.

3. A significância do termo de autocorrelação no modelo do erro espacial mostrou a influência dos fatores de localização gerando uma estrutura espacial nos resíduos. O parâmetro de autocorrelação permitiu estimar a influência da vizinhança para cada dado pontual da amostra, mas não analisa a estrutura de variabilidade espacial dos resíduos (alcance, gradiente e anisotropia).

6.1.6 Sobre a estimação da matriz de pesos espaciais.

1. O método utilizado mostrou que o semivariograma experimental isotrópico foi uma ferramenta útil para estimar a matriz de vizinhança da regressão

espacial com critérios objetivos, definindo o principal parâmetro da matriz, a distância máxima de vizinhança, em função da análise dos dados de mercado.

2. A adequação do método proposto foi comprovado pela significância dos testes de autocorrelação espacial nos resíduos do modelo de mínimos quadrados, calculados com a matriz W assim definida. Também isto é evidenciado pela significância dos modelos de regressão espacial estimados.

6.1.7 Sobre a comparação com o método de Superfície de Tendência.

1. O método proposto conseguiu eliminar a autocorrelação espacial nos resíduos do modelo enquanto o método de Superfície de Tendência diminuiu mas não eliminou estes efeitos.

2. O método proposto gerou estimativas mais adequadas dos valores de mercado e da Planta de Valores Genéricos que o de Superfície de Tendência em toda a área de estudo e principalmente nas bordas, onde a superfície de tendência provocou superestimação dos valores.

3. O uso do método da krigagem permitiu modelar todos os pólos de valorização, primários e secundários, a partir da informação contida nos dados de mercado, enquanto o método de Superfície de Tendência mostrou inadequação para modelar alguns dos pólos secundários. A quantidade de pólos que uma superfície de tendência consegue representar tem relação direta com o grau do polinômio de tendência e não exclusivamente com os dados.

6.1.8 Sobre a aplicação do método para a elaboração de Plantas de Valores Genéricos.

1. O método proposto permitiu a elaboração de uma Planta de Valores Genéricos na área de estudo para todos os tipos de imóveis incluídos na amostra de mercado. O modelo apresentou um ajuste adequado para todos os tipos de imóveis

e para toda a área considerada, como mostrou a análise de performance da avaliação em massa.

2. O método proposto pode ser aplicado para estudar de forma sistemática e permanente o dinamismo de valorização e desvalorização imobiliária de uma região. A pesquisa permanente de dados de mercado permitirá aumentar a abrangência espacial dos dados, melhorando as estimativas dos fatores de homogeneização e do valor de localização, permitindo analisar a evolução dos pólos de valorização.

3. O método proposto poderá ser de grande utilidade para os órgãos municipais responsáveis pelo cálculo e atualização das Plantas de Valores Genéricos dos municípios e permitirá também analisar a valorização imobiliária causada por obras públicas, avaliando a área efetiva e o índice de valorização num período determinado para o cálculo e cobrança de Contribuição de Melhoria.

4. O método proposto mostra a importância de contar com dados cadastrais georreferenciados e atualizados. A implementação de Sistemas de Informações Geográficas (SIG) nas Prefeituras Municipais pode facilitar a aplicação do método na elaboração de Plantas de Valores Genéricos atualizadas e em concordância com valores de mercado. Além disso, a maioria dos *softwares* de SIG contém módulos de análise geoestatística incorporados, facilitando a aplicação deste método.

6.2 Recomendações para trabalhos futuros.

A partir dos resultados e conclusões alcançadas neste trabalho e da análise de algumas das características dos métodos utilizados são apresentadas a seguir algumas recomendações para futuras pesquisas:

1. Analisar a influência do tamanho do bloco de krigagem nos resíduos do modelo de regressão final.

2. Analisar a influência da distância máxima definida para a matriz de pesos espaciais ou matriz de vizinhança no processo de homogeneização dos valores unitários.

3. Estudar a incorporação e modelagem de dados de mercado referentes a imóveis para aluguel ao método proposto para o estudo do valor da localização dos imóveis.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.

ANSELIN, L. **GIS Research Infrastructure for Spatial Analysis of Real Estate Markets.** *Journal of Housing Research*, vol. 9, 1998a.

ANSELIN, L. **Rao's Score Test in Spatial Econometrics.** Regional Economics Applications Laboratory and University of Illinois, 1998b.

ANSELIN, L. **Spatial Econometrics.** Discussion paper. Bruton Center, School of Social Sciences, University of Texas at Dallas, 1999a.

ANSELIN, L. **The Future of Spatial Analysis in the Social Sciences.** *Geographics Information Sciences* 5, 1999b.

ANSELIN, L. **Spatial Externalities, Spatial Multipliers and Spatial Econometrics.** Specialist Meeting on Spatial Externalities, Santa Barbara, California, 2001.

ANSELIN, L. **Under the Hood. Issues in the Specification and Interpretations of Spatial Regression Models, Agricultural Economics**, vol.27, Issue 3, pp 247-267, 2002.

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

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 14653-1.** Avaliação de bens. Parte 1: Procedimentos gerais. Rio de Janeiro, 2001.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 14653-2.** Avaliação de bens. Parte 2: Imóveis urbanos. Rio de Janeiro, 2004.

BASU, S., THIBODEAU, T. **Analysis of Spatial Autocorrelation in House Prices.** *Journal of Real Estate and Economics*, Vol. 17, 1, pp. 61-85, 1998.

BESNER, C. **A Spatial Autoregressive Specification with a Comparable Sales Weighting Scheme.** *Journal of Real Estate Research*, Vol. 24, 2, pp. 193-212, 2002.

BIBLE, D. S., HSIEH, C. **Applications of Geographic Information Systems for the Analysis of Apartment Rents.** *The Journal of Real Estate Research*, Vol. 12, 1996.

BIVAND, Roger. **A Review of Spatial Statistical Techniques for Location Studies.** Disponível em <http://www.nhh.no/geo/gib/qib1998/qib98-3/lund.html> (aceso em setembro, 2003), 1998.

BRASIL. Departamento Nacional de Produção Mineral. **Geoestatística Operacional, por Pedro Alfonso Garcia Guerra.** Brasília, 1988.

CABALLER, V., RAMOS, M. A., RODRÍGUEZ, J. A. **El Mercado Inmobiliario Urbano en España.** Ediciones Pirámide, 2002.

CÂMARA, G., CARVALHO, M. S., CRUZ, O.G., CORREA, V. **Análise espacial de áreas.** In: **Análise Espacial, Capítulo 5.** INPE, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2002a.

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

CAMARGO, E. **Desenvolvimento, Implementação e Teste de Procedimentos Geoestatísticos (Krigagem) no Sistema de Processamento de Informações Georreferenciadas (SPRING).** Dissertação de Mestrado em Sensoriamento Remoto. Instituto Espacial de Pesquisas Espaciais, INPE, 1997.

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*, Vol. 9, 1998.

CANO GUERVÓS, R. **Aproximación al Valor de la Vivienda. Aplicación a la Ciudad de Granada.** Ed. Universidad de Granada, 1999.

CARDIM, M. **Fundamentos de Geoestatística e Aplicações.** Minicurso. IV Semana da Estatística da FCT/UNESP. São Paulo, 2000.

CASE, B., CLAPP, J., DUBIN, R. RODRIGUEZ, M. **Modeling Spatial and Temporal House Price Patterns: A Comparison Of Four Models.** Working paper. <http://www.sba.uconn.edu/users/johnc/SpatioTempHPI61302.doc>, (disponível em setembro de 2003), 2002.

CESARE, C. M. **Avaliação das Características que Contribuem para a Formação do Valor de Apartamentos na Cidade de Porto Alegre.** Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 1991.

CHICA OLMO, J. **Teoría de las Variables Regionalizadas. Aplicación en Economía Espacial y Valoración Inmobiliaria.** Ed. Universidad de Granada, 1994.

CHICA OLMO, J. **Spatial Estimation of Housing Prices and Locational Rents.** *Urban Studies*, Vol. 32, N. 8, pag. 1331-1344, 1995.

CLAPP, J. M., RODRIGUEZ, M., THRALL, G. **How GIS Can Put Urban Economic Analysis on the Map.** *Journal of Housing Economics*, Vol. 6, pp. 368-386, 1997.

CLAPP, J., KIM, H., GELFAND, A. **Predicting Spatial Patterns of House Prices Using LPR and Bayesian Smoothing.** *Real Estate Economics*, 30(4), 505-532, 2002.

CRESSIE, N. A. C. **Statistics for Spatial Data.** Revised Edition, John Wiley & Sons, Inc., 1993.

DANTAS, R. A. **Engenharia de avaliações: uma introdução à metodologia científica.** Ed. Pini, 1998.

DANTAS, R. A. **Modelos Espaciais aplicados ao Mercado Habitacional. Um Estudo de Caso para a Cidade do Recife.** Tese de Doutorado em Economia. Universidade Federal de Pernambuco. Recife, 2003.

DANTAS, R. A., MAGALHÃES, A. M., ROCHA, F. J. S. **La importancia de la regresión espacial en la tasación inmobiliaria.** I Congreso Internacional en Tasación y Valoración. Valencia, 2002.

DANTAS, R. A., MAGALHÃES, A. M., VERGOLINO, J. R. de O. **Modelos Espaciais aplicados ao Mercado de apartamentos do Recife.** XII COBREAP Congresso Brasileiro de Engenharia de Avaliações e Perícias, Anais. Belo Horizonte, 2003a.

DANTAS, R. A., SÁ, L. A.C. M., PORTUGAL, J. L. **Elaboração de Plantas de Valores sob a ótica da inferência espacial.** XII COBREAP Congresso Brasileiro de Engenharia de Avaliações e Perícias, Anais. Belo Horizonte, 2003b.

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

DUBIN, R. **Estimation of Regression Coefficients in the Presence of Spatially Autocorrelated Error Terms.** *The Review of Economics and Statistics*, Vol. 70, 3, pp. 466-474, 1988.

DUBIN, R. **Spatial autocorrelation and neighborhood quality.** *Regional Science and Urban Economics*, n. 22, pag. 433-452, 1992.

DUBIN, R. **Spatial autocorrelation: a primer.** *Journal of Housing Economics* 7, pág. 304-327, 1998.

DUBIN, R. **Predicting Prices Using Multiple Listings Data.** *Journal of Real Estate and Economics*, Vol. 17, 1, pp. 35-59, 1998.

DUBIN, R. **Robustness of Spatial Autocorrelation Specifications: some Monte Carlo Evidence.** *Journal of Regional Science*, Vol. 43, 2, pp. 221-248, 2003a.

DUBIN, R. **Spatial Lags and Spatial Errors Revisited: some Monte Carlo Evidence.** **LSU Econometric Conference on Spatial and Spatiotemporal Econometric**, Baton Rouge, 2003b.

DUBIN, R., SUNG, C. H. **Specification of Hedonic Regressions: Non-nested Tests on Measures of Neighborhood Quality.** **Journal of Urban Economics**, vol. 27, pp. 97-110, 1990.

FARIAS, V. F. **São José: 250 anos. Natureza, História e Cultura.** Ed. do autor, 2ª Edição, 2001.

FOTHERINGHAM, A. S., BRUNDSON, C. **Local Forms of Spatial Analysis.** **Geographical Analysis**, Vol. 31, 4, 1999.

GÁMEZ MARTÍNEZ, M., MONTERO, J. M., GARCÍA R., N. **Kriging Methodology for Regional Economic Analysis: Estimating the housing Price in Albacete.** **International Advances in Economic Research**, Vol. 6, 3, pp. 438-450, 2000.

GAO, X., ASAMI, Y., CHUNG, C. J. **An Empirical Evaluation of Hedonic Regression Models.** CSIS Discussion Paper 46, Center for Spatial Information Science, University of Tokyo, 2002.

GETIS, A., ORD, J. K. **The Analysis of Spatial Association by Use of Distance Statistics.** **Geographical Analysis**, Vol. 24, 3, pp. 189-206, 1992.

GLOUDEMANS, R. J. **An Empirical Analysis of the Incidence of Location on Land and Building Values.** **Lincoln Institute of Land Policy**, Working Paper, 2002.

GLOUDEMANS, R. J., HANDEL, S., WARWA, M. **An Empirical Evaluation of Alternative Land Valuation Models.** **Lincoln Institute of Land Policy**, Working Paper, 2002.

GONZÁLEZ, M. A. S. **A Formação do Valor dos Aluguéis de Apartamentos Residenciais na Cidade de Porto Alegre.** Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 1993.

GONZÁLEZ, M. A. S. **Plantas de Valores Inferenciais: a Espacialidade Considerada Através de Trend Surfaces**. In: VIII Congresso Brasileiro de Engenharia de Avaliações e Perícias, Anais, Florianópolis, 1995.

GONZÁLEZ, M. A. S. **Planta Inferencial de Valores com Dados de ITBI**. Núcleo Orientado para a Inovação da Edificação. Universidade Federal de Rio Grande do Sul. Porto Alegre, 1996a.

GONZÁLEZ, M. A. S. **Aspectos Legais e Conceituais da Fixação dos Valores de IPTU**. In: II Congresso Brasileiro de Cadastro Técnico Multifinalitário, Anais, Florianópolis, 1996b.

GONZÁLEZ, M. A. S. **Desenvolvimento de Planta de Valores com Sistemas de informações Geográficas e ITBI**. In: II Congresso Brasileiro de Cadastro Técnico Multifinalitário, Anais, Florianópolis, 1996c.

GONZÁLEZ, M. A. S. **Análise conceitual das dificuldades de determinação de modelos de formação de preços através de análise de regressão**. *Engenharia Civil*, número 8, 2000.

GONZÁLEZ, M. A. S. E FORMOSO, C. T. **O emprego de dados do ITBI para a atualização de cadastros de valores venais: um Estudo de Viabilidade**. In: I Congresso Brasileiro de Cadastro Técnico Multifinalitário, Anais, Florianópolis, 1994.

GONZÁLEZ, M. A. S. E FORMOSO, C. T. **Integração dos Tributos Imobiliários Urbanos: uma Planta de Valores Inferencial Única, Determinada com Dados de ITBI**. In: VIII Congresso Brasileiro de Engenharia de Avaliações e Perícias, Anais, Florianópolis, 1995.

GOODMAN, A. C., KAWAI, M. **Functional Form and Rental Housing Market Analysis**. *Urban Studies*, Vol. 21, pp. 367-376, 1984.

GOODMAN, A. C., THIBODEAU, T. G. **Age Related Heteroskedasticity in Hedonic House Price Equations**. *Journal of Housing Research* 6(1), pág. 25-42, 1995.

GOODMAN, A. C., THIBODEAU, T. G. **Dwelling Age Related Heteroskedasticity in Hedonic House Price Equations: an Extension.** *Journal of Housing Research* 8(2), pág. 299-317, 1997.

HUH, S., KWAK, S. **The Choice of Functional Form and Variables in the Hedonic Price Model in Seoul.** *Urban Studies*, Vol. 34, 7, pp. 989-998, 1997.

JACKSON, J. R. **Intraurban Variation in the Price of Housing.** *Journal of Urban Economics*, Vol. 6, pp. 464-479, 1979.

KOWALSKI, J. G., PARASKEVOPOULOS, C. C. **The Impact of Location on Urban Industrial Land Prices.** *Journal of Urban Economics*, Vol. 27, pp. 16-24, 1990.

LAMBERT, D. M., LOWENBERG-DEBOER, J., BONGIOVANNI, R. **Statistical methods for precision agricultural data: case Study of variable rate nitrogen on corn in Argentina.** Paper submitted to the *Journal of Manufacturing & Service Operations Management (M&SOM)*, 2002.

LESAGE, J. P. **Spatial Econometrics.** University of Toledo. Disponível em <http://rri.wvu.edu/WebBook/LeSage/spatial/spatial.html> (setembro 2003), 1999.

LIMA, G. P. de A. **Homogeneização fundamentada – uma utopia?.** VIII Congresso Brasileiro de Engenharia de Avaliações e Perícias. Anais. Florianópolis, 1995.

LIPORONI, A. S. **Instrumentos para Gestão Tributária de Cidades.** Livraria e Editora Universitária de Direito, São Paulo, 2003.

MALPEZZI, S. **Hedonic Pricing Models: A Selective and Applied Review.** Prepared for: *Housing Economics: Essays in Honor of Duncan MacLennan*, 2002.

MCCLUSKEY, W. J., DEDDIS, W. G., LAMONT, I. **The Application of Spatially Derived Location Factors Whiting a GIS Environment.** Proceedings of VIII Conference of Pacific Rim Real Estate Society (PPRES), 2002.

MEGBOLUGBE, I. F. **Econometric Analysis of Housing Trait Prices in a Third World City.** *Journal of Regional Science*, vol. 26, 3, pp. 533-547, 1986.

MICHAEL, R. **Avaliação em Massa de Imóveis com Uso de Inferência Estatística e Análise de Superfície de Tendência**. Dissertação de Mestrado em Engenharia Civil, Universidade Federal de Santa Catarina, 2004.

MÖLLER, L. F. C. **Planta de Valores Genéricos. Avaliação de imóveis para fins tributários**. Sagra-Luzzatto Editores, 1995.

MORAL GARCÍA, F. J., MARQUES DA SILVA, J. R. **Ejemplo de Representación Gráfica de una Variable Regionalizada**. XIV Congreso Internacional de Ingeniería Gráfica, Santander, España, 2002.

ORFORD, S. **Valuing Location in an Urban Housing Market**. Disponível em http://divcom.otago.ac.nz/SIRC/GeoComp/GeoComp98/78/gc_78.htm, (acesso em janeiro 2005), 1999.

PACE, R. K., GILLEY, O. W. **Using the Spatial Configuration of the Data to Improve Estimation**. *Journal of Real Estate and Economics*, vol. 14, número 3, pp. 333-340, 1997.

PACE, R. K., BARRY, R. **Quick computation of Spatial Autoregressive Estimators**. *Geographical Analysis*, Vol. 29, 3, pp. 232-247, 1997.

PACE, R. K., BARRY, R., SIRMANS, C. F. **Spatial Statistics and Real Estate**. *Journal of Real Estate Finance and Economics*, Vol. 17, N. 1, 1998.

PERUZZO TRIVELLONI, C. A **Metodologia para Avaliação em Massa de Apartamentos por Inferência Estatística e Técnicas de Análise Multivariada – Uma Análise Exploratória**. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Santa Catarina, 1998.

RIVERO, R., VELÁSQUEZ, G. **Aplicaciones prácticas de líneas de isovalor en la estimación del valor de inmuebles residenciales**. Congreso Internacional de Geodesia y Cartografía, Caracas, 2002.

RODRIGUEZ, M., SIRMANS, C. F., MARKS, A. P. **Using Geographic Information Systems to Improve Real Estate Analysis**. *The Journal of Real Estate Research*, Vol. 10, 1995.

ROSEN, S. **Hedonic Prices and Implicit Markets: Product Differentiation in Pure Competition.** *Journal of Political Economy*, Vol. 82, pp. 34-55, 1974.

SILVA, A. M. M., HEBERLE, A. L., HOCHHEIM, N. **Determinação de Zonas Homogêneas usando Sistema de Informações Geográficas: um Estudo de Caso em Florianópolis (SC).** I Simpósio de Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação. Anais. Recife, 2004.

THRALL, G. I. **GIS Applications in Real Estate and Related Industries.** *Journal of Housing Research*, Vol. 9, 1998.

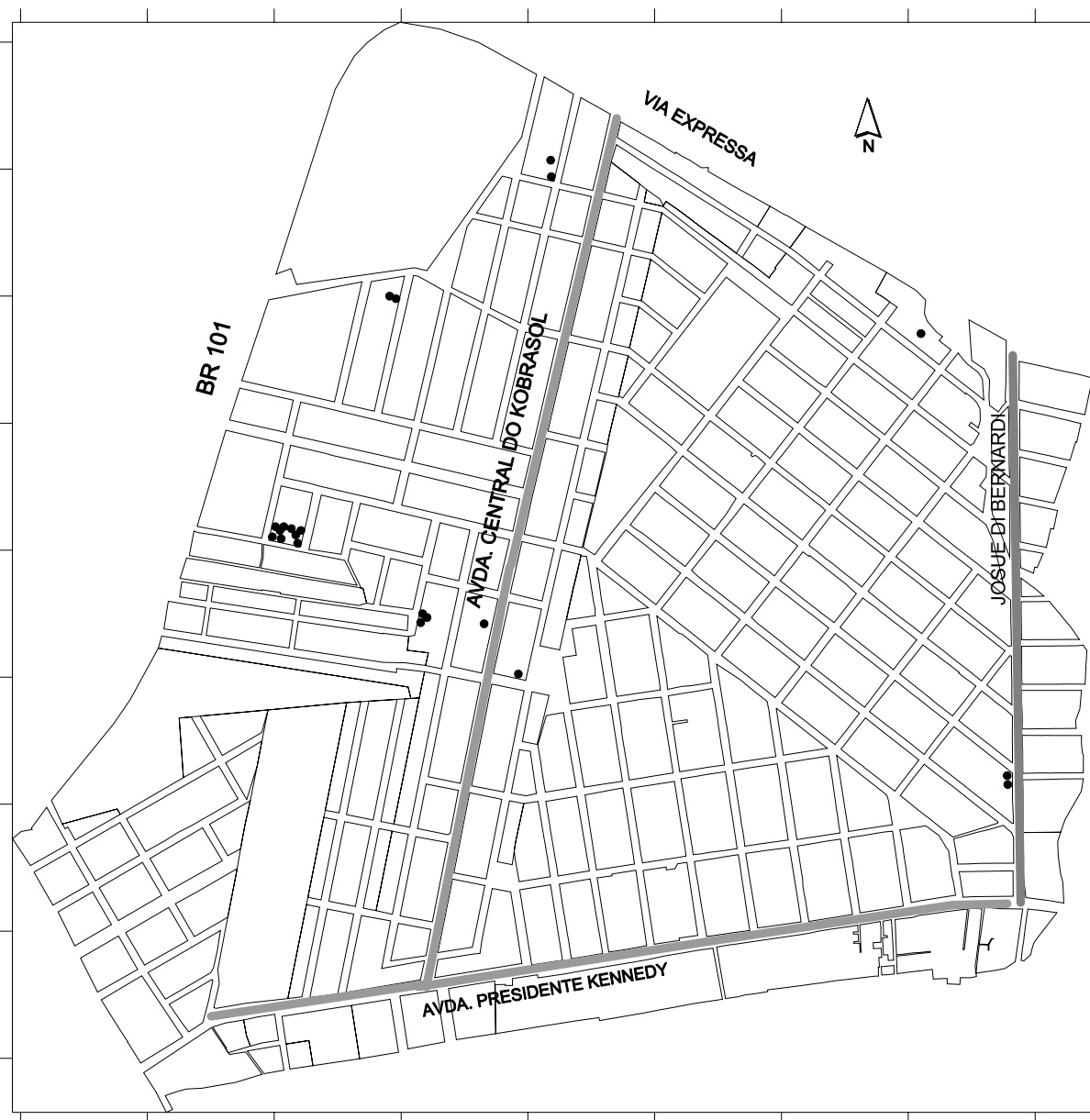
ZANCAN, E. C. **Avaliações de Imóveis em Massa para Efeitos de Tributos Municipais.** Rocha, Florianópolis, 1996.

ANEXOS

Anexo 1. Mapa de localização de dados de mercado de tipo APARTAMENTO.



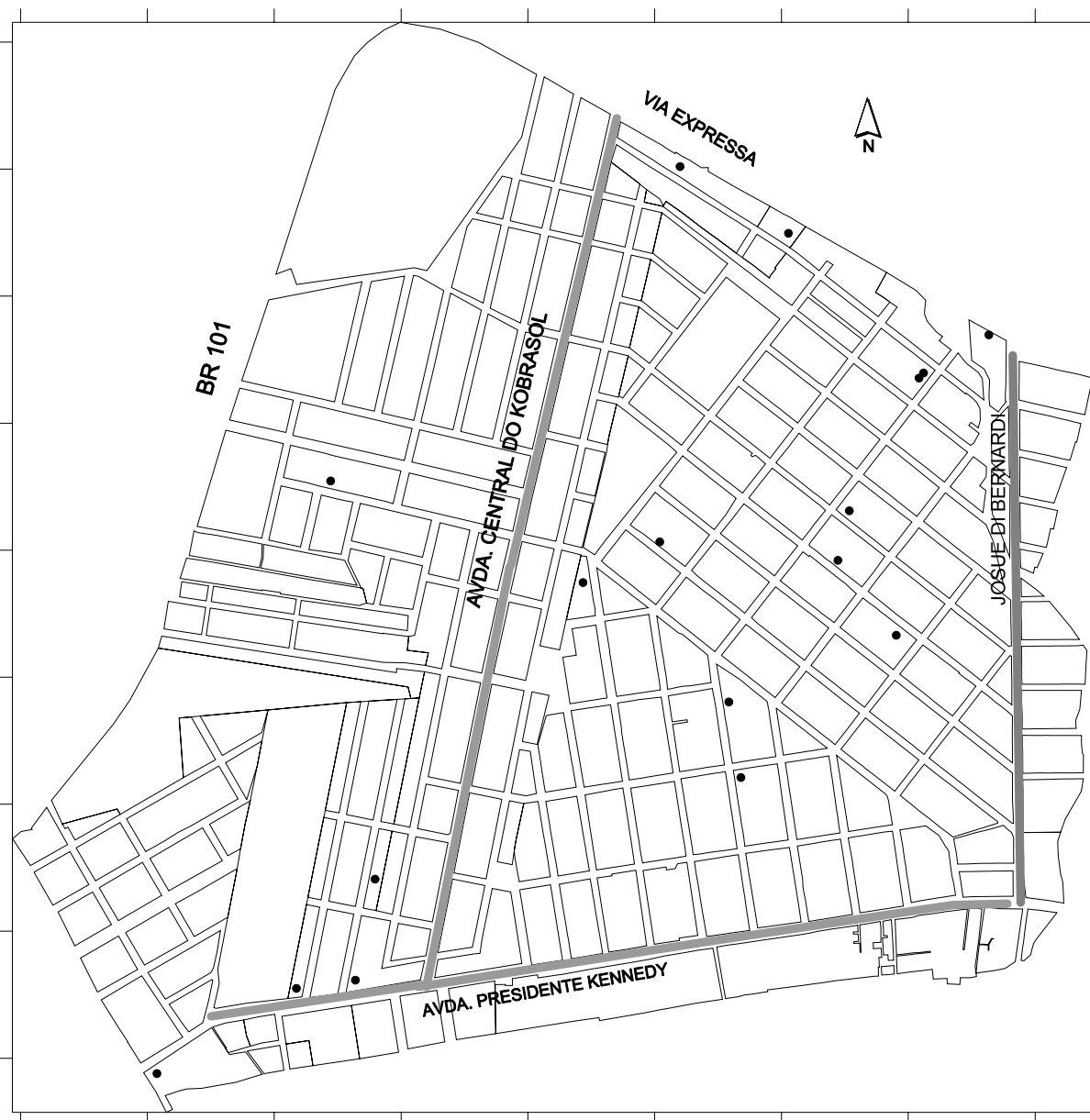
Anexo 2. Mapa de localização de dados de mercado de tipo KITINETE.



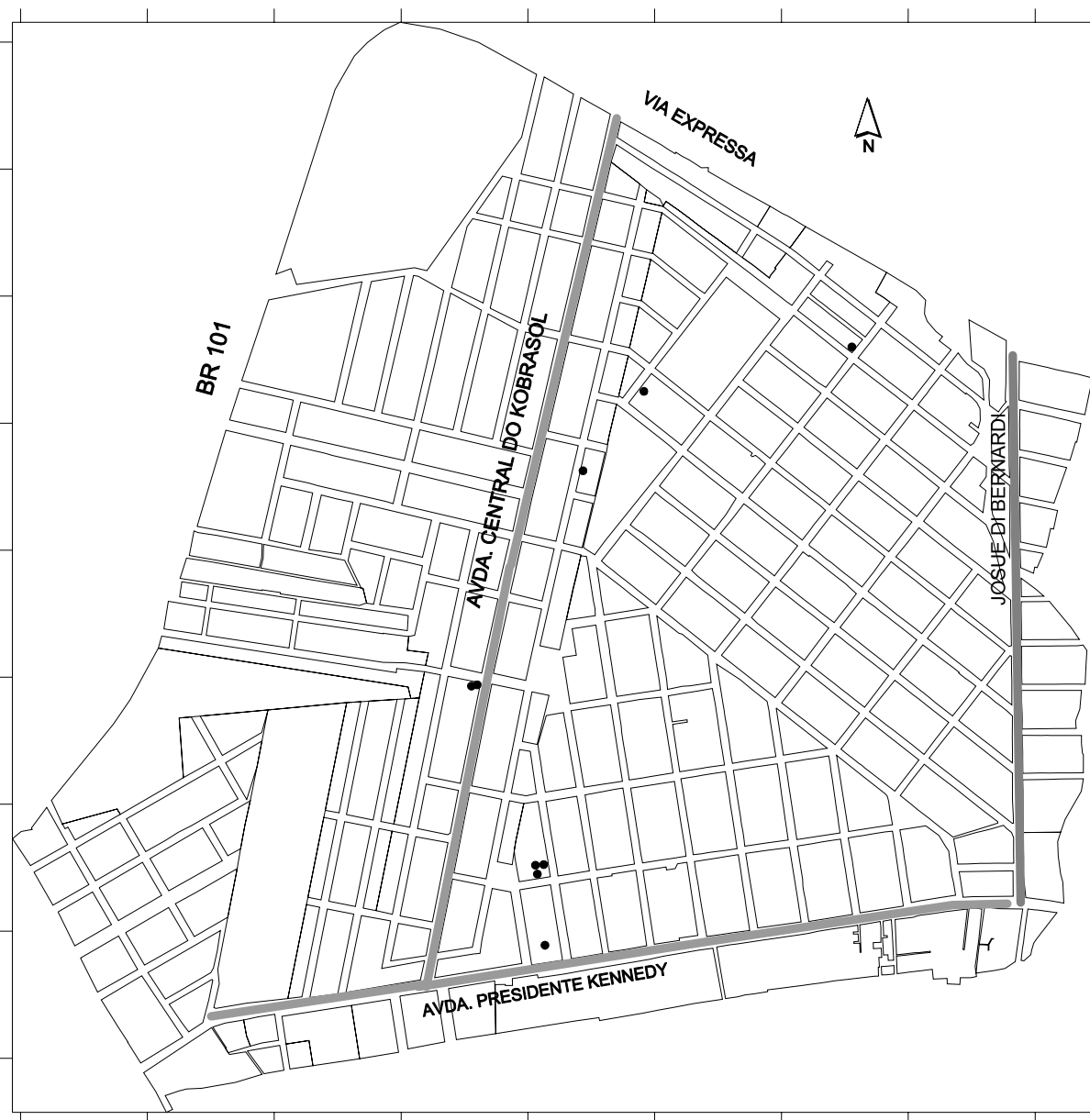
Anexo 3. Mapa de localização de dados de mercado de tipo CASA.



Anexo 4. Mapa de localização de dados de mercado de tipo TERRENO.



Anexo 5. Mapa de localização de dados de mercado de tipo COMERCIAL.



Anexo 6. Datos de mercado.

Obs	CRD_E	CRD_N	VT	TIPO	AREA_T	ATER	GRG	ID3	P_2	P_3	P_4
1	735733	6945673	107000	Apartame	114	0	1	0	1	0	0
2	735691	6945781	60000	Apartame	57	0	0	0	0	1	0
3	735698	6945843	68000	Apartame	61,7	0	1	0	0	1	0
4	735698	6945843	68000	Apartame	70	0	1	0	0	1	0
5	735616	6945463	70000	Apartame	85	0	1	0	0	1	0
6	735570	6945254	150000	Apartame	110	0	1	0	0	1	0
7	735570	6945254	55000	Apartame	65	0	1	0	0	1	0
8	735568	6945286	42000	Apartame	75	0	1	0	0	1	0
9	735568	6945286	30000	Kitinete	35	0	0	0	0	1	0
10	735535	6945081	150000	Apartame	135	0	1	0	0	1	0
11	735535	6945117	100000	Apartame	80	0	1	0	0	1	0
12	735554	6945041	179500	Apartame	140,69	0	1	0	1	0	0
13	735514	6944984	60000	Apartame	80	0	1	0	0	1	0
14	735514	6944984	60000	Apartame	80	0	1	0	0	1	0
15	735514	6944984	50000	Apartame	80	0	1	0	0	1	0
16	735514	6944984	38000	Apartame	40	0	0	0	0	1	0
17	735514	6944984	38000	Apartame	50	0	0	0	0	1	0
18	735433	6944967	195000	Apartame	148	0	1	0	1	0	0
19	735476	6944980	155000	Apartame	148	0	1	0	1	0	0
20	735482	6945009	195000	Apartame	194	0	1	0	1	0	0
21	735439	6945002	186000	Apartame	194	0	1	0	1	0	0
22	735439	6945002	145000	Apartame	148	0	1	0	1	0	0
23	735511	6945186	60000	Comercia	40	0	0	0	0	1	0
24	735417	6945508	60000	Apartame	48	0	0	0	0	1	0
25	735625	6945690	60000	Apartame	60,23	0	1	0	0	1	0
26	735609	6945628	62000	Apartame	70	0	1	0	0	1	0
27	735645	6945777	50000	Apartame	66,34	0	0	0	0	1	0
28	735657	6945916	50000	Apartame	74	0	0	0	0	1	0
29	735709	6946051	80000	Apartame	85	0	1	0	0	1	0
30	735603	6945994	80000	Apartame	110	0	1	0	0	1	0
31	735645	6946113	65000	Apartame	81	0	1	0	0	1	0
32	735645	6946113	50000	Apartame	81,04	0	1	0	0	1	0
33	735636	6946014	35200	Kitinete	40	0	0	0	0	1	0
34	735518	6945522	65000	Apartame	90	0	1	0	0	1	0
35	735431	6945286	43000	Apartame	50	0	0	0	1	0	0
36	735441	6945294	38000	Kitinete	40	0	0	0	0	1	0
37	735431	6945078	53000	Apartame	55	0	1	0	0	1	0
38	735418	6944735	57000	Apartame	60	0	0	0	0	1	0
39	735328	6944723	800000	terreno	748,14	0	0	0	0	0	0
40	735382	6945155	116000	Apartame	124,43	0	1	1	1	0	0
41	735382	6945155	127000	Apartame	124,43	0	1	1	1	0	0
42	735382	6945155	116000	Apartame	124,43	0	1	1	1	0	0
43	735382	6945155	126000	Apartame	124,43	0	1	1	1	0	0
44	735382	6945324	149940	Apartame	126	0	1	0	1	0	0
45	735340	6945511	60000	Apartame	83,44	0	1	0	0	1	0
46	735255	6945544	59500	Apartame	73,16	0	1	0	0	1	0
47	735267	6945552	188000	Apartame	156	0	1	1	1	0	0
48	735267	6945552	225000	Apartame	193	0	1	1	1	0	0
49	735255	6945544	200000	Apartame	156,51	0	1	1	1	0	0
50	735506	6945859	34000	Apartame	48,7	0	0	0	1	0	0
51	735557	6945928	165000	Apartame	157	0	1	1	1	0	0
52	735564	6945982	130000	Apartame	137	0	1	1	1	0	0
53	735556	6945954	137000	Apartame	137	0	1	1	1	0	0
54	735527	6945934	190000	Apartame	140	0	1	1	1	0	0
55	735197	6945421	35000	Kitinete	35	0	0	0	0	1	0
56	735197	6945421	35000	Kitinete	37	0	0	0	0	1	0
57	735197	6945421	35000	Kitinete	35	0	0	0	0	1	0
58	735215	6945495	75000	Apartame	80	0	1	0	0	1	0
59	735240	6945451	65000	Apartame	64	0	1	0	0	1	0
60	735237	6945411	37800	Kitinete	40	0	0	0	0	1	0
61	735237	6945411	30000	Kitinete	35	0	0	0	0	1	0
62	735237	6945411	30000	Kitinete	35	0	0	0	0	1	0
63	735235	6945584	48000	Apartame	53	0	0	0	1	0	0
64	735272	6945585	50000	Apartame	58,17	0	1	0	0	1	0
65	735344	6945729	55000	Apartame	76,1	0	1	0	0	1	0
66	735365	6945815	169000	Apartame	148	0	1	1	1	0	0
67	735357	6945818	165000	Apartame	148	0	1	1	1	0	0
68	735357	6945818	185000	Apartame	145	0	1	1	1	0	0
69	735357	6945818	60000	Apartame	72	0	0	0	0	1	0
70	735302	6945437	58500	Apartame	60	0	1	0	0	1	0
71	735350	6945336	59000	Apartame	71	0	1	0	0	1	0

72	735400	6945255	65000	Apartame	80	0	1	0	0	1	0
73	734890	6944870	141000	Apartame	130	0	1	1	1	0	0
74	734890	6944870	139000	Apartame	130	0	1	1	1	0	0
75	734890	6944870	155000	Apartame	150	0	1	1	1	0	0
76	734890	6944870	161000	Apartame	150	0	1	1	1	0	0
77	734890	6944870	150000	Apartame	144,68	0	1	1	1	0	0
78	734890	6944870	100000	Apartame	130	0	1	1	1	0	0
79	735221	6945221	45000	Apartame	68	0	0	0	0	0	1
80	735221	6945221	43000	Apartame	68	0	0	0	0	0	1
81	735235	6944710	900000	terreno	733,77	0	0	0	0	0	0
82	735190	6945396	160000	casa	160	300	1	0	0	1	0
83	735937	6945945	40000	Apartame	60	0	0	0	0	1	0
84	735840	6946004	170000	terreno	360	0	0	0	0	0	0
85	735791	6946033	56000	Apartame	60	0	1	0	0	1	0
86	736212	6944952	40000	Apartame	60	0	1	0	1	0	0
87	736318	6945025	36000	Apartame	52,45	0	0	0	1	0	0
88	736244	6945075	112000	Apartame	122	0	1	0	1	0	0
89	736271	6945108	115000	Apartame	122	0	1	0	1	0	0
90	736280	6945083	150000	Apartame	122	0	1	0	1	0	0
91	735942	6944987	145000	Apartame	156,183	0	1	1	1	0	0
92	735942	6944987	120000	Apartame	115	0	1	1	1	0	0
93	735942	6944987	157000	Apartame	156,17	0	1	1	1	0	0
94	735942	6944987	168000	Apartame	156,89	0	1	1	1	0	0
95	735610	6944996	150000	Apartame	119	0	1	0	1	0	0
96	735608	6944927	234000	Apartame	179,4	0	1	1	1	0	0
97	735608	6944927	233000	Apartame	205	0	1	1	1	0	0
98	735608	6944927	311000	Apartame	205	0	1	1	1	0	0
99	735608	6944927	94400	Comercia	67,18	0	1	1	1	0	0
100	735608	6944927	283000	Apartame	205,46	0	1	1	1	0	0
101	735608	6944927	317592	Apartame	205,36	0	1	1	1	0	0
102	735608	6944927	180700	Comercia	128,63	0	1	1	1	0	0
103	735608	6944927	71952	Comercia	48,86	0	0	1	1	0	0
104	735689	6945065	85000	Apartame	77	0	1	0	0	1	0
105	735752	6945115	40000	Apartame	48,05	0	0	1	1	0	0
106	735752	6945115	38000	Apartame	48,89	0	0	1	1	0	0
107	735752	6945115	40000	Apartame	47	0	0	1	1	0	0
108	736158	6945150	109999	Apartame	132	0	1	1	1	0	0
109	736170	6945153	96000	Apartame	108	0	1	1	1	0	0
110	736145	6945147	130000	Apartame	132	0	1	1	1	0	0
111	736266	6945199	200000	Apartame	173,11	0	1	1	1	0	0
112	736103	6945233	80000	Apartame	128,22	0	1	0	1	0	0
113	736052	6945275	130000	Apartame	138	0	1	0	1	0	0
114	735985	6945278	60000	Apartame	81,07	0	1	0	0	1	0
115	736016	6945249	60000	Apartame	78	0	1	0	0	1	0
116	736003	6945275	60000	Apartame	90	0	0	0	0	1	0
117	736044	6945381	95000	Apartame	120	0	1	1	1	0	0
118	736050	6945330	243800	casa	280	345	1	0	0	1	0
119	736089	6945384	300000	terreno	540	0	0	0	0	0	0
120	736154	6945477	40000	Apartame	61	0	1	0	0	1	0
121	736116	6945455	75000	Apartame	100	0	1	0	0	1	0
122	736147	6945462	60000	Apartame	74	0	1	0	0	1	0
123	736147	6945462	45000	Apartame	57	0	1	0	0	1	0
124	736147	6945462	85000	Apartame	100	0	1	0	0	1	0
125	736123	6945501	50000	Apartame	62	0	1	0	0	1	0
126	736119	6945622	55000	Apartame	80,85	0	1	0	0	1	0
127	736133	6945641	70000	Apartame	83,65	0	1	0	0	1	0
128	736147	6945650	70000	Apartame	83,65	0	1	0	0	1	0
129	736142	6945664	45000	Apartame	60	0	0	0	0	1	0
130	736117	6945636	85000	Apartame	90	0	1	0	0	1	0
131	736045	6945596	83000	Apartame	90	0	1	0	1	0	0
132	736069	6945606	110000	Apartame	120	0	1	0	1	0	0
133	736072	6945628	70000	Apartame	90	0	1	0	1	0	0
134	736011	6945398	159000	Apartame	159	0	1	1	1	0	0
135	735995	6945399	172000	Apartame	170	0	1	1	1	0	0
136	736006	6945415	128000	Apartame	120	0	1	1	1	0	0
137	735931	6945328	180000	casa	210	297	1	0	0	1	0
138	735895	6945283	62000	Apartame	97	0	1	0	0	1	0
139	735733	6945246	113000	Apartame	88,48	0	1	1	1	0	0
140	735732	6945260	113000	Apartame	87	0	1	1	0	1	0
141	735746	6945249	100000	Apartame	80	0	0	1	0	1	0
142	735746	6945259	110000	Apartame	87	0	1	1	0	1	0
143	735747	6945260	113000	Apartame	87	0	1	1	0	1	0
144	735745	6945262	120000	Apartame	118	0	1	1	1	0	0
145	735759	6945251	149000	Apartame	129	0	1	1	1	0	0
146	735756	6945265	120000	Apartame	118	0	1	1	1	0	0
147	735693	6945256	100000	Apartame	112	0	1	0	0	1	0

148	735687	6945349	160000	terreno	360	0	0	0	0	0	0
149	735767	6945400	55000	Apartame	67	0	1	1	1	0	0
150	735868	6945456	170000	Apartame	141,53	0	1	1	1	0	0
151	735908	6945456	180000	Apartame	141,53	0	1	1	1	0	0
152	735933	6945557	49000	Apartame	78	0	0	0	0	1	0
153	735933	6945557	68000	Apartame	89	0	1	0	0	1	0
154	735933	6945557	67000	Apartame	99	0	1	0	0	1	0
155	735933	6945557	77000	Apartame	89	0	1	0	0	1	0
156	735925	6945506	130000	Apartame	135	0	1	1	1	0	0
157	735950	6945512	145000	Apartame	150	0	1	1	1	0	0
158	735783	6945650	65000	Comercia	50	0	0	0	0	1	0
159	735766	6945591	210000	casa	158	330	1	0	0	1	0
160	735770	6945488	40000	Apartame	60	0	0	0	0	0	1
161	735770	6945488	38000	Apartame	50	0	0	0	0	0	1
162	735767	6945682	75000	Apartame	93	0	0	0	1	0	0
163	736111	6945720	100000	Comercia	80	0	1	0	0	1	0
164	736224	6945679	100000	terreno	360	0	0	0	0	0	0
165	736303	6945618	74000	Apartame	90	0	1	0	0	1	0
166	736220	6945741	28000	Kitinete	41,47	0	0	0	0	1	0
167	736187	6945759	60000	Apartame	82	0	1	0	0	1	0
168	736091	6945862	65000	Apartame	75	0	1	0	0	1	0
169	736131	6945836	67000	Apartame	80	0	1	0	0	1	0
170	735821	6945966	65000	Apartame	98,34	0	1	0	0	1	0
171	735830	6945975	70000	Apartame	98,34	0	1	0	0	1	0
172	735870	6945823	95000	Apartame	90	0	1	0	0	1	0
173	735870	6945823	95000	Apartame	107	0	1	0	0	1	0
174	736008	6945803	300000	casa	300	360	1	0	1	0	0
175	735864	6945276	55000	Apartame	58	0	0	0	0	1	0
176	735883	6945292	60000	Apartame	68	0	1	0	0	1	0
177	735883	6945292	58000	Apartame	65	0	1	0	0	1	0
178	736181	6945266	1200000	terreno	1830	0	0	0	0	0	0
179	735990	6945323	48000	Apartame	60	0	0	0	0	1	0
180	736011	6945899	530000	terreno	1200	0	0	0	0	0	0
181	735687	6946091	55000	Apartame	72	0	0	0	0	1	0
182	735656	6945942	95000	Apartame	100	0	1	0	0	1	0
183	735202	6945437	32000	Kitinete	27	0	0	0	0	1	0
184	735963	6945885	75000	Apartame	91	0	1	0	0	1	0
185	735681	6945775	58000	Apartame	80	0	0	0	0	1	0
186	734993	6944893	350000	casa	340	720	1	0	1	0	0
187	736282	6945240	110000	Apartame	80	0	1	0	0	1	0
188	735755	6945257	106000	Apartame	120,14	0	1	0	1	0	0
189	735859	6945000	380000	casa	247	420	1	0	1	0	0
190	735771	6945084	60000	Apartame	78	0	1	0	0	1	0
191	735289	6945509	242000	terreno	360	0	0	0	0	0	0
192	735227	6945434	35000	Kitinete	35	0	0	0	0	1	0
193	735464	6945131	280000	Apartame	220	0	1	0	1	0	0
194	735464	6945131	265000	Apartame	220	0	1	0	1	0	0
195	735364	6945203	47000	Apartame	67	0	0	0	0	0	1
196	736413	6945198	58000	Apartame	100	0	0	0	0	1	0
197	736427	6945210	55000	Apartame	100	0	0	0	0	1	0
198	736167	6945468	78000	Apartame	105	0	1	0	0	1	0
199	736062	6945582	63000	Apartame	75	0	1	0	0	1	0
200	736276	6945592	120000	Apartame	100	0	1	1	1	0	0
201	735912	6944756	57000	Apartame	64	0	0	0	0	1	0
202	735662	6946099	65000	Apartame	81	0	0	0	0	1	0
203	735618	6945630	60000	Apartame	73	0	0	0	0	1	0
204	735272	6945585	65000	Apartame	55	0	1	0	0	1	0
205	735496	6945859	76000	Apartame	65	0	1	0	1	0	0
206	736230	6945689	135000	casa	240	240	1	0	0	0	1
207	735950	6945865	75000	Apartame	91	0	1	0	0	1	0
208	735635	6946134	68000	Apartame	81	0	0	0	0	1	0
209	735518	6945522	67000	Apartame	71	0	1	0	0	1	0
210	735691	6945194	53000	Apartame	69	0	1	0	0	1	0
211	735009	6944991	220000	casa	108	360	1	0	0	1	0
212	734993	6944893	350000	casa	340	720	1	0	1	0	0
213	736254	6945715	320000	casa	300	402	1	0	1	0	0
214	735005	6944570	700000	casa	210	1000	1	0	1	0	0
215	736465	6945589	80000	casa	294	294	1	0	0	0	1
216	736279	6944943	250000	casa	300	300	1	0	0	1	0
217	736103	6945089	155000	casa	192	192	1	0	0	1	0
218	736217	6945671	230000	terreno	360	0	0	0	0	0	0
219	736201	6945698	220000	casa	160	360	1	0	0	1	0
220	735363	6944896	325000	casa	170	301	1	0	0	1	0
221	736107	6945462	210000	terreno	360	0	0	0	0	0	0
222	735363	6944896	190000	terreno	360	0	0	0	0	0	0
223	735531	6945284	32000	Kitinete	38	0	0	0	0	1	0

224	736357	6945031	35000	Kitinete	32	0	0	0	0	1	0
225	735627	6944778	160000	Comercia	135	0	0	0	0	1	0
226	735015	6944576	850000	terreno	920	0	0	0	0	0	0
227	735833	6945135	175000	casa	120	220	1	0	0	1	0
228	736029	6945518	280000	casa	220	360	1	0	0	1	0
229	736176	6945725	180000	casa	150	360	1	0	0	1	0
230	735392	6945796	36000	Kitinete	40	0	0	0	0	1	0
231	735434	6945300	42000	Kitinete	37	0	0	0	1	0	0
232	736415	6945173	155000	casa	240	360	1	0	1	0	0
233	735808	6945413	205000	terreno	360	0	0	0	0	0	0
234	735445	6945138	360000	casa	234	364	1	0	0	1	0
235	735467	6945733	320000	casa	200	366	1	0	0	1	0
236	735637	6945988	28000	Kitinete	35	0	0	0	0	1	0
237	735554	6945641	330000	casa	180	364	1	0	0	1	0
238	735431	6945286	39500	Kitinete	37	0	0	0	1	0	0
239	735215	6945437	36000	Kitinete	31	0	0	0	0	1	0
240	735382	6945800	28000	Kitinete	40	0	0	0	0	1	0
241	736356	6945045	28000	Kitinete	38	0	0	0	0	1	0
242	736457	6945564	120000	casa	130	311	1	0	0	1	0
243	735407	6945757	300000	casa	220	364	1	0	0	1	0
244	736370	6945781	80000	terreno	360	0	0	0	0	0	0
245	735520	6945188	47000	Comercia	35	0	0	0	0	1	0
246	735687	6945525	57000	Comercia	70	0	0	0	0	1	0
247	735917	6945161	650000	terreno	640	0	0	0	0	0	0
248	735936	6945042	950000	terreno	696	0	0	0	0	0	0
249	736113	6945178	130000	casa	100	180	1	0	0	1	0