

RELATÓRIO DO TRABALHO APRESENTADO À DISCIPLINA  
SER-301 – ANÁLISE ESPACIAL DE DADOS GEOGRÁFICOS,  
INTITULADO  
**“LANÇAMENTOS RESIDENCIAIS NA CIDADE DE SÃO PAULO  
ENTRE 1985 E 2013: ANÁLISE DE PADRÕES  
ESPAÇO-TEMPORAIS”**

Mayumi Cursino de Moura Hirye

## LISTA DE FIGURAS

	<u>Pág.</u>
Figura 1.1 – Total de lançamentos residenciais por ano, na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.....	2
Figura 1.2 – Lançamentos residenciais na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.....	3
Figura 2.1 – Estimador de Kernel ( $r=5.000m$ ) dos lançamentos residenciais na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013. ....	5
Figura 2.2 – Estimador de Kernel ( $r=1.000m$ ) dos lançamentos residenciais na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013. ....	5
Figura 2.3 – Estimador de Kernel ( $r=500m$ ) dos lançamentos residenciais na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013. ....	6
Figura 2.4 – Estimador de Kernel ( $r=250m$ ) dos lançamentos residenciais na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013. ....	6
Figura 2.8 – Estimador de Kernel ( $r=500m$ ) dos lançamentos residenciais de 4 ou mais dormitórios na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013. ....	9
Figura 2.9 Função K para os dados de lançamentos residenciais de 1, 2, 3 e 4 ou mais dormitórios na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.....	10
Figura 2.10 Função K espaço-temporal para os lançamentos residenciais de 1 dormitório na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.....	11
Figura 2.11 Resíduos e comparação com simulações da Função K espaço-temporal para os lançamentos residenciais de 1 dormitório na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013. ....	11
Figura 2.12 Função K para os lançamentos residenciais de 1 dormitório no distrito de Vila Mariana, entre 1985 e 2013. ....	13

Figura 2.13	<i>Clusters</i> espaço-temporais de lançamentos residenciais de 1 dormitório na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.....	14
Figura 2.14	<i>Clusters</i> espaço-temporais de lançamentos residenciais de 2 dormitórios na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.....	15
Figura 2.15	<i>Clusters</i> espaço-temporais de lançamentos residenciais de 3 dormitórios na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.....	15
Figura 2.16	<i>Clusters</i> espaço-temporais de lançamentos residenciais de 4 ou mais dormitórios na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013. ....	16
Figura 2.17	Análise de sazonalidade dos lançamentos residenciais de 1 dormitório na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.....	17
Figura 2.18	Análise de sazonalidade dos lançamentos residenciais de 2 dormitórios na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.....	17
Figura 2.19	Análise de sazonalidade dos lançamentos residenciais de 3 dormitórios na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.....	18
Figura 2.20	Análise de sazonalidade dos lançamentos residenciais de 4 ou mais dormitórios na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013. ....	18
Figura 2.21	Definição do número ótimo de pontos de quebra para os dados de lançamentos residenciais de 1, 2, 3 e 4 ou mais dormitórios na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.....	20
Figura 2.22	Regressões lineares com pontos de quebra (mudanças estruturais) para os dados de lançamentos residenciais de 1, 2, 3 e 4 ou mais dormitórios na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.....	21
Figura 2.23	Médias de lançamentos residenciais de 1, 2, 3 e 4 ou mais dormitórios na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.....	22
Figura 2.22	Definição do número ótimo de <i>breakpoints</i> para os dados de lançamentos residenciais de 1, 2, 3 e 4 ou mais dormitórios na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013. ....	23

## SUMÁRIO

	<u>Pág.</u>
1 INTRODUÇÃO .....	1
2 ANÁLISES DOS DADOS.....	4
2.1. Estimador de Kernel.....	4
2.2. Função K de Ripley.....	9
2.3. Estatística de varredura espaço-temporal (“ <i>Space-Time Scan Statistic</i> ”).....	13
2.4. Identificação de sazonalidades .....	16
2.5. Mudanças estruturais (“ <i>Structural Changes</i> ”) .....	19
3 CONCLUSÃO .....	24
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	26

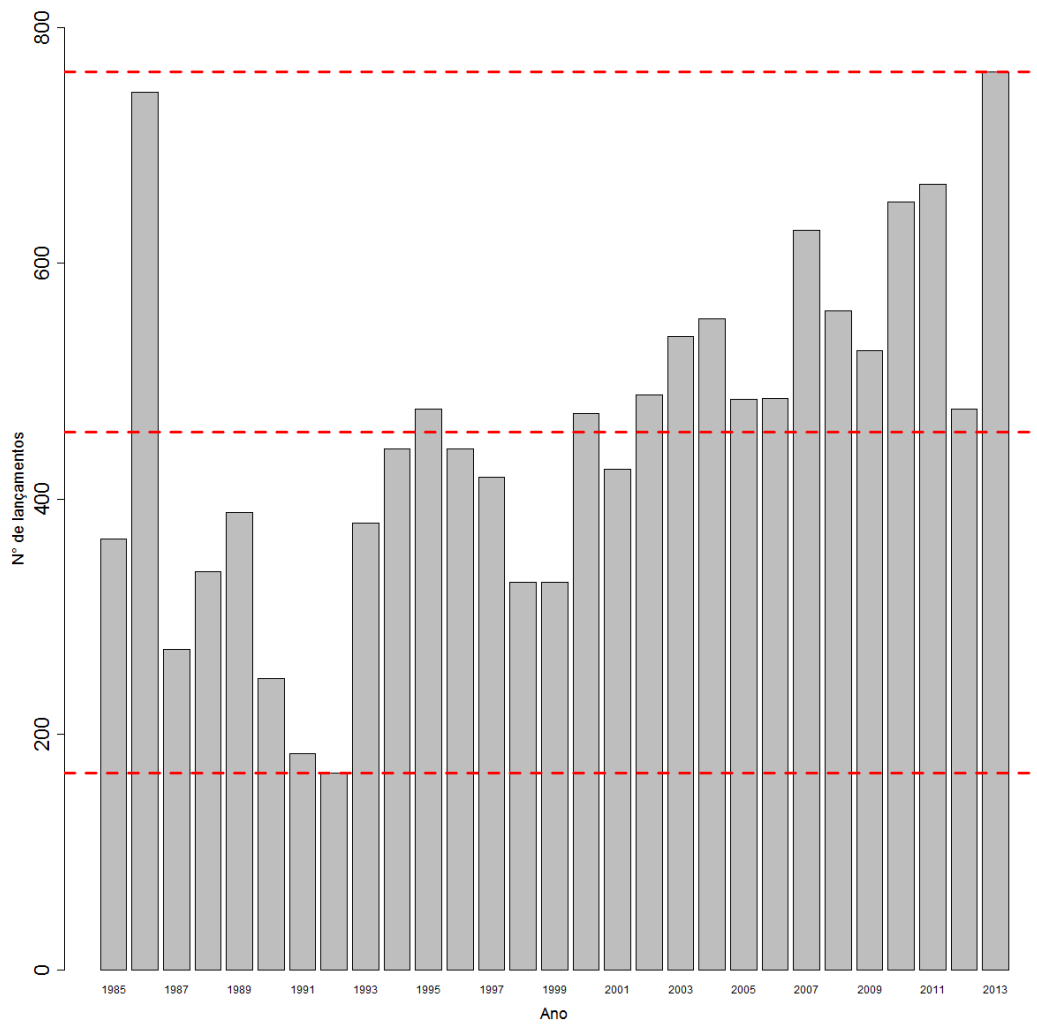
## **1 INTRODUÇÃO**

Este relatório apresenta os procedimentos realizados para a execução do trabalho prático da disciplina SER-301 – Análise Espacial de Dados Geográficos. O objetivo geral do trabalho foi explorar as técnicas de análise de dados pontuais, a partir da base de dados de lançamentos residenciais na cidade de São Paulo, no período entre 1985 e 2013.

Lançamento residencial é toda edificação ou parte dela com preço e/ou metragem e/ou endereço distintos, mesmo que isso signifique diferentes partes de um mesmo edifício. A base de lançamentos residenciais utilizada neste trabalho foi produzida pela Empresa Brasileira de Patrimônio (Embraesp) e disponibilizada pelo Centro de Estudos da Metrópole (CEM). A base possui um total de 89 variáveis, com detalhes de localização do lançamento, data, características, preços e informações do empreendedor/incorporador e constam dela todos os empreendimentos lançados no mercado, mesmo que não entregues.

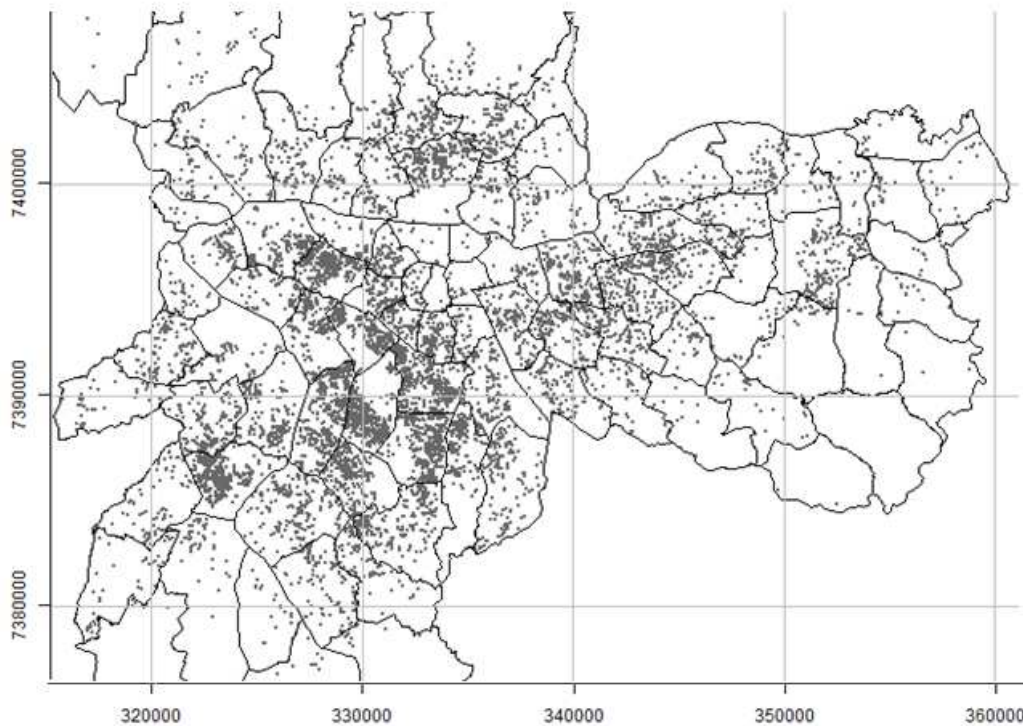
No período entre 1985 e 2013, houve um total de 13.248 lançamentos, sendo que o n° de lançamentos variou entre 167 (1992) e 762 (2013), com 457 lançamentos por ano em média. De maneira geral, observa-se que a partir 2000 o número de lançamentos aumentou, em relação ao período anterior (Fig. 1.1).

Figura 1.1 – Total de lançamentos residenciais por ano, na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.



Os lançamentos estão dispersos por toda a cidade de São Paulo, salvo nos extremos sul e sudeste (Fig. 1.2). Entretanto, a distribuição espacial dos lançamentos residenciais pode ser distinta se forem considerados diferentes tipos de lançamentos.

Figura 1.2 – Lançamentos residenciais na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.



Para fins deste trabalho, optou-se por diferenciar os lançamentos pelo número de dormitórios: 1, 2, 3 e 4 ou mais. Do total de lançamentos, a maior parte é de unidades com 2 e 3 dormitórios (35,5% e 33,8%, respectivamente), enquanto que os lançamentos de 4 ou mais dormitórios equivalem a 22,5% e os de 1 dormitório são a menor parcela (8,2%).

## 2 ANÁLISES DOS DADOS

### 2.1 Estimador de Kernel

O estimador de Kernel é uma técnica para analisar os efeitos de primeira ordem, que são considerados efeitos globais ou de grande escala e correspondem a variações no valor médio do fenômeno estudado – neste caso, o número de lançamentos residenciais por tipo. O estimador de Kernel é uma estimativa suavizada da densidade de eventos, em um raio  $r$ , associada a cada ponto de uma região de estudo. Essa contagem é ponderada pela distância de cada evento ao ponto de referência através de uma função de suavização chamada função de Kernel. O maior raio  $r$  define uma superfície mais suavizada – recomenda-se que sejam analisados diferentes valores de  $r$  (Fig. 2.1 a 2.4). A legenda dos mapas mostra o estimador de Kernel para cada ponto do mapa. O valor do estimador corresponde à densidade estimada (número de lançamentos por área) no raio  $r$ . Assim, para o raio de 5.000m, cada ponto verde do mapa equivale a 451 lançamentos por hectare (Fig. 2.1); para o raio de 1.000m, cada ponto verde equivale a 1.256 lançamentos por hectare (Fig. 2.2); para o raio de 500, 1.960 lançamentos por hectare (Fig. 2.3); e, para o raio de 250m, 2.719 lançamentos por hectare (Fig. 2.4).



Figura 2.1 – Estimador de Kernel ( $r=5.000m$ ) dos lançamentos residenciais na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.

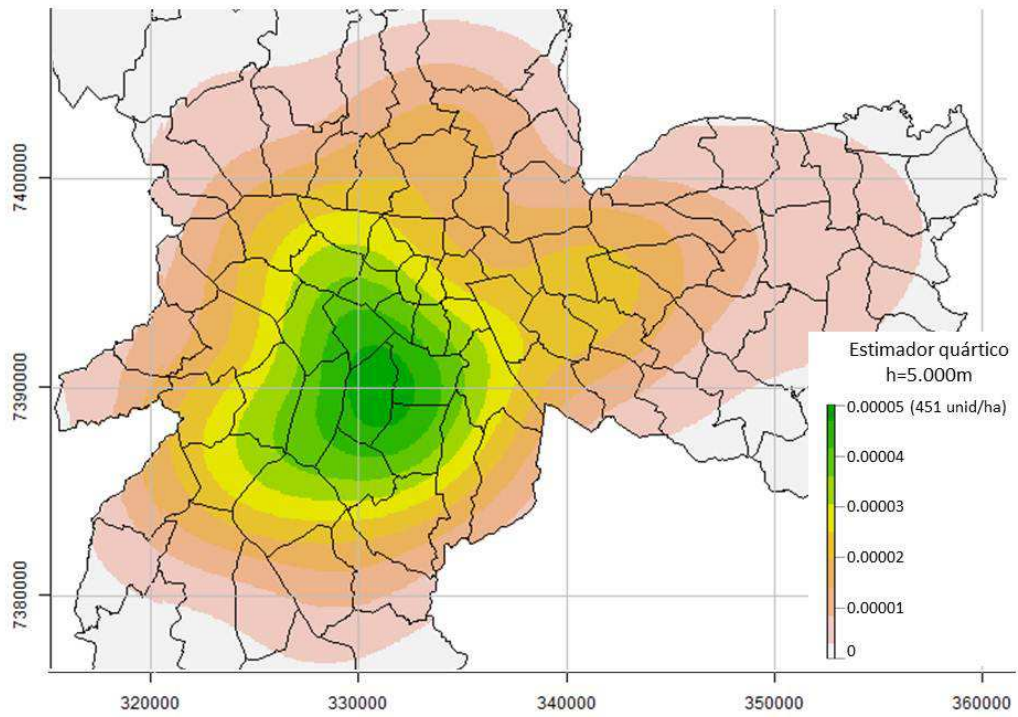


Figura 2.2 – Estimador de Kernel ( $r=1.000m$ ) dos lançamentos residenciais na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.

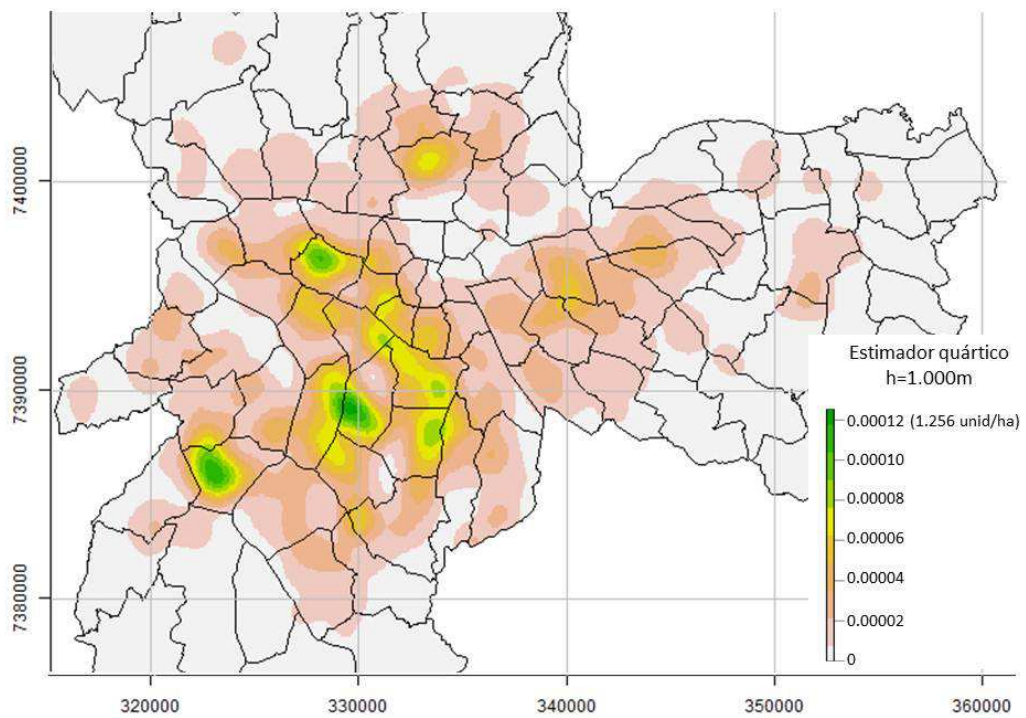


Figura 2.3 – Estimador de Kernel ( $r=500m$ ) dos lançamentos residenciais na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.

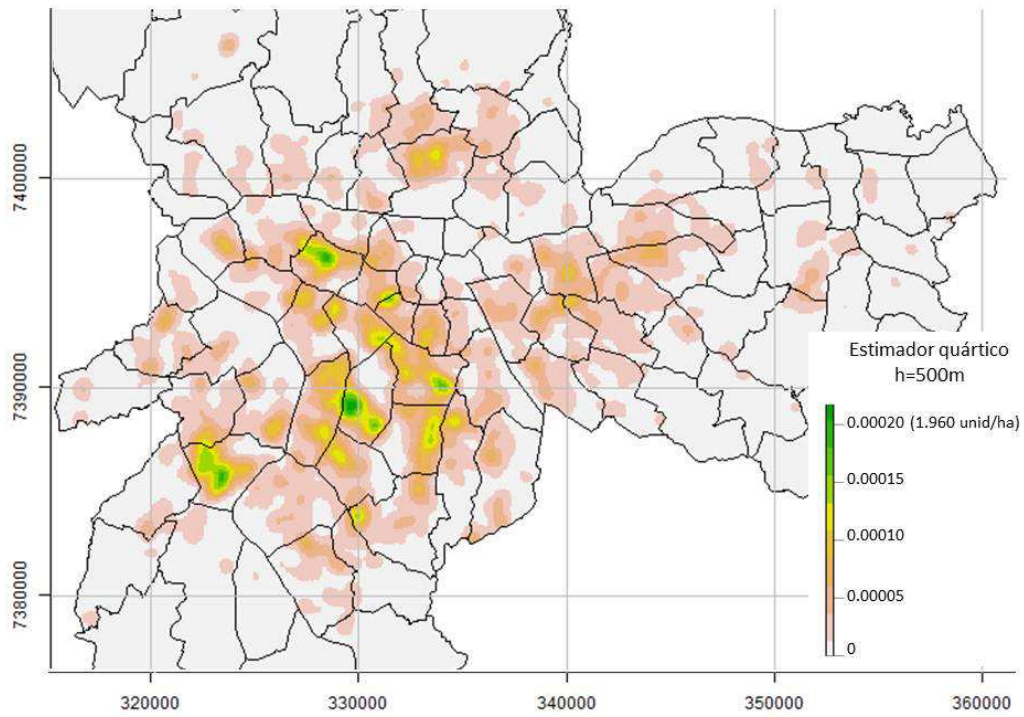
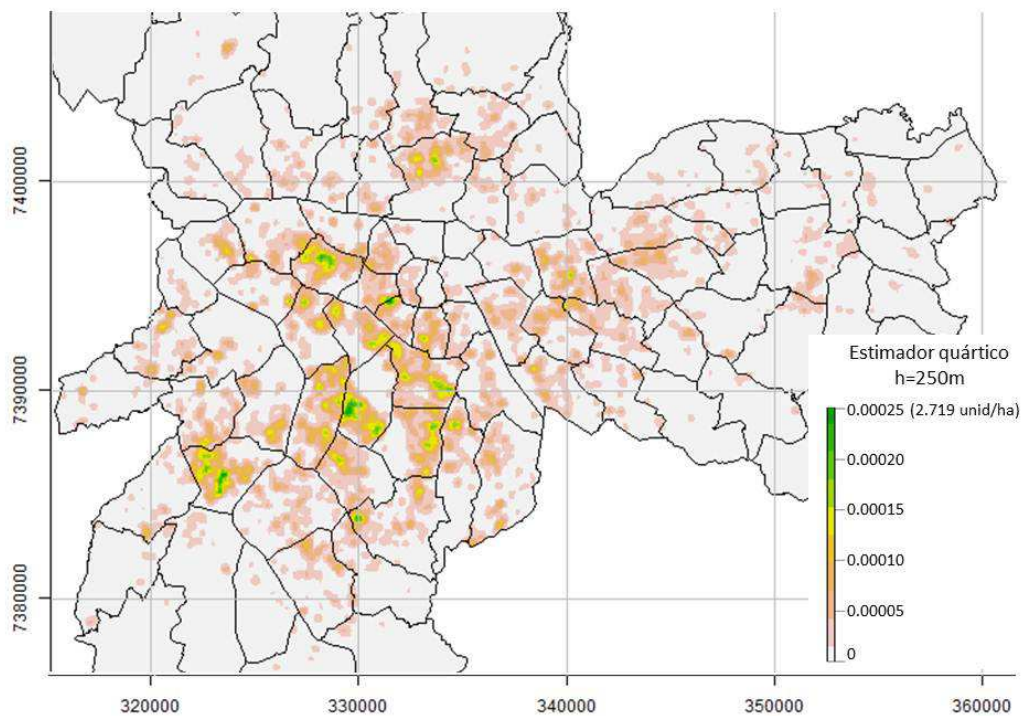


Figura 2.4 – Estimador de Kernel ( $r=250m$ ) dos lançamentos residenciais na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.



Para a comparação dos lançamentos por tipo, optou-se pelo raio de 500m. Assim, para os lançamentos de 1 dormitório, observou-se um agrupamento entre os distritos Consolação e Bela Vista (Fig. 2.5). Para os lançamentos de 2 dormitórios, observou-se maior número de agrupamentos (Fig. 2.6), nos distritos da Consolação e Bela Vista (região central), Pinheiros e Perdizes (região oeste), Vila Mariana, Saúde e Jabaquara (região sul) e Itaquera (região leste). Os lançamentos de 3 dormitórios estão agrupados também nos distritos de Perdizes, Vila Mariana, Saúde e Jabaquara (Fig. 2.7), além dos distritos de Vila Andrade (região sul), Santana (região norte) e Tatuapé e Água Rasa (região leste). Os agrupamentos de lançamentos de 4 ou mais dormitórios estão localizados, sobretudo, no vetor sudoeste (Fig. 2.8), nos distritos de Vila Andrade, Morumbi, Vila Mariana, Moema e Campo Belo, além de um agrupamento no distrito de Perdizes (região oeste) e de Santana (região norte).

Figura 2.5 – Estimador de Kernel ( $r=500m$ ) dos lançamentos residenciais de 1 dormitório na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.

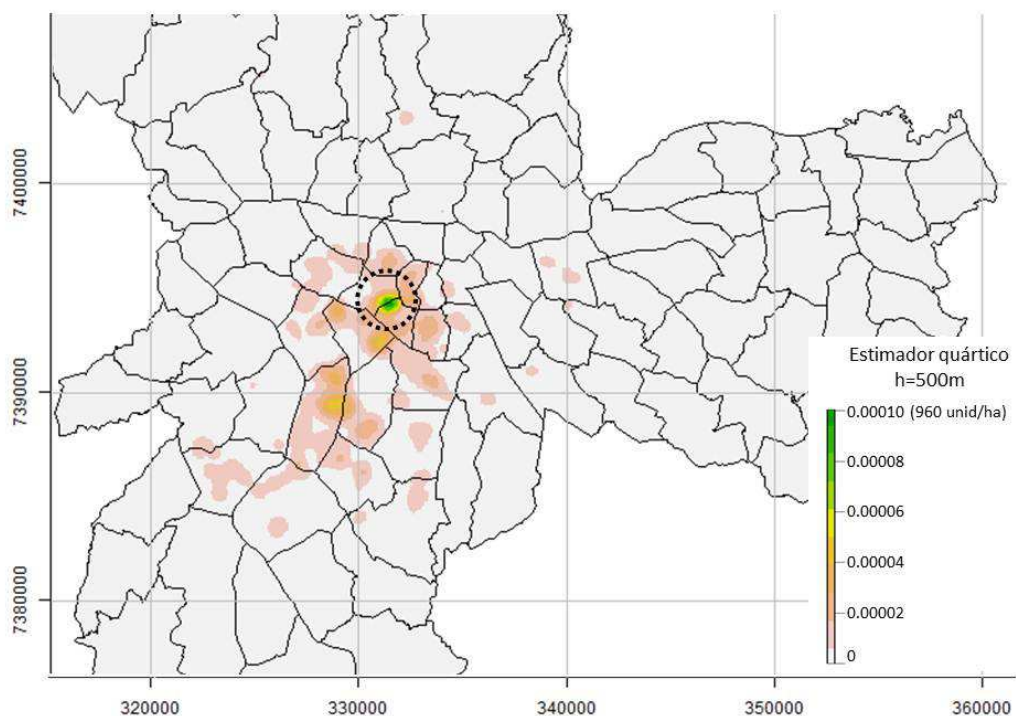


Figura 2.6 – Estimador de Kernel ( $r=500m$ ) dos lançamentos residenciais de 2 dormitórios na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.

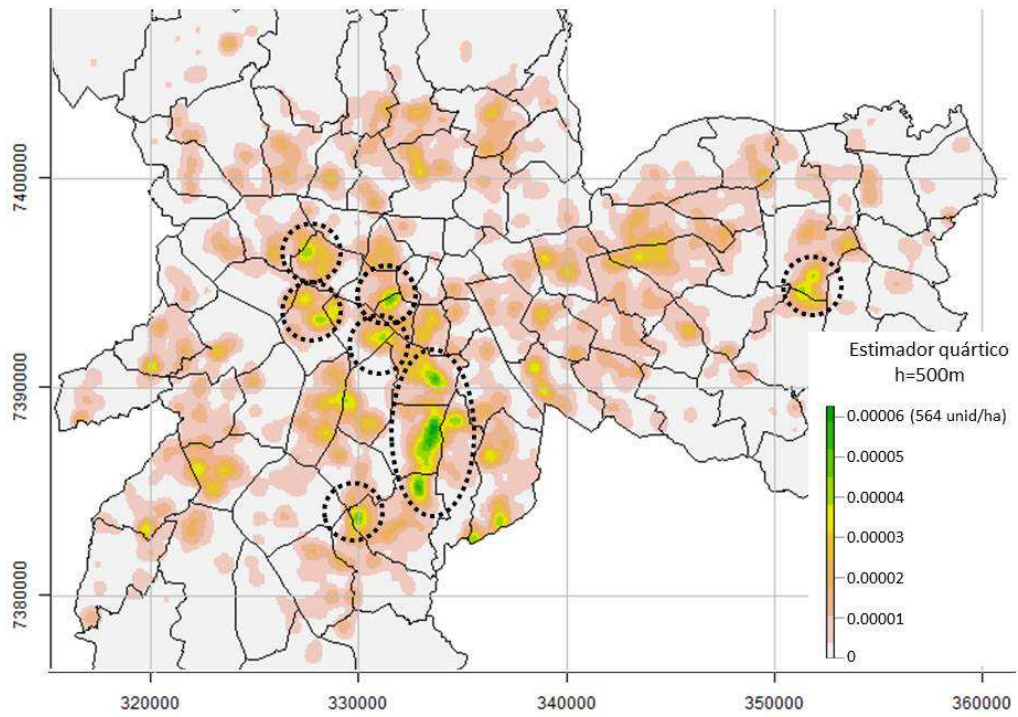


Figura 2.7 – Estimador de Kernel ( $r=500m$ ) dos lançamentos residenciais de 3 dormitórios na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.

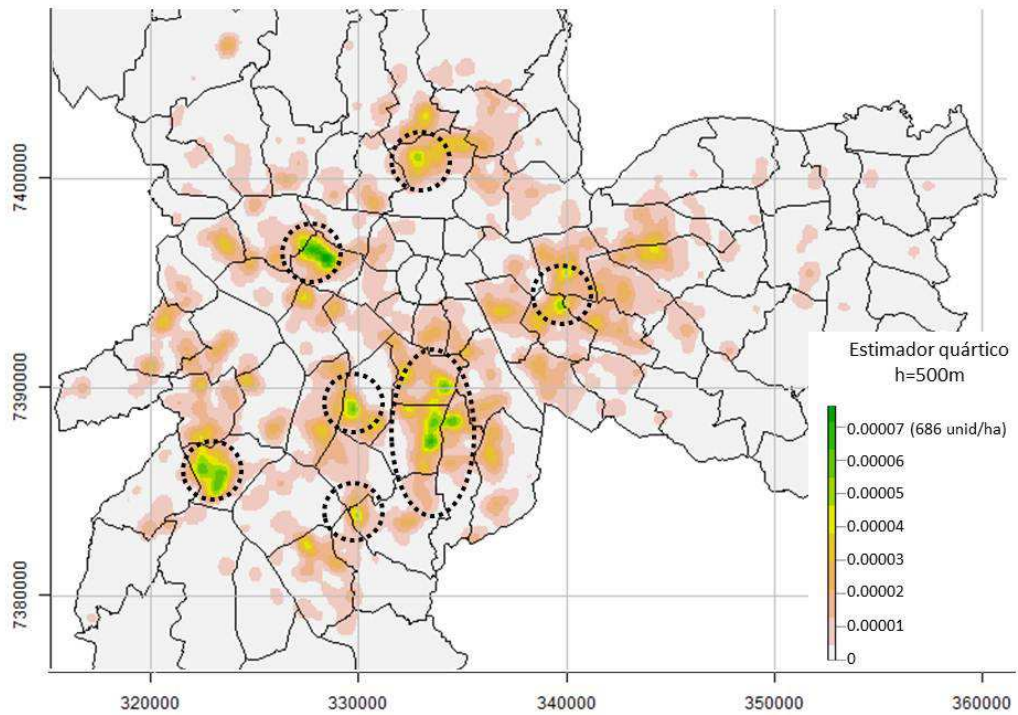
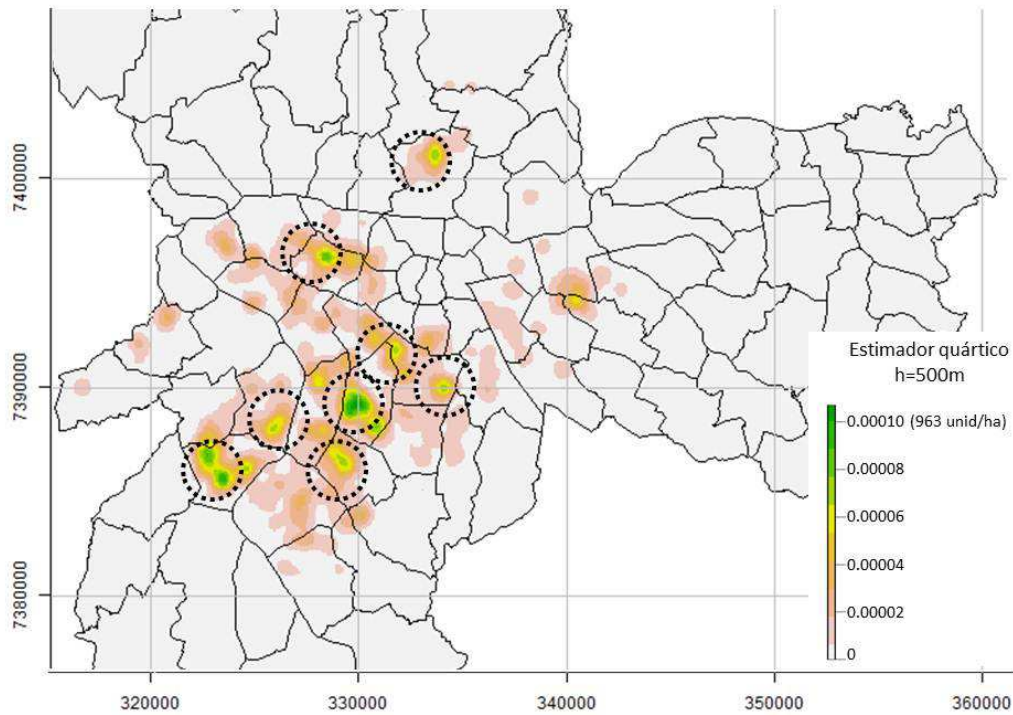


Figura 2.8 – Estimador de Kernel ( $r=500m$ ) dos lançamentos residenciais de 4 ou mais dormitórios na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.

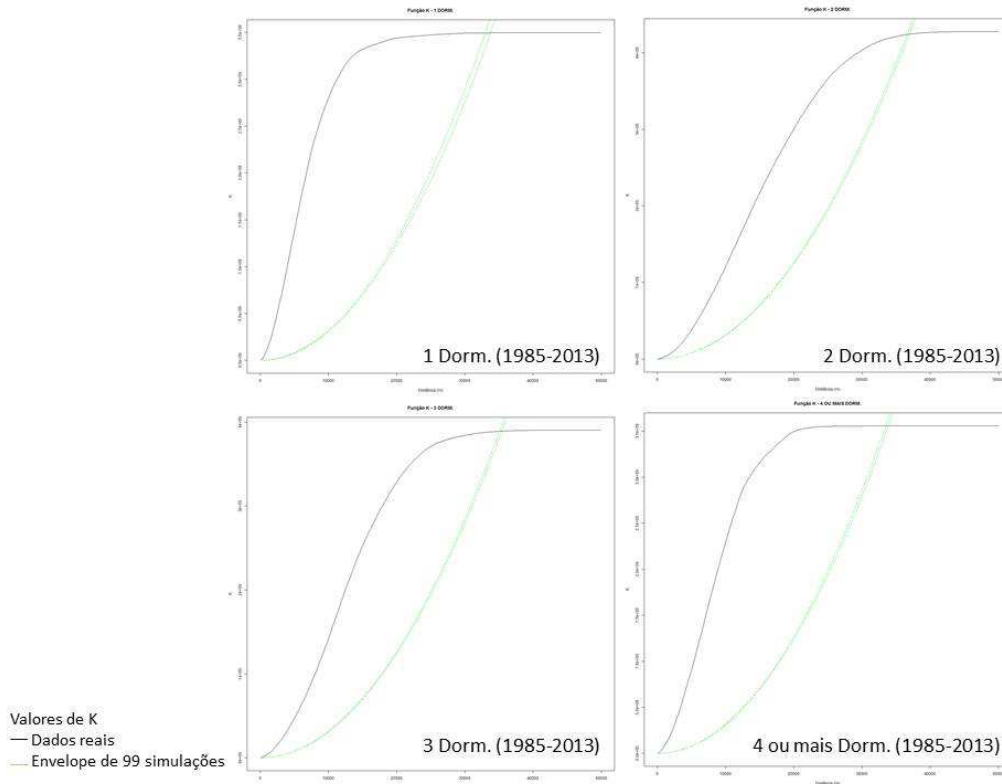


## 2.2 Função K de Ripley

A Função K de Ripley é uma maneira de analisar os efeitos de segunda ordem, denominados locais ou de pequena escala, que representam a dependência espacial no processo.

Para os dados de lançamentos residenciais, observa-se que há dependência espacial até a distância de, aproximadamente, 30 km (Fig. 2.9). Os envelopes de simulações representam eventos de completa aleatoriedade espacial.

Figura 2.9 Função K para os dados de lançamentos residenciais de 1, 2, 3 e 4 ou mais dormitórios na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.



É possível estender a função K para uma análise de dependência espaço-temporal. Nesse caso, a função K é definida como o número esperado de eventos em uma distância h e intervalo de tempo t de um evento arbitrário, escalada pelo número esperado de eventos por unidade de área e por unidade de tempo. Se os processos incidentes no tempo e no espaço são independentes, então  $K(h, t)$  deve ser igual ao produto de duas funções K, uma no espaço  $K_s(h)$  e outra no tempo  $K_s(t)$  (BAYLEY; GATRELL, 1995). O teste de interação espaço-temporal é realizado com base nas diferenças observadas:

$$D(h, t) = K(h, t) - K_s(h) K_s(t) \quad (\text{Eq. 2.1})$$

Na análise feita para os lançamentos de 1 dormitório, com intervalos de 500m e 1 ano, observou-se dependência espaço-temporal em distância de, aproximadamente, 10 km, e intervalo temporal de 15 a 20 anos (Fig. 2.10). Entretanto, a análise dos resíduos e da comparação com 99 simulações de eventos de completa aleatoriedade espacial e temporal mostra que os resultados não são significativos (Fig. 2.11).

Figura 2.10 Função K espaço-temporal para os lançamentos residenciais de 1 dormitório na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.

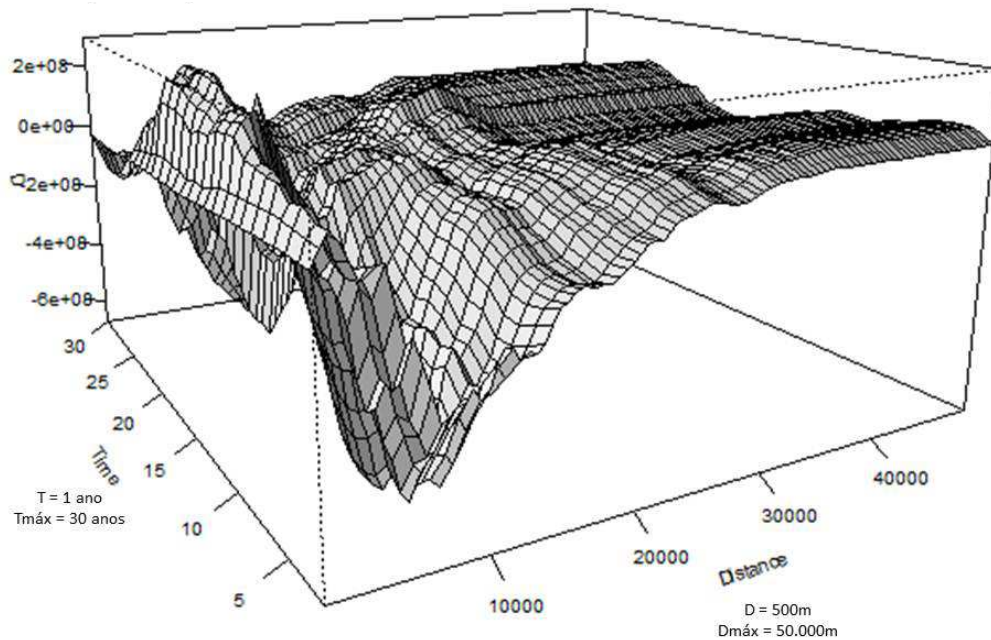
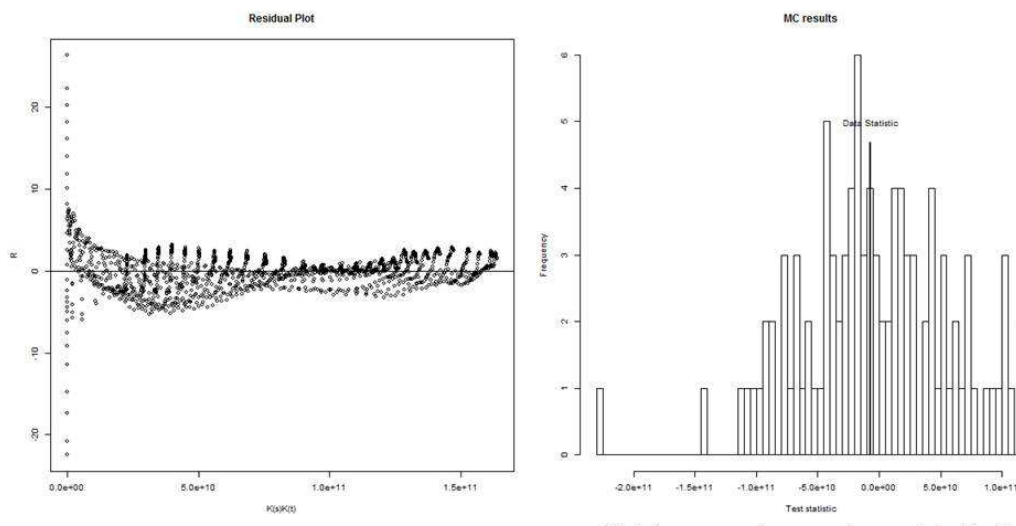


Figura 2.11 Resíduos e comparação com simulações da Função K espaço-temporal para os lançamentos residenciais de 1 dormitório na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.



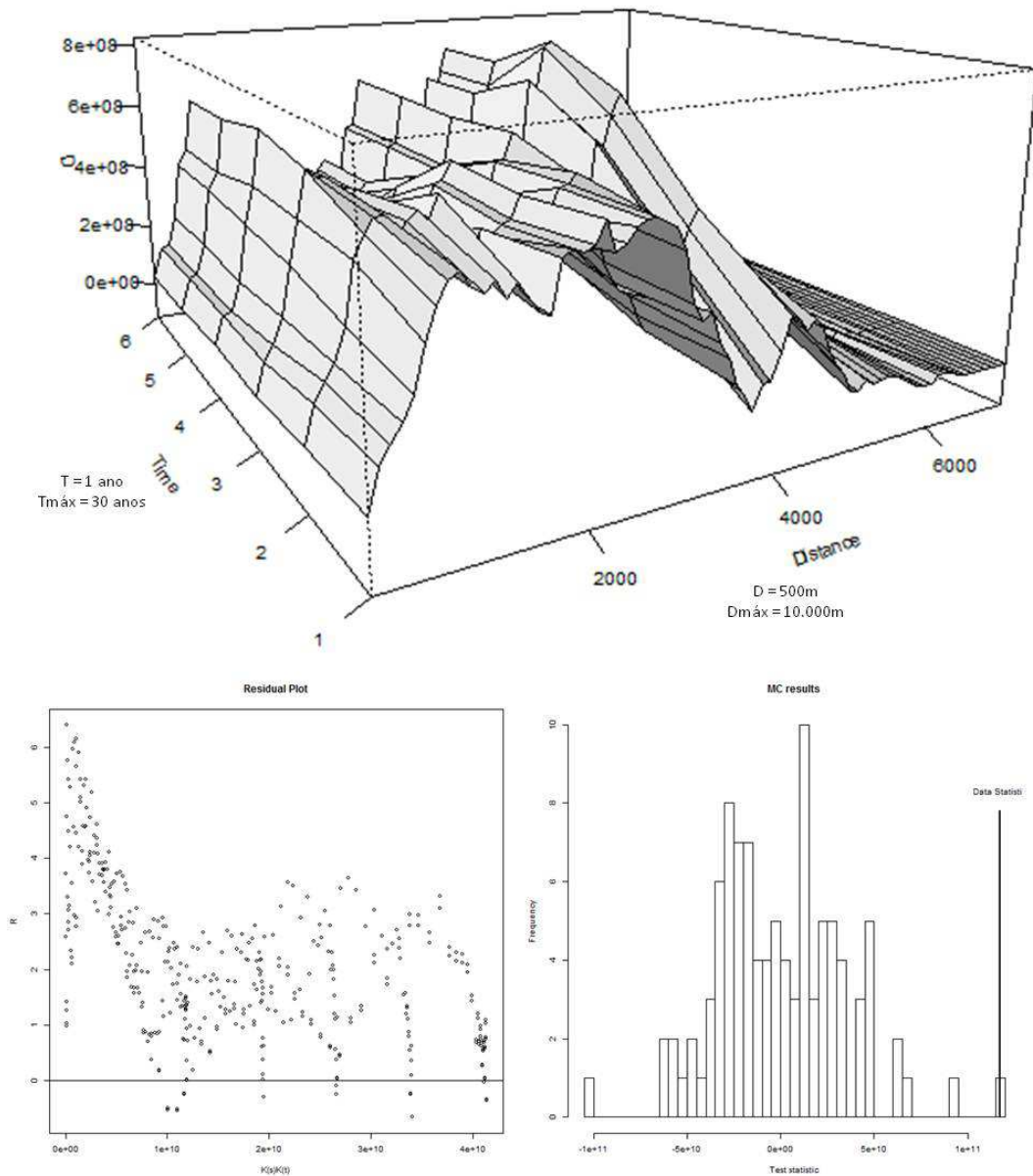
Os resultados da função K para os dados não permitem identificar dependências espaciais ou temporais específicas, pois as distâncias e os intervalos de tempo são muito grandes, abrangendo quase que a totalidade dos dados. A explicação para esses resultados pode estar no fato de que “os padrões observados são derivados de tendências regionais (variações de primeira ordem), ou de estruturas de correlação (variações de segunda ordem) ou uma mistura de ambos” (GATRELL

*et al.*, 1996, p. 259). Assim, ao estimar a função K para situações nas quais há efeitos de primeira ordem em grande escala – ou seja, a intensidade varia muito ao longo da região de estudo, como no caso dos dados aqui analisados – então a dependência espacial pode estar mais associada a esses efeitos de primeira ordem do que à interação entre os eventos. Nesses casos, Gatrell *et al.* sugerem a divisão da região de estudo em áreas menores para a análise dos efeitos de segunda ordem. (GATRELL *et al.*, 1996, p. 269).

Selecionando apenas os dados de lançamentos residenciais de 1 dormitório no distrito da Vila Mariana, a análise dos efeitos de segunda ordem mostra uma correlação dos lançamentos em 1 e 1,5km e 4 e 4,5km e em intervalos de 3 anos (Fig. 2.12).



Figura 2.12 Função K para os lançamentos residenciais de 1 dormitório no distrito de Vila Mariana, entre 1985 e 2013.



### 2.3 Estatística de varredura espaço-temporal (“*Space-time Scan Statistic*”)

A técnica de estatística de varredura espaço-temporal parte da definição de uma janela cilíndrica, em que a base circular (ou elíptica) corresponde ao espaço e a altura, ao tempo. Essa janela cilíndrica, de tamanho de base e altura variáveis, é aplicada a cada ponto da base de dados, sendo contabilizado o número de eventos encontrados e calculado número de pontos esperados em situações de aleatoriedade. O resultado é a definição de cilindros de diferentes tamanhos, aos quais se associa um *p-value*, que expressa sua significância estatística em relação à situação de aleatoriedade (KULLDORFF, 2010).

Assim, foram selecionados os *clusters* espaço-temporais de lançamentos residenciais de 1, 2, 3, e 4 ou mais dormitórios com *p-value* maior que 0,005 (Figs. 2.13 a 2.16).

Figura 2.13 *Clusters* espaço-temporais de lançamentos residenciais de 1 dormitório na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.

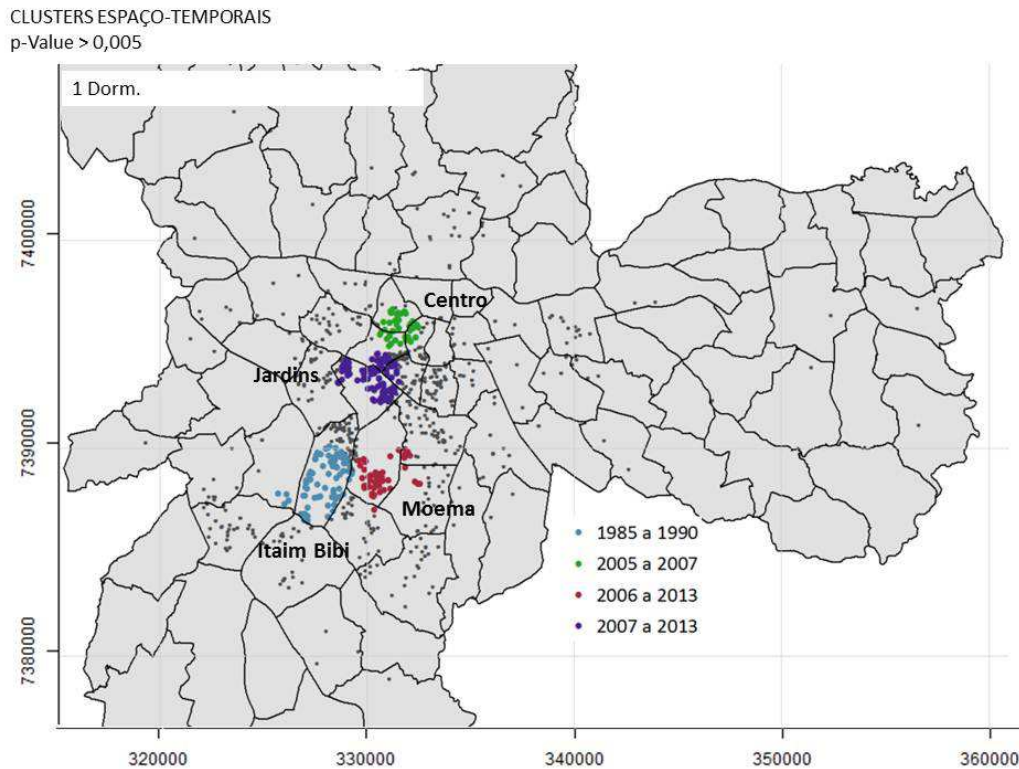


Figura 2.14 *Clusters* espaço-temporais de lançamentos residenciais de 2 dormitórios na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.

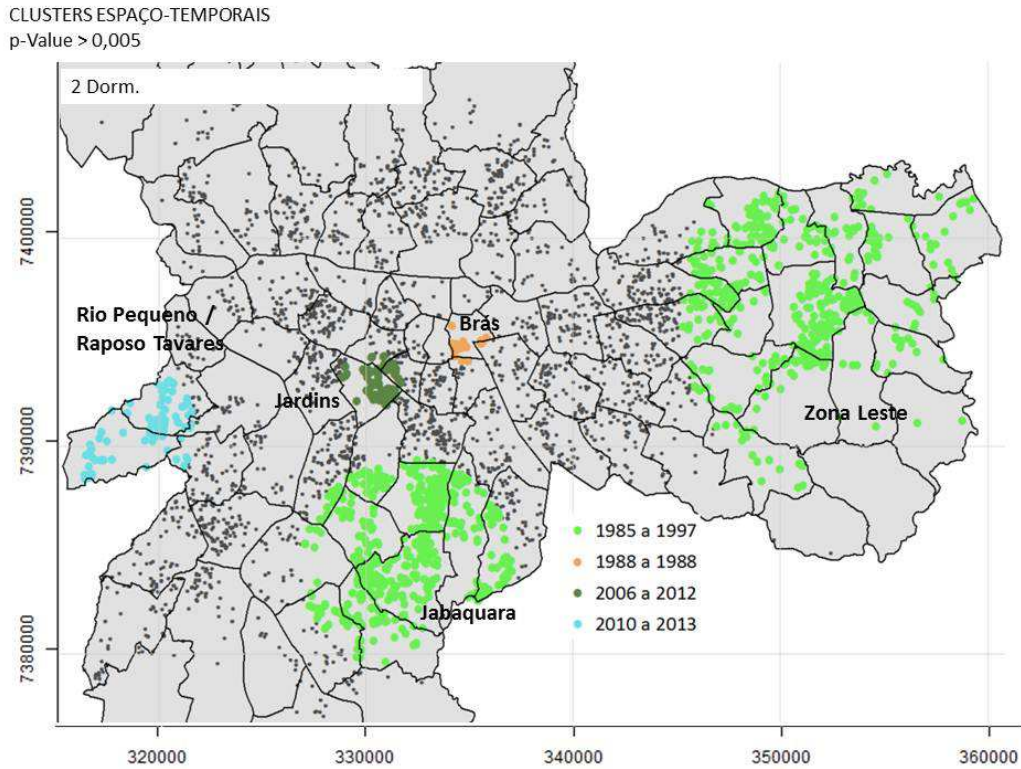


Figura 2.15 *Clusters* espaço-temporais de lançamentos residenciais de 3 dormitórios na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.

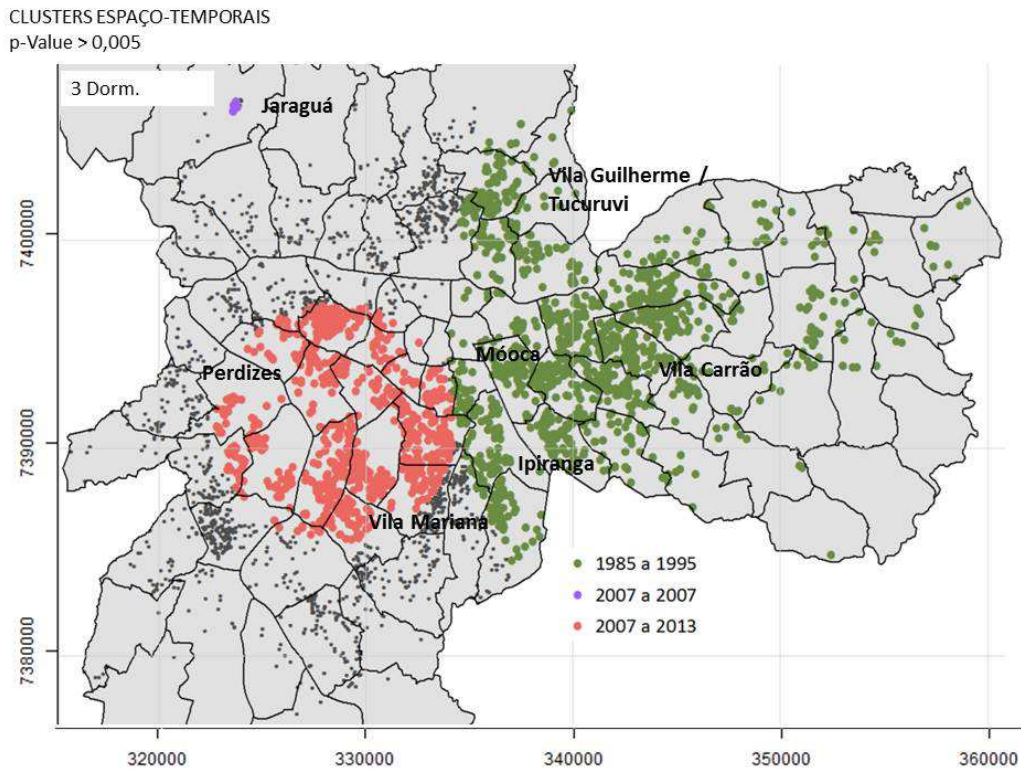
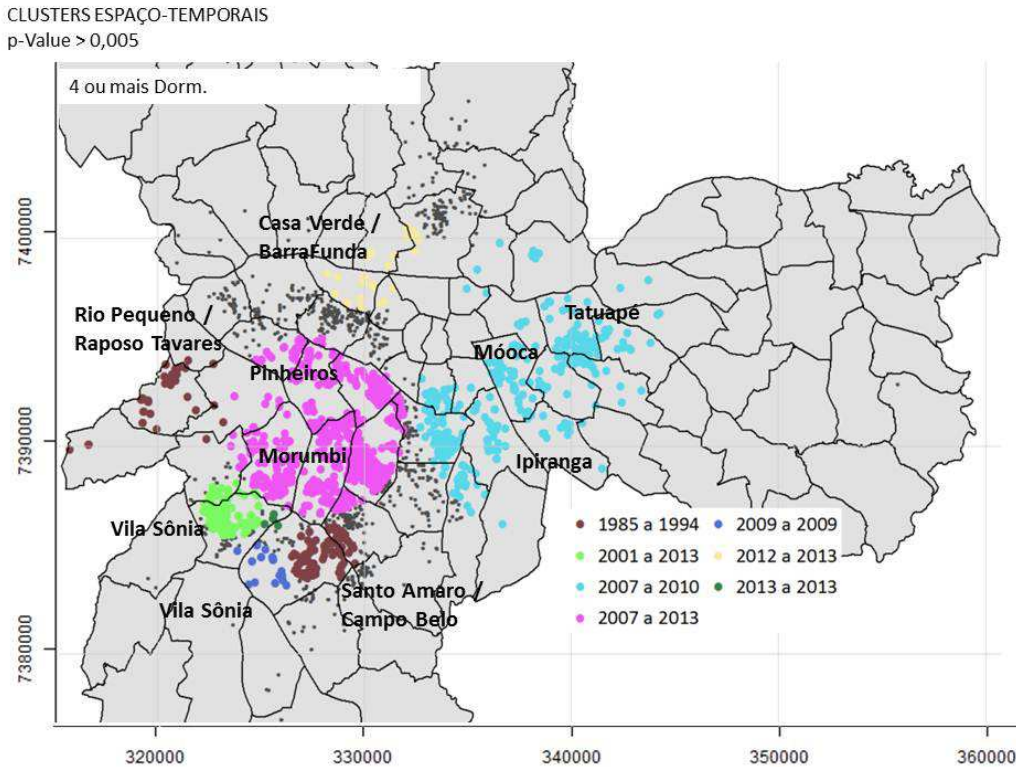


Figura 2.16 Clusters espaço-temporais de lançamentos residenciais de 4 ou mais dormitórios na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.



## 2.4 Identificação de sazonalidades

A identificação de padrões recorrentes no tempo – sazonalidade – foi feita por meio do pacote R “BFAST - *Breaks For Additive Season and Trend*”, que permite a decomposição de uma série de dados temporais nas componentes tendência, sazonalidade e resíduos, sendo que também é possível detectar *breakpoints*, ou mudanças abruptas na série (VERBESSELT *et al.*, 2010).

A aplicação dessa técnica aos dados de lançamentos residenciais por tipo mostrou que não há sazonalidade nessas séries de dados, pois é possível observar que o resíduo é bastante semelhante ao padrão sazonal encontrado (Figs. 2.17 a 2.20).

Figura 2.17 Análise de sazonalidade dos lançamentos residenciais de 1 dormitório na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.

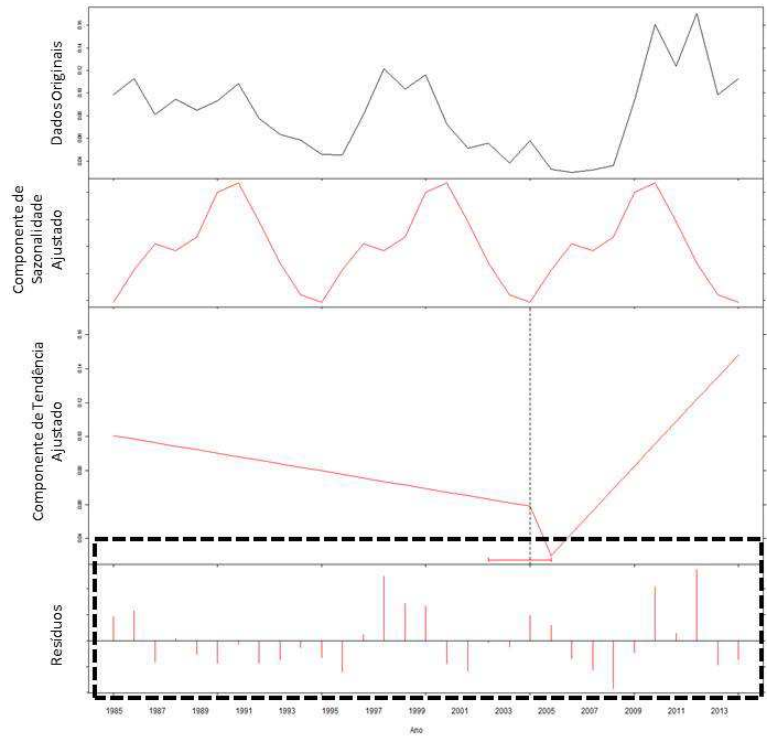


Figura 2.18 Análise de sazonalidade dos lançamentos residenciais de 2 dormitórios na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.

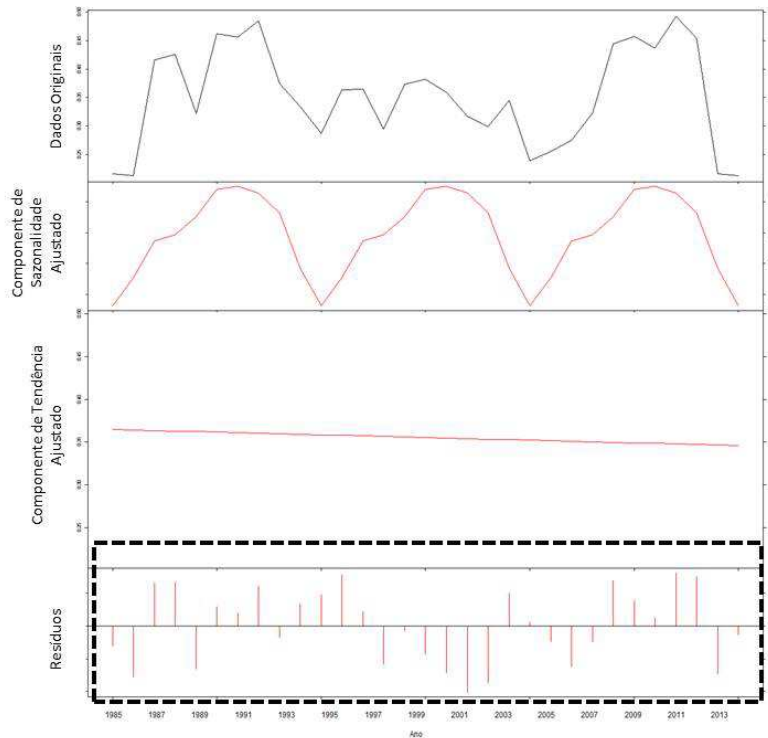


Figura 2.19 Análise de sazonalidade dos lançamentos residenciais de 3 dormitórios na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.

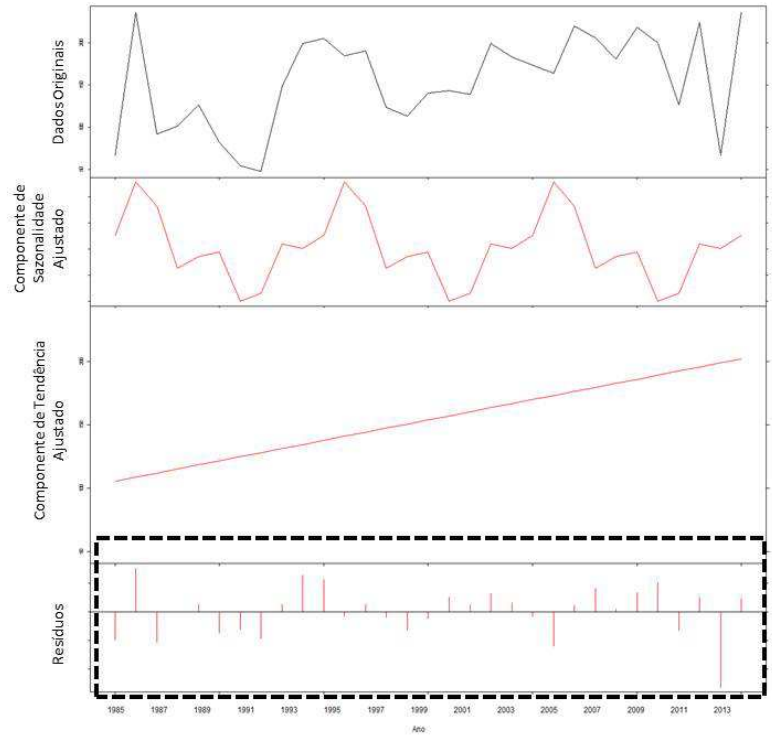
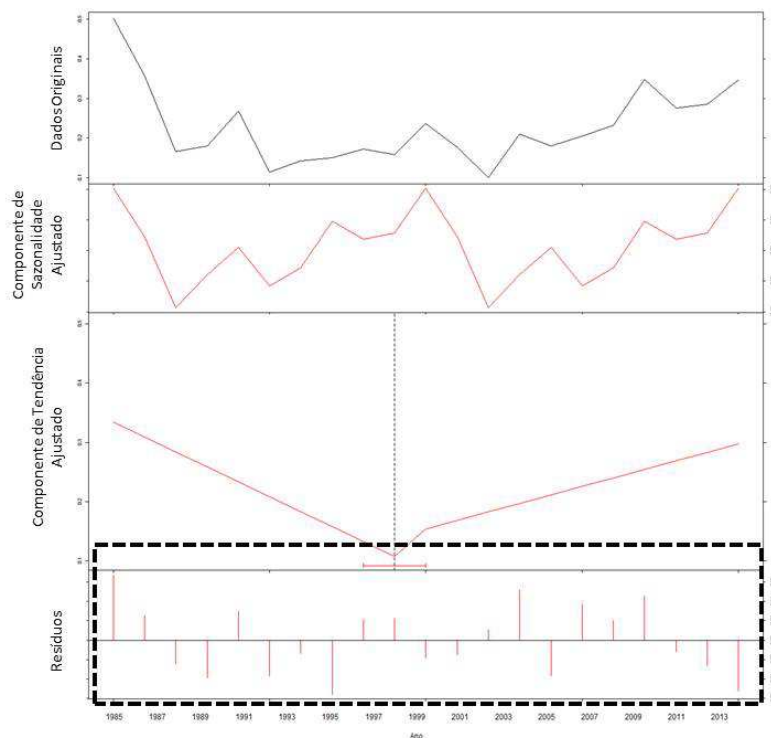


Figura 2.20 Análise de sazonalidade dos lançamentos residenciais de 4 ou mais dormitórios na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.



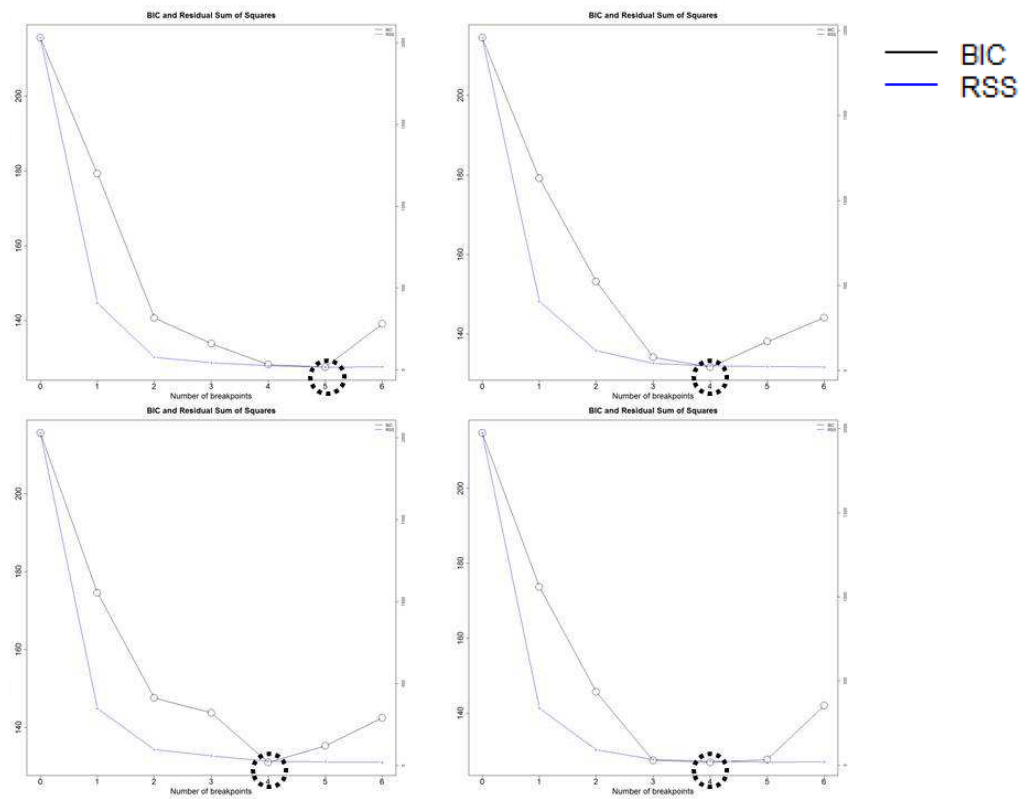
## 2.5 Mudanças estruturais (“*Structural Change*”)

Também no R, foi utilizado o pacote “*Structural Change*” para testar os desvios de uma série de dados em relação à situação de estabilidade de um modelo clássico de regressão linear. De maneira geral, é razoável admitir que existem  $m$  pontos de quebra, onde os coeficientes mudam de uma relação de regressão estável para uma relação de regressão diferente (ZELEIS *et al.*, 2002).

Os pontos de quebra são estimados com a minimização da soma dos quadrados dos resíduos da relação de regressão linear. A determinação do nº de pontos de quebra é feita pelo “*Bayesian information criterion*” (BIC). O aumento do número de parâmetros uma relação de regressão, tende a melhorar o ajuste do modelo à custa de uma sobre-estimação. O BIC introduz um termo de penalidade para o aumento do número de parâmetros no modelo. O menor valor do BIC em relação à soma dos quadrados dos resíduos da relação de regressão linear determina o número ótimo de pontos de quebra. Trata-se de um critério similar ao “*Akaike information criterion*” (AIC).

A técnica foi aplicada às séries de dados de lançamentos residenciais por tipo, resultando em 5 pontos de quebra para os lançamentos de 1 dormitório e 4 pontos para os demais lançamentos (Fig. 2.21).

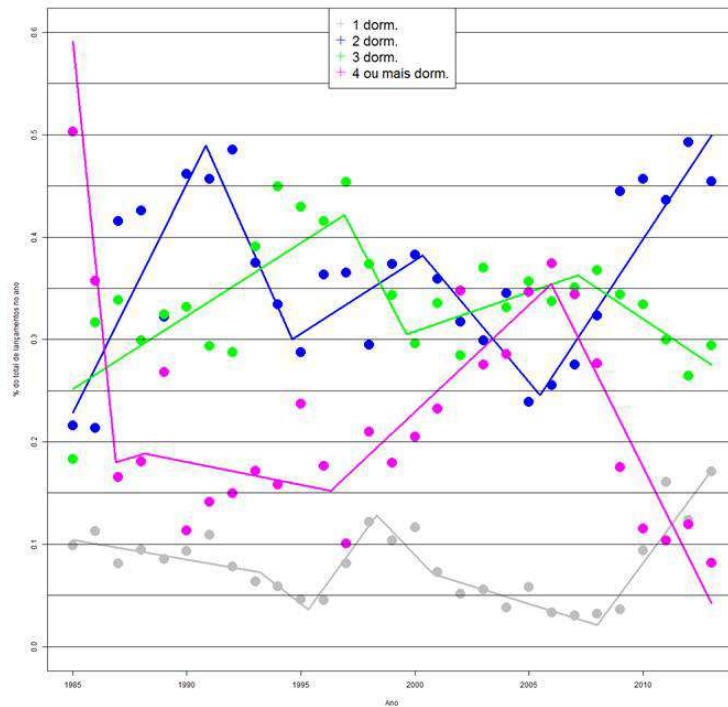
Figura 2.21 Definição do número ótimo de pontos de quebra para os dados de lançamentos residenciais de 1, 2, 3 e 4 ou mais dormitórios na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.



Foram então estimadas regressões lineares para as séries de dados, considerando esses números de pontos de quebra (Fig. 2.22).



Figura 2.22 Regressões lineares com pontos de quebra (mudanças estruturais) para os dados de lançamentos residenciais de 1, 2, 3 e 4 ou mais dormitórios na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.

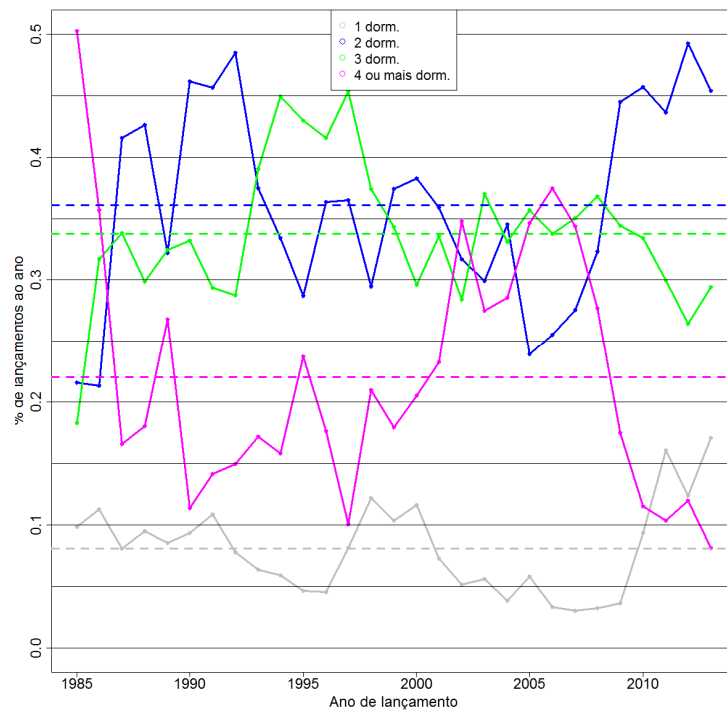


As regressões lineares com pontos de quebra das séries de dados por tipo de lançamento podem ser entendidas como generalizações dos dados, permitindo uma leitura mais simplificada do número de lançamentos por período. Assim, pode-se dizer que:

- lançamentos de 1 dormitório apresentaram picos em 1998 e 2013, sendo que no restante do período observou-se uma tendência de queda do número de lançamentos;
- lançamentos de 2 e de 3 dormitórios apresentaram comportamento flutuante e defasado. Enquanto que os de 2 dormitórios apresentaram picos em 1991, 2000 e 2003 e baixas em 1995 e 2005, os de 3 dormitórios apresentaram picos em 1997 e 2007 e baixas em 2000 e 2008;
- lançamentos de 4 ou mais dormitórios apresentaram um pico expressivo em 1985 e outro em 2006, ao que se seguiram momentos de queda. A partir de 1995, observou-se uma inversão da tendência de queda, que culminou no pico observado de 2006.

Outra maneira de analisar essas séries é compará-las ao padrão de comportamento da média de lançamentos por tipo com: maior número de lançamentos de 2 dormitórios; seguido por lançamentos de 3 dormitórios, com número ligeiramente inferior; lançamentos de 4 ou mais dormitórios estão na 3º posição e menor número de lançamentos de 1 dormitório (Fig. 2.23).

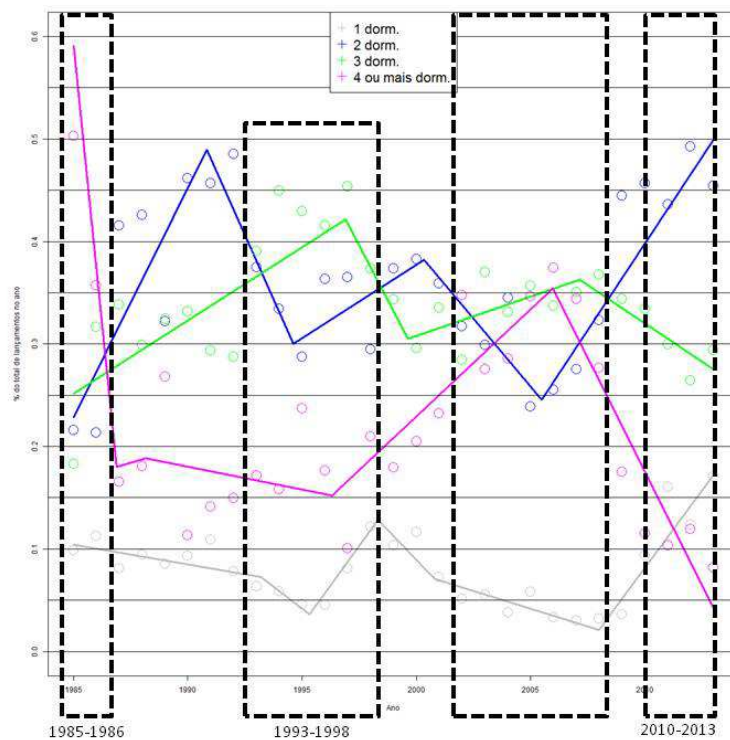
Figura 2.23 Médias de lançamentos residenciais de 1, 2, 3 e 4 ou mais dormitórios na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.



Observou-se os momentos em que esse padrão foi rompido (Fig. 2.24):

- em 1985, 1986 e 2002, quando a maior quantidade de lançamentos foi os de 4 ou mais dormitórios;
- entre 1993 e 1998 e em 2003 e 2008, quando a maior quantidade de lançamentos foi os de 3 dormitórios ;
- entre 2004 e 2007, quando houve uma baixa dos lançamentos de 2 dormitórios, e as maiores quantidades foram de 3 e 4 ou mais dormitórios ;
- entre 2010 e 2013, quando o número de lançamentos de 1 dormitório foi maior ou equivalente aos lançamentos de 4 ou mais dormitórios.

Figura 2.22 Definição do número ótimo de *breakpoints* para os dados de lançamentos residenciais de 1, 2, 3 e 4 ou mais dormitórios na cidade de São Paulo, entre 1985 e 2013.



### 3 CONCLUSÃO

A análise das propriedades de 1ª ordem permitiu formar uma idéia geral da distribuição espacial dos lançamentos no período todo. Essa distribuição é diferente para cada tipo de lançamento:

- 1 dormitório: concentrados na área central e vetor sudoeste;
- 2 dormitórios e 3 dormitórios: dispersos pela cidade, sendo menor a dispersão dos lançamentos de 3 dormitórios;
- 4 ou mais dormitórios: concentrados no vetor sudoeste.

As propriedades de 2ª ordem podem servir para verificar a presença de clusters em determinadas distâncias e intervalos de tempo. Para os dados utilizados aqui, a análise deve ser feita em recortes espaciais menores.

*Clusters* espaço-temporais indicam os locais e os anos em que houve agrupamento, estatisticamente significativo, de lançamentos de determinado tipo:

- para lançamentos de 1 e 4 ou mais dormitórios, foram identificados um maior número de clusters, mais restritos no tempo e espaço;
- para lançamentos de 2 e 3 dormitórios, os clusters são maiores e ocupam regiões distintas da cidade.

Não há indícios estatísticos significativos da existência de sazonalidade – também não há evidências nas teorias sobre o funcionamento do mercado imobiliário que sinalize a sazonalidade.

A flutuação no número de lançamentos, entretanto, pode ser analisada com a técnica de *structural change*, testando os desvios de uma situação de estabilidade.

Considerando um padrão geral para o comportamento do mercado em relação aos tipos de lançamento, foi possível analisar quando esse padrão geral foi quebrado:

- em 1985 e 1986, houve um pico de lançamentos de 4 ou mais dormitórios;
- entre 1993 e 1998, houve um pico de lançamentos de 3 dormitórios;
- entre 2002 e 2008, houve uma baixa de lançamentos de 2 dormitórios e uma alta de lançamentos de 4 ou mais dormitórios;

- entre 2010 e 2013, houve um pico de lançamentos de 1 dormitório.

Considerando um padrão geral para o comportamento do mercado em relação aos tipos de lançamento, foi possível analisar quando esse padrão geral foi quebrado. Uma direção para a continuidade dessas análises seria a investigação de métodos que pudessem identificar se as rupturas nas tendências temporais são também rupturas nos padrões espaciais.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

BAILEY, T. C.; GATRELL, A. C. **Interactive Spatial Data Analysis**. London: Longman Scientific and Technical, 1995.

GATRELL, A. C.; BAILEY, T. C.; DIGGLE, P. J.; ROWLINGSON, B. S. Spatial point pattern analysis and its application in geographical epidemiology. **Transactions of the Institute of British Geographers**, v. 21, p. 256-274, 1996.

KULLDORFF, M., SaTScan™ User Guide for version 9.0. 2010. Disponível em <<http://www.satscan.org>>, acessado em nov-2015.

VERBESSELT, J.; HYNDMAN, R.; NEWNHAM, G.; CULVENOR, D. Detecting trend and seasonal changes in satellite image time series. **Remote Sensing of Environment**, v. 114, n. 1, p. 106–115, 2010.

ZEILEIS, ACHIM; LEISCH, FRIEDRICH; HORNIK, KURT; KLEIBER, CHRISTIAN. Strucchange: An R Package for Testing for Structural Change in Linear Regression Models. **Journal of Statistical Software**, v.7, n.2, p. 1-38, 2002.