

CST 310: População, Espaço e Ambiente

Abordagens Espaciais em Estudos de População: Métodos Analíticos e Técnicas de Representação

Parte V População Espaço e Ambiente

Population Estimation Methods in GIS and Remote Sensing

Silvana Amaral
Antonio Miguel V. Monteiro

{silvana.amaral@inpe.br, miguel.monteiro@inpe.br}

Population Estimation Methods in GIS and Remote Sensing: A Review

Shuo-sheng Wu, Xiaomin Qiu, and Le Wang

GIScience & Remote Sensing, 2005, 42, No. 1, p. 80-96.

Estimativas de população

Duas categorias: **interpolação de áreas** e **modelagem estatística**

1. Métodos de Interpolação para ÁREA: Zona fonte e Zona destino (alvo)

- Sem dados auxiliares:

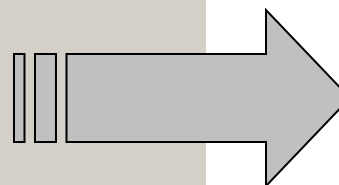
pontos (Krigagen, ponderados pela distância) e áreas (picnofilático)

- Com dados auxiliares: dasimétrico e variações

2. **Modelagem Estatística**

- Explora Correlações com: (1) Áreas urbanas, (2) uso da terra, (3) unidades de residência, (4) características de pixels, e (5) características socioeconômicas

Estimação de população de pequenas áreas por Sensoriamento Remoto



População ?

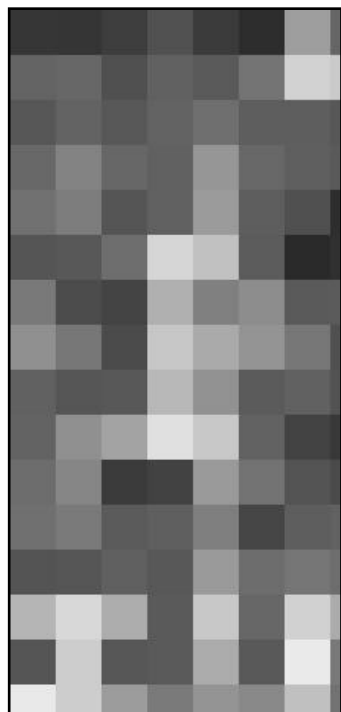
Estimação de população de pequenas áreas por Sensoriamento Remoto



Avanço tecnológico → novos sensores → resolução espacial, temporal, radiométrica e espectral dos dados

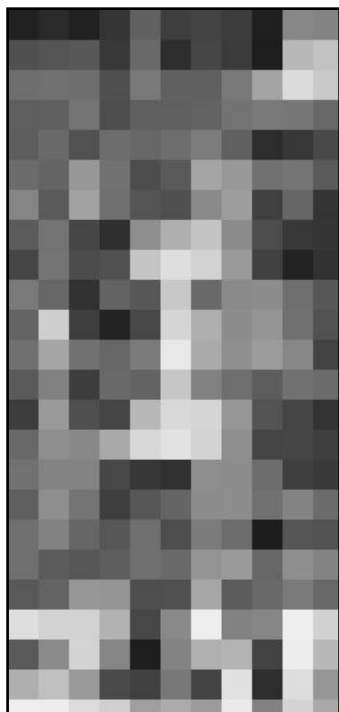
Novas possibilidades de uso de imagens orbitais para estudos urbanos.

30 metros



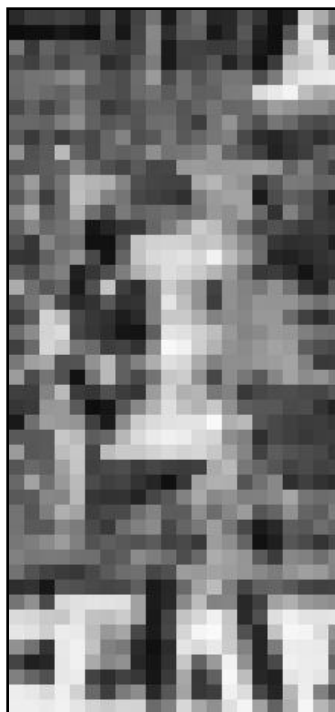
Landsat-TM

20 metros



Spot-XS

10 metros



Spot-Pan

5 metros



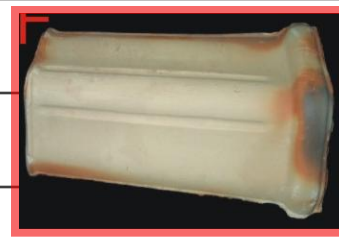
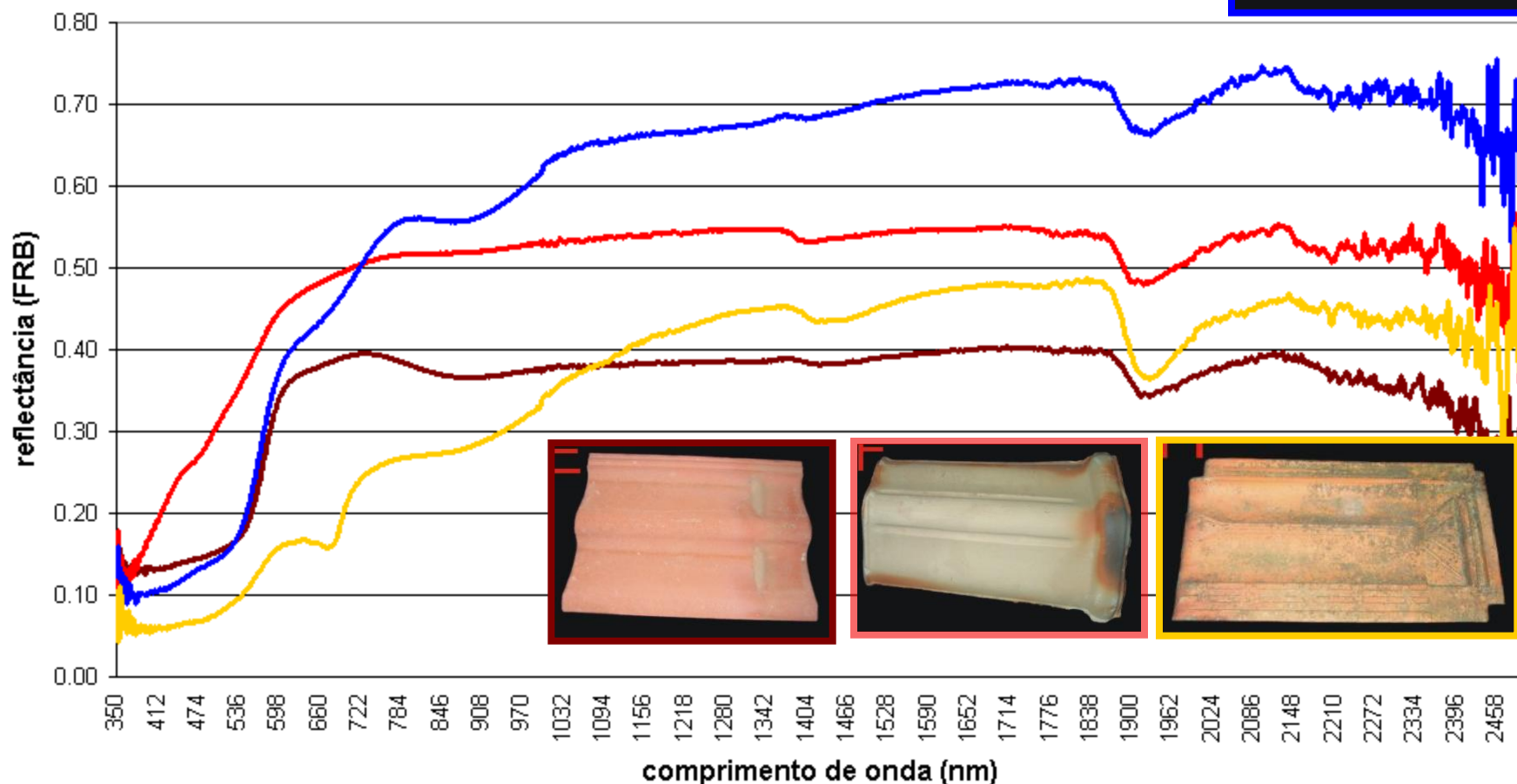
IRS

1 metro



Ikonos

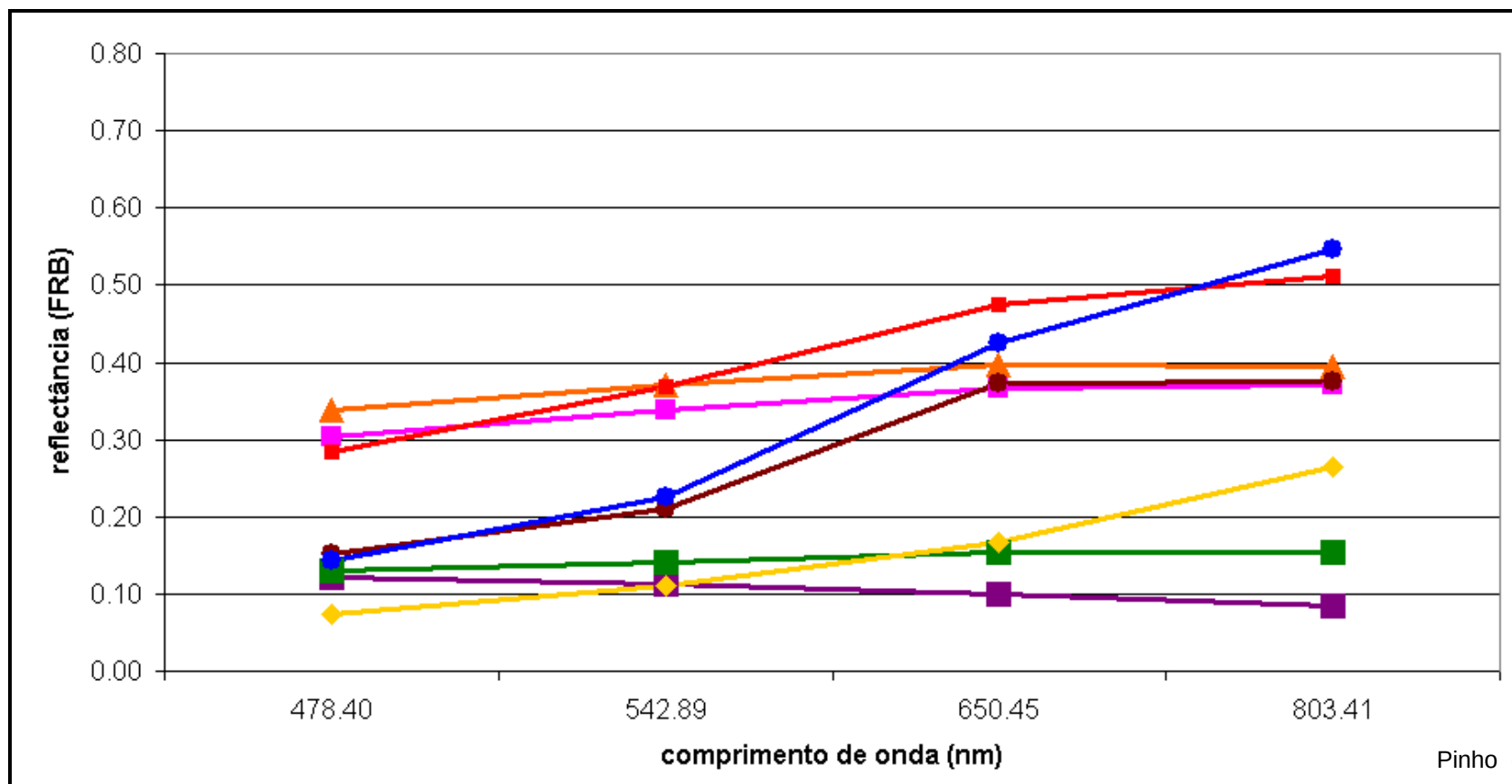
Espectros obtidos em laboratório



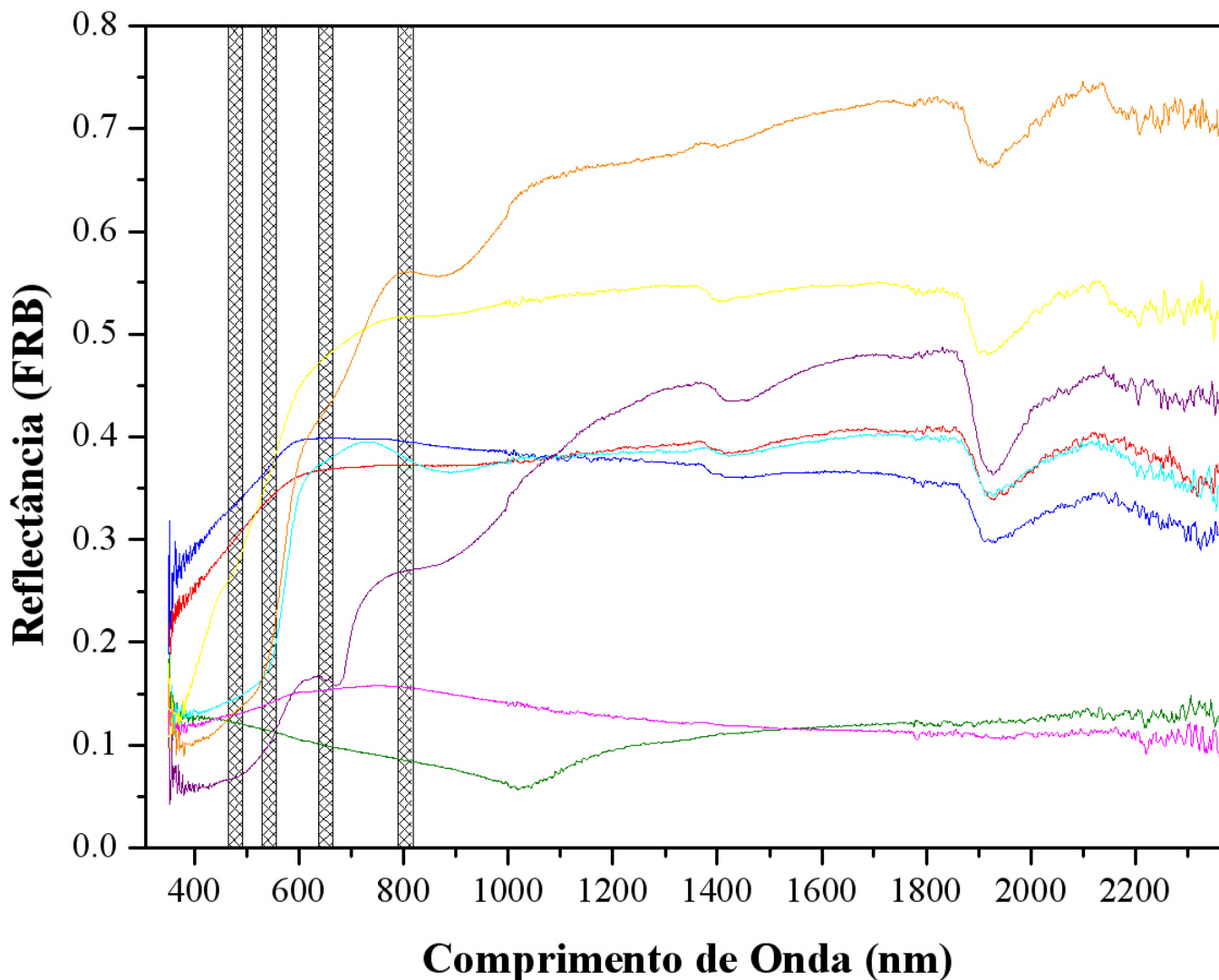
- | | | |
|--------------------------|----------------------------|-------------------------|
| Amianto (ondulação fina) | Amianto (ondulação grossa) | Aço Galvanizado |
| Telha de Cimento | Telha de Cimento Pintada | Telha de Cerâmica Clara |
| Telha de Cerâmica Padrão | Telha de Cerâmica Velha | |

Espectros reamostrados para as bandas do sensor Quickbird (61cm - P / 2.4m - XS)

- Amianto (ondulação fina)
- Amianto (ondulação grossa)
- Aço Galvanizado
- Telha de Cimento
- Telha de Cimento Pintada
- Telha de Cerâmica Clara
- Telha de Cerâmica Padrão
- Telha de Cerâmica Velha



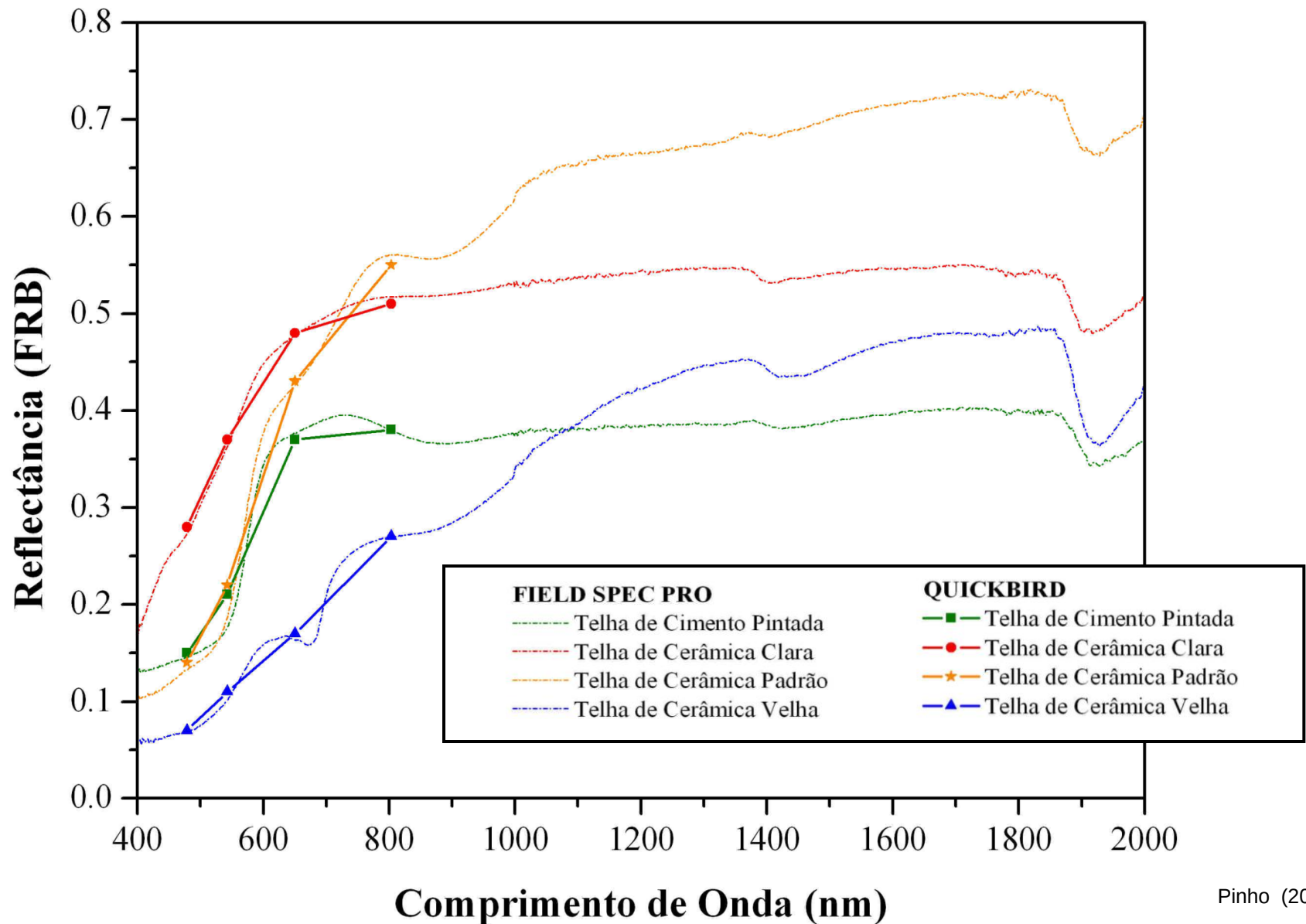
Posicionamento de bandas do sensor Quickbird em relação aos espectros medidos em laboratório.



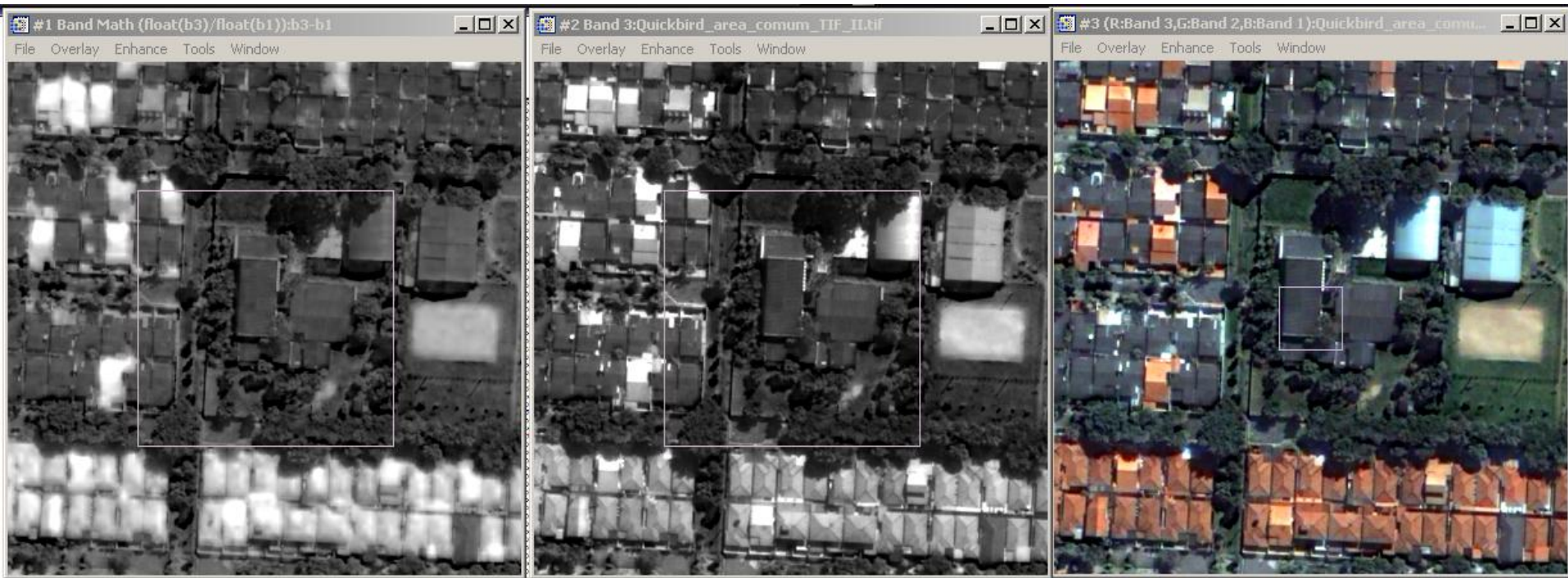
Pinho (2009)

- | | | | |
|------------------------------|--------------------|----------------------------|----------------------------|
| — Amianto (Ondulação fina) | — Aço Galvanizado | — Telha de Cerâmica Padrão | — Telha de Cimento Pintada |
| — Amianto (Ondulação grossa) | — Telha de Cimento | — Telha de Cerâmica Velha | — Telha de Cerâmica Clara |

Espectros de Telhas Cerâmicas obtidos em Laboratório e simulados para as bandas do Quickbird



Extração de Telhas Cerâmicas



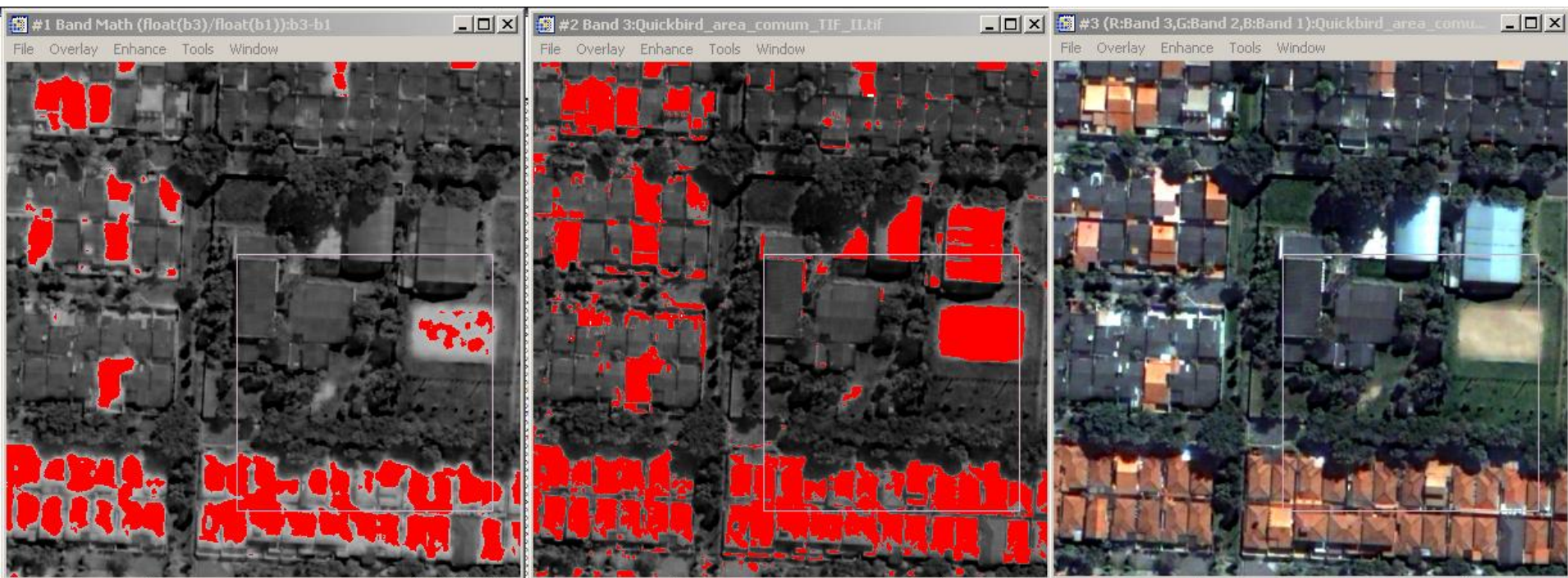
Razão de bandas

Banda 3

Composição colorida cor verdadeira

Extração de Telhas Cerâmicas

Pinho (2009)



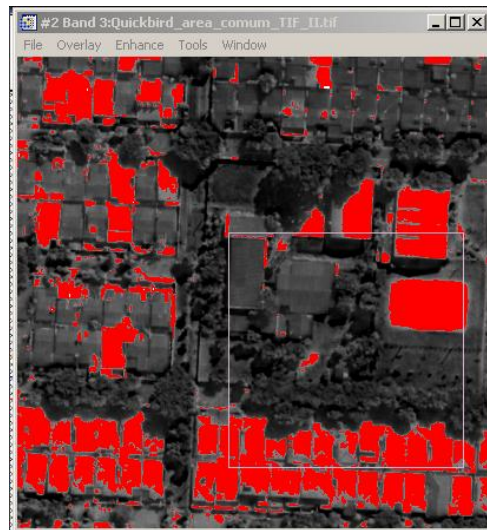
Razão de bandas

Banda 3

Composição colorida cor verdadeira

Detecção de classes de cobertura em imagens de alta resolução espacial pode ser obtida a partir da análise de medidas em laboratório.

Do comportamento espectral para a imagem classificada ?



ÁREA DE ESTUDO



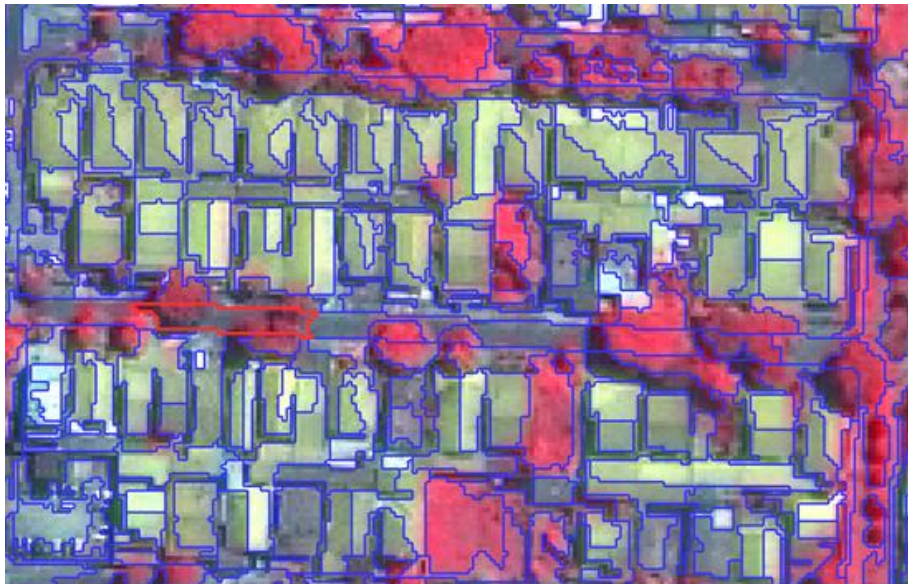
-  Limite da área de estudo
-  Área urbana e de expansão

Classificação por objetos

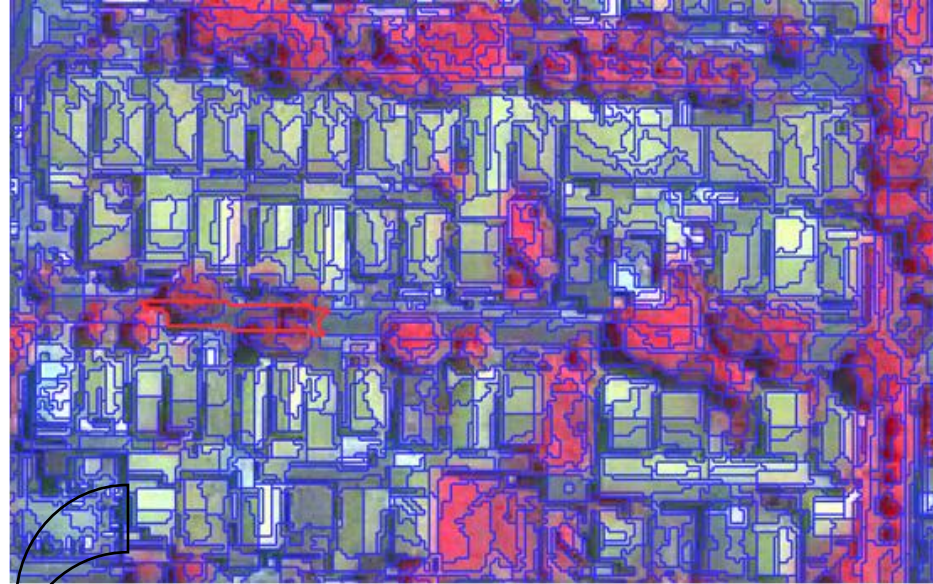
Segmentação

Identificar formas ?...

... ou informação espectral ??



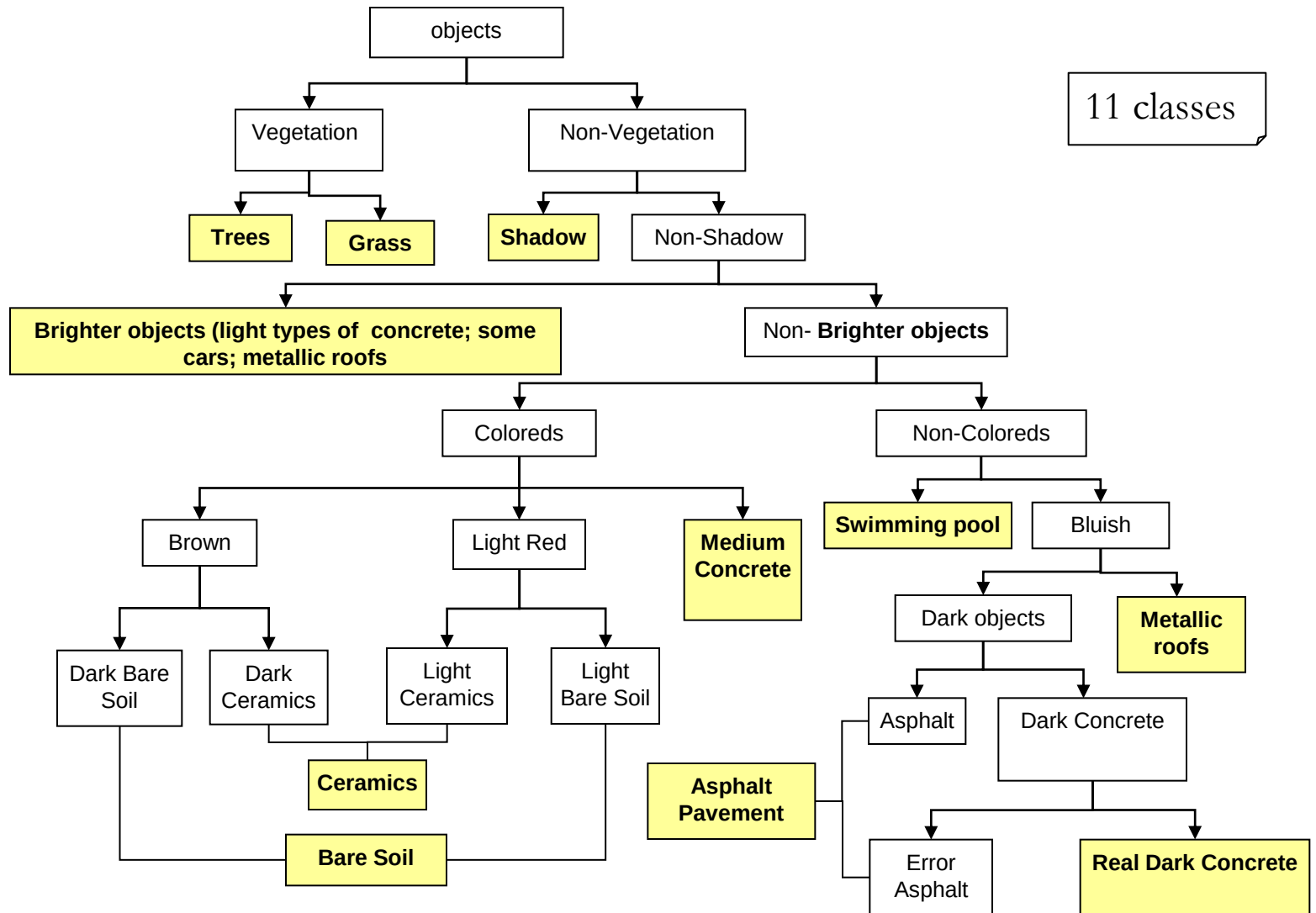
Quickbird (2004), PAN+XS, IHS, ENVI, E-Cognition



~ 400.000 objetos para classificar

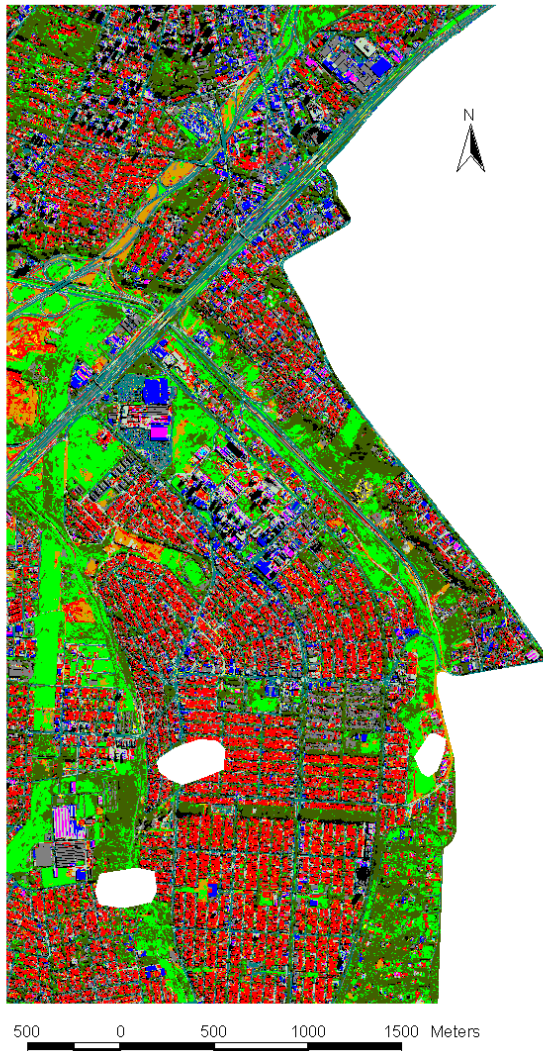
Classificação por objetos

Rede Semântica



Classificação por objetos

Classificação

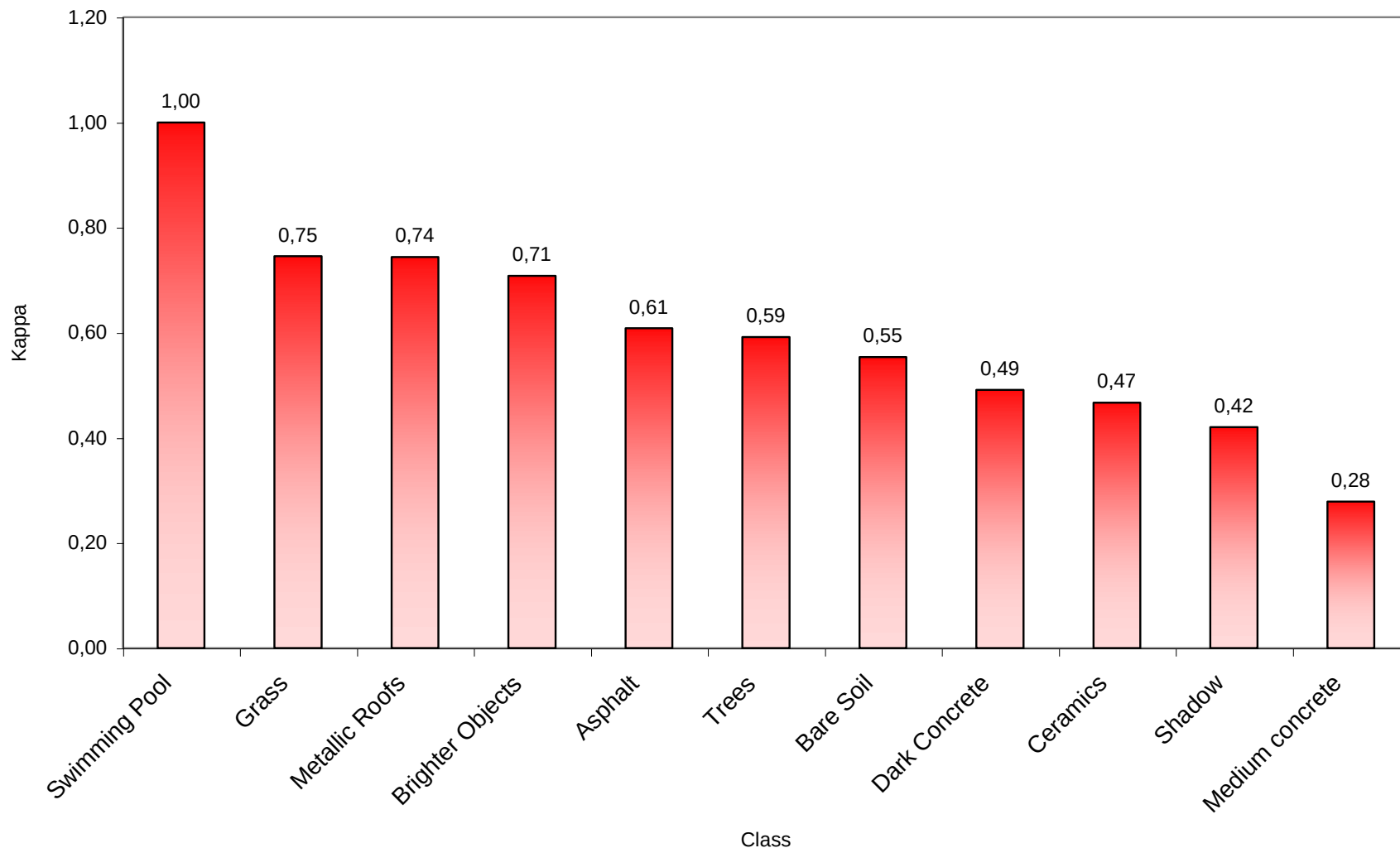


z	Exatidão Global	$Kappa$
26,70	0,607	0,567

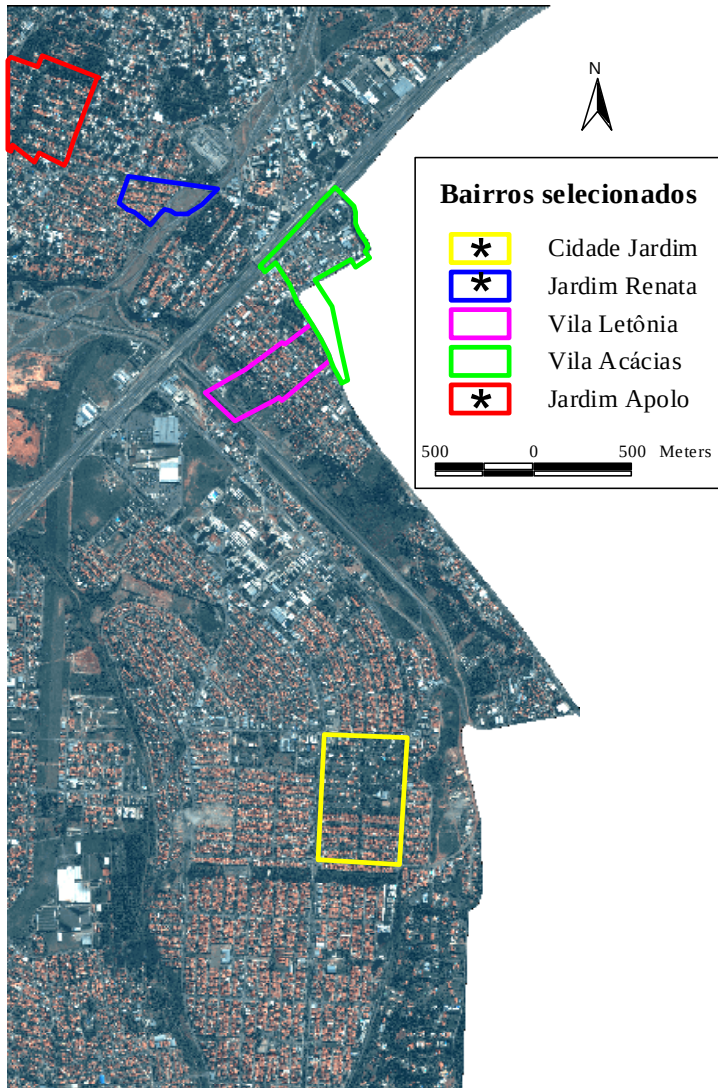
Classes

-  Brilhantes
-  Cerâmica
-  Solo Exposto
-  Cobertura Metálica
-  Concreto / Amianto Médio
-  Concreto / Amianto Escuro
-  Asfalto
-  Piscina
-  Sombra
-  Vegetação Arbórea
-  Vegetação Rasteira
-  Objetos não Classificados

Exatidão - Kappa por classe



Influência do padrão de ocupação



- Pouco Organizados

Heterogeneidade em tamanho e tipo de material, objetos pequenos, cobertura do solo mais variada

- Organizados (*)

Dispostos regularmente, homogeneidade em tamanho e tipo de material

Exemplos

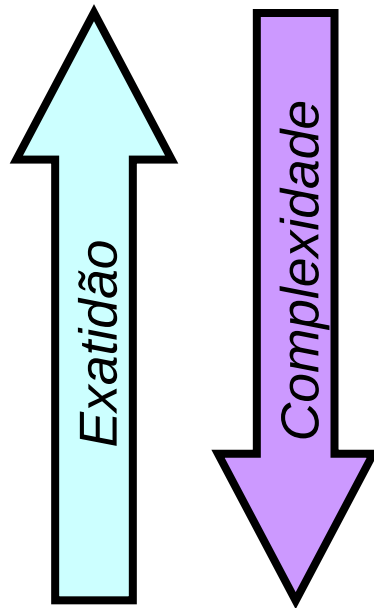


Jardim Renata



(*) Cidade Jardim
Conhecimento Local

Exatidão de mapeamento



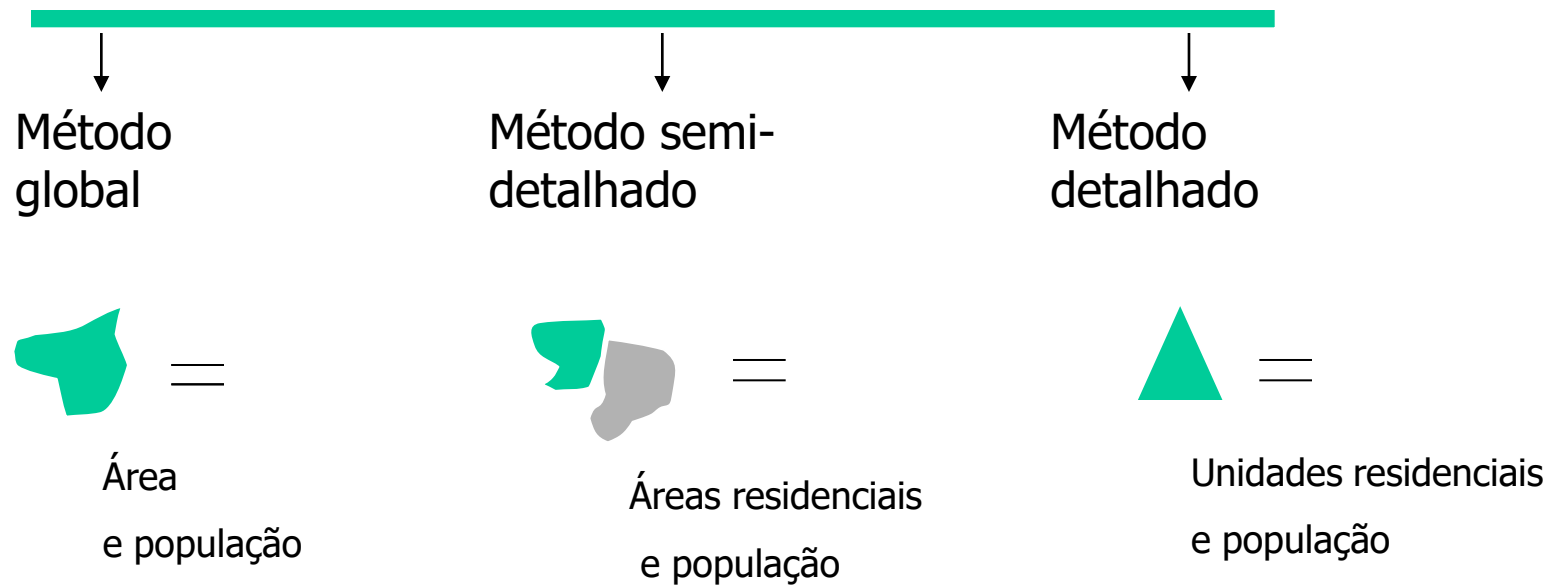
Bairros	Quickbird	
	<i>Kappa</i>	Exatidão Global
Jardim Renata	0,76	0,79
Cidade Jardim	0,74	0,76
Jardim Apolo	0,63	0,68
Vila Acácias	0,58	0,62
Vila Letônia	0,50	0,55



Da classificação à estimativa...

Por meio de dados de Sensoriamento Remoto

Métodos de inferência de população



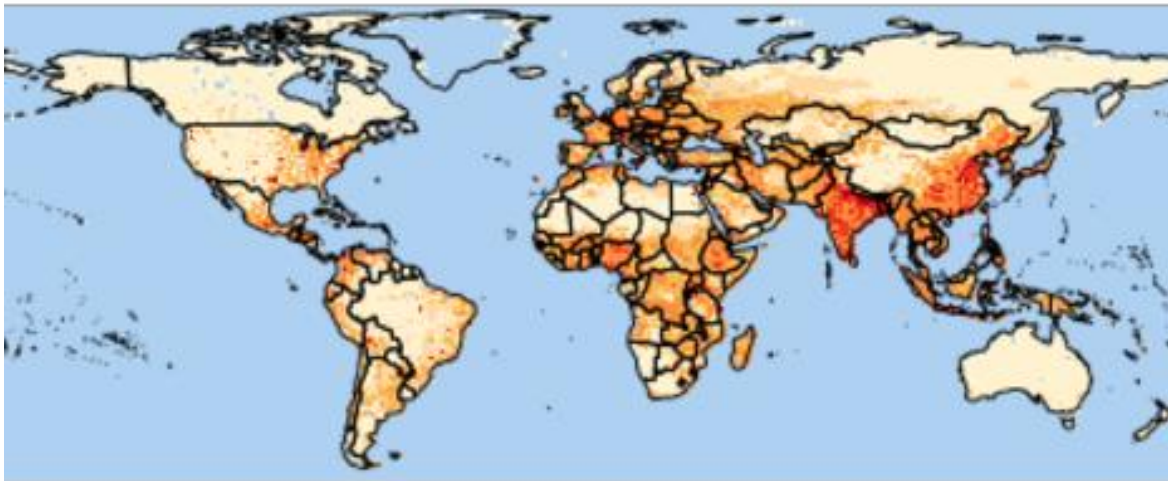
Estimativas GLOBAIS

Superfícies de população para diferentes aplicações

- GPW and GRUMP - Começou com Tobler...

Gridded Population of the World and the Global Rural - Urban Mapping Project

GPWv4: Population Density - 2020



26 of 26



Estimativas GLOBAIS

GPW and GRUMP

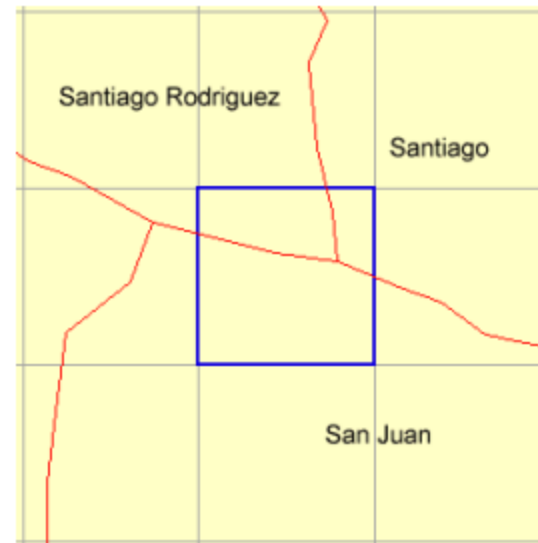


Table 6. Areal weighting scheme to allocation population whose boundaries cross grid cells

Administrative unit name	Administrative unit density (persons / sq km)	Area of overlap (sq km)	Population estimate for grid cell
Santiago Rodriguez	64.2	5.3	340
Santiago	246.5	2.2	542
San Juan	75.9	12.8	972
Total for cell	91.3	20.3	1854

Estimativas GLOBAIS

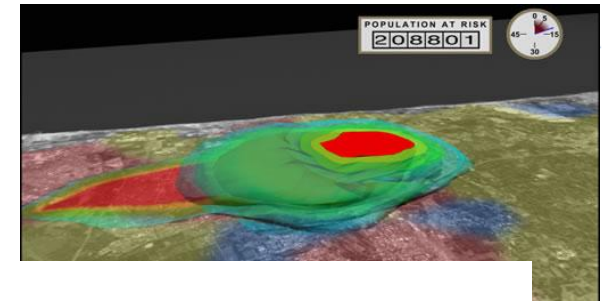
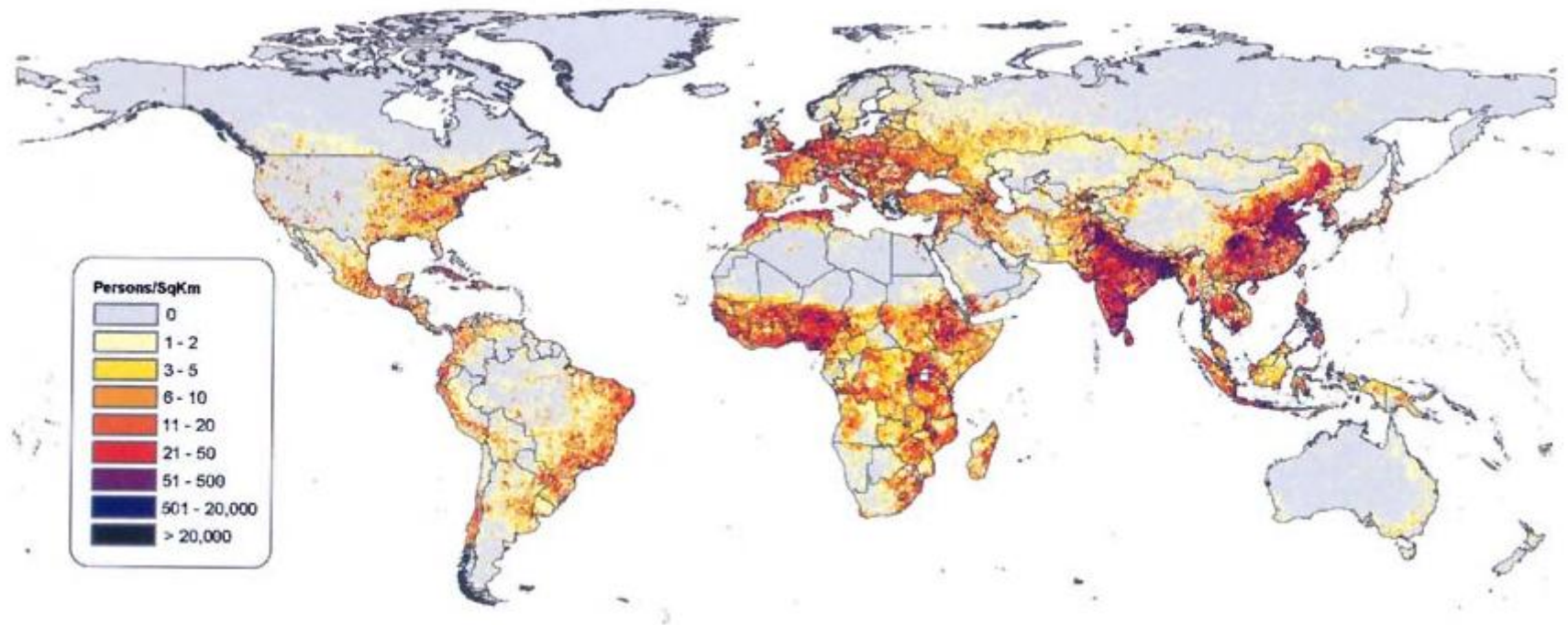
LANDSCAN 2016

- Roads, weighted by distance from major roads.
- Elevation, weighted by favourability of slope categories.
- Land cover, weighted by type with exclusions for certain types.
- Nighttime Lights of the World, weighted by frequency.

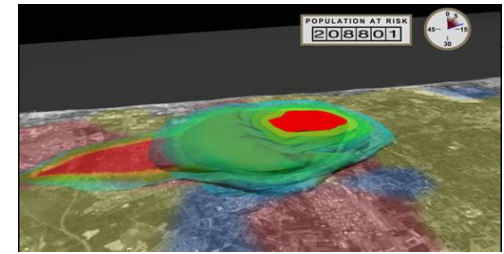
The resulting coefficients are weighted values, independent of census data, which can then be used to apportion shares of actual population counts within any particular area of interest. Coefficients vary considerably from country to country even within different regions of the same country.

MAP 3.2

LandScan Global Population Database, adjusted to UN figure year 2000



Estimativas GLOBAIS



LandScan

Alocação espacial de censo e modelos de desagregação de dados

- *População ambiente* – média de 24h

Técnica “Smart Interpolation”

Abordagem: Multi-layered, **dasimétrica, modelagem espacial**

- Unidades de contagem Sub-nacionais do Censo dos diferentes países
 - Dados geoespaciais como entrada, dados auxiliares → indicativos de distribuição da população:
Cobertura da terra, declividade, áreas urbanas, vilas, imagens de alta resolução espacial
- Ponderação – ocorrência provável de população ao longo do dia

Modelo de distribuição – calcula um **coeficiente de probabilidade** (“likelihood”) para cada célula e aplica este coeficiente para as unidades de censo.

População da localidade é realocada para cada célula, proporcionalmente ao coeficiente de população calculado.

O n de pop (count) resultante é a contagem de população ambiente OU média de contagem populacional dia/noite.

Estimativas GLOBAIS

- Elvidge et al. A global poverty map derived from satellite data. Computers & Geosciences 35 (2009) 1652–1660
 - Mapa de pobreza baseado em estimativas populacionais globais
 - LANDSCAN 2004 x Luzes Noturnas 2003
 - Resolução – 30 arsec ~1km

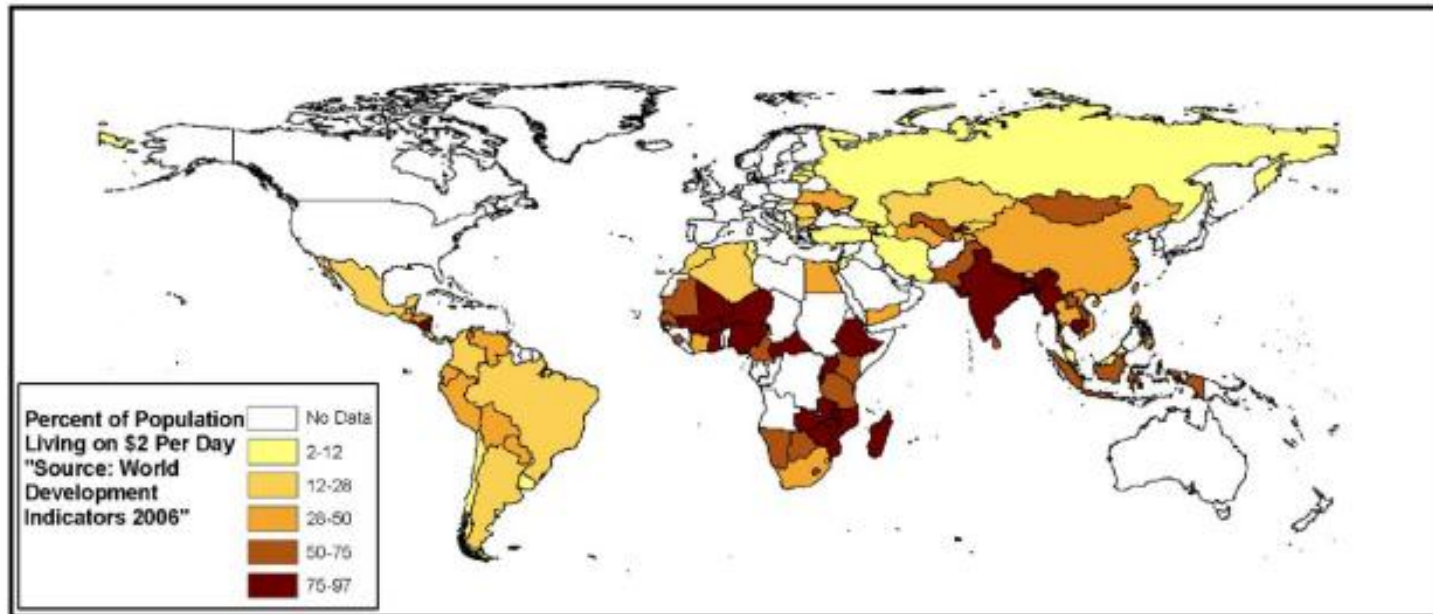


Fig. 1. Map of poverty levels for countries reporting international poverty line data (percent of population living on \$2 per day or less) from World Development Indicators 2006. Note that a number of countries have no data reported and that \$2 per day poverty line is not applicable to developed countries.

Estimativas GLOBAIS



Índice de Pobreza:

$$IP = \frac{\text{count POP LandScan 2004}}{\text{DN médio das luzes}}$$

Maiores valores de IP ocorrem em áreas com muita população e pouca ou nenhuma luz detectada pelo DMSP !



Fig. 2. Poverty index calculated by dividing LandScan 2004 population count by average digital number of DMSP satellite F15 nighttime lights from 2003.

Estimativas GLOBAIS

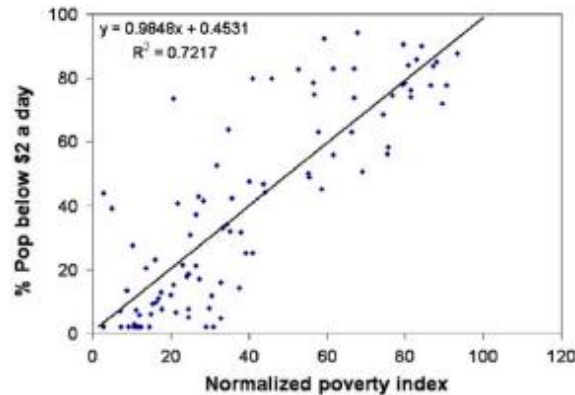


Fig. 3. Calibration of normalized poverty index (NPI) for estimation of poverty levels.

Table 2

Decadal classes of national poverty level estimates for 81 countries having populations in excess of 10 M.

Poverty level (%)	Countries
1-10	Taiwan, S. Korea, Egypt, Saudi Arabia, Japan, Belgium, Netherlands, Italy, United Kingdom, USA, Canada, Czech Republic, Germany, Greece, Spain, Hungary, France
11-20	Venezuela, Portugal, Iran, Poland, Australia, Mexico, Syria, Uzbekistan, Iraq, Serbia, Malaysia, Argentina, Chile, Romania, Russia
21-30	Algeria, Pakistan, Colombia, Ukraine, Turkey, Brazil , Ecuador, Sri Lanka
31-40	Byelarus, Indonesia, Kazakhstan, Cuba, South Africa, Guatemala, Vietnam, Morocco, Peru, Thailand, Philippines
41-50	India, China
51-60	Bangladesh, Cote d'Ivoire, Ghana, Senegal, Yemen, Nigeria
61-70	North Korea, Zimbabwe, Zambia, Cameroon, Sudan
71-80	Nepal, Kenya, Angola, Myanmar, Congo DRC, Mali, Mozambique, Afghanistan
81-90	Malawi, Niger, Tanzania, Uganda, Cambodia, Madagascar, Burkina Faso, Ethiopia

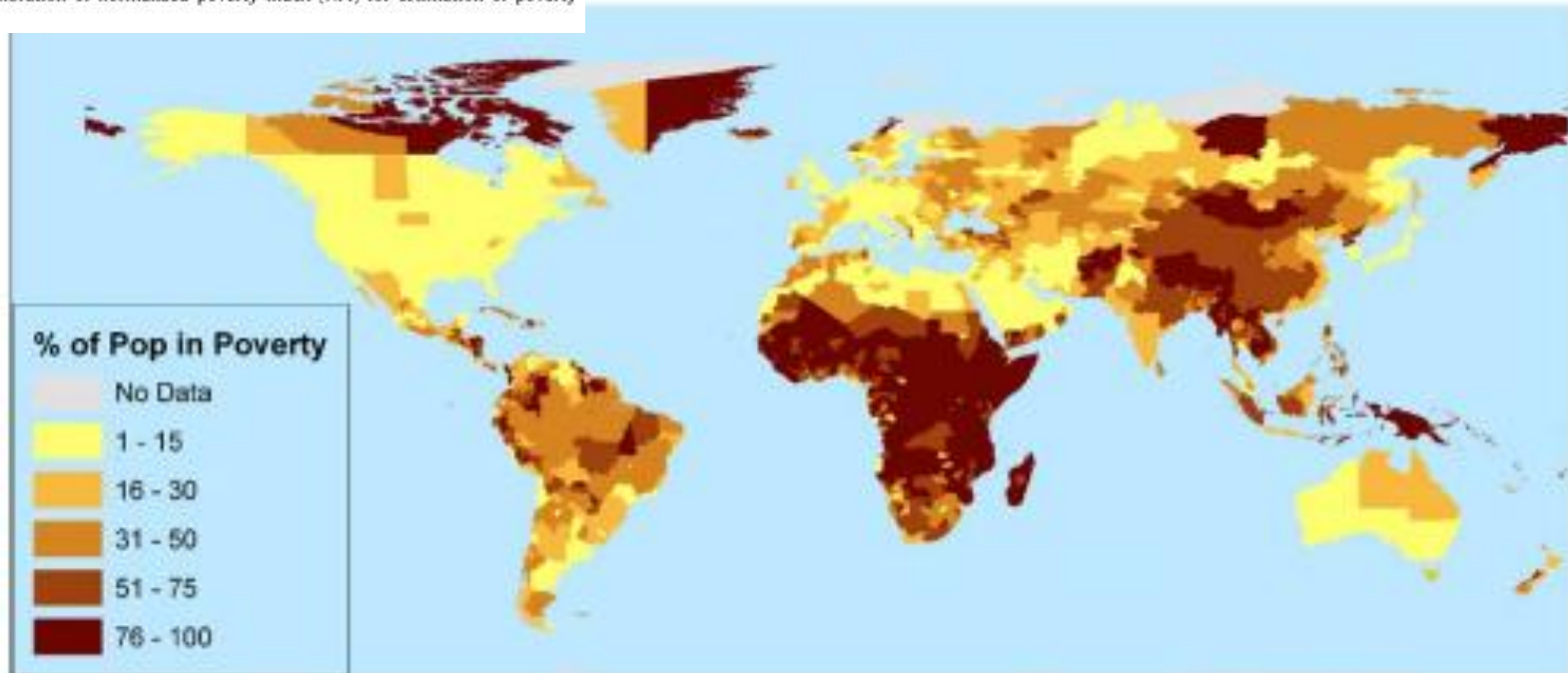


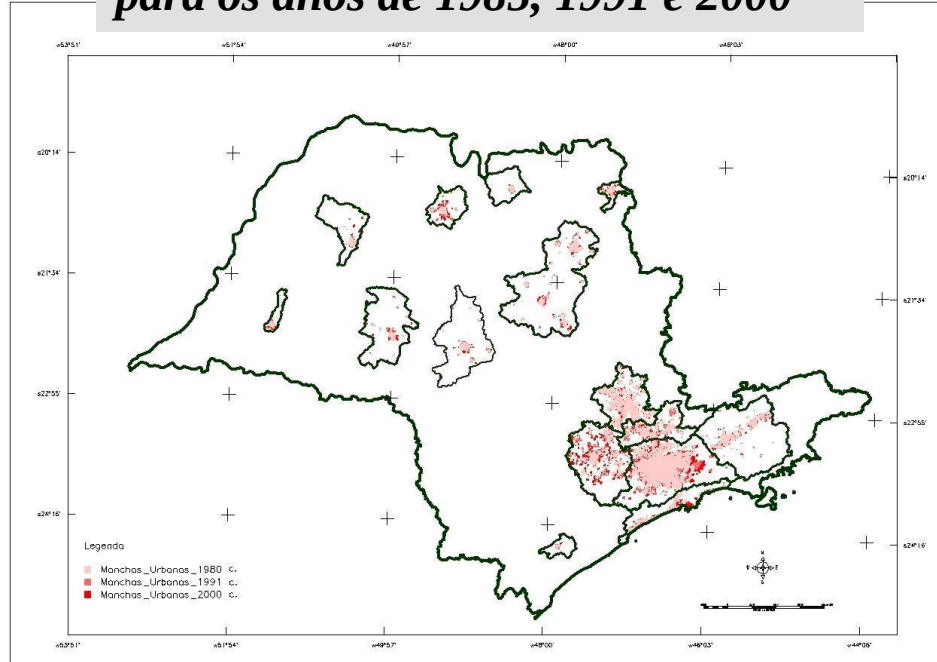
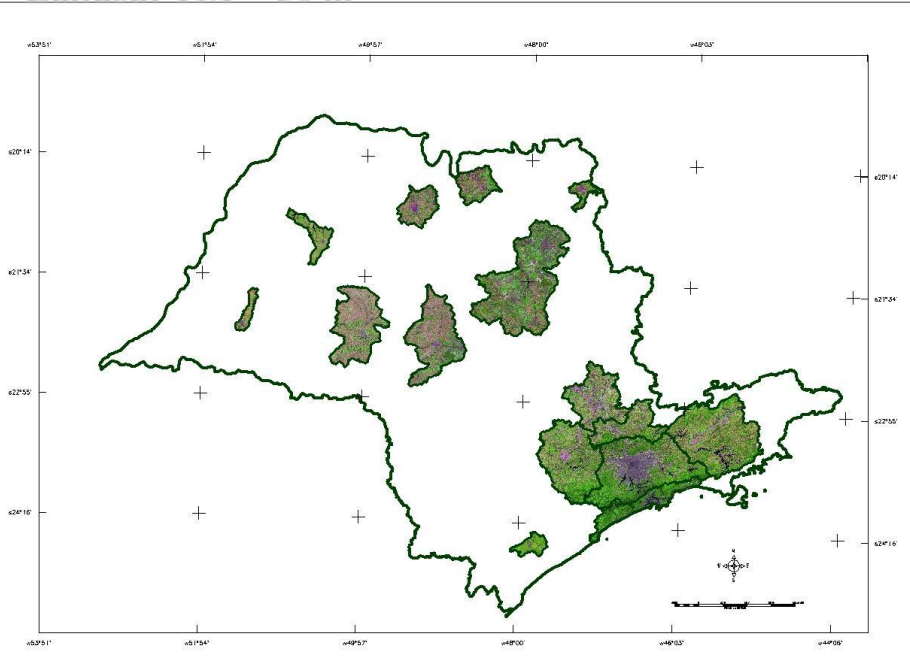
Fig. 4. Map of poverty levels for 2543 sub-national administrative units estimated based on satellite data-derived poverty index.

Urbanização Dispersa e Novas Formas de Tecido Urbano

Estudo de caso: Estado de São Paulo

Landsat TM – 30 m

Mapeamento das Áreas Urbanizadas para os anos de 1985, 1991 e 2000



✓ **Levantamento das áreas das Manchas urbanas**

✓ **Determinação da correlação entre População e área**

Correlação dos
municípios por Região de
Estudo

Correlação de todos os
Municípios

MÉTODO GLOBAL

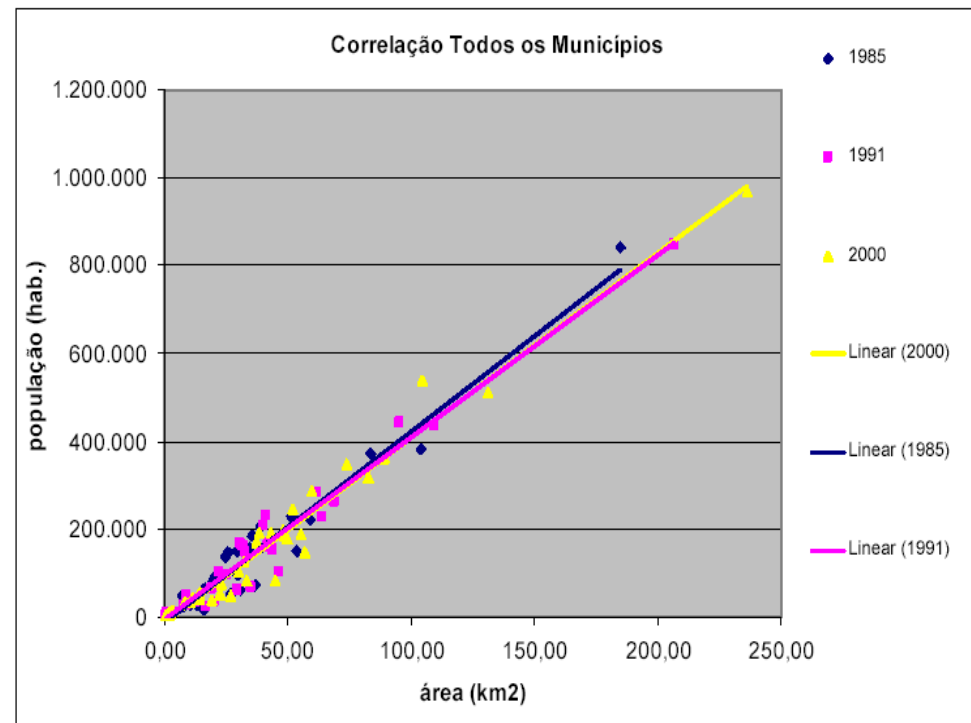


Correlação a partir do Mapeamento das Áreas Urbanizadas

	Índices de Correlação População x Área					
	1985		1991		2000	
	r^2	equação	r^2	equação	r^2	equação
Bauru	0,9997	$y=3675,6x$	0,9998	$y=3759,4x$	1	$y=3826,8x$
Campinas	0,9787	$y=4673,3x$	0,9819	$y=4200,4x$	0,9747	$y=4244,5x$
São José dos Campos	0,9901	$y=4580,9x$	0,9923	$y=4717,4x$	0,9902	$y=5019,8x$
Todos os Municípios	0,9564	$y=4339,2x$	0,961	$y=4141,3x$	0,965	$y=4203,9x$

Anos de 1985, 1991 e 2000

Com os dados Censitários IBGE



MÉTODO SEMIDETALHADO



Comparação das classificações a partir de dados de SR com diferentes resoluções espaciais

Gonçalves et al (2003)

Município de São José dos Campos



IKONOS 2 - referência terrestre (4m)

Classificações da área urbanizada

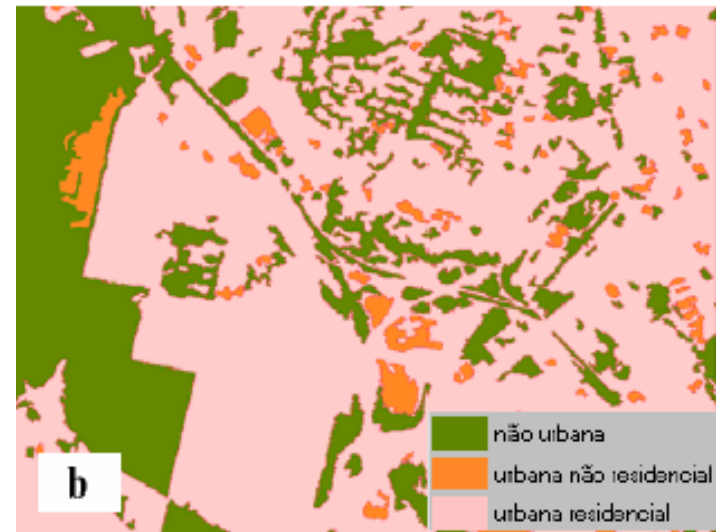
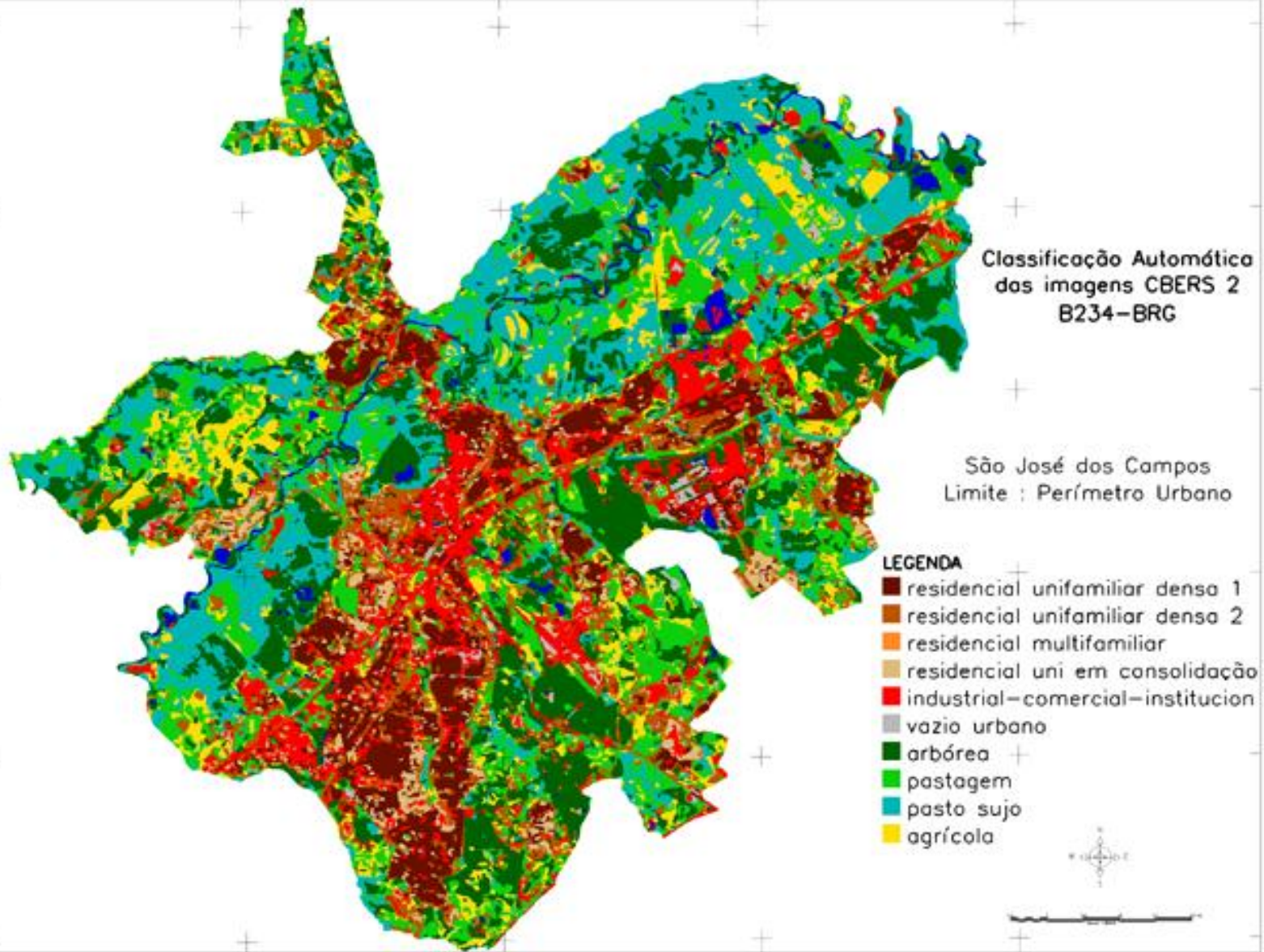


Imagem IRS (20m)



Imagem LANDSAT 2000 (30m)

MÉTODO SEMIDETALHADO



MÉTODO DETALHADO



Texturas encontradas nas imagens de Alta resolução Espacial - Delimitação de Zonas Residenciais Homogêneas quanto ao espaço residencial construído

Município de São José dos Campos



Gonçalves *et al.* (2004)



Contextualização

- Objetivo: avaliar a inferência de população a partir de dados de sensoriamento remoto orbital de alta resolução
- São José dos Campos – 539.313 habitantes, 532.717 urbana, 6.596 rural (Censo 2000)
 - Crescimento populacional em função do crescimento econômico industrial
- Base de Dados:
 - Imagem IKONOS-2 (2000), fusão multi-espectral (4 m) e pancromática (1 m), fotos aéreas para correção geométrica
 - Base de informação dos setores censitários + atributos para 77% da área urbana (cobertura imagens)
 - Estratificação em zonas residenciais unifamiliares homogêneas (ZRUFs)

Contextualização

- Estratificação em zonas residenciais unifamiliares homogêneas (ZRUFs)
 - relação entre uso residencial unifamiliar e padrão construtivo – condições sócio-econômicas e padrões de textura nas imagens
 - Interpretação visual, escala 1:10.000, chaves de interpretação
 - ZRUFs associadas às classes sócio-econômicas
 - para área urbana consolidada: alta, média, baixa e favela,
 - para área urbana não consolidada: expansão

MÉTODO DETALHADO



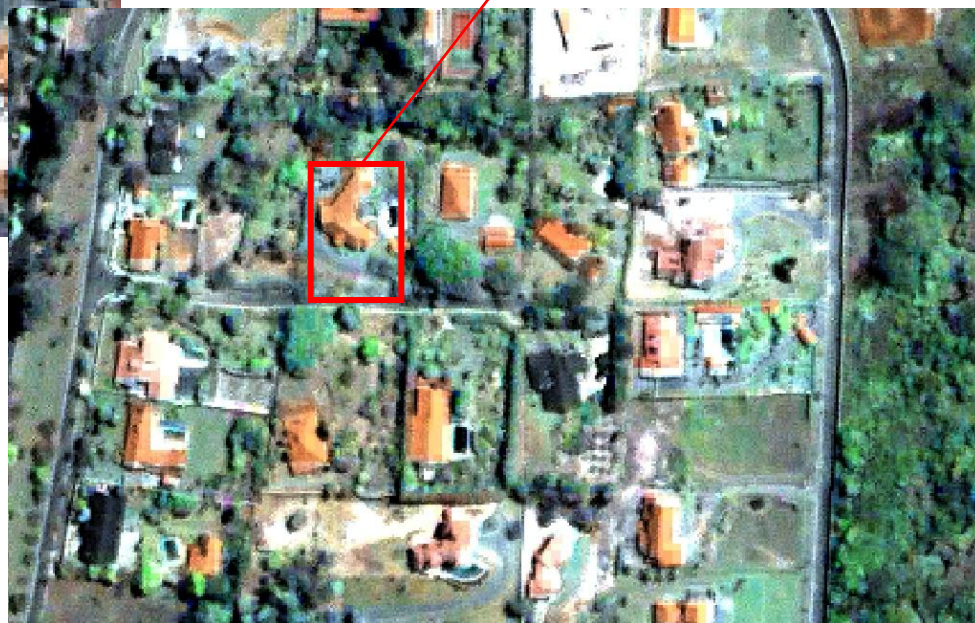
Estimativa populacional por meio de Delimitação de Zonas Residenciais Homogêneas

Tamanho do lote

125m²



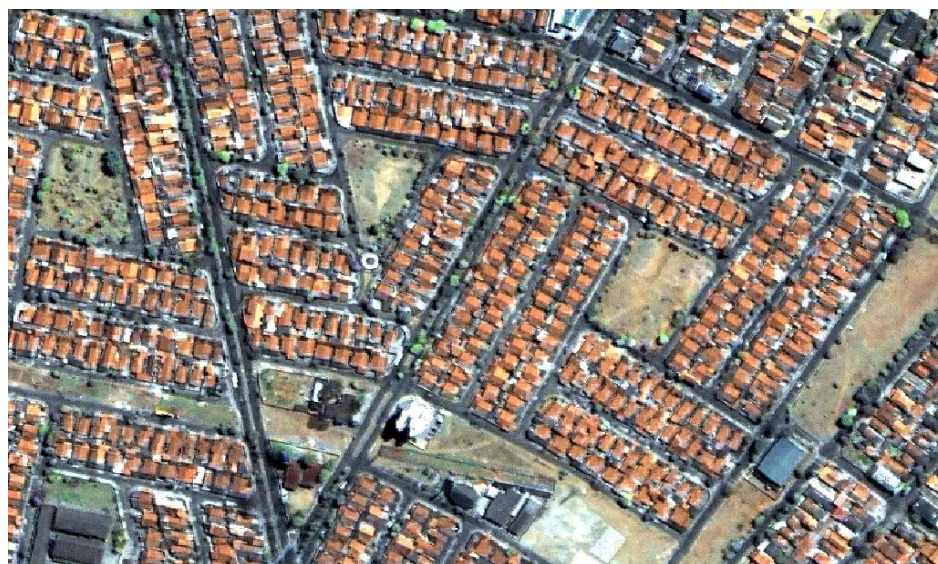
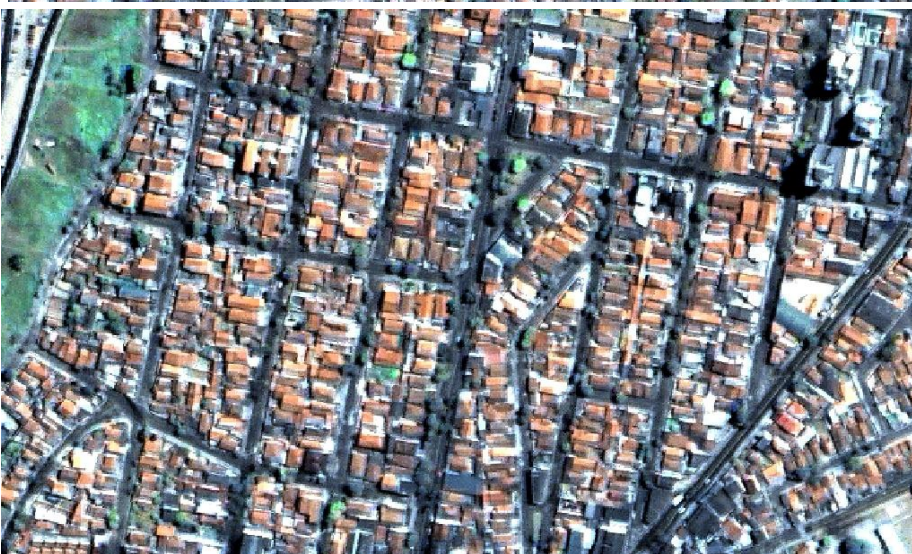
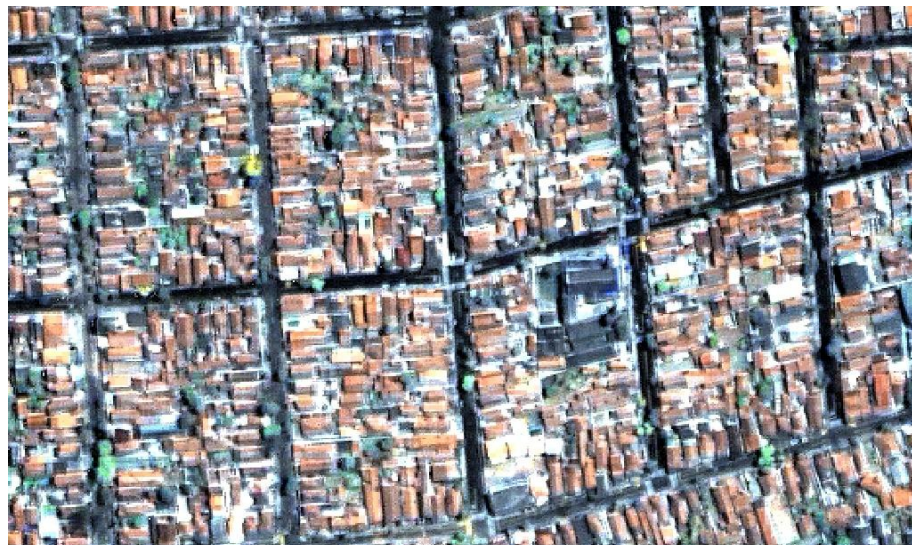
1500m²



MÉTODO DETALHADO



Estimativa populacional por meio de Delimitação de Zonas Residenciais Homogêneas
Organização das quadras e lotes



Estimativa populacional por meio de Delimitação de Zonas Residenciais Homogêneas

Arborização das ruas e lotes



MÉTODO DETALHADO



Estimativa populacional por meio de Delimitação de Zonas Residenciais Homogêneas

Densidade residencial

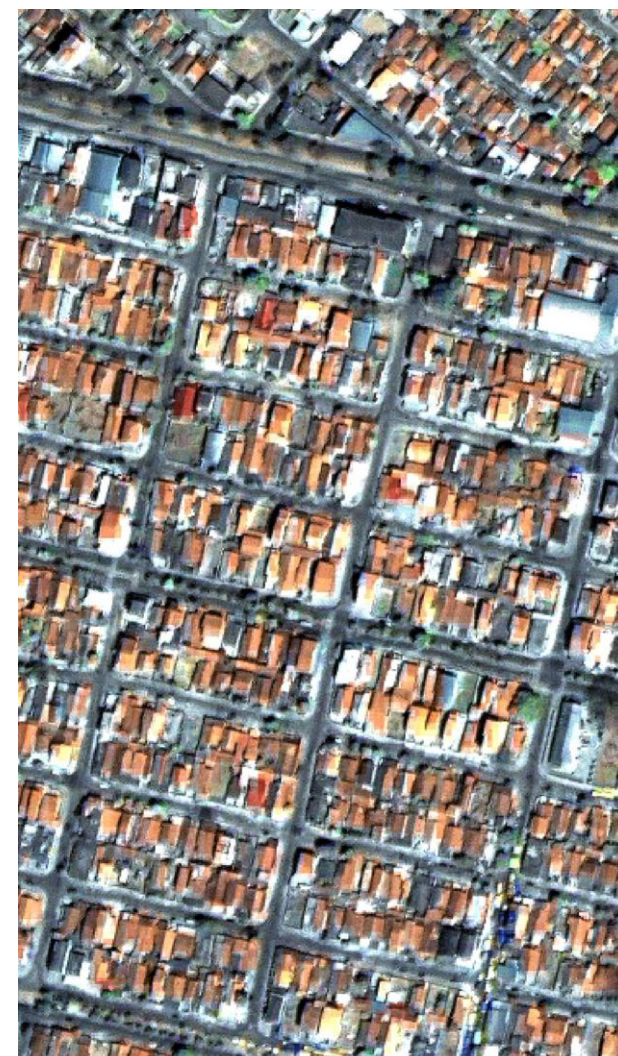
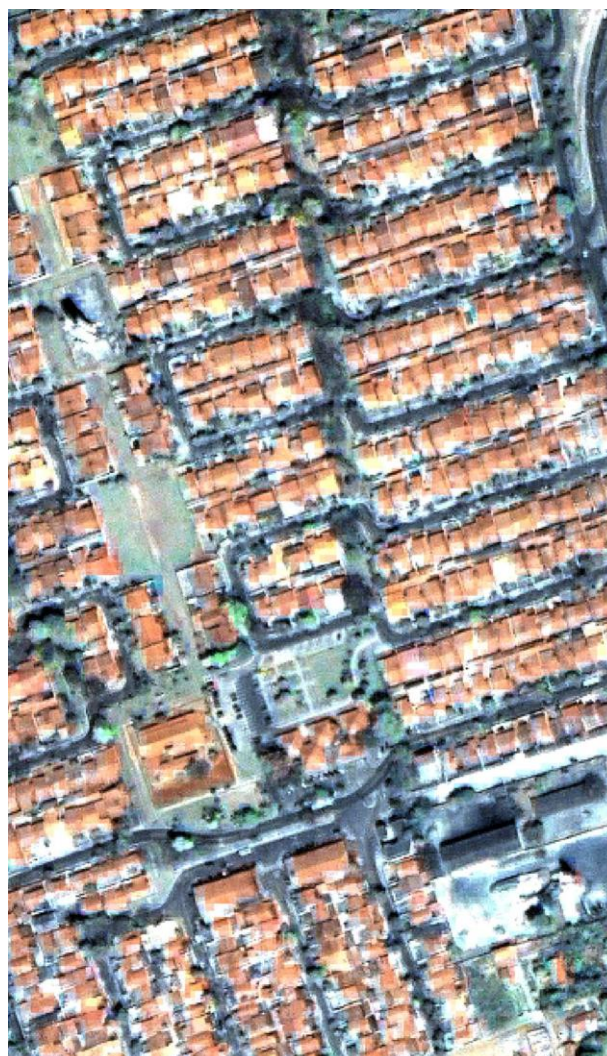
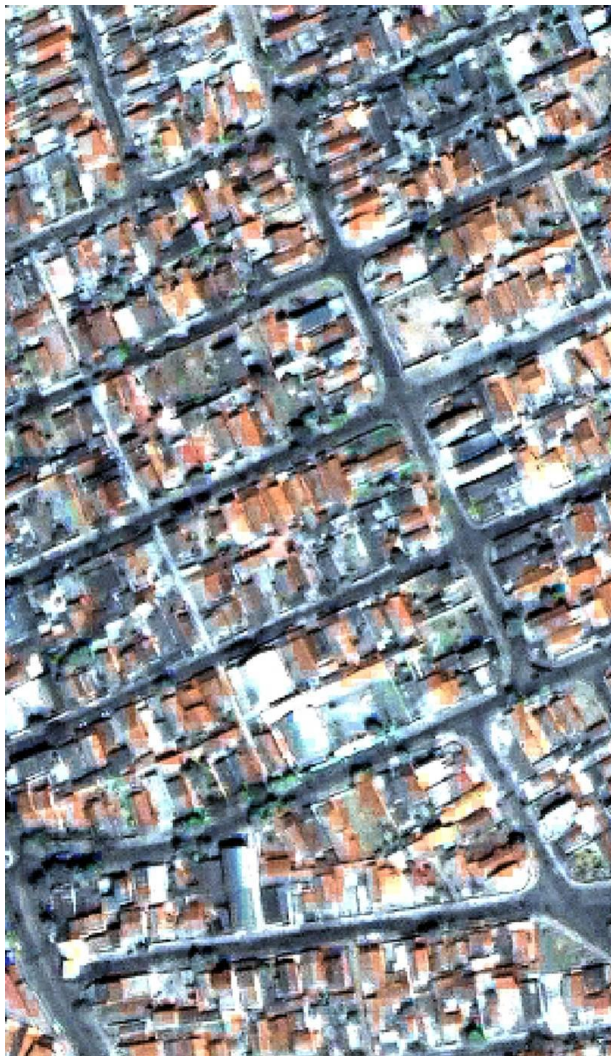


MÉTODO DETALHADO



Estimativa populacional por meio de Delimitação de Zonas Residenciais Homogêneas

Homogeneidade dos materiais dos telhados



Estimativa populacional por meio de Delimitação de Zonas Residenciais Homogêneas

- Classificação e subdivisões:



Alta 1



Média 3



Baixa 1



Favela



Alta 2



Média 4



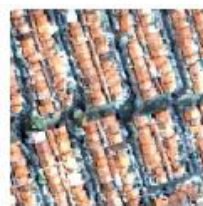
Baixa 2



Expansão 1



Média 1



Média 5



Baixa 3



Expansão 2



Média 2



Média 6



Baixa 4



Expansão 3

Estimativa populacional por meio de Delimitação de Zonas Residenciais Homogêneas

- **Classificação e subdivisões - exemplos:**

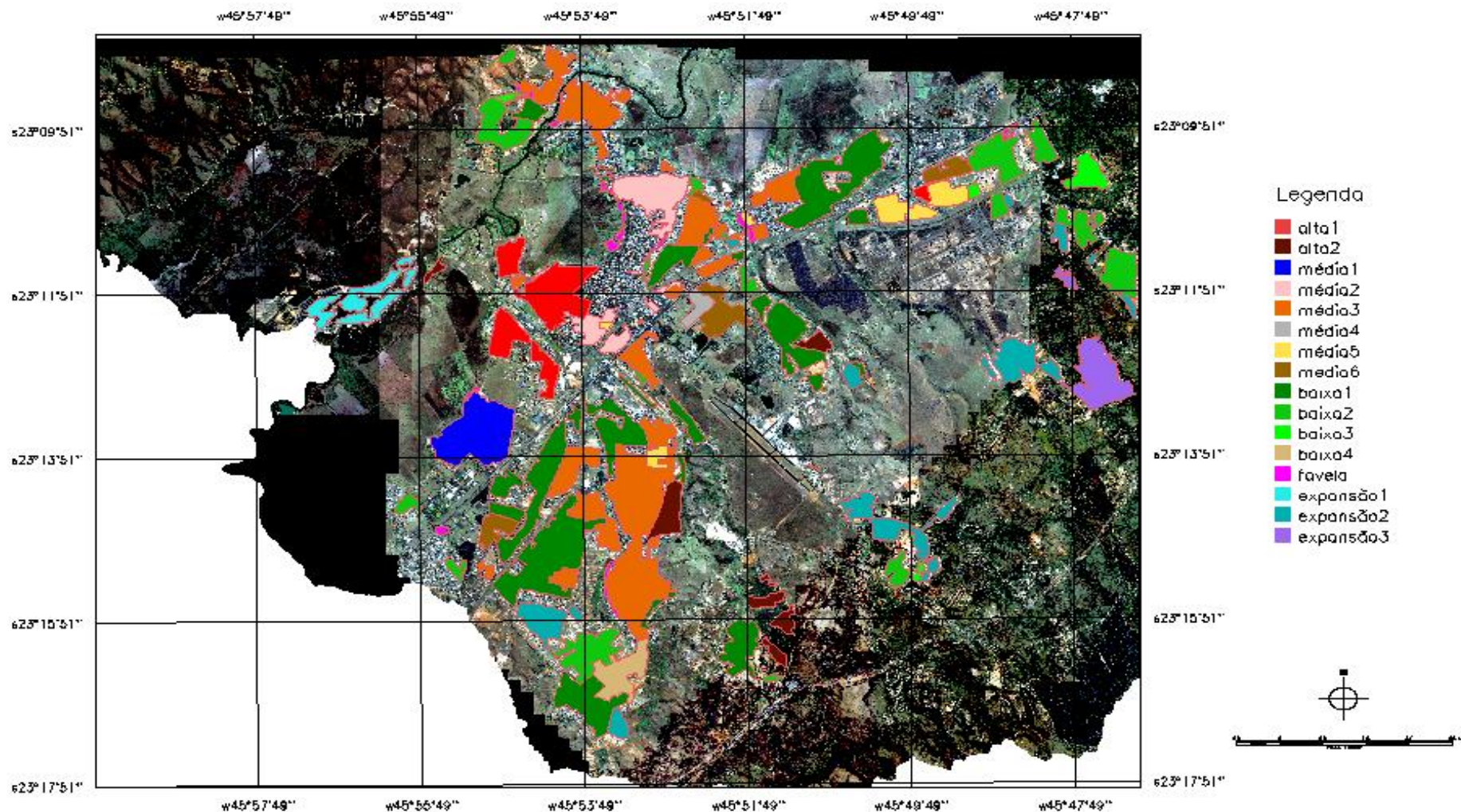
Alta 1 - Próxima do centro / lotes e quadras bem definidos / arborização urbana de grande porte / presença de áreas verdes intralotes / lotes inteiros (12x30m ou maiores) / um domicílio por lote com construções secundárias, incluindo piscinas / recuos laterais e de fundos identificáveis na imagem / predomínio de cobertura cerâmica.

Média 1 - Localização específica em uma região da cidade / lotes e quadras padronizados / arborização urbana de pequeno porte / predominância de lotes inteiros (10x25m) / taxa de ocupação alta, sendo os lotes quase totalmente construídos, mas com predomínio de uma única unidade por lote / predominância de telhados cerâmicos (ocupação nova).

BAIXA 1-Lotes e quadras padronizados/em áreas de ocupação antiga há arborização urbana; nas mais recentes, há áreas criadas para tal;vegetação intralote ausente/porcentagens equivalentes de lotes inteiros (10x25m) e meios lotes (5x25m)/alta taxa de ocupação e ausência de recuos obrigatórios devido à presença de coabitação/coberturas predominantemente cerâmicas.

Expansão 1 -Área urbana não-consolidada, com características de ocupação tipo classe média alta. Lotes (12x30m) e quadras padronizados/vegetação urbana de pequeno porte ou inexistente (loteamentos novos)/um domicílio por lote com construções secundárias, incluindo piscinas/coberturas bastante variadas (grande diferença na resposta espectral)/classe presente em única localização da cidade (distante do centro e com relevo pouco acidentado).

MÉTODO DETALHADO



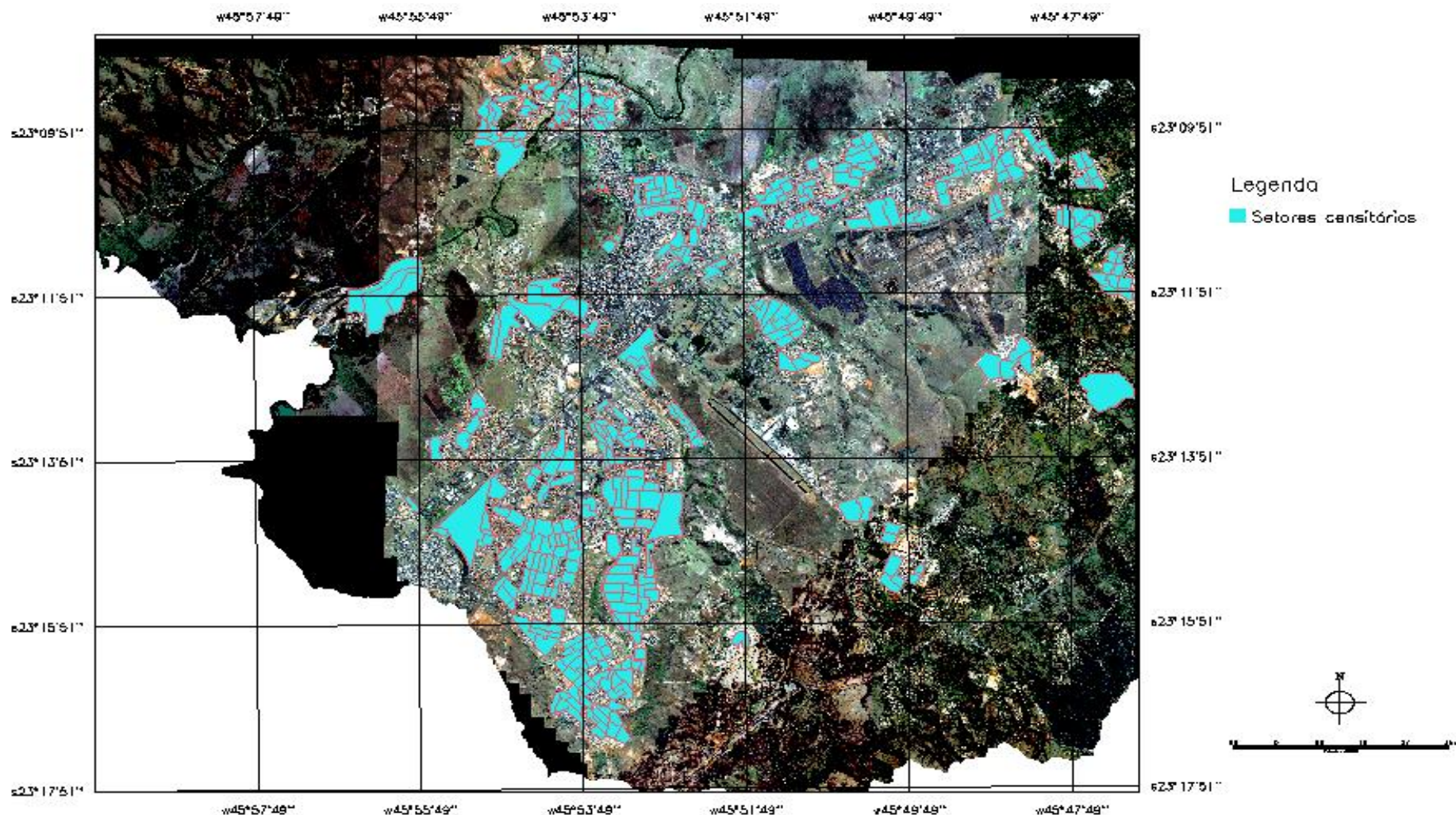
Procedimentos

- Base de dados amostrais:
 - Setores censitários pertencentes a uma única ZRUFs (sobreposição de mapas)
 - 328 setores homogêneos (classe socioeconômica) de referência
- Seleção das amostras:
 - para inferência da população foram escolhidos 24 setores representativos do universo amostral,
 - centro de massa das ZRUFs e atributos dos setores – *núm. méd. moradores/dom; renda média responsável; méd. anos estudo responsável e núm. méd. banheiros/dom.*
- Chaves de interpretação unidades domiciliares
 - definidas por critérios de localização, organização, áreas verdes, características de construção, etc.

MÉTODO DETALHADO



Setores censitários utilizados, sobrepostos as imagens e Zonas Homogêneas

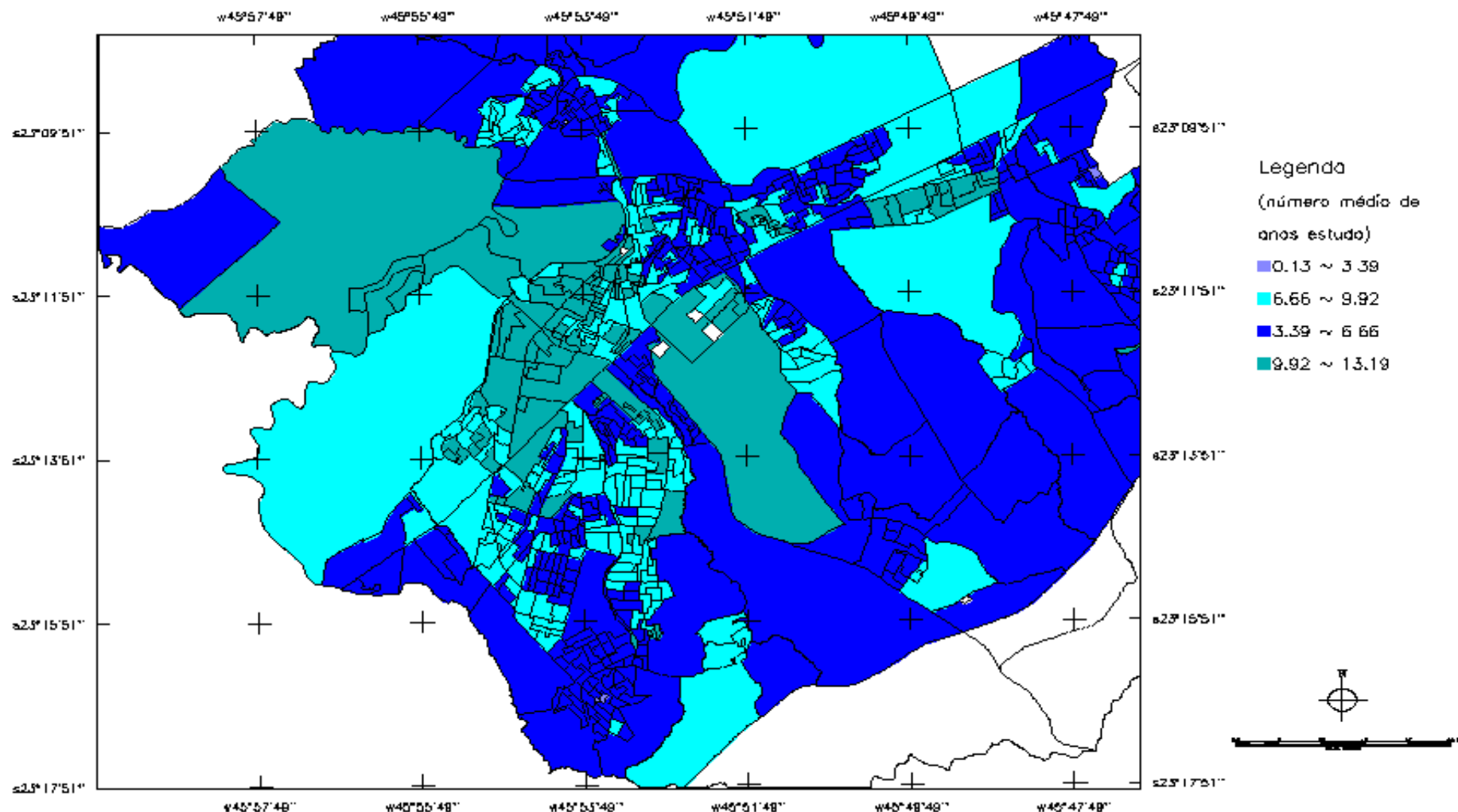


Base de dados amostrais: Setores censitários pertencentes a uma única ZRUFs (sobreposição) – 328 setores homogêneos (classe socioeconômica) de referência

MÉTODO DETALHADO



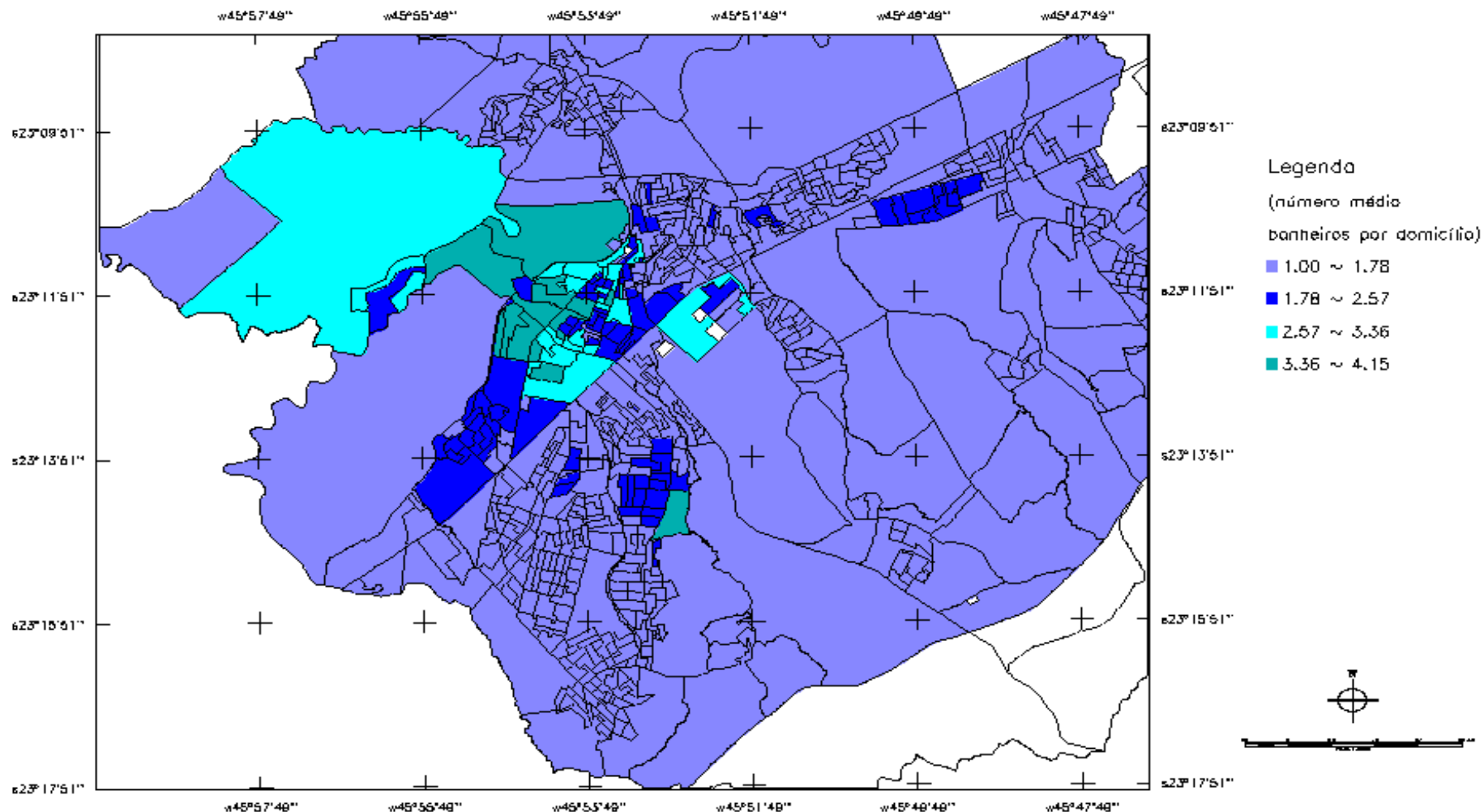
Distribuição espacial dos dados socioeconômicos a fim de se realizar a seleção das amostras (Setores censitários a serem utilizados na inferência populacional)



MÉTODO DETALHADO

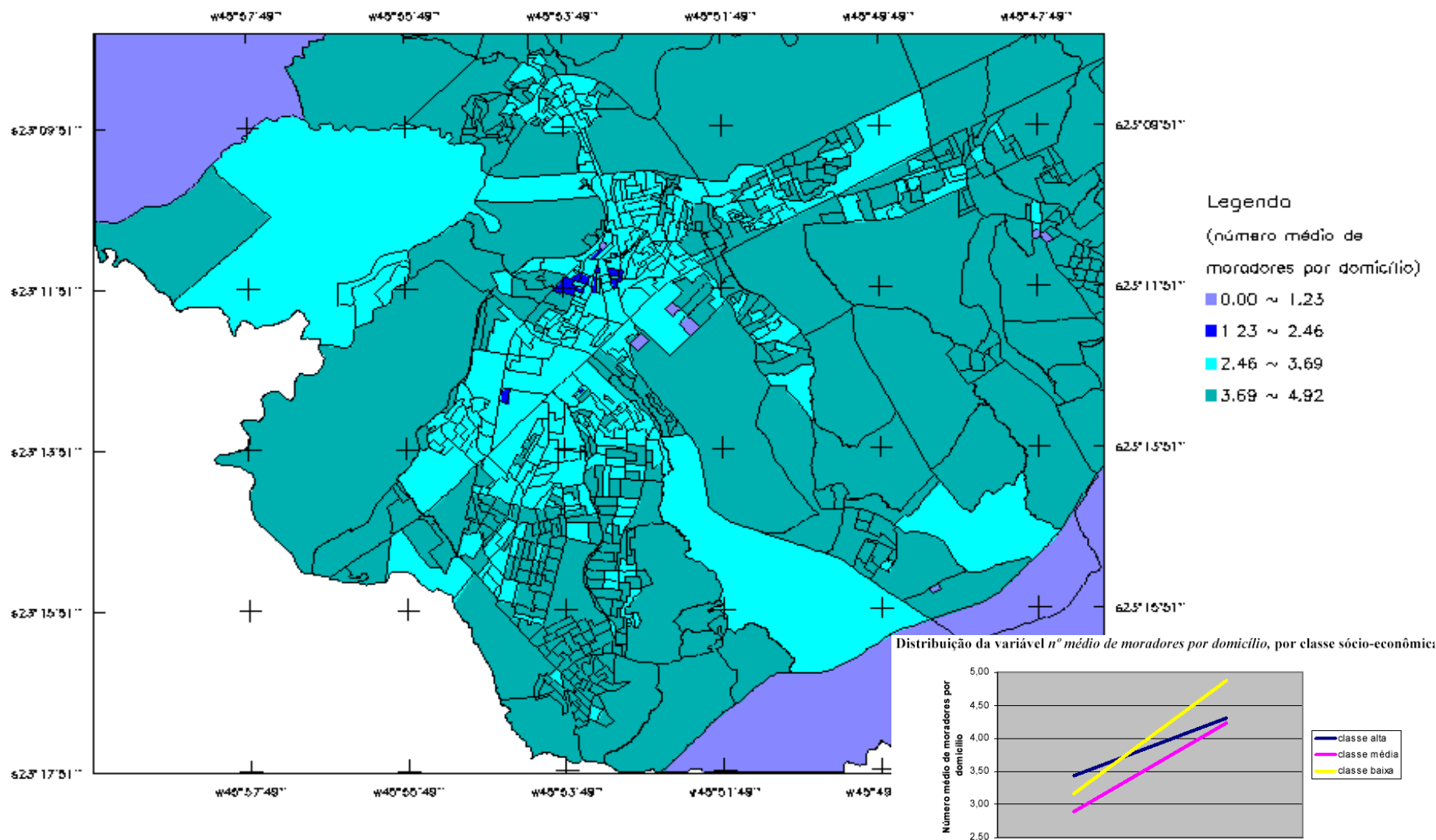


Distribuição espacial dos dados socioeconômicos a fim de se realizar a seleção das amostras (Setores censitários a serem utilizados na inferência populacional)



MÉTODO DETALHADO

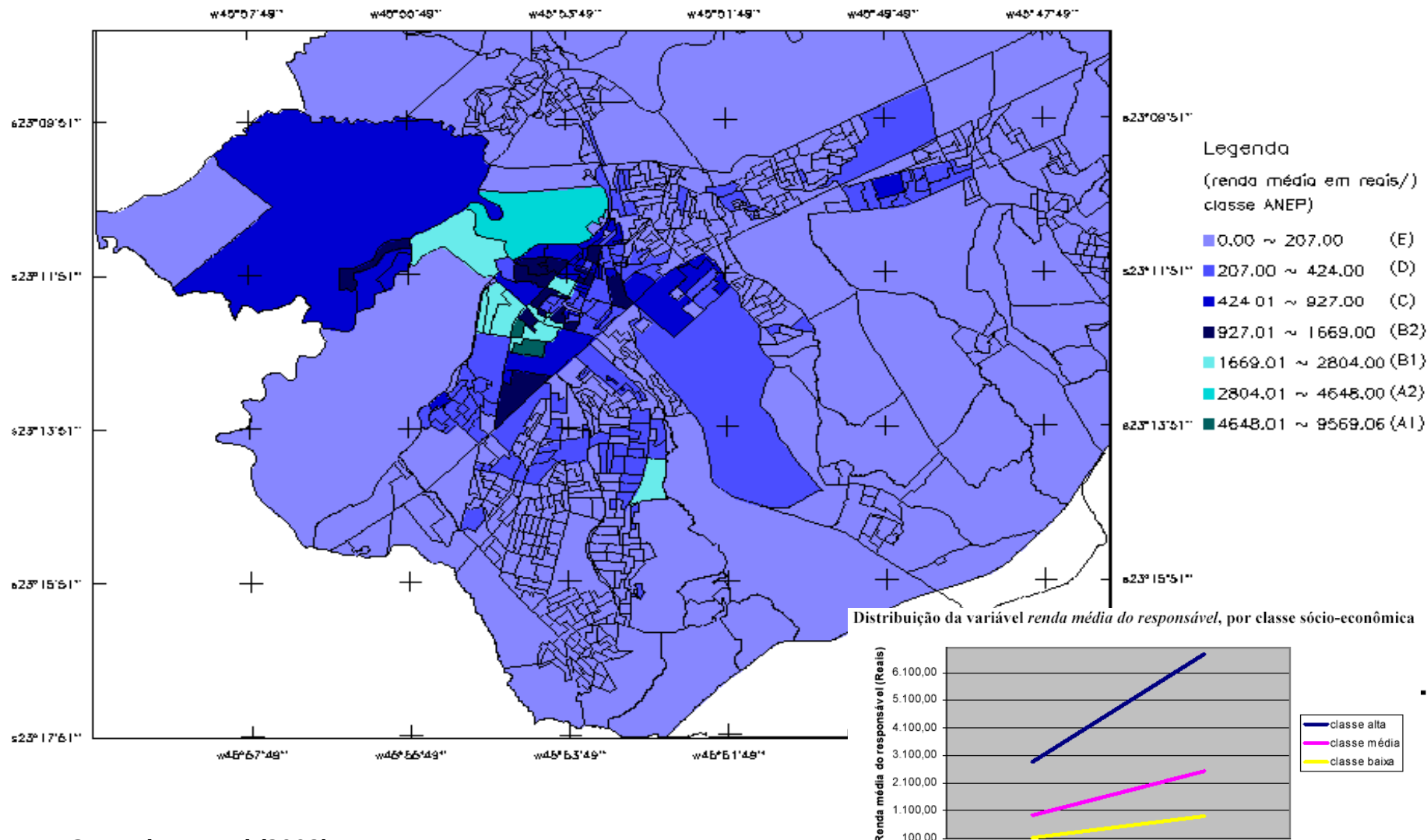
Distribuição espacial dos dados socioeconômicos a fim de se realizar a seleção das amostras (Setores censitários a serem utilizados na inferência populacional)



MÉTODO DETALHADO



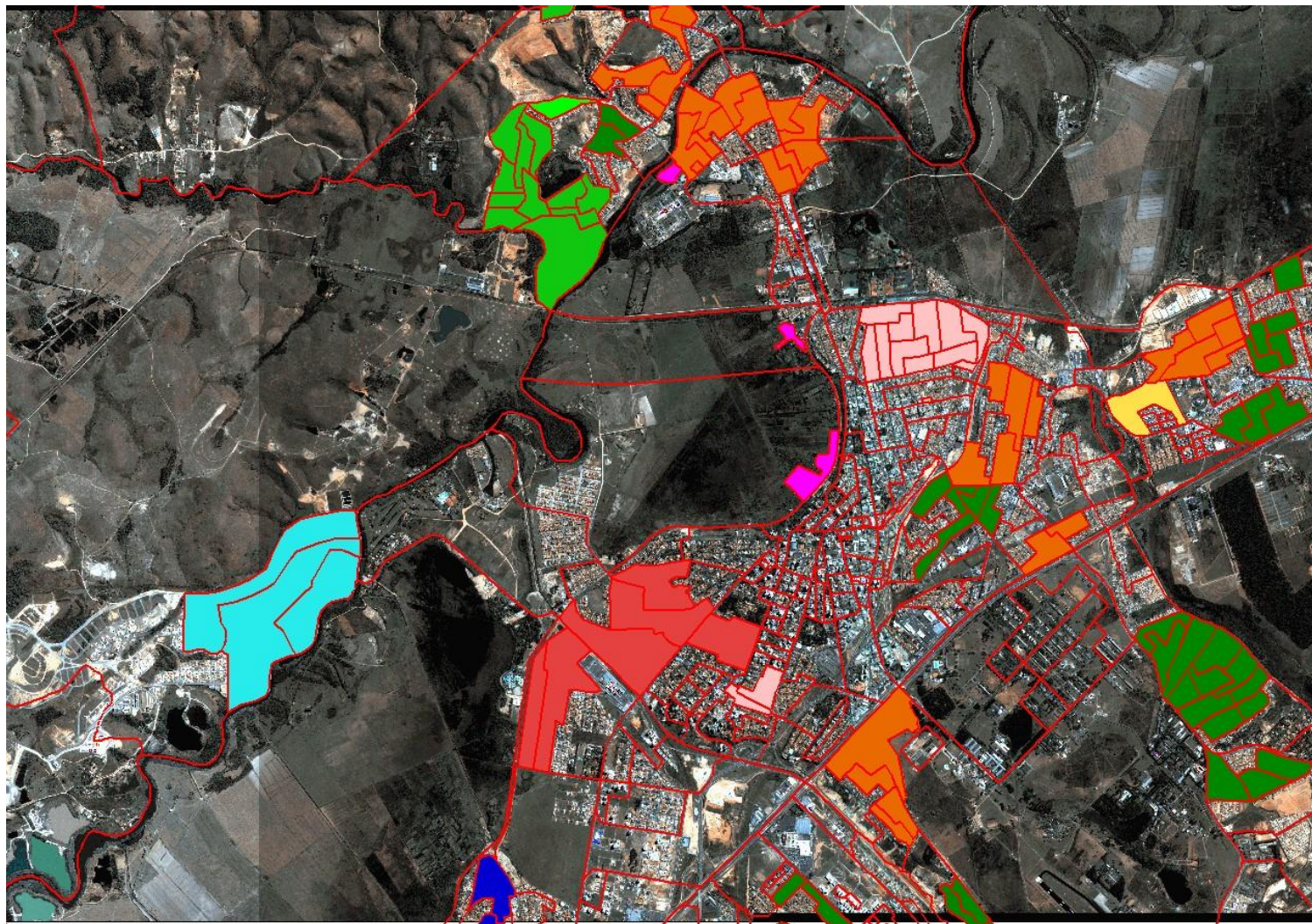
Distribuição espacial dos dados socioeconômicos a fim de se realizar a seleção das amostras (Setores censitários a serem utilizados na inferência populacional)



MÉTODO DETALHADO



Setores Censitários Amostrais selecionados



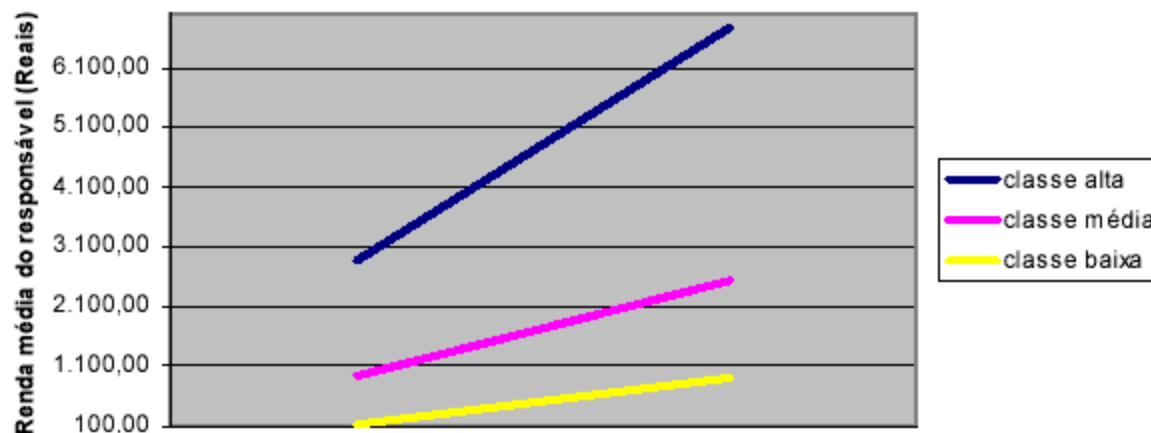
Seleção das amostras: para inferência da população foram escolhidos 24 setores representativos do universo amostral, centro de massa das ZRUFs e atributos dos setores – *núm. méd. moradores/dom; renda média responsável; méd. anos estudo responsável e núm. méd. banheiros/dom.*

Inferência e Análise

- Identificação das unidades domiciliares:
 - para todos os 24 setores selecionados – contagem de domicílios ocupados
- Inferência de população:
 - População setor = n. de domicílios * n. médio de residentes por domicílio
- Precisão da estimativa de população: correlação entre população IBGE 2000 e a estimativa IKONOS. Erros de omissão e inclusão:
 - Erro de Estimativa =
$$\frac{(\text{População IBGE} - \text{População IKONOS})}{\text{População IBGE}}$$

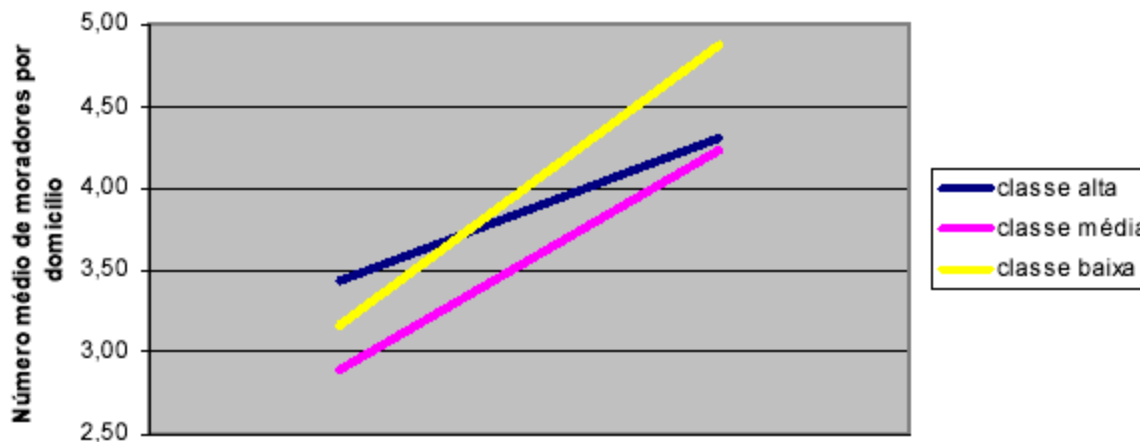
Resultados

Distribuição da variável *renda média do responsável*, por classe sócio-econômica



- Correlação entre média de salários e padrão de ocupação (SR)

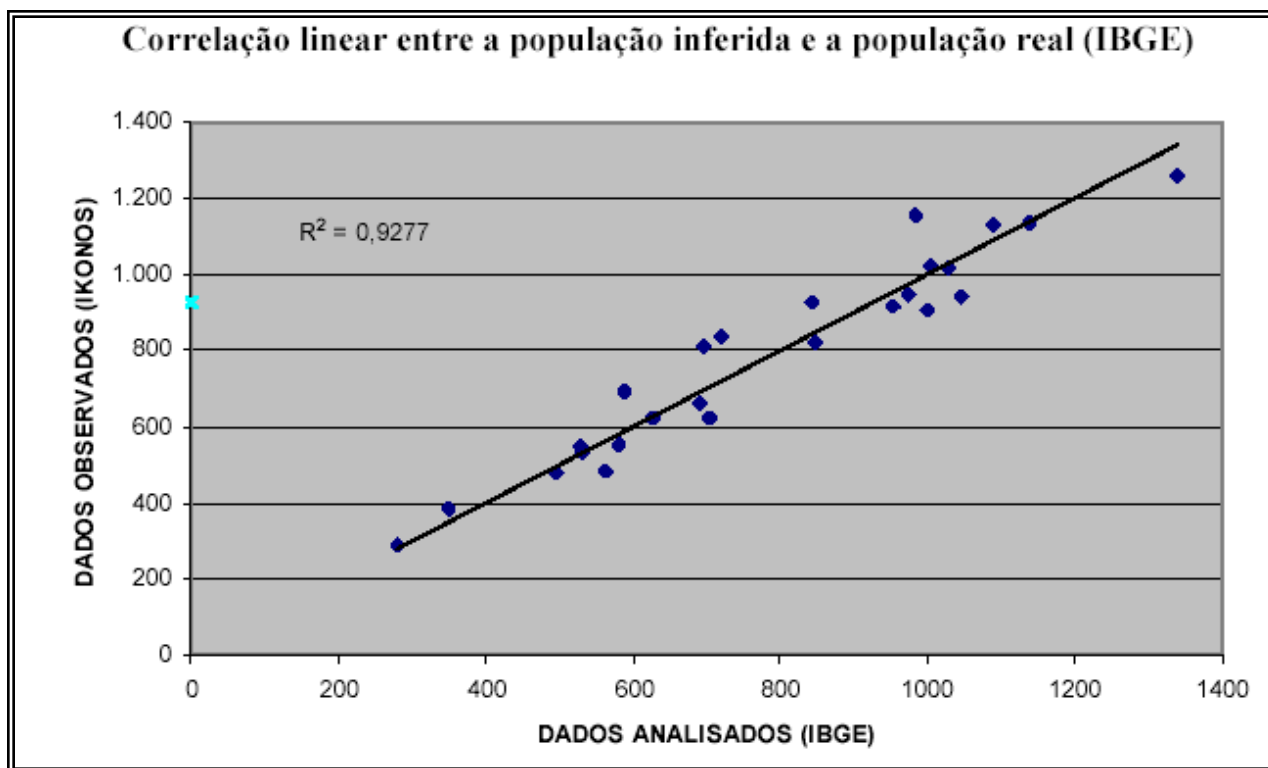
Distribuição da variável *nº médio de moradores por domicílio*, por classe sócio-econômica



- Maior superposição de classes - número médio de moradores por domicílio

Inferência de população:

População setor = n. de domicílios * n. médio de residentes por domicílio



Erro médio de inferência da população: intervalo de $0,41 \pm 4,51$ %, com 99% de confiança

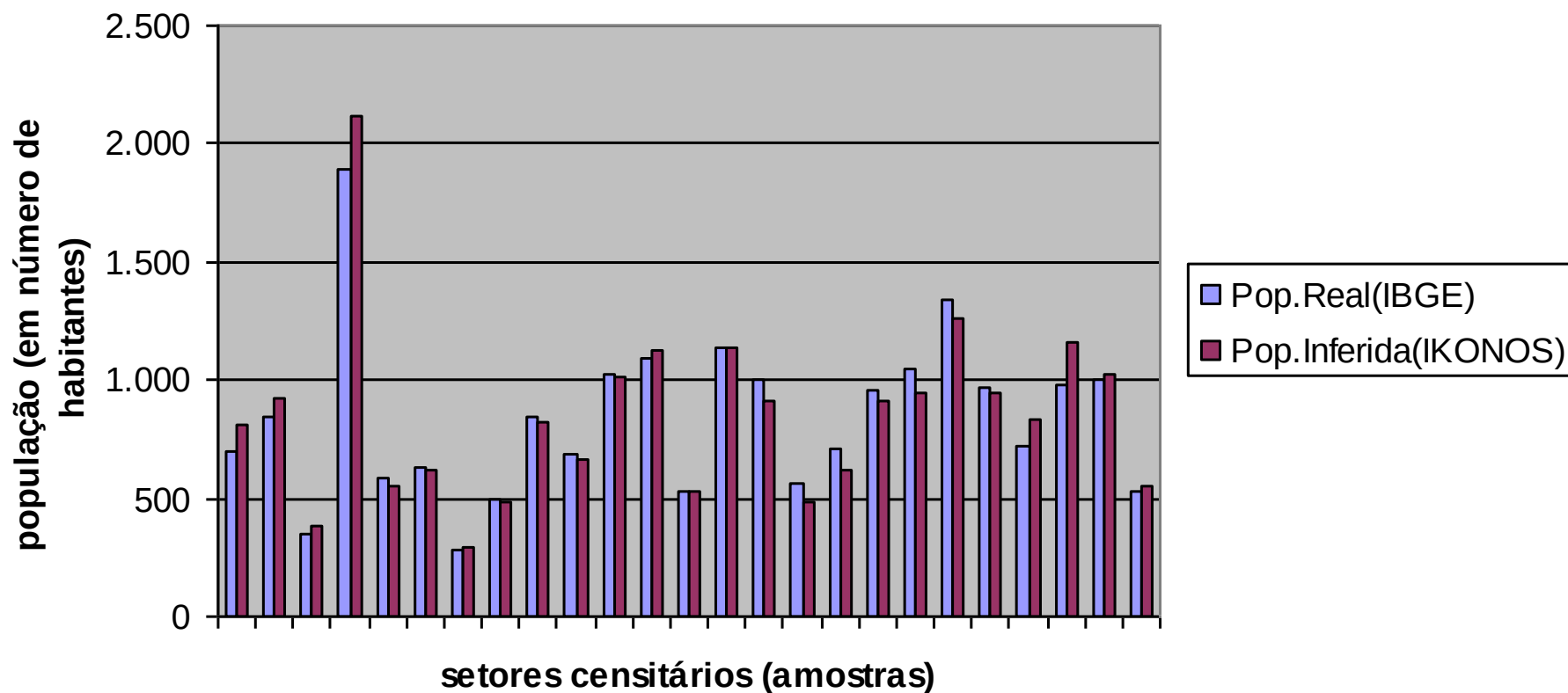
24 setores censitários, erro médio de inferência populacional de **+0,41%**, e **desvio padrão de 8,58**

Dados populacionais inferidos semelhantes aos dados populacionais do Censo Demográfico ("t" de Student, 99% d.f.)

MÉTODO DETALHADO

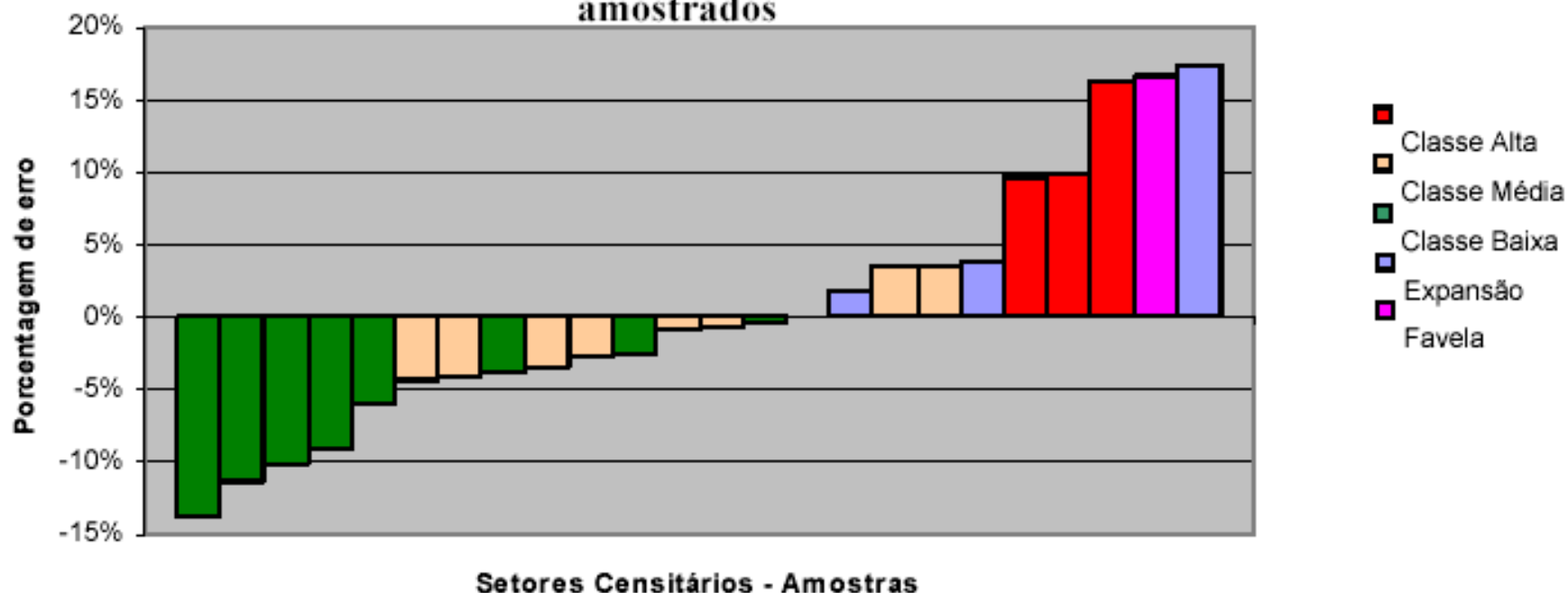


Relação entre a população inferida e a referência (IBGE)



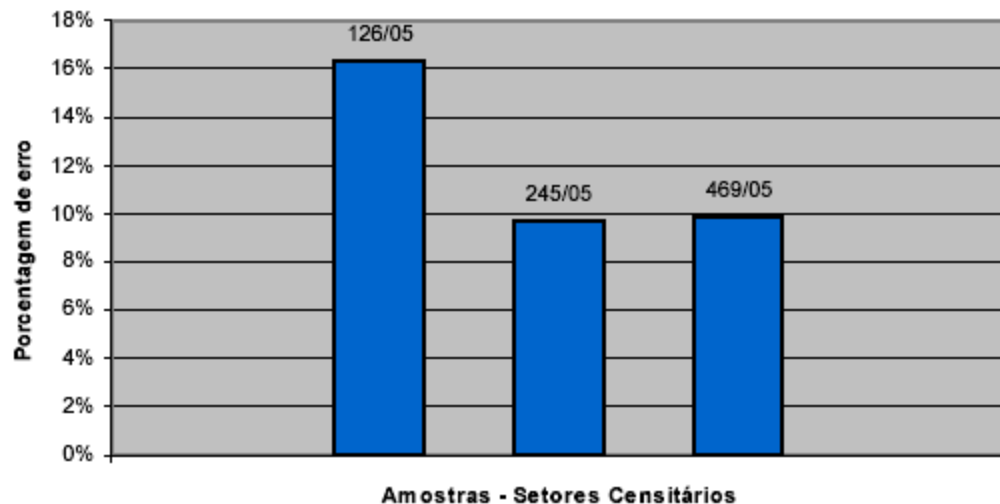
Resultados

Variação de erros na estimativa da população associada aos setores censitários amostrados

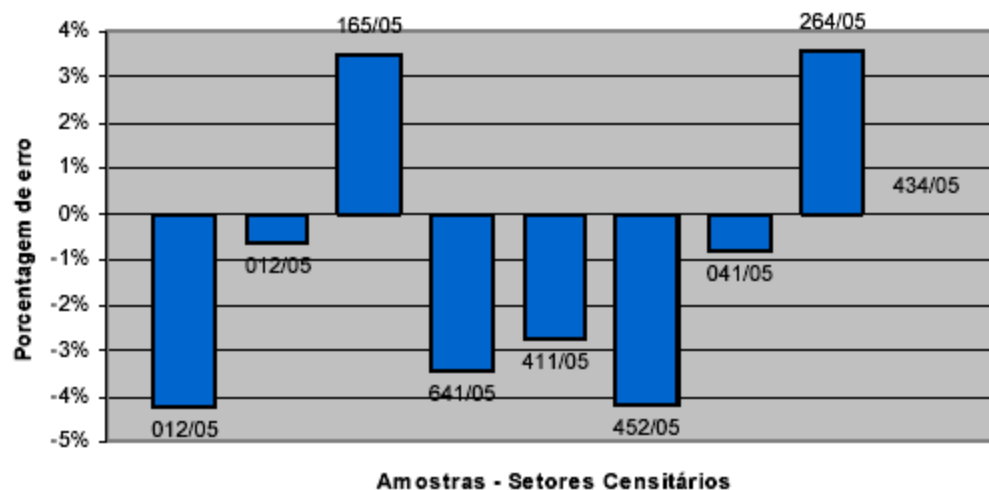


Resultados – Erros/amostra

Varição de erros na estimativa da população associada à Classe Alta

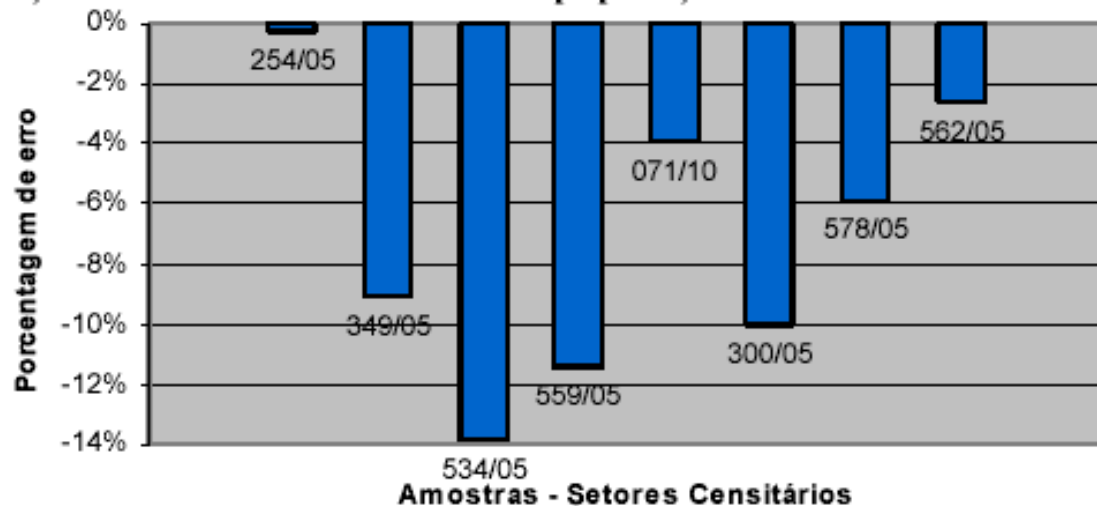


Varição de erros na estimativa da população associada à Classe Média

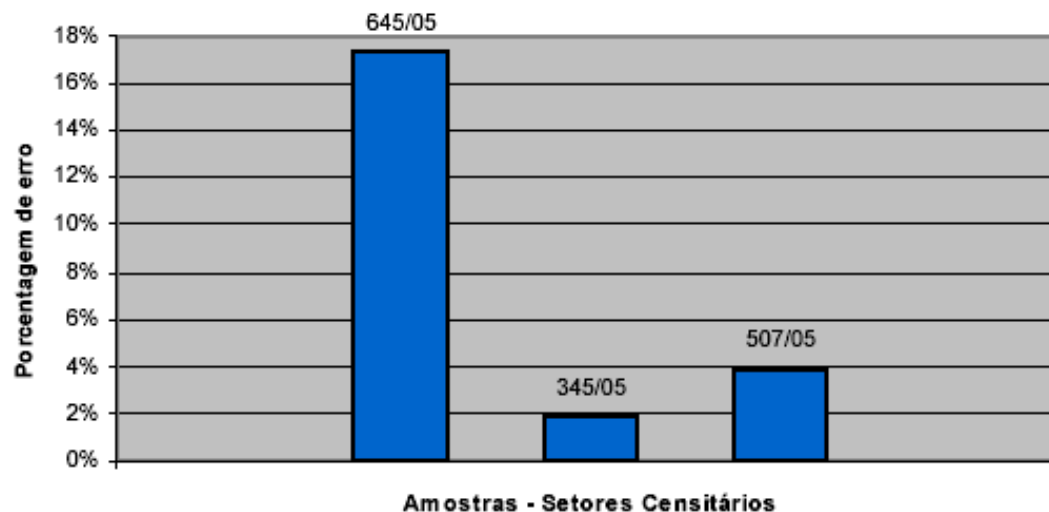


Resultados – Erros/amostra

Varição de erros na estimativa da população associada à Classe Baixa



Varição de erros de estimativa da população associada a áreas não consolidadas



Considerações

- Erro médio de inferência da população - intervalo de $0,41 \pm 4,51$ %, com 99% de confiança
 - 24 setores censitários, erro médio de inferência populacional de +0,41%, e desvio padrão de 8,58
- Dados populacionais inferidos semelhantes aos dados populacionais do Censo Demográfico (teste “t” de Student, 99% d.f.)
- Viabilidade do uso de imagens orbitais de alta resolução espacial para a estimativa de dados populacionais a partir do método detalhado, em períodos intercensitários.
- Dados úteis para auxiliar a delimitação e definição dos setores censitários para a realização dos censos demográficos decenais, o que aumentaria a precisão dos dados levantados pelos recenseadores.



Delimitação de Zonas Residenciais Homogêneas

Automatizado - regras de classificação

Classes de uso nas quadras

LEGENDA

- Quadras
- não residencial
- residencial
 - alta
 - alta 1
 - alta 2
 - baixa 1
 - baixa 2
- favela
- média 1
- média 2
- multi 1
- multi 2
- Ruas

Souza et. al, 2009

Inferência Populacional - Estimativas

Regressão Iterada

Regressão Estatística Espacial

Estimando Populações

Estimação da população dos setores censitários de Belo Horizonte usando imagens de satélite

- Censo Demográfico (IBGE)
 - a cada 10 anos.
- Contagem Populacional :
 - entre dois censos.
- Projeções demográficas.



Estimando Populações



- Modelo de regressão linear

Reflectâncias nas bandas do sensor

$$P = \beta_0 + \beta_1 R_1 + \beta_2 R_2 + \dots + \beta_7 R_7 + \varepsilon$$

População

Setores Censitários (Harvey, 2002a)

- Duas abordagens

Pixels (Harvey, 2002b)

Modelo de Regressão por Pixels



- Problema: não existem dados de população associados aos pixels e sim aos setores censitários.
- Solução (Harvey, 2002b): regressão iterada
- Idéia da regressão iterada : redistribuir a população do setor em seus pixels através de sucessivas regressões.

Regressão Iterada



População redistribuída igualmente no setor censitário:

- População pixel i = Pop setor / n. pixels
- Modelo de regressão ajustado e as estimativas de população são calculadas (P_i – estimado);
- Para cada setor, as estimativas são corrigidas de modo que a população total do setor se mantenha igual ao valor conhecido

$$\bar{r} = \frac{\sum_{i=1}^n (p_i - p_{i(\text{estim})})}{n}$$

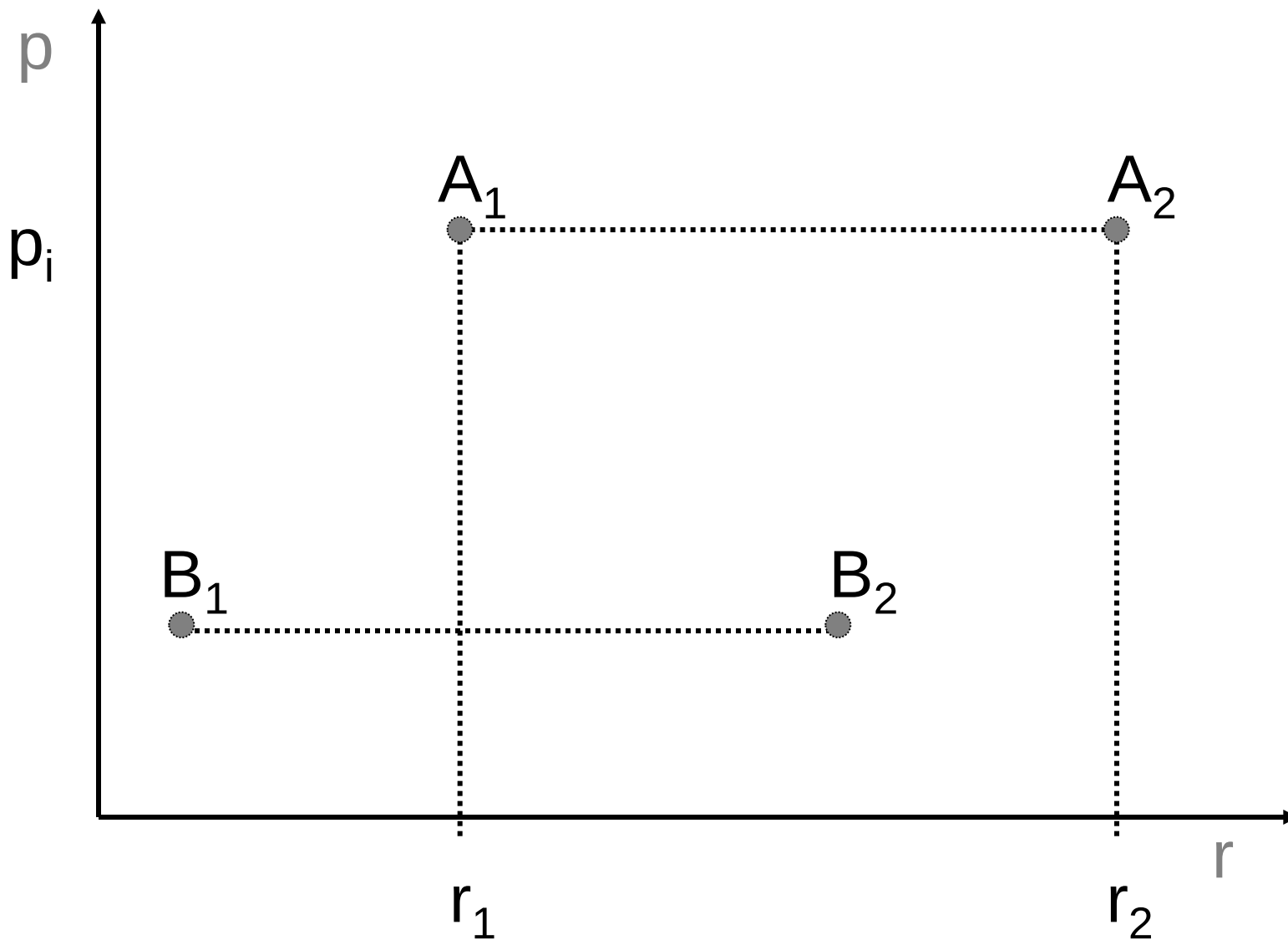
$$p_{i(\text{ajust})} = p_{i(\text{estim})} + \bar{r}$$

$\bar{r}$ é a média dos resíduos em cada setor.

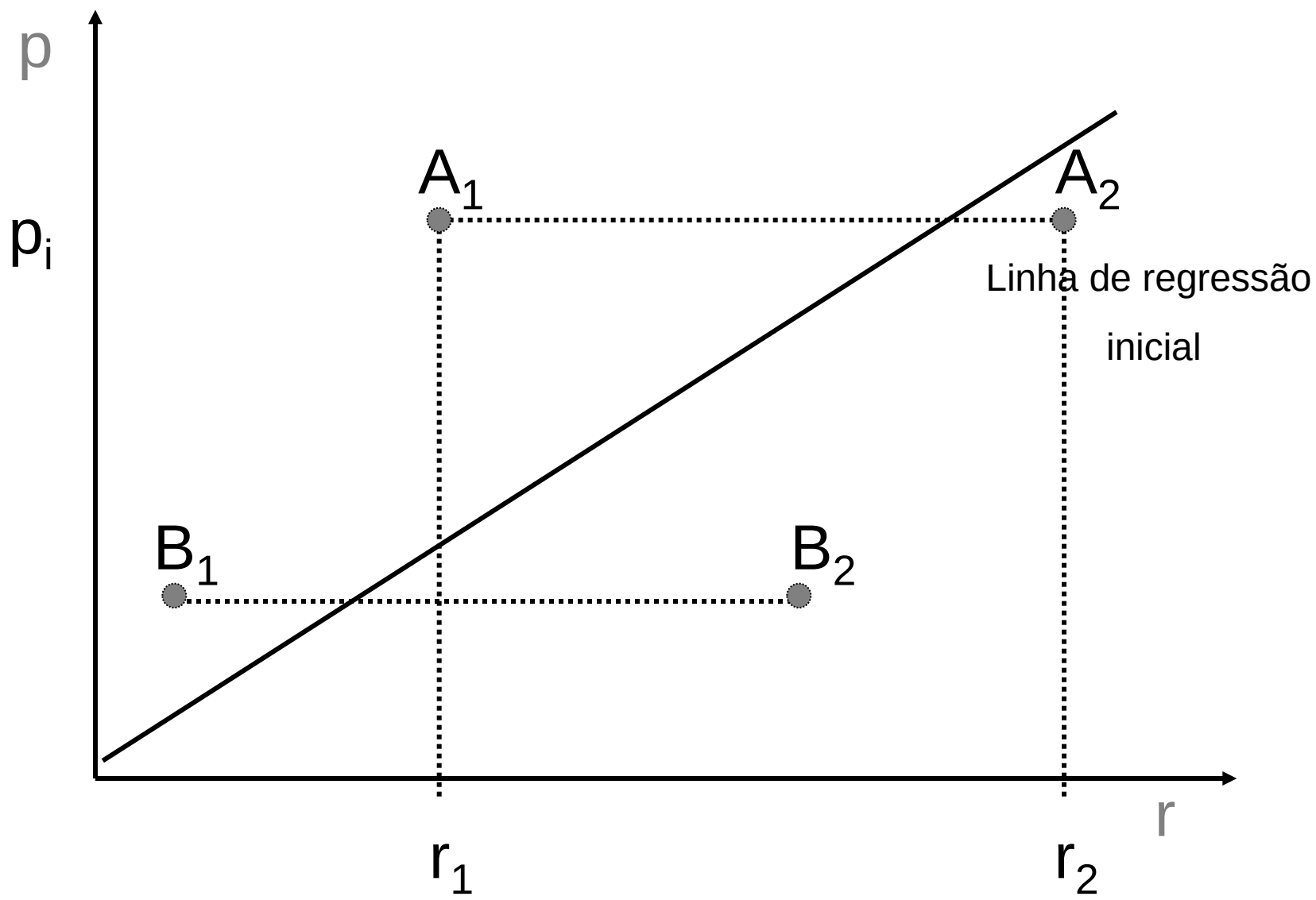
Regressão Iterada

- Ou seja, a população ajustada para o píxel i é:
 - População ajustada pixel i = Pop est pixel i + média dos resíduos do setor.
- Na próxima iteração, os valores ajustados substituem as estimativas iniciais de população, e a regressão roda novamente
- O procedimento pára quando o incremento no valor de coeficiente de determinação (R^2) passa a ser muito pequeno;
- A última equação é utilizada para fazer as estimativas de população.

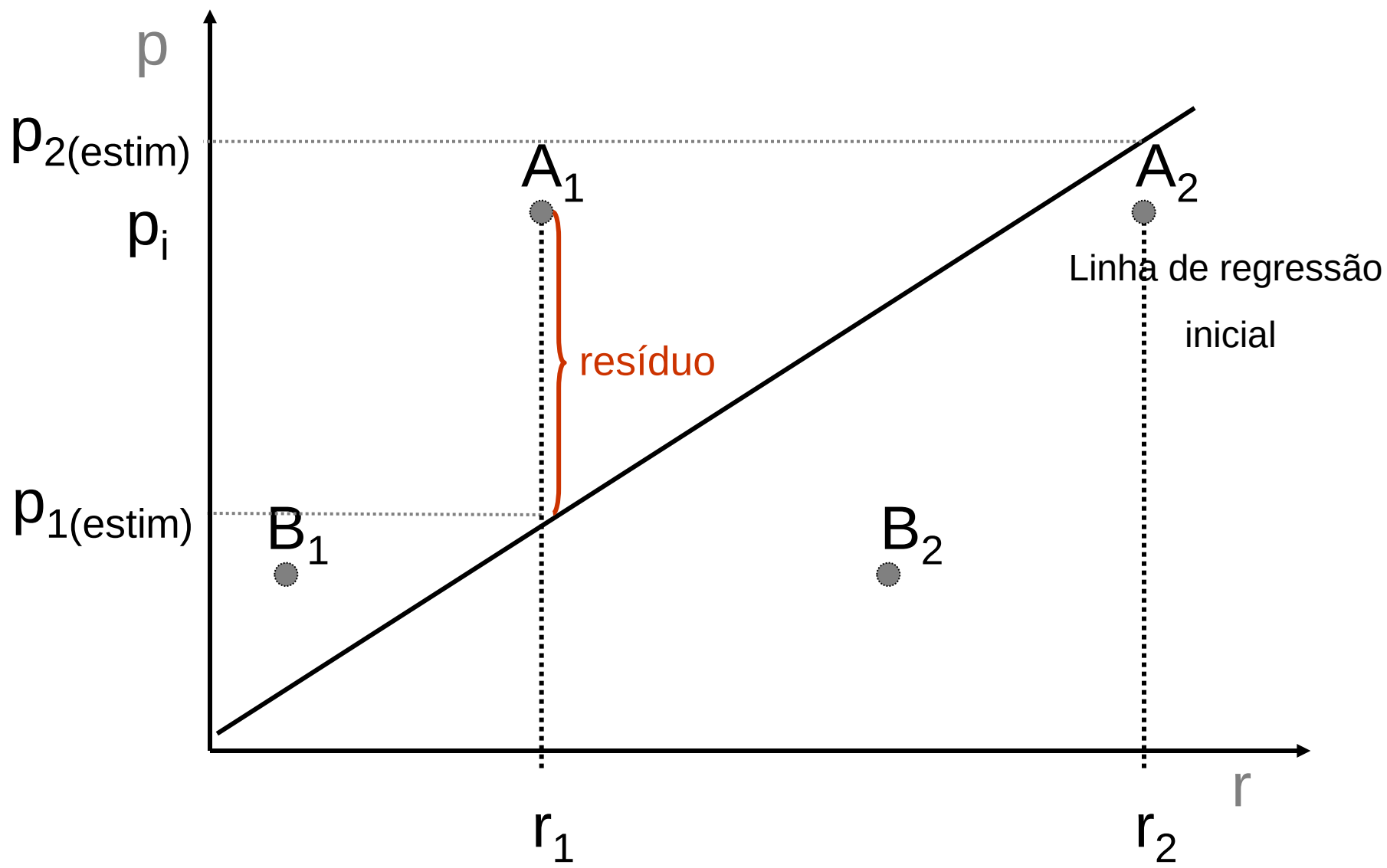
Regressão Iterada



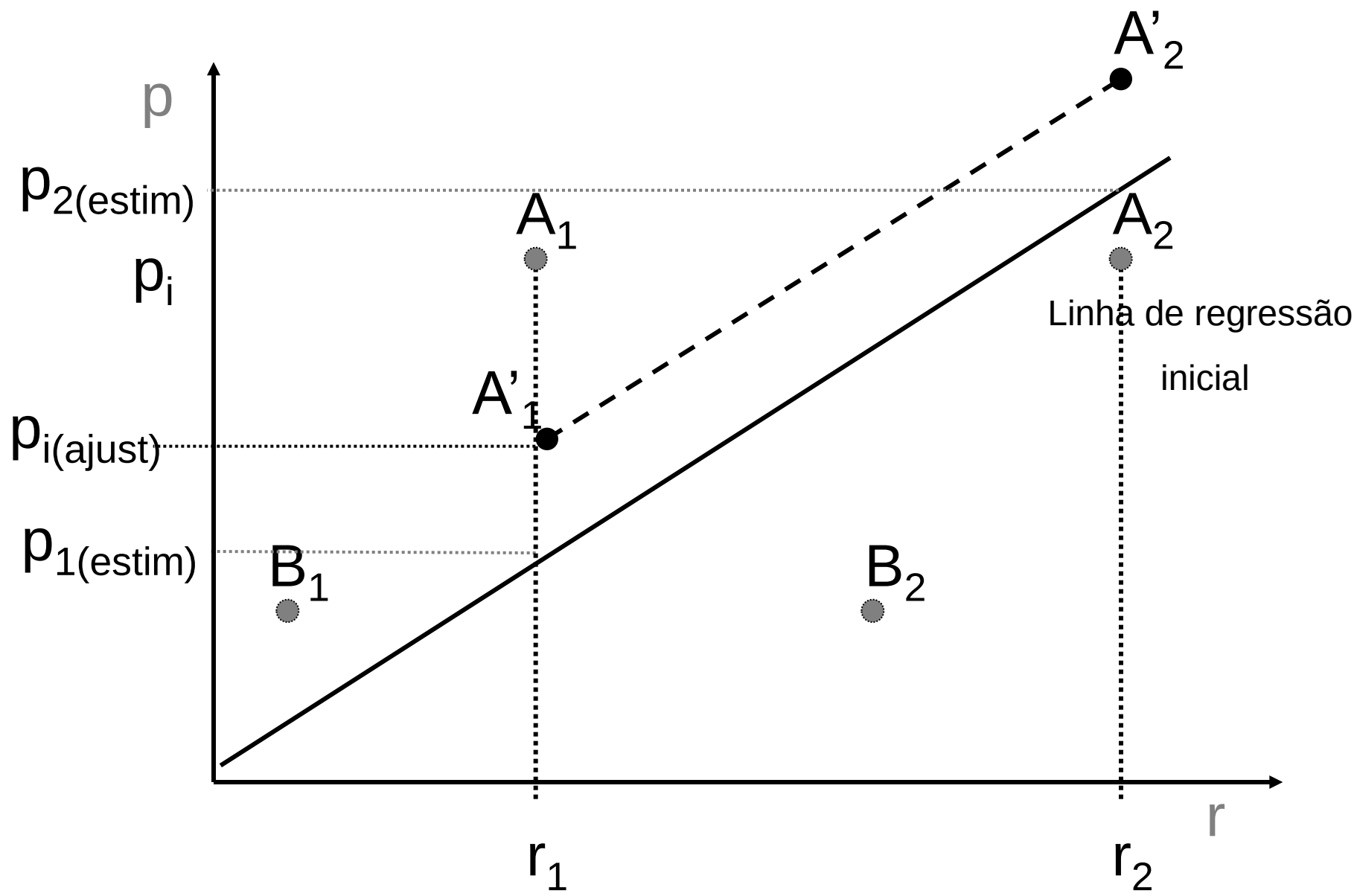
Regressão Iterada



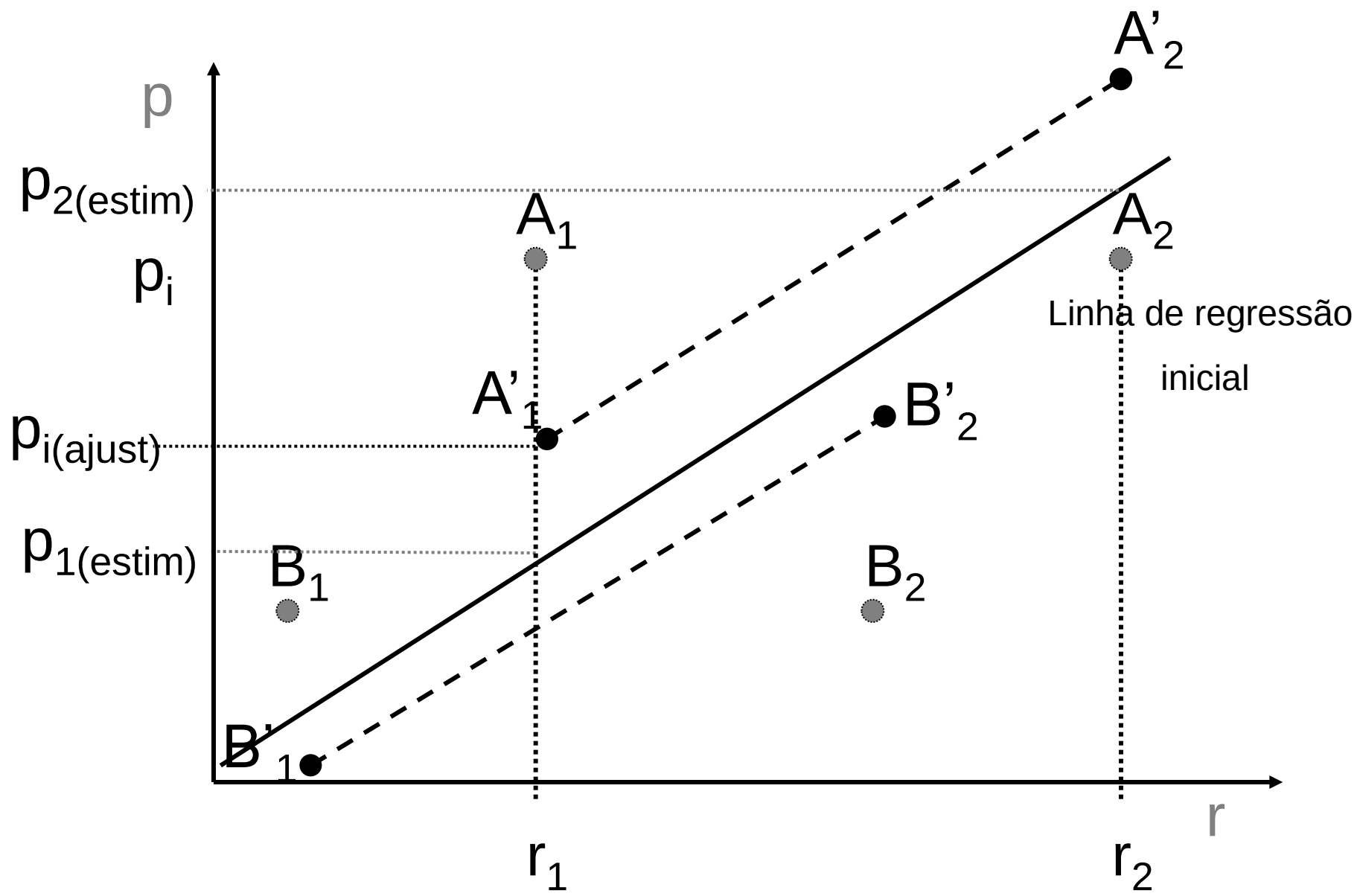
Regressão Iterada



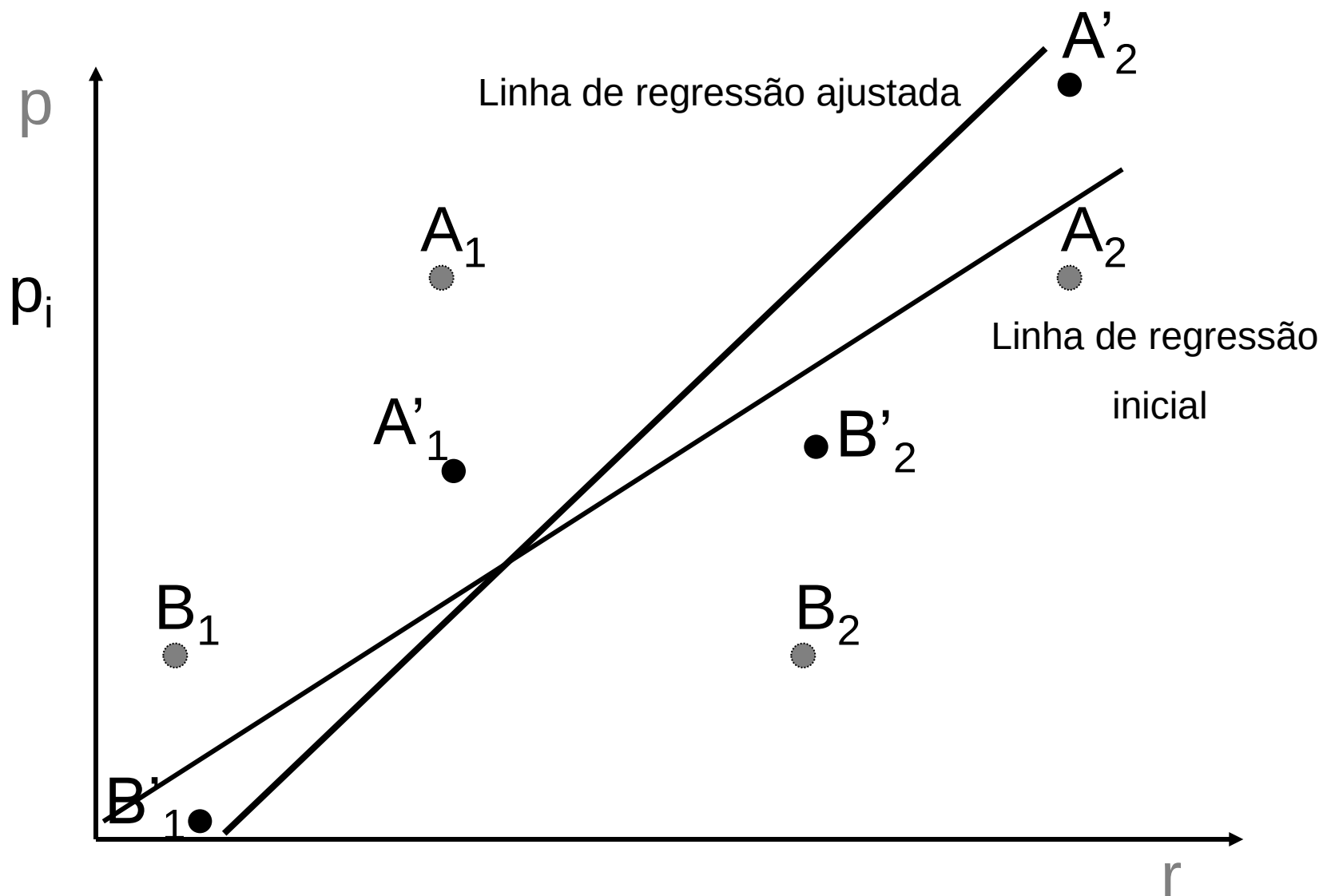
Regressão Iterada



Regressão Iterada



Regressão Iterada

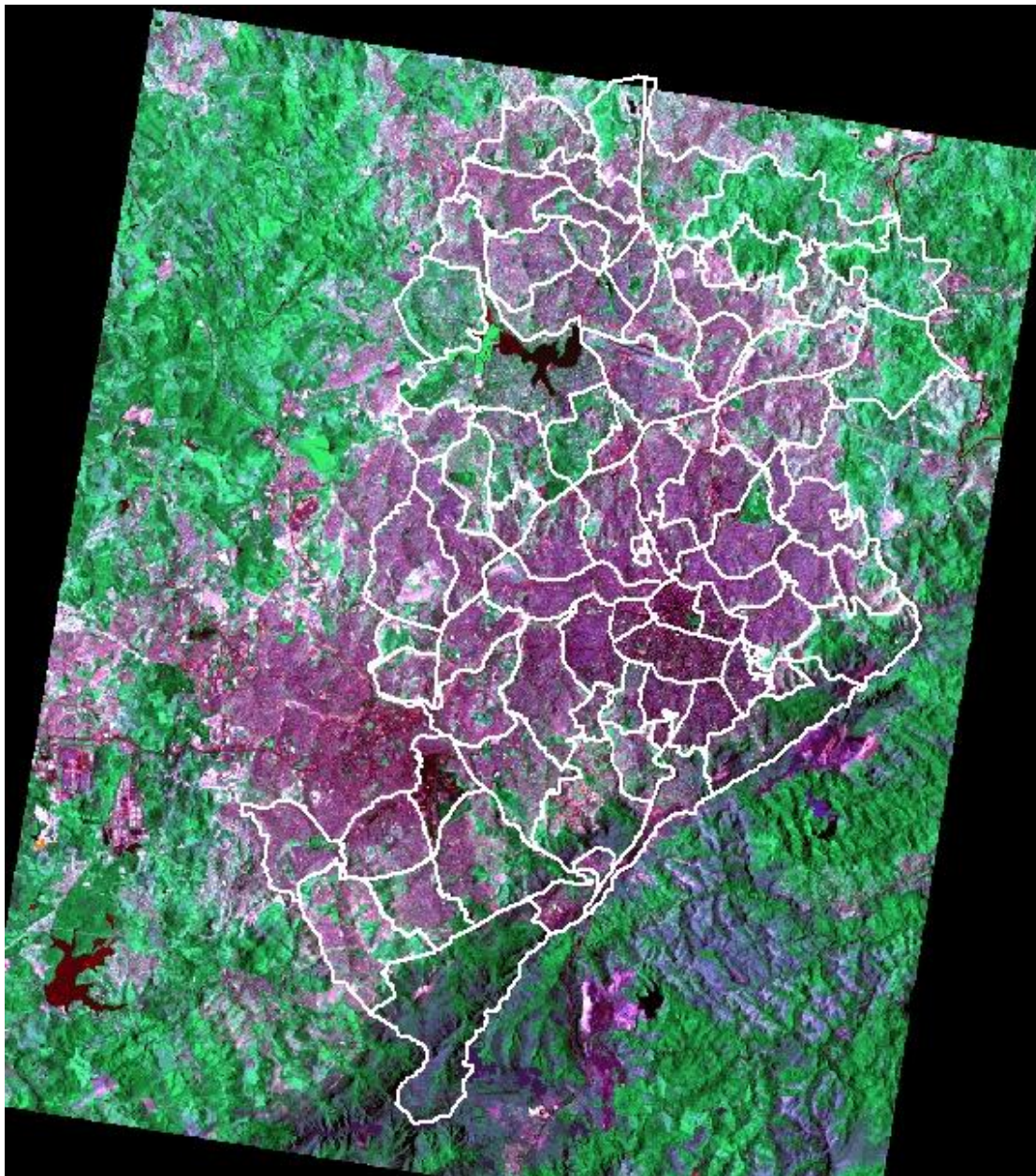


Aplicação



Regressão por pixels para estimação da população dos setores censitários de Belo Horizonte (MG) com imagens TM/LANDSAT

- Landsat5-TM 218/74, 31/01/1996
- Bandas 1 a 5 e 7
- Setores censitários Contagem IBGE 1996



TM3 (R) TM4 (G) TM5 (B)

Procedimento



1. Transformação das imagens ND para reflectância de superfície
2. Classificação dos pixels em urbanos e não-urbanos ;
3. Associação dos pixels urbanos aos setores censitários ;
4. Regressão iterada (amostra de pixels = 25% dos pixels dos setores) ;
5. Aplicação do modelo estimado a todos os pixels ;
6. Combinação das estimativas de população para os setores

Avaliação dos Modelos

- Nível micro: erro na estimação da população do setor

$$\text{Erro relativo} = \frac{\text{observado} - \text{estimado}}{\text{observado}}$$

- Nível macro: erro na estimação da população total

$$\text{Erro relativo total} = \frac{\text{total observado} - \text{total estimado}}{\text{total observado}}$$

Resultados (modelo completo)

Afonso (2005)

Harvey (2002b)*

0.257	R² Iterada (amostra)	0.855
0.193	R² “back” (total)	0.822
30.43	Erro Relativo Mediano (%) (pop. Setor)	14.0
0.47	Erro Relativo Total (%)	-4.8
Negativo	Sinal do coeficiente da banda 4	Negativo
Negativo	Sinal do coeficiente da banda 4	Negativo
Positivo	Sinal do coeficiente da banda 4	Positivo

* Área urbana

Resultados



- ♦ Modelo escolhido :

$$\hat{p} = 13.243 + 0.011 \mathbf{r}_1 - 0.020 \mathbf{r}_4 - 0.102 \mathbf{r}_5 + 0.132 \mathbf{r}_7$$

- Erro relativo total : -0.06% (Harvey, -4.8%)
- Erro relativo mediano : 31.57% (Harvey, 14.0%)
- Tendências : (também observadas por Harvey)
 - Superestimação em setores pouco densos
 - Subestimação em setores muito densos

Considerações

- Os modelos de estimação de população usando imagens de satélite via modelos de regressão conseguem a **bons resultados** no **nível macro**, mas os resultados no nível micro são pobres.
- A **densidade populacional** do setor parece ter grande influência na **super** ou **subestimação** de sua população.
- O modelo foi **validado** apenas **internamente**.

Alternativas para melhoria dos resultados no nível micro:

- Incorporar **indicadores indiretos** de densidade populacional, como zonas de ocupação e uso do solo ;
- Agrupar as estimativas de população em um **nível superior** ao dos setores (agrupamentos deles). Ex: UP (Unidade de Planejamento) no caso de Belo Horizonte.

Estimativa baseada em regressão espacial

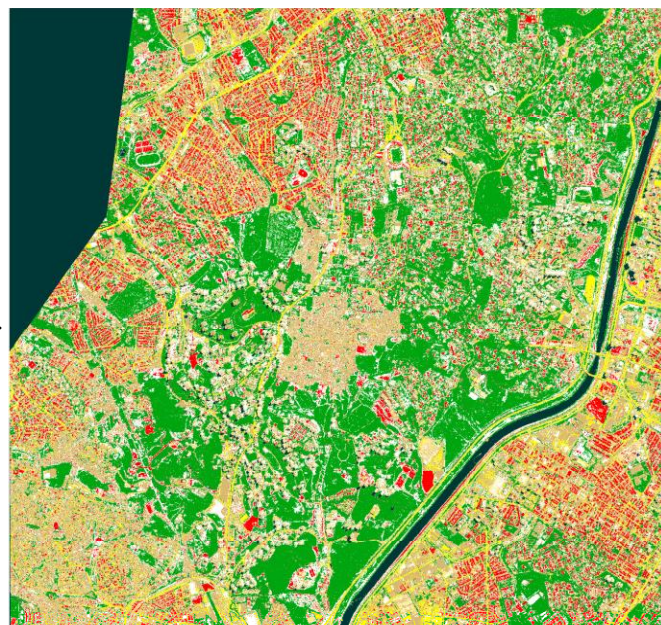
Estimar a densidade populacional agregada por setor censitário utilizando técnicas de regressão espacial multivariada e métricas espaciais obtidas sobre imagem de alta resolução espacial (QuickBird II).



- Cálculo da densidade populacional observada;
- Classificação supervisionada da imagem;
- Obtenção das variáveis;
- Construção de modelos de regressão linear;
- Análise da dependência espacial dos resíduos;
- Construção de modelos de regressão espacial;
- Análise dos resultados e escolha do modelo final.

Pinho (2009) / Novack et al. (2008)

Classificação



Telhado de cerâmica

Telhado escuro

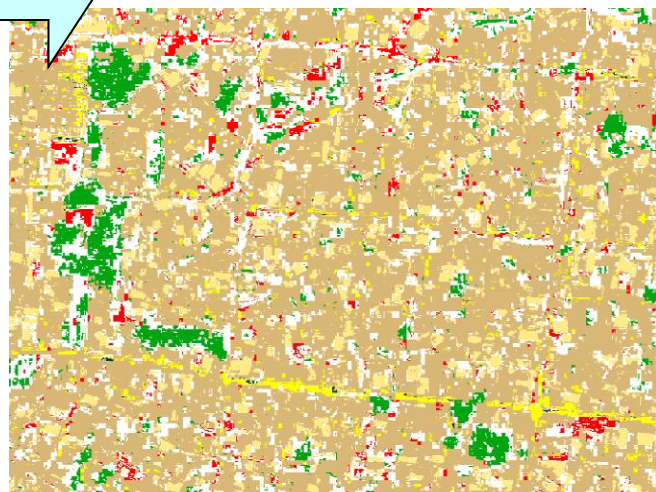
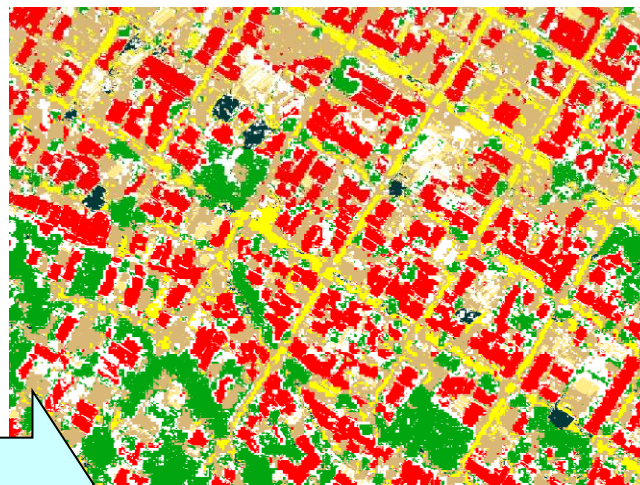
Rua

Sombra

Vegetação

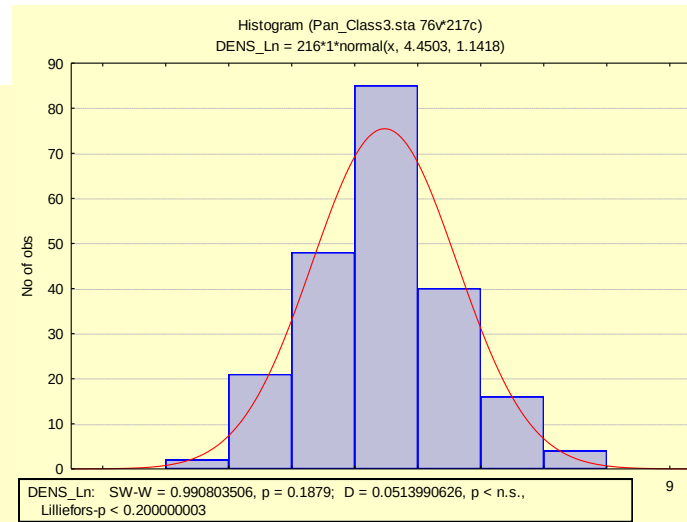
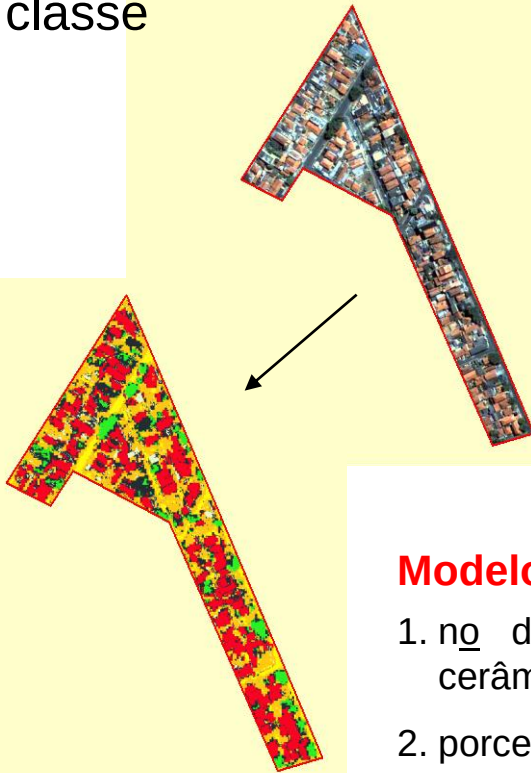
Não-classificado

Classificação



Estatística/setor censitário

- Variáveis por paisagem e classe



Variable	DENS_Ln
PD_1	-0.38
NP_2	0.75
COHESION_2	0.57
AI_3	0.56
PLAND_5	-0.57

Modelo com 4 variáveis:

1. nº de polígonos de telhado de cerâmica;
2. porcentagem de telhado escuro;
3. aggregation index de rua; e
4. patch density de vegetação.

R2 : 0.7516

Modelo com 2 variáveis:

1. nº de polígonos de telhado de cerâmica e
2. porcentagem de telhado escuro

R2 : 0.6524

Modelos



Modelo com 4 variáveis:

Matriz de Distância - OLS	
R-squared	0.7434
Akaike	366
Moran	0.042
Breusch-Pagan	11.75

Matriz de Distância - Spatial Lag	
R-squared	0.7551
Akaike	359
Moran	-0.017
Breusch-Pagan	8.39

Modelo com 2 variáveis:

Matriz de Distância - OLS	
R-squared	0.6583
Akaike	423
Moran	0.0825
Breusch-Pagan	14.13

Matriz de Distância - OLS - Regimes Locais	
R-squared	0.7763
Akaike	339
Moran	0.01
Breusch-Pagan	17.64

Estimativa

Variável	Descrição
N_VIZINHOS	Número de setores vizinhos ao setor em questão
S_5	Área em m ² da classe Sombra de Vegetação
S_1/10000	Área em m ² dividida por 10.000 da classe Área Construída
NUM_2	Número de Polígonos da Classe Asfalto dentro das quadras
S_3	Área em m ² da classe Solo Exposto
MQ_4	Área Média dos polígono da Classe Sombra de Prédio dentro das Quadras
NDVIM_1	NDVI médio dos Polígonos da classe Área Construída
REL_6	Porcentagem da área da classe Vegetação sobre a Área do setor

Depois de concluída a validação, construiu-se um modelo final com todos os parâmetros re-estimados baseados no conjunto total de dados.

N= 81	Regression Summary for Dependent Variable R= .87607515 R²= .76750766 Adjusted R² F(3,77)=84.731 p<0.0000 Std.Error of estimation				
	Beta	Std.Err. of Beta	B	Std.Err. of B	
	Intercept			10.16872	0.082003
	REL_6	-0.375416	0.061054	-1.81609	0.295350
	S_1/10.000	-0.523374	0.082325	-0.12660	0.019914
	NUM_2	-0.194631	0.076275	-0.00195	0.000765

Resultado do modelo da regressão final.

$$\text{LnY} = 10.16872 + (-0.37X_1) + (-0.53X_2) + (-0.19X_3)$$

$$X_1 = \text{REL}_6$$

$$X_2 = \text{S}_1/10.000$$

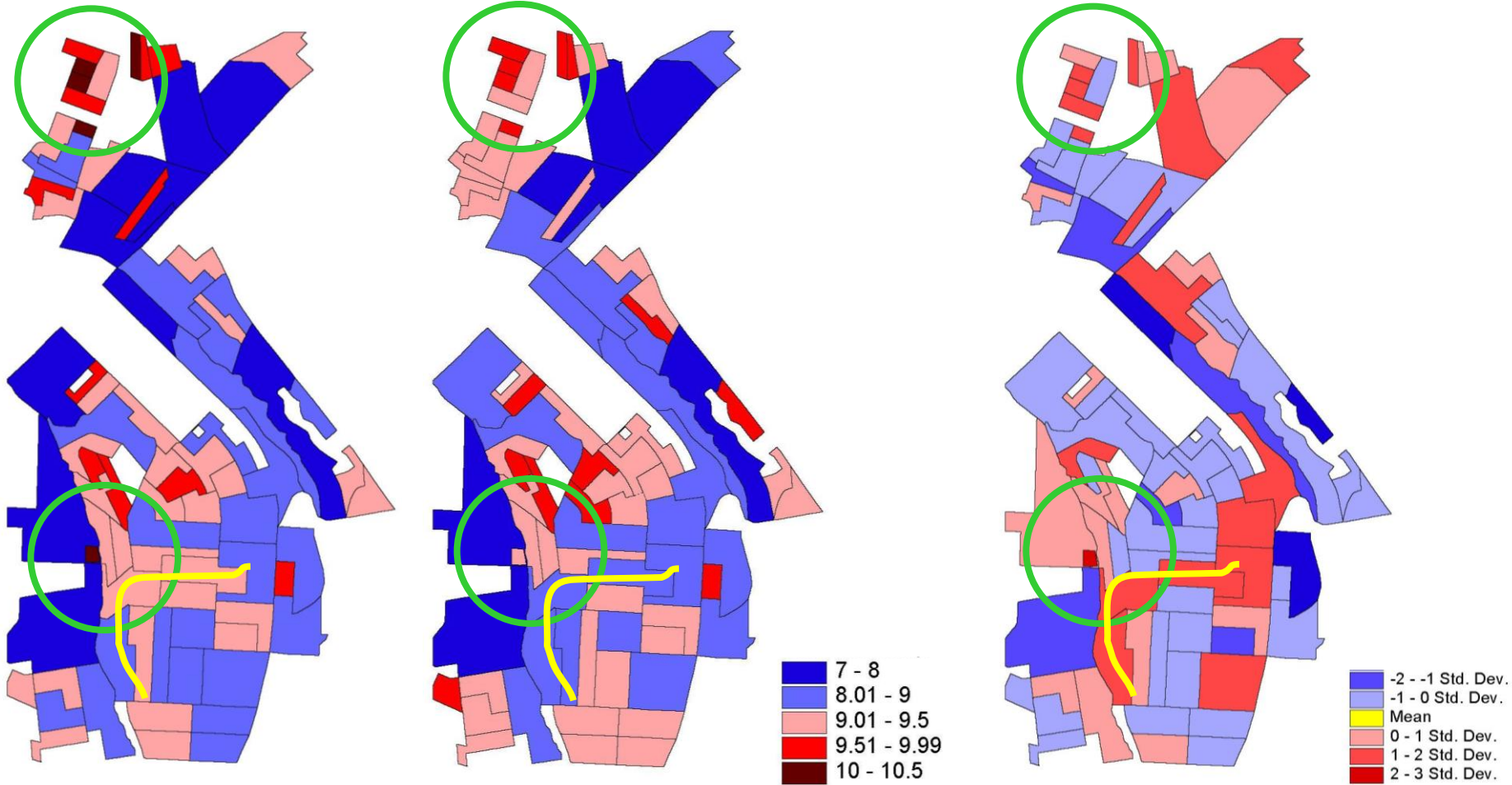
$$X_3 = \text{NUM}_2$$

Resultados

observados

Preditos

resíduos



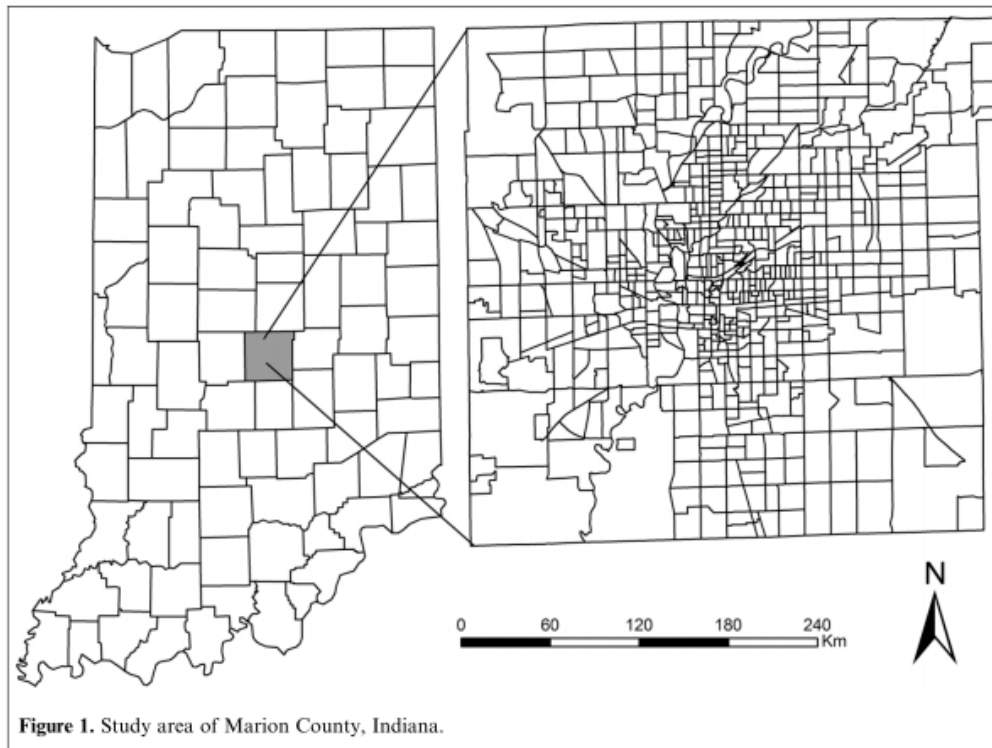
Índice de Moran Global = 0.0550556

$p_{crítico} = 0.05$ e $pvalue = 0.31$ (não correlacionado)

Novack et al. (2008)

3 Objectives:

- (i) examine the utility of land surface temperature and fraction images derived from a subpixel classifier for population estimation;
- (ii) (ii) compare the effectiveness of the spectral response based and the land use based methods for population estimation of US census block groups;
- (iii) (iii) produce a more accurate presentation of population distribution by combining dasymetric mapping with the land use based method.



Marion County:

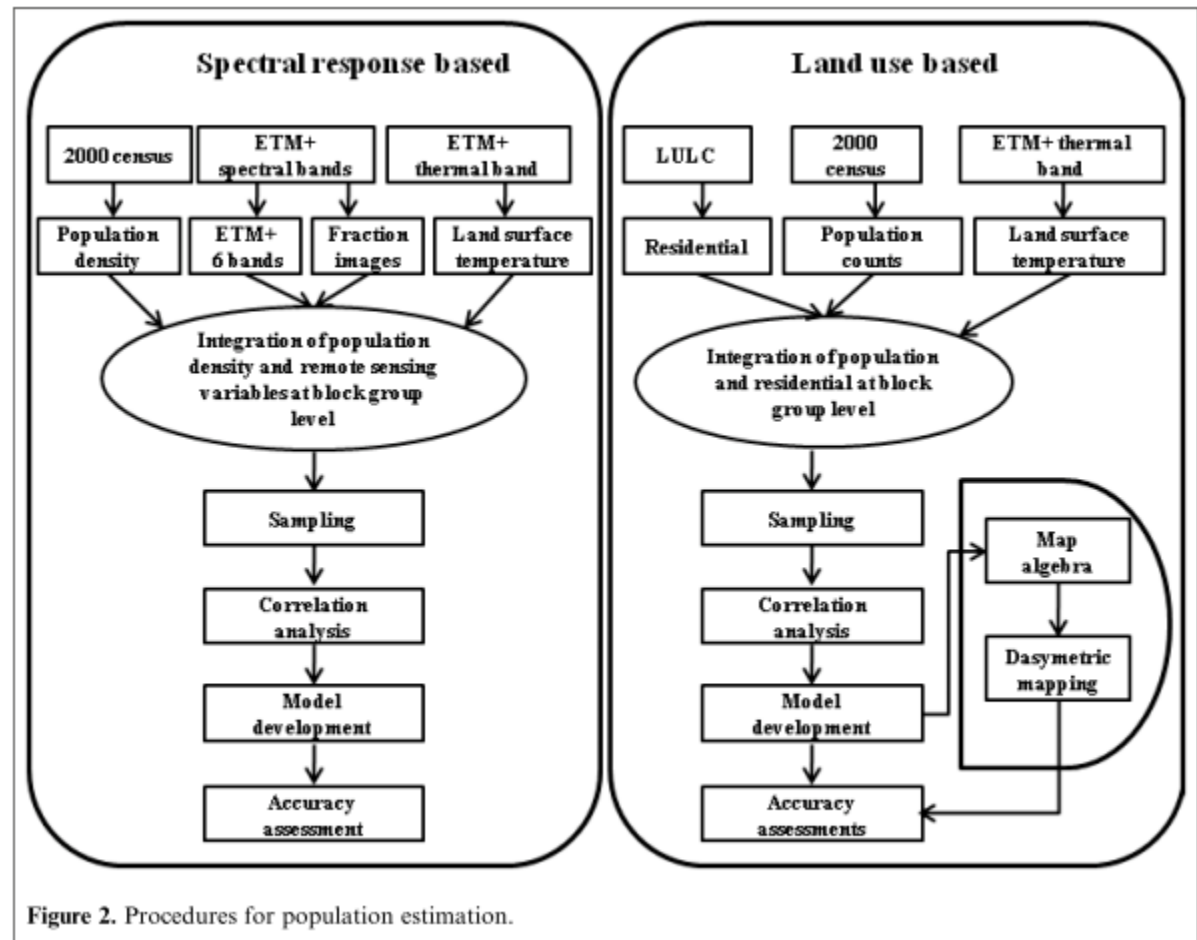
- total area of 1044 km²
- population of 860,454
- density of 838 people/km², and 387 183 housing units.
- Indianapolis ranked as the twelfth largest city in the US in 2000 (US Census Bureau, Census 2000 summary file)
- Marion County has **658** block groups, with an average area of 1.59 km² and an average population density of 1587 people/km²

Methods:

- (i) the combination of spectral bands, land surface temperature, vegetation abundance, and impervious surface; and
- (ii) residential land use and dasymetric mapping based on land use.

Four steps were involved in population estimation:

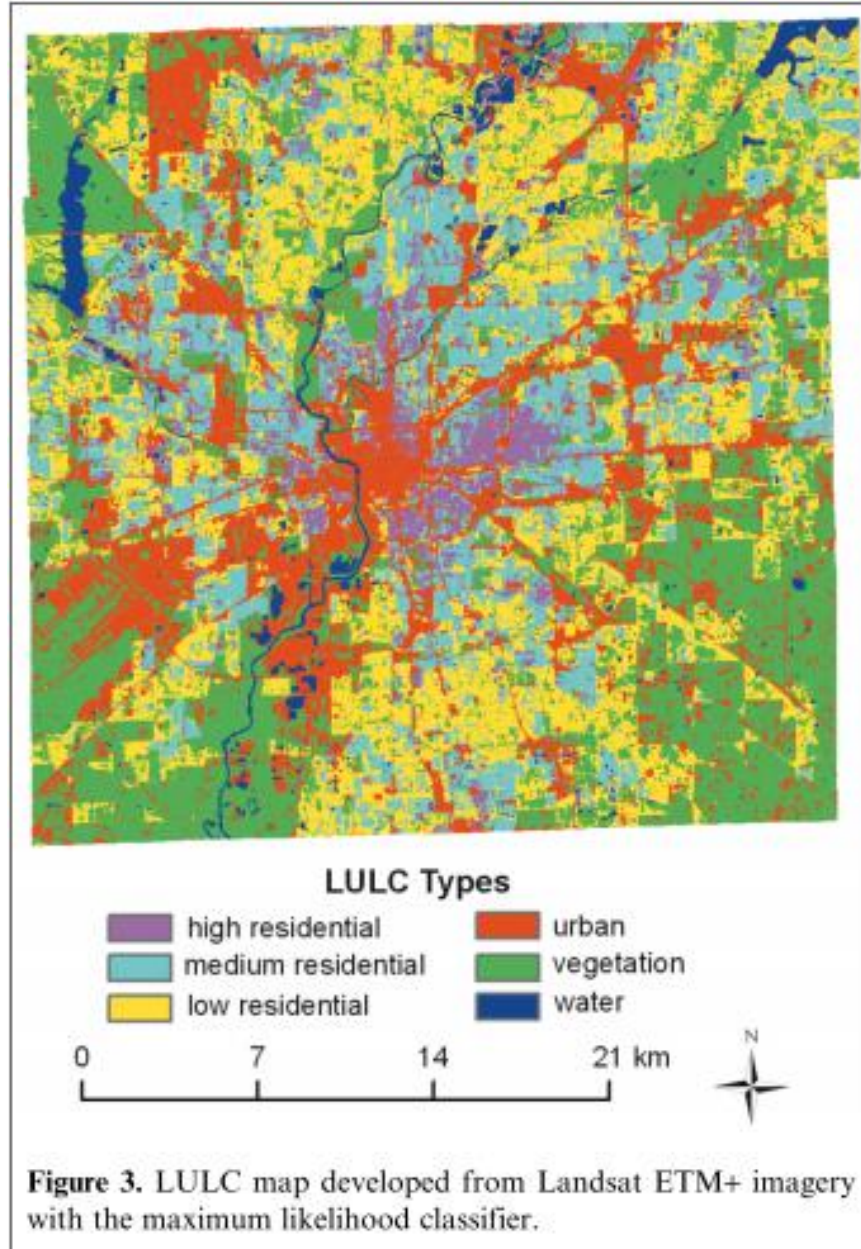
- (i) extraction of population from the census data,
- (ii) development of remote sensing variables
- (iii) development of population estimation models by the integration of population and remote sensing derived variables, and
- (iv) accuracy assessment



- Two population parameters were: total population and population density.
- Linear spectral mixture analysis (LSMA) – ETM+
- Land surface temperature (LST) from Landsat ETM+ thermal band (TIR)
- Urban LULC classification - Maximum likelihood classifier
- high-density residential areas = units > 1300 people/km²; low-density < 400 people/km²; in between = medium-density
- a decision tree based on housing density at the block level.
- Fifty samples for each LULC type were randomly selected and compared to references collected from high spatial resolution aerial photographs.

Table 1. Accuracy assessment of land use and land cover classification results.

LULC type	Producer's accuracy (%)	User's accuracy (%)
Water	97.9	95.9
Urban	86.6	80.6
High-density residential	51.6	72.7
Medium-density residential	81.4	74.5
Low-density residential	76.3	63.0
Vegetation	91.9	97.0
Overall accuracy (%)	86.0	
Overall kappa	0.81	





Data integration and model development

- Remote sensing derived variables (e.g., spectral bands, fraction images, and land surface temperature) were aggregated to the block group level, and the mean values of these variables for the block group were then computed
- LULC types were summarized as the count of pixels falling within a block group.
- In addition, the sum of temperature values for residential land use types within a block group was also calculated.
- Stepwise regression analysis (identify suitable variables for development of population estimation models).
- 1) ??? the relationship between average population density in each census unit and scale-invariant indicators derived from remote sensing imagery:
 - independent variable: spectral response based population estimation for six Landsat ETM+ spectral bands, fraction images, and land surface temperature.
 - dependent variable: Population density
- 2) ??? relationship between population counts in each census unit and a number of scale-dependent indicators (e.g., pixel counts) from remote sensing data for the corresponding census unit .
 - independent variable: the areas of each type of residential land
 - dependent variable: Population count
- Mean relative error (RE) all block groups were used to assess population estimation models.

Results

Table 2. Correlation between population density and the mean of Landsat ETM+ spectral bands and derived variables.

	B1	B2	B3	B4	B5	B7	GV	IMP	TEMP
PD	0.144	0.083	0.088	−0.253*	−0.281*	0.006	−0.178	0.458*	0.513*

Note: B1–B5 and B7, Landsat ETM+ bands 1–5 and 7; GV, vegetation fraction; IMP, impervious fraction; PD, population density; TEMP, land surface temperature.

*Significant at the 0.01 level (two-tailed test).

Table 3. Best models based on spectral data.

Model	Potential variables	Explanatory variables	R^2	RE (%)
1	Landsat ETM+ bands	B1 mean; B5 mean	0.18	
2	Landsat ETM+ bands; fractions; land surface temperature	TEMP mean; B7 mean	0.48	237

Note: For model 1, $PD = 4083.082 - 61.875(B5 \text{ mean}) + 36.677(B1 \text{ mean})$; for model 2, $PD = -112\,582.438 + 388.179(TEMP \text{ mean}) - 61.511(B7 \text{ mean})$.

Best equation

$$PD = -112\,582.438 + 388.179(TEMP) - 61.511(B7)$$

The block groups with extremely high population density (especially greater than 3000 people/km²) were highly underestimated, and those with extremely low density (less than 400 people/km²) were largely overestimated, leading to high relative error.

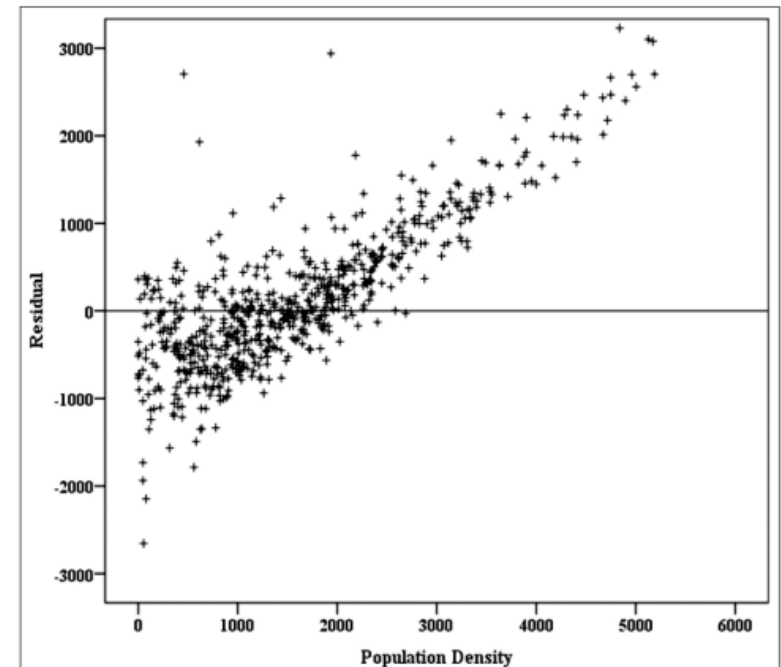


Figure 4. Residual distribution with population density (number of people per square kilometre) based on model 2.

Results - Analysis of population estimation with the land use based method

the land use based method provided better estimation than the spectral response based method in terms of RE.

Model 3, which was based on residential land uses, provided the best result for this study.

Therefore, it was chosen to estimate population for the study area.

Table 4. Correlation between population counts and residential area and temperature.

	Low-density residential	Medium-density residential	High-density residential	TEMP sum
Population	0.392*	0.758*	0.824*	0.905*

*Significant at the 0.01 level (two-tailed test).

Table 5. Models developed based on land use data.

Model	Explanatory variables	R^2	RE (%)
3	Low-, medium-, and high-density residential	0.98	21.4
4	High-density residential; land surface temperature	0.98	21.4

Note: For model 3, $P = 0.654445(\text{residential low}) + 0.711886(\text{residential medium}) + 2.319887(\text{residential high})$; for model 4, $P = 0.002334(\text{TEMP sum}) + 1.524954(\text{residential high})$, where TEMP sum is the sum of temperatures of residential pixels within a block group. For regression through the origin (the no-intercept model). R^2 measures the proportion of the variability in the dependent variable about the origin explained

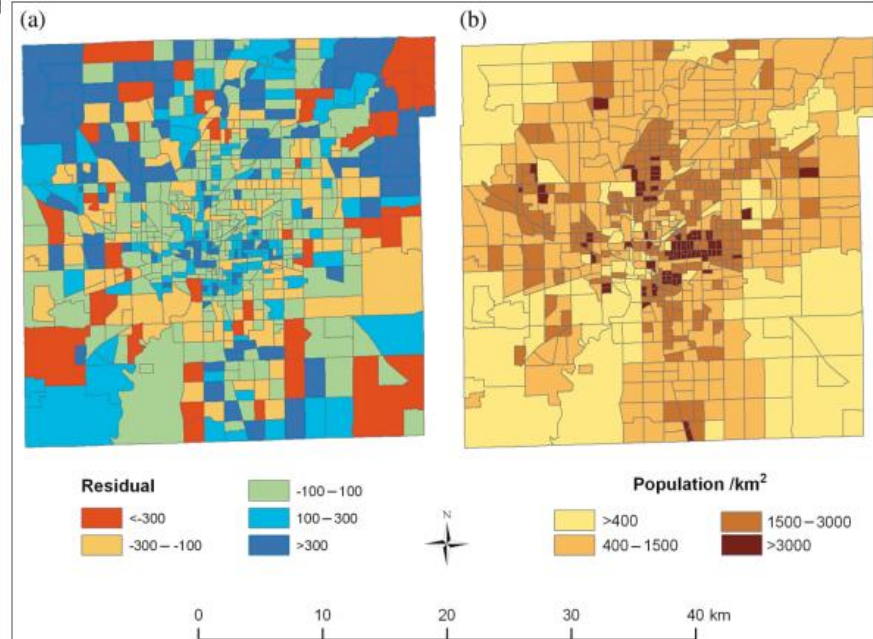


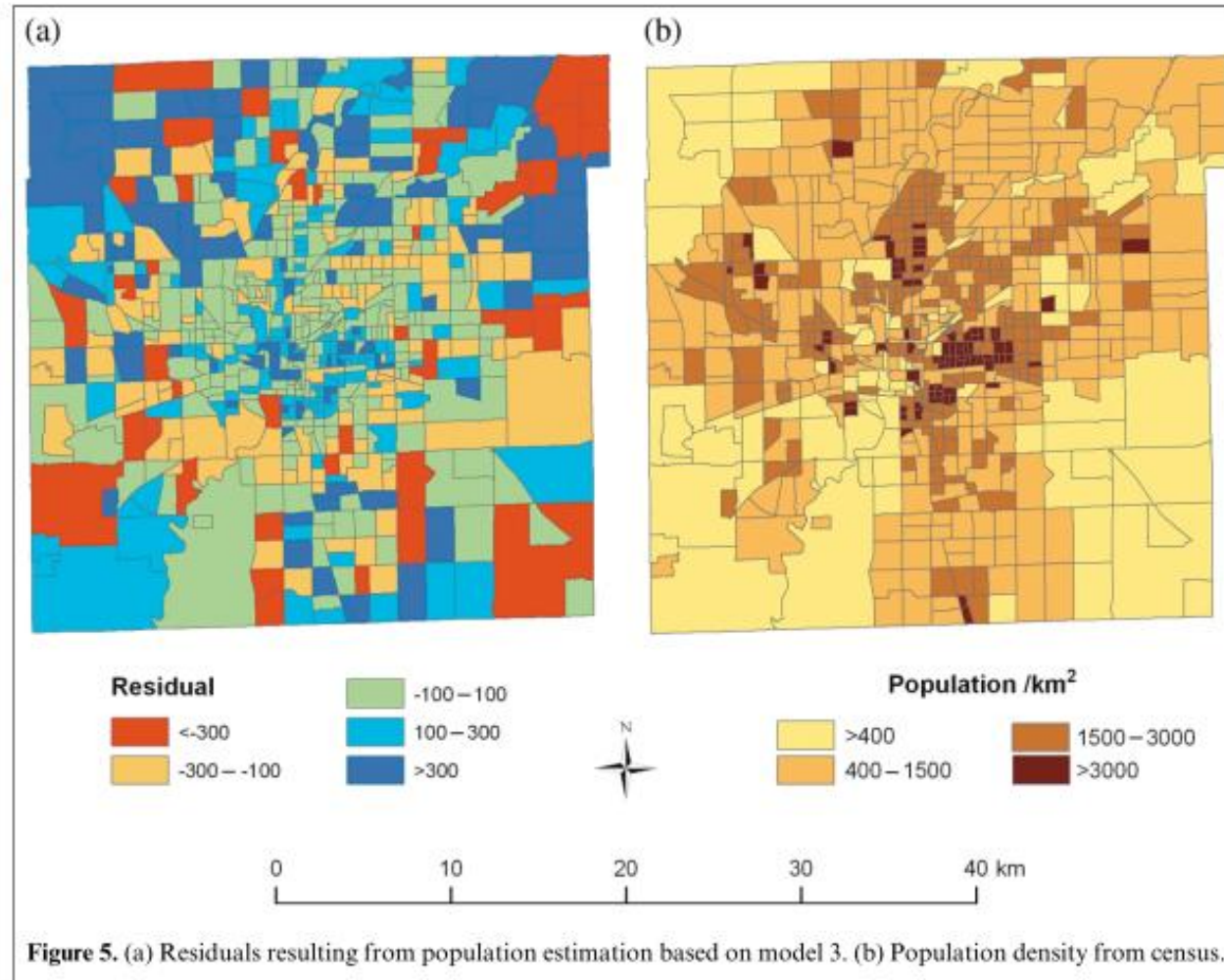
Figure 5. (a) Residuals resulting from population estimation based on model 3. (b) Population density from census.

Results - Analysis of population estimation with the land use based method

Model	Explanatory variables	R^2	RE (%)
3	Low-, medium-, and high-density residential	0.98	21.4
4	High-density residential; land surface temperature	0.98	21.4

Model 3
 estimated population
 for the study area.

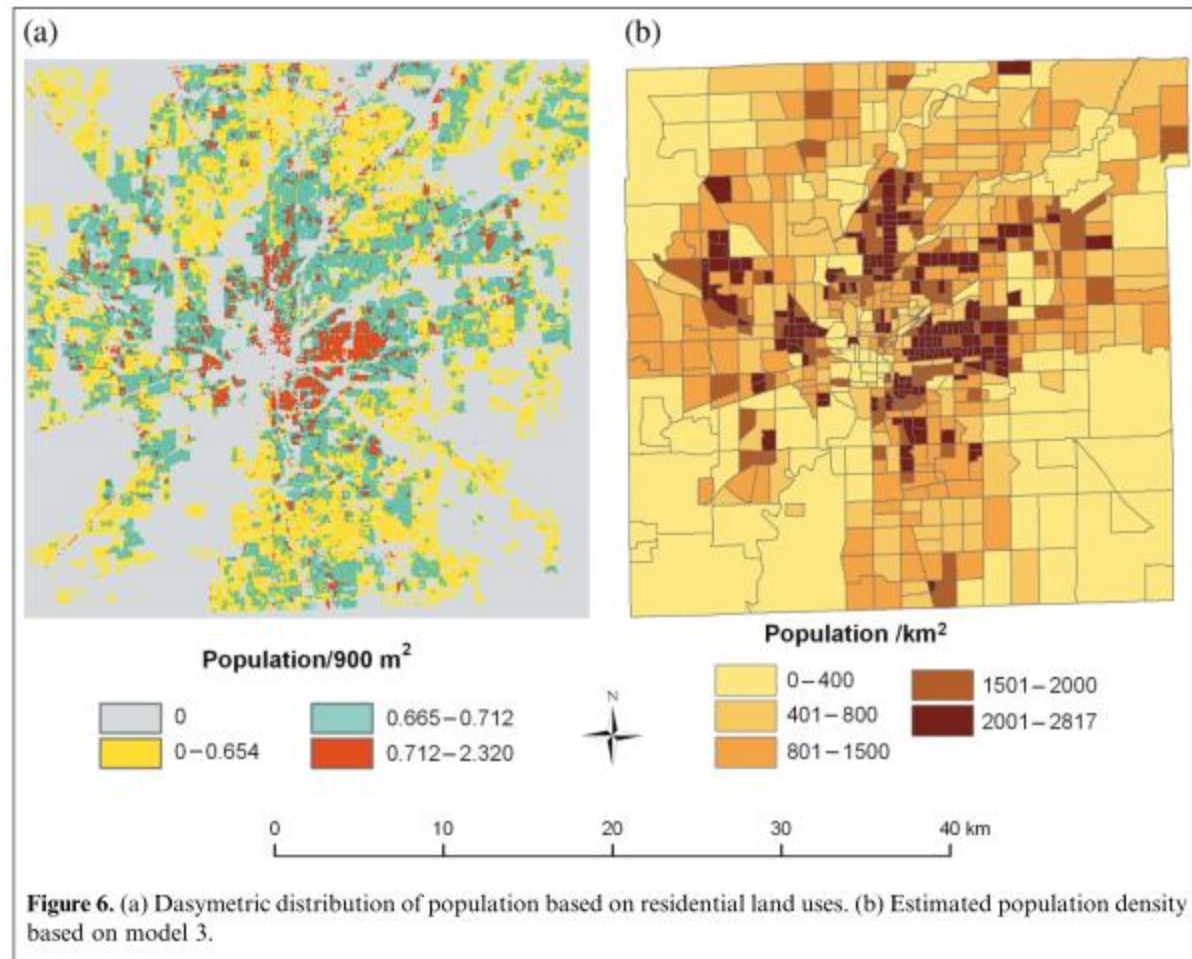
The estimated population based on model 3 for each block group was redistributed within residential classes using the dasymetric method.



Results - Analysis of population estimation with the land use based method

The dasymetric map shows the real population distribution pattern, on which LULC types such as agriculture, forest, and water had no people (Figure 6a), the presentation of population distribution by a choropleth map (Figure 6b) did not conform to the population distribution patterns in the real world.

Model	Explanatory variables	R^2	RE (%)
3	Low-, medium-, and high-density residential	0.98	21.4
4	High-density residential; land surface temperature	0.98	21.4





Remarks

- the direct use of mean values of spectral radiance could produce significant errors in population and population density.
 - variables may be highly correlated, thus multicollinearity may exist in multiple regression
- It appears that the residential impervious surface image fraction is an excellent population indicator because of its stability and underlying relationship with population
 - high-quality impervious surface data and the differentiation of nonresidential from residential impervious surfaces warrant further studies.
 - the same amounts of impervious surface may have significantly different population densities because of different patterns of residential use.
- LULC data, especially those with high categorical resolution, have irreplaceable advantages for population estimation.
 - This procedure has been demonstrated to be capable of providing a good estimation result.
 - They are more stable predictors compared with spectral responses and can be obtained from different remote sensing data sources.
- low-density residential areas scattered in forest and agricultural areas can have very similar spectral responses, making them difficult to separate
- One major uncertainty with population estimation comes from low-density residential areas with overestimation and from high-density residential areas with underestimation.
- This study has shown that the use of residential impervious surface, different densities of residential LULC classes, and land surface temperature can partially solve this problem.
- The incorporation of building height information seems to be another useful approach - LIDAR

Lidar 4 Pop estimation...



International Journal of Remote Sensing
Vol. 31, No. 21, 10 November 2010, 5571–5586



Evaluation of small-area population estimation using LiDAR, Landsat TM and parcel data

PINLIANG DONG*, SATHYA RAMESH and ANJEEV NEPALI
Department of Geography, University of North Texas / 1155 Union Circle #305279,
Denton, TX 76203, USA

the total population count in the study area is underestimated, with a minimum estimation error of about -23%. Possible reasons for the inadequate low accuracies are (1) lack of high-resolution LiDAR data and image data and (2) difficulty in separating trees and buildings using Landsat TM images and LiDAR data with 3–5 m point spacing. It would be interesting to compare the results with those derived from high-resolution LiDAR data and image data (such as IKONOS), which would help evaluate the application of LiDAR and remotely sensed image data for small-area population estimation.

International Journal of Remote Sensing
Vol. 31, No. 21, 10 November 2010, 5587–5604



Population estimation based on multi-sensor data fusion

ZHENYU LU†, JUNGHO IM*†, LINDI QUACKENBUSH†
and KERRY HALLIGAN‡

The area-based approach is slightly better than the volume-based approach because the residential areas of the study sites are generally homogeneous (i.e. single houses), and the volume-based approach is more sensitive to classification errors. The LiDAR-derived shape information such as height greatly improves population estimation compared to population estimation using only spectral data.

International Journal of Remote Sensing
Vol. 31, No. 21, 10 November 2010, 5605–5634



Assessing fine-spatial-resolution remote sensing for small-area population estimation

JOSE L. SILVÁN-CÁRDENAS†, LE WANG*†, PETER ROGERSON†,
CHANGSHAN WU‡, TIENTIAN FENG† and BENJAMIN D. KAMPHAUS§

Results show that, while building volume fits more naturally the population figures, it also represents the most challenging variable to measure by automated means. Because of this, a simple model expressed in terms of residential-building counts results in more reliable population estimates.

Lidar 4 Pop estimation...



Cartography and Geographic Information Science, Vol. 37, No. 3, 2010, pp. 239-257

Spatial Autoregressive Model for Population Estimation at the Census Block Level Using LIDAR-derived Building Volume Information

**Fang Qiu, Harini Sridharan,
and Yongwan Chun**

a spatial autoregressive model is employed to account for the spatial autocorrelation in the regression residuals. By incorporating the spatial pattern, the volume-based spatial error model achieves a goodness of fit (R^2) of 85 percent, with a significant improvement in model performance and estimation accuracies in comparison with its OLS counterpart. The study confirms building volume as a more valuable indicator and estimator for block level population distribution, especially if an appropriate spatial autoregressive model is adopted.

Lidar 4 Pop estimation...

Texas Team... !!

The purpose of this research is to test if the volume of residential buildings facilitated by the latest LIDAR remote sensing techniques can serve as an effective indicator variable to estimate population at the block level. The effectiveness of this 3-D volume based population estimation will be assessed using comparisons with traditional 2-D and 1-D approaches based on the area of residential

This paper proposes the use of spatial autoregressive regression to address the spatial autocorrelation problem of traditional OLS models when applied in fine-scale population estimation. This study will examine the possible presence of spatial autocorrelation in block level population and develop appropriate spatial models according to its type. The accuracy and robustness of these spatial models will be compared with those of the OLS models.

Spatial Autoregressive Model for Population Estimation at the Census Block Level Using LIDAR-derived Building Volume Information

Fang Qiu, Harini Sridharan,
and Yongwan Chun

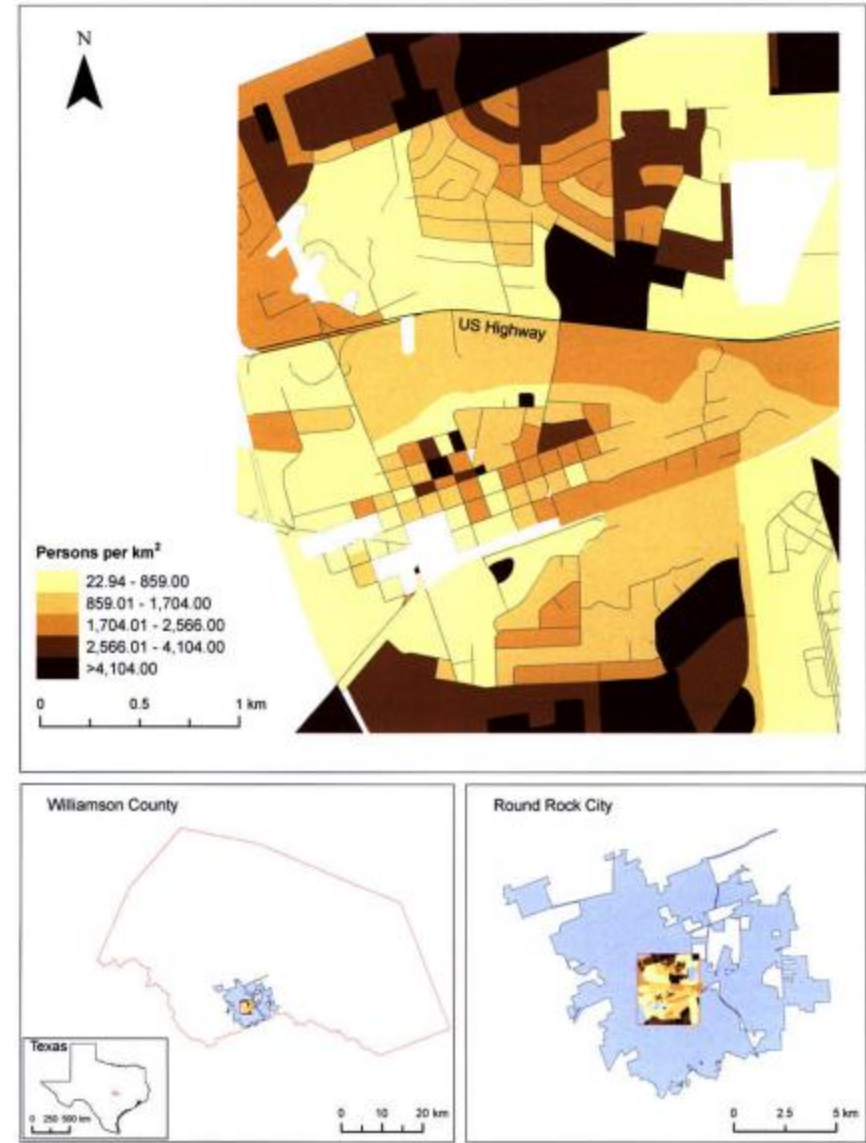


Figure 1. Census block population density of the study area.

Lidar 4 Pop estimation...

Texas Team... !!

- OLS
- Volume –Lidar x residential buildings, residential land, road network
- Divided area N /S
- Building volume x log population at block level

Spatial Autoregressive Model for Population Estimation at the Census Block Level Using LIDAR-derived Building Volume Information

Fang Qiu, Harini Sridharan,
and Yongwan Chun

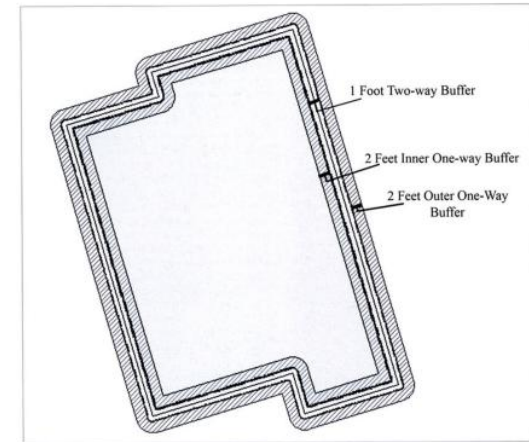


Figure 2. Building height determination from LIDAR.

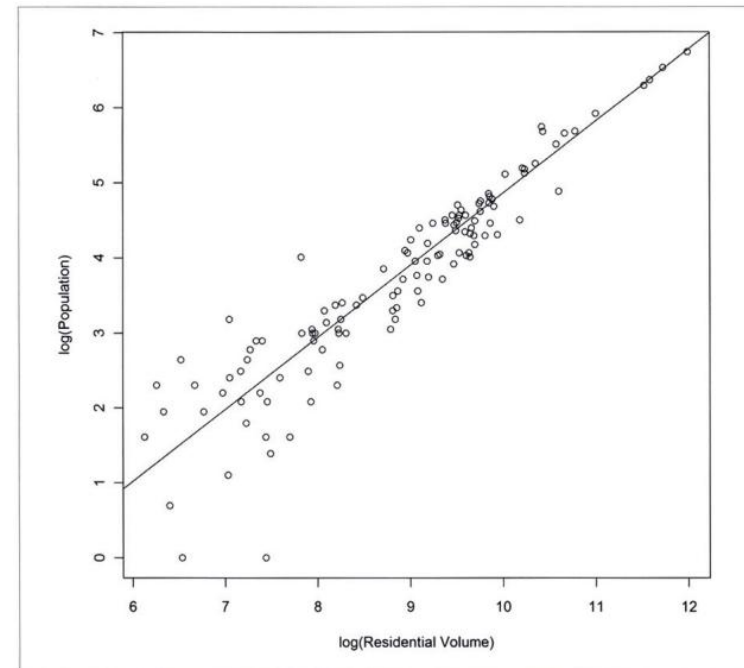


Figure 3. Relationship between population and volume of residential buildings.

Lidar 4 Pop estimation...

- Error estimation

Measures	Formula
Root Mean Square Error (RMSE)	$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{N_t} (P_t' - P_t)^2}{N_t}}$
Adjusted Root Mean Square Error (Adj-RMSE)	$Adj_RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{N_t} (P_t' - P_t)^2}{N_t - 1}}$
Mean Absolute Percentage Error (MAPE)	$MAPE = 100 \times \frac{\sum_{t=1}^{N_t} \frac{ P_t' - P_t }{P_t}}{N_t}$
Median Absolute Percentage Error (MedAPE)	$MedAPE = 100 \times \text{Median} \left(\frac{ P_t' - P_t }{P_t} \right)$
Population Weighted Mean Absolute Error (PWMAE)	$PWMAE = 100 \times \frac{\sum_{t=1}^{N_t} P_t' \times \frac{ P_t' - P_t }{P_t}}{\sum_{t=1}^{N_t} P_t'}$

Table 1. Error measures based on the difference between the estimate and the true population.

Population Estimation models

	Models	R2/ Pseudo- R2	AIC	RMSE	Adj RMSE	MAPE	MedAPE	PWMAE	Moran's I of residuals (p value)
OLS	Building volume based	0.8361	131.04	28.42	0.4023	28.34	18.69	27.10	0.1708 (0.0073)
	Building area based	0.8153	139.41	53.58	0.7268	56.08	37.99	57.18	0.1305 (0.0257)
	Land use area based	0.5087	207.88	53.62	0.4381	39.72	43.49	38.32	0.4020 (0.0000)
	Road length based	0.6433	185.48	244.50	0.9090	48.85	38.71	215.13	0.2235 (0.0011)
Spatial Error Models	Building volume based	0.8498	128.84	28.17	0.2880	23.74	18.16	24.27	0.0203 (0.3317)
	Building area based	0.8244	138.96	35.07	0.4840	33.86	20.59	34.92	0.0160 (0.3525)
	Land use area based	0.6666	189.61	53.88	0.4400	39.98	43.82	38.55	-0.04463 (0.6456)
	Road length based	0.7068	178.55	74.77	0.5460	50.24	57.40	62.78	-0.0337 (0.5945)

Table 2. Comparison of different population estimation models.

Lidar 4 Pop estimation...

- Residuals - volume

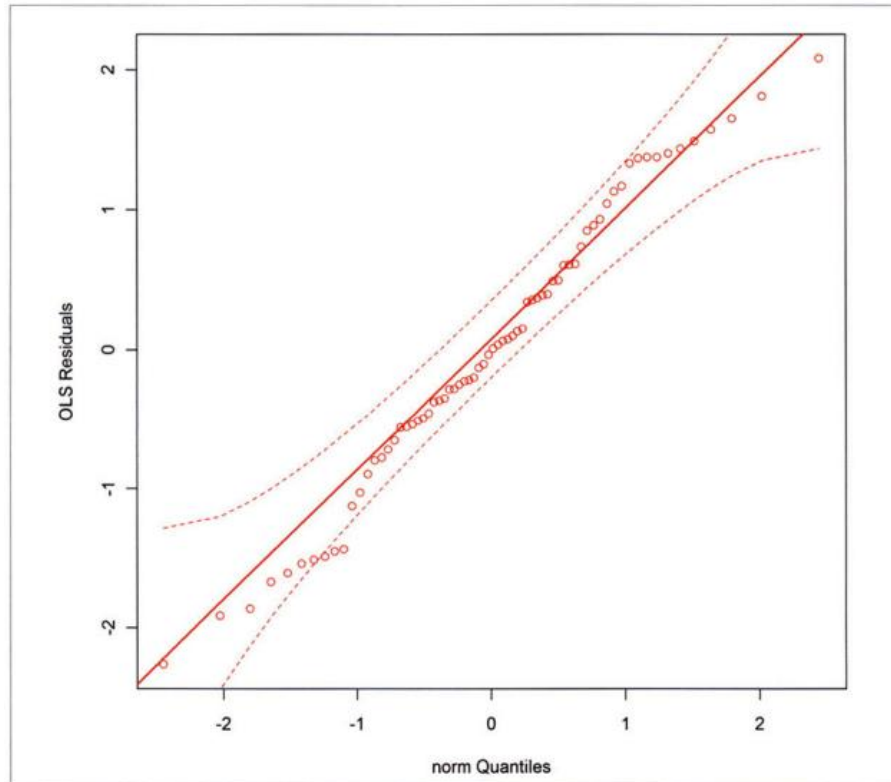


Figure 4. Normal QQ-Plot of the regression residuals of the OLS volume based model.

- Modelos espaciais

Model	Building Volume Based		Building Area Based		Landuse Area Based		Road Network Based	
Parameter	Intercept	Slope (β)	Intercept	Slope (β)	Intercept	Slope (β)	Intercept	Slope (β)
Estimate (p value)	-4.8559 (0.0000)	0.9627 (0.0000)	-3.9148 (0.0000)	1.0135 (0.0000)	-4.0417 (0.0000)	0.7618 (0.0000)	-5.4257 (0.0000)	1.3318 (0.0000)

Table 3. Parameters of the spatial error models.

Lidar 4 Pop estimation...

- Building volume → strong population indicator (1)

were conducted. First, a scatterplot was drawn between the observed population and the estimated population derived by the volume based spatial error model from 175 blocks in the study area (Figure 5). This scatterplot reveals a general good fit between the two, except for a few outliers of overestimation and underestimation. To

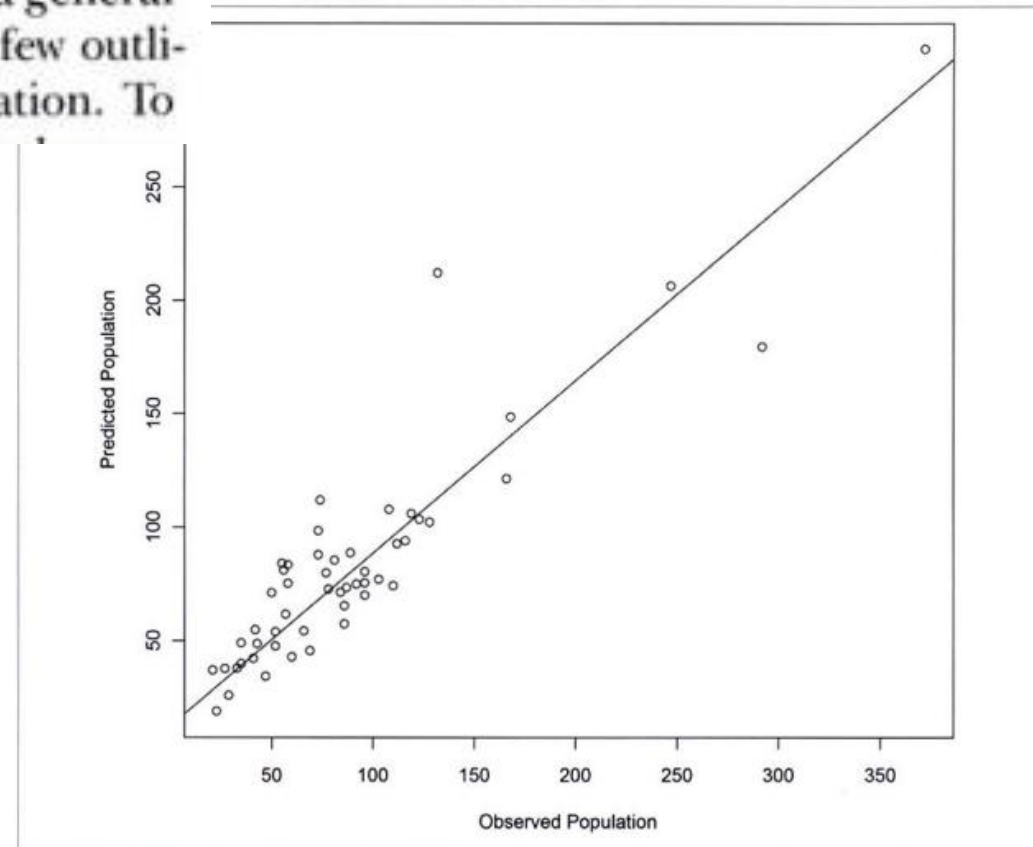


Figure 5. Observed vs. estimated population from a volume-based spatial error model.

Lidar 4 Pop estimation...

- Building volume → strong population indicator (2)
- Coropleth map - predicted population → outliers located in the edge of study area
- -Predicted population at any year:
- Applied model for 2006 → Total pop estimated= 17245 → 44.62% pop growth
- Compatible with
- Census → 40.96%

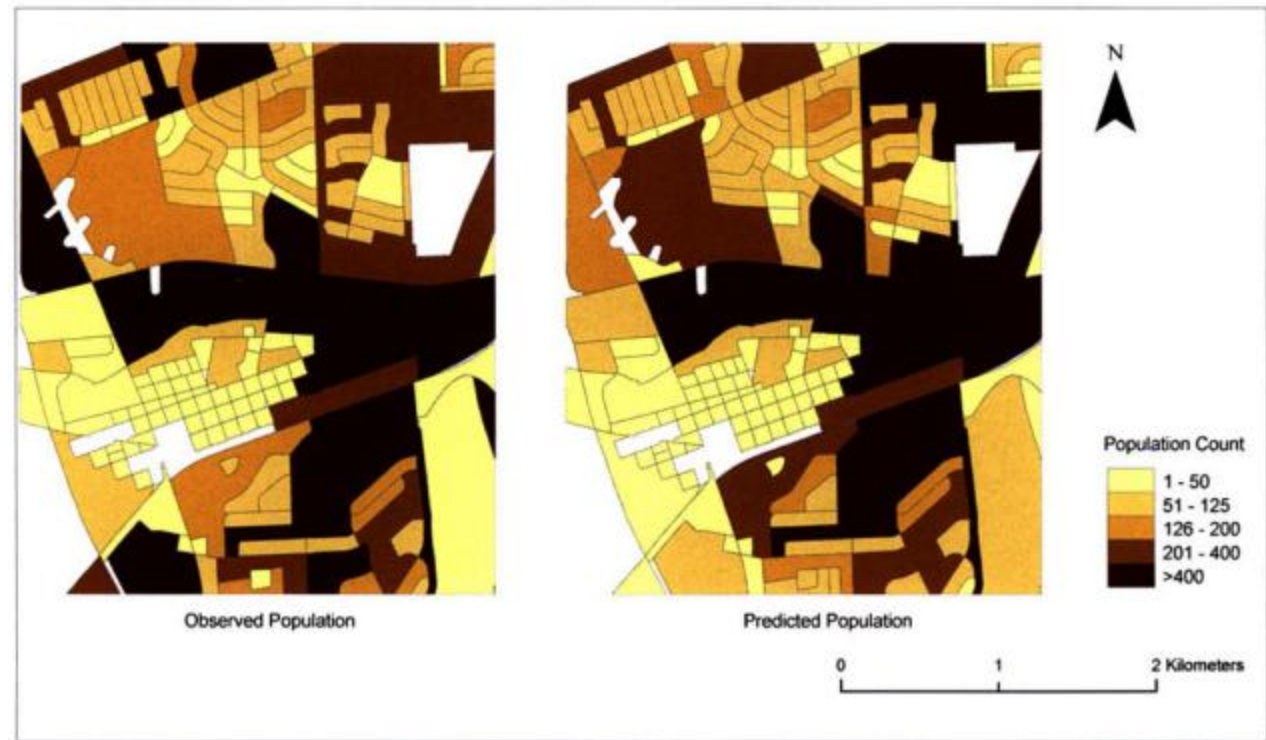


Figure 6. Observed and estimated 2000 block level population derived from the volume based spatial error model.

Lidar 4 Pop estimation...

- Conclusions

from LIDAR data. The analysis showed that the models based on volumetric information outperformed those based on conventional areal and linear indicators in both their goodness of fit and estimation accuracy, due to the inclusion of height information. This additional information has made building volume a more valuable population indicator at the residential unit level, the finest scale that can be achieved by remote sensing based population estimation.

previously. Spatial error models were selected as the appropriate spatial autoregressive models to account for the spatial autocorrelation among the OLS model residuals. The accuracy assessment of the results demonstrated that the performance of the spatial error models consistently surpassed that of their corresponding OLS models. Because of the

When the modeling of population moves to a finer scale level, the impacts of neighboring communities become more pronounced, a factor that has not been previously fully investigated. To address this issue, the study also examined the potential influence of spatial autocorrelation, the presence of which violates the independent assumption of traditional OLS models widely used previously. Spatial error models were selected as

incorporation of spatial patterns into the modeling process, the volume-based spatial autoregressive model achieved a significant improvement over its traditional counterpart, demonstrating that the spatial autoregressive model was not only the correct model to use but also a more effective approach to finer scale population estimation.

Ferramentas de Geoinformação para Estimativas de População

- Potencial de SR + metodologias
- Não há produção sistemática/ operacional específica para estimativa de população
- Há dados disponíveis, metodologia aplicável, é necessário competência e empenho...





Referências

- AFONSO, I. Estimação da população dos setores censitários de Belo Horizonte usando imagens de satélite. In: **XII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, Proceedings. Goiânia (GO), 2005. p.2741-2748.
- FEITOSA, F.; MONTEIRO, A. M. V.; CÂMARA, G. Compatibilização de dados censitários para análises temporais com o auxílio de imagens Landsat. In: **XII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, Proceedings. Goiânia (GO), 2005. p.2657-2664.
- GONÇALVES, C. D. A. B., et al. Análise do ambiente residencial urbano visando a inferência populacional a partir do uso de dados de sensoriamento remoto orbital de alta resolução. In: **XIV Encontro Nacional de Estudos Populacionais - ABEP**, Proceedings. Caxambu (MG), 2004.
- NOVACK, T. ; KUX,H. J. H. ; MONTEIRO, A. M. V. ; PINHO, C. M. D. . Estimation of Population Density Using High Resolution Remote Sensing Data and Spatial Regression Techniques: A Case Study in São Paulo City (Brazil). In: Simpósio Brasileiro de Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação, 2008, Recife. Simpósio Brasileiro de Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação, 2008
- PINHO, C. M. D. ; UMMUS, M. E. ; NOVACK, T. . Simulação do comportamento espectral de alvos urbanos em sensores multiespectrais. In: XIV SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 2009, Natal. XIV SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO - XIV SBSR. São José dos Campos : INPE, 2009. p. 803-810.
- SOUZA, I. M. E. ; DURAND, C. ; ALMEIDA, Claudia Maria de ; PINHO, C. M. D. . Uso de imagens de alta resolução espacial e análise orientada a objeto para caracterização socioeconômica do espaço residencial construído. In: XIV SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 2009, Natal. XIV SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO - XIV SBSR. São José dos Campos : INPE, 2009. p. 875-882

CST 310: População, Espaço e Ambiente

Abordagens Espaciais em Estudos de População: Métodos Analíticos e Técnicas de Representação

Parte V População Espaço e Ambiente

1. Integração com outras variáveis

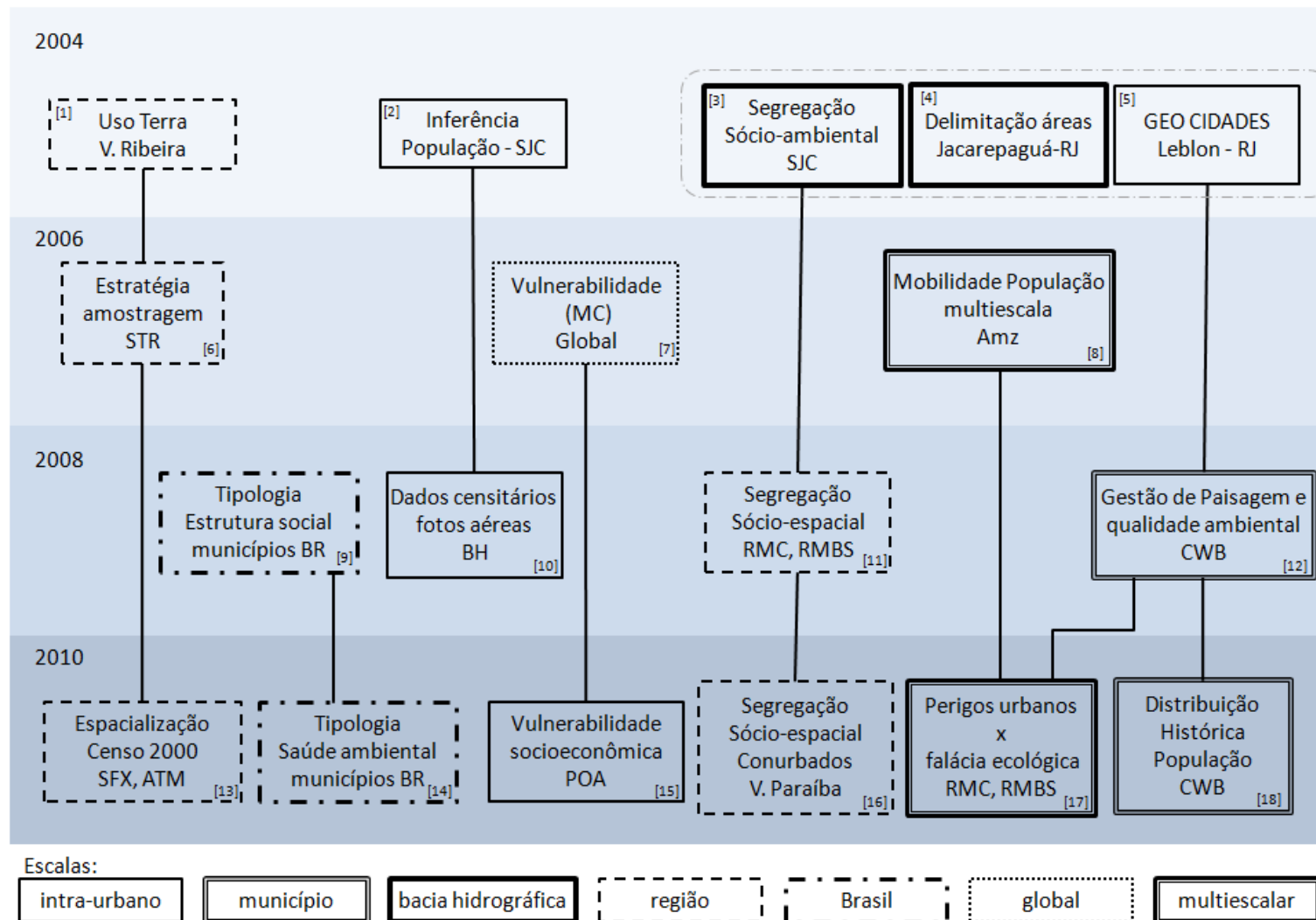
Silvana Amaral
Antonio Miguel V. Monteiro

{silvana.amaral@inpe.br, miguel.monteiro@inpe.br}

PEA - ABEP De 2004 a 2010



- *GT-PopEA-Grupo de Trabalho População, Espaço e Ambiente (criado em 1990 como o GT População e Meio Ambiente) no âmbito da ABEP-Associação Brasileira de Estudos Populacionais.*



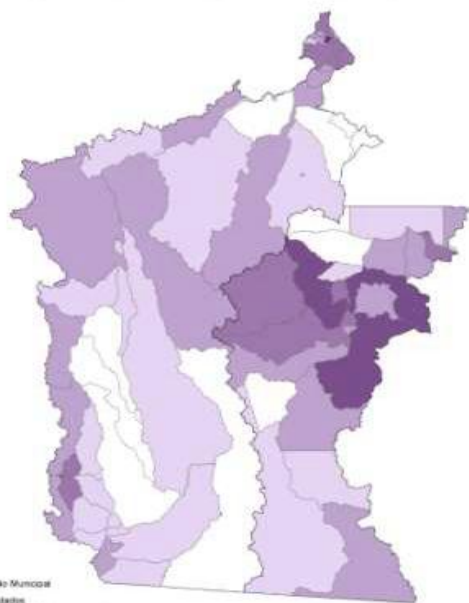
G1. Geoprocessamento para explorar as relações PEA a partir das condições observadas/medidas de uso e cobertura da terra e os dados populacionais



- *Visualização tomando os dados demográficos observados a partir de sua unidade espacial referencial*

Dagnino (2010) – malha censitária + dados Censo - população

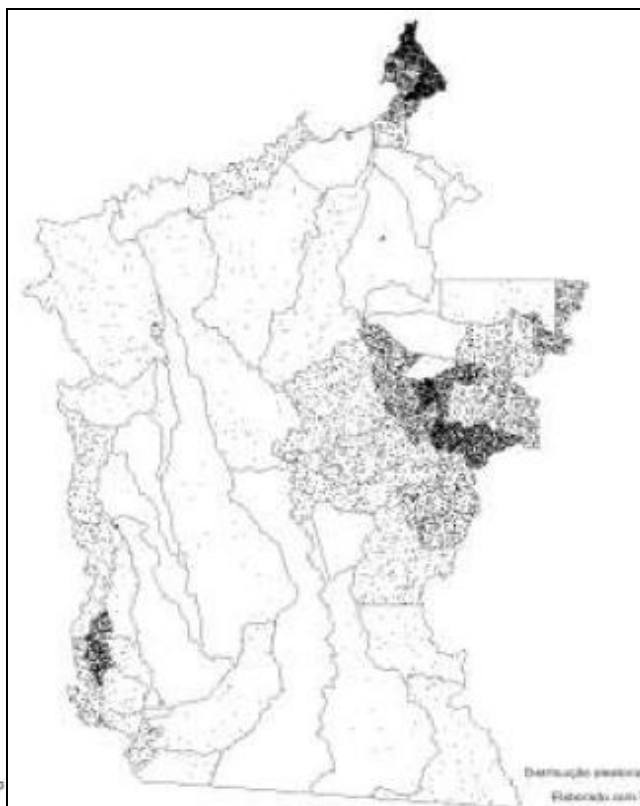
População residente nos setores
Municípios de Altamira e São Félix do Xingu, Estado do Pará



População residente no setor
(var237)

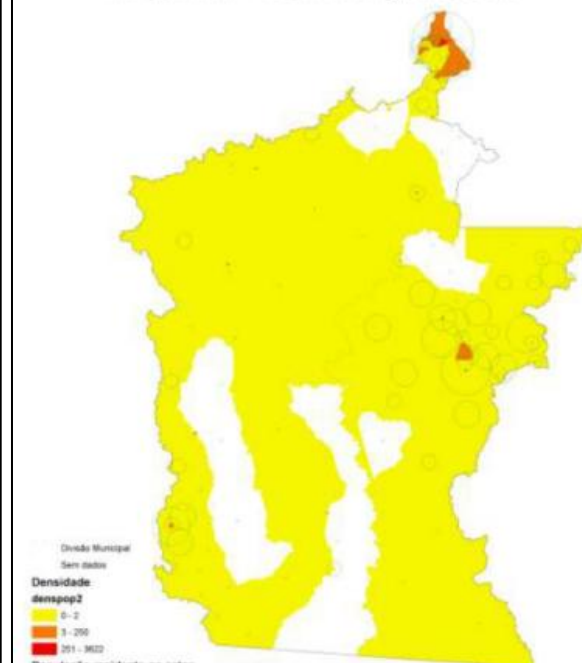
0 - 100
101 - 500
501 - 1000
1001 - 3000
3001 - 62295

Fonte de Dados: IBGE - Censo Demográfico 2000
Elaboração: Ricardo S. Dagnino (2009)



Elaboração: Ricardo S. Dagnino (2009)

População residente, por densidade (hab/km²) e quantidade total, segundo os setores
Municípios de Altamira e São Félix do Xingu, Estado do Pará



População residente no setor
(Ref. Tab: var237)

0 - 2
3 - 250
251 - 3622

Fonte de Dados: IBGE - Censo Demográfico 2000
Elaboração: Ricardo S. Dagnino (2009)

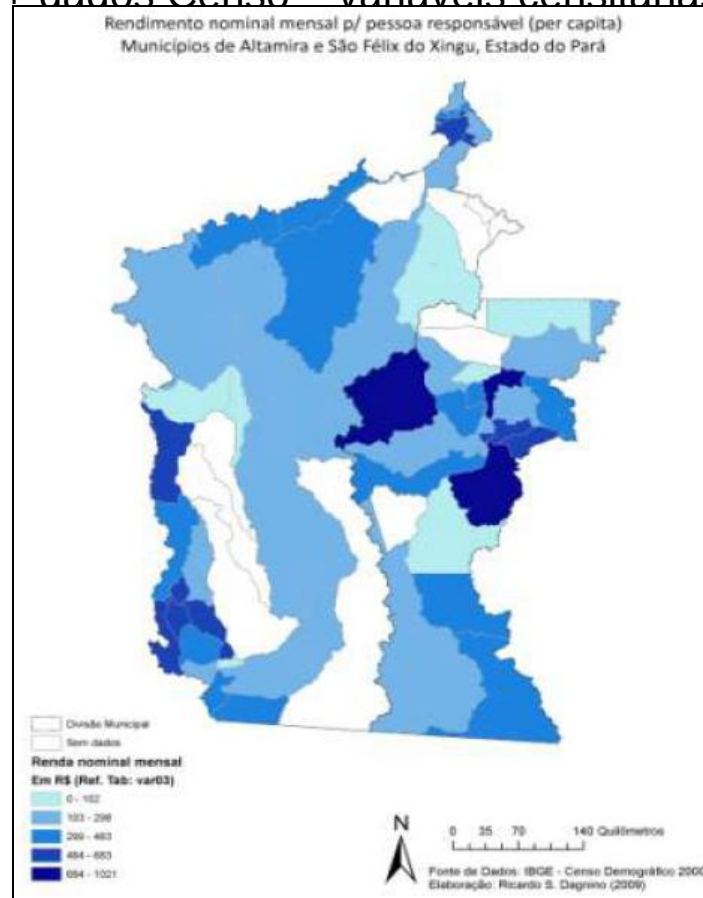
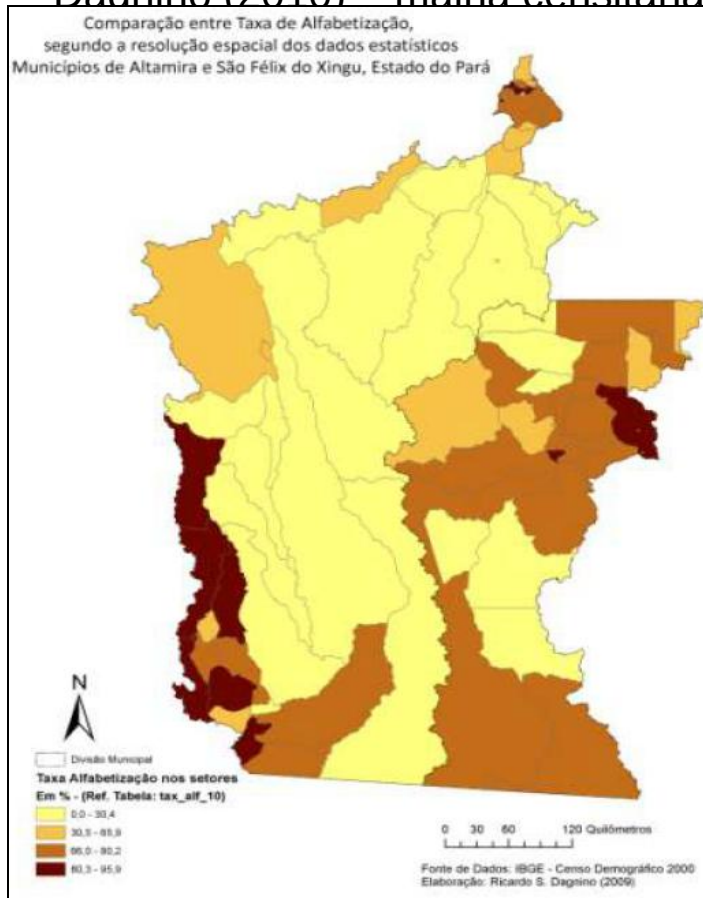
Representações cartográficas de dados censitários. População residente (2000) em São Félix do Xingu e Altamira em mapa coroplético de população total (a), mapa de pontos (b), e densidade demográfica do setor no mapa coroplético com símbolos (c).

Fonte: Dagnino (2010)

G1. Geoprocessamento para explorar as relações PEA a partir das condições observadas/medidas de uso e cobertura da terra e os dados populacionais

- *Visualização tomando os dados demográficos observados a partir de sua unidade espacial referencial*

Dagnino (2010) – malha censitária + dados Censo – variáveis censitárias



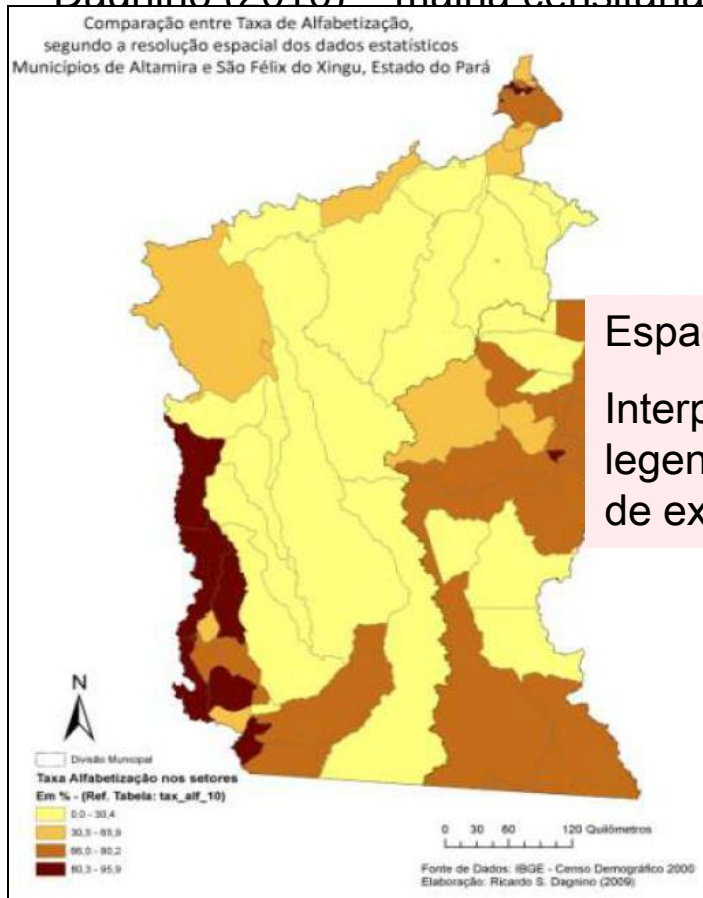
Mapas coropléticos de setores censitários (IBGE, Censo 2000) de São Félix do Xingu e Altamira representando: (a) taxa de alfabetização da população com 10 anos ou mais; (b) rendimento nominal mensal por responsável do domicílio

Fonte: Dagnino (2010)

G1. Geoprocessamento para explorar as relações PEA a partir das condições observadas/medidas de uso e cobertura da terra e os dados populacionais

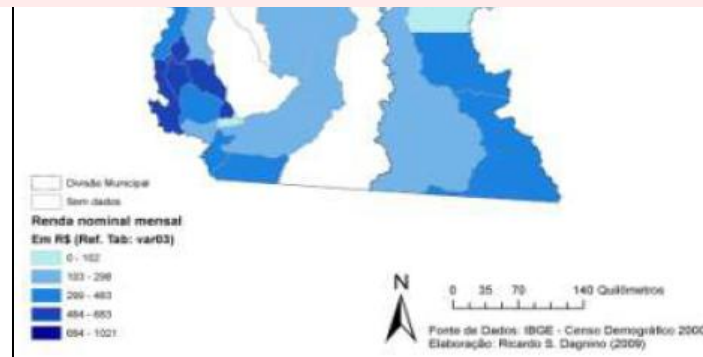
- *Visualização tomando os dados demográficos observados a partir de sua unidade espacial referencial*

Dagnino (2010) – malha censitária + dados Censo – variáveis censitárias



Espacialização – padrões de associação

Interpretação visual, intervalos de classificação e legenda → direcionamento para a fase seguinte de exploração dos dados espaciais!



Mapas coropléticos de setores censitários (IBGE, Censo 2000) de São Félix do Xingu e Altamira representando: (a) taxa de alfabetização da população com 10 anos ou mais; (b) rendimento nominal mensal por responsável do domicílio

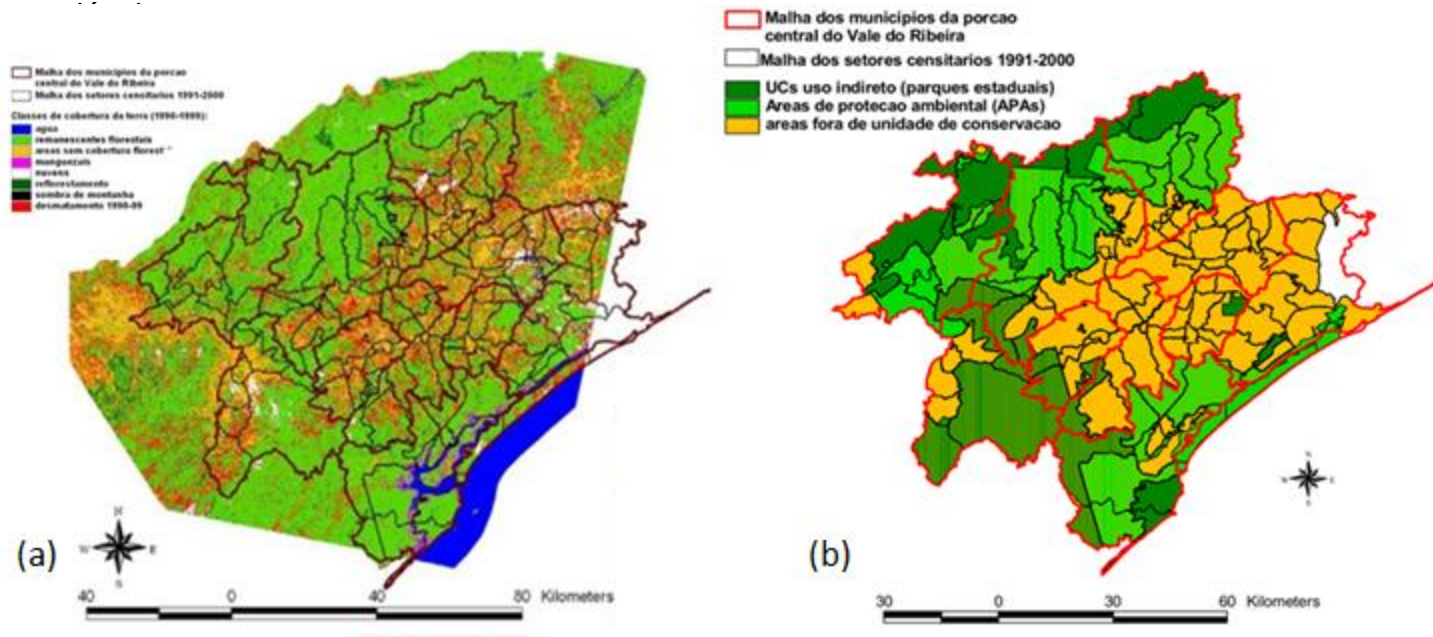
Fonte: Dagnino (2010)

G1. Geoprocessamento para explorar as relações PEA a partir das condições observadas/medidas de uso e cobertura da terra e os dados populacionais

- Construção de novas variáveis associadas às unidades espaciais de referência

Alves (2004) – Vale do Ribeira (SP): SC como unidade de referência x mudanças de cobertura SR → fatores demográficos e socioeconômicos associados

- 1) espacialização dados demográficos e socioeconômicos dos censos 1991 e 2000
- 2) mapas de cobertura da terra (1981-1990 – 1999) e matriz de transição → alocados/SC >> novas



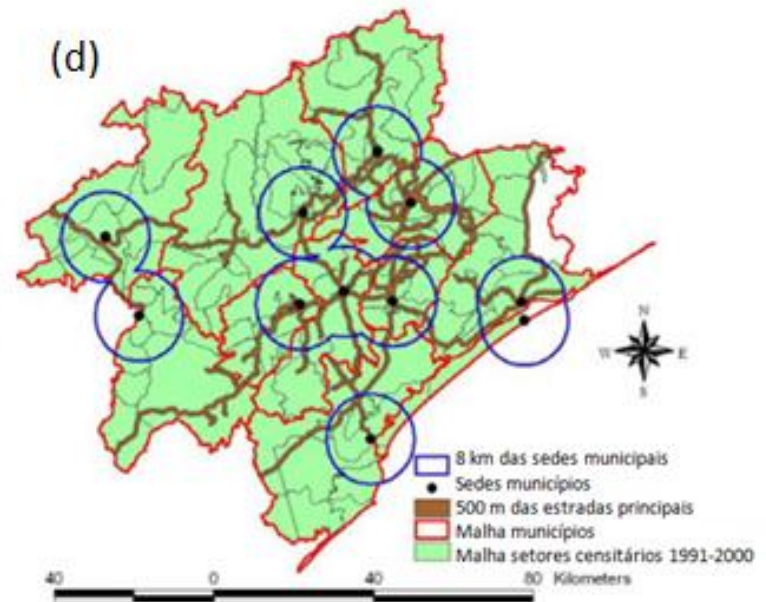
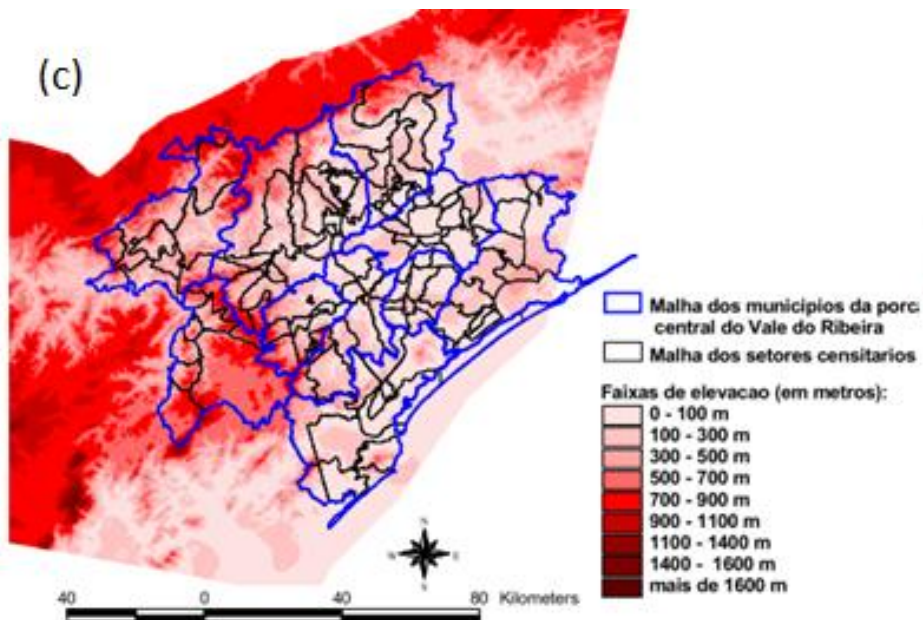
Classificação de cobertura da terra para o Vale do Ribeira (1990-1999) e malhas censitária e municipal sobrepostas (1991-2000) (a); Unidades de Conservação (b); mapa altimétrico (c) e sedes de município e malha viária (d). Fonte: Alves (2004)

G1. Geoprocessamento para explorar as relações PEA a partir das condições observadas/medidas de uso e cobertura da terra e os dados populacionais

- Construção de novas variáveis associadas às unidades espaciais de referência

Alves (2004) – Vale do Ribeira (SP): SC como unidade de referência x mudanças de cobertura SR → fatores demográficos e socioeconômicos associados

- 3) Limites das Ucs, mapa de altimetria, declividade, infraestrutura viária e urbana (buffers) / SC
- 4) Análise da correlação linear entre desmatamento e o novo conjunto de variáveis /SC



Classificação de cobertura da terra para o Vale do Ribeira (1990-1999) e malhas censitária e municipal sobrepostas (1991-2000) (a); Unidades de Conservação (b); mapa altimétrico (c) e sedes de município e malha viária (d). Fonte: Alves (2004)

G1. Geoprocessamento para explorar as relações PEA a partir das condições observadas/medidas de uso e cobertura da terra e os dados populacionais

Alves (2004) – Vale do Ribeira (SP): SC como unidade de referência x mudanças de cobertura SR → fatores demográficos e socioeconômicos associados

- 3) Limites das Ucs, mapa de altimetria, declividade, infraestrutura viária e urbana (buffers) / SC
- 4) Análise da correlação linear entre desmatamento e o novo conjunto de variáveis /SC

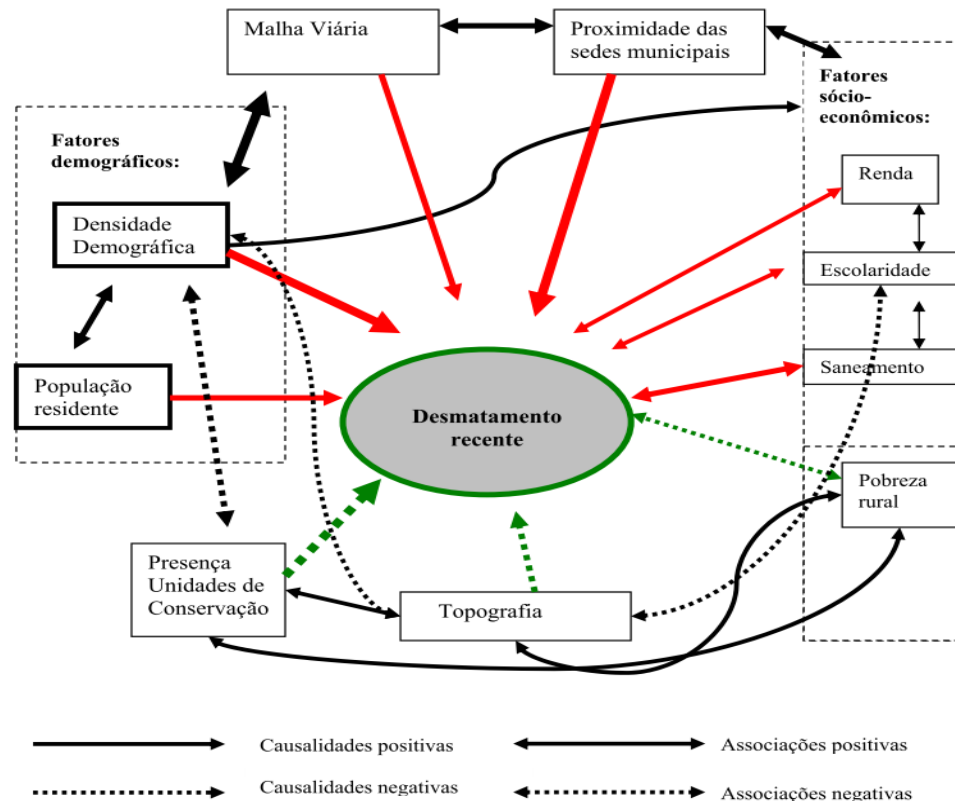
Discute cada um dos fatores com a literatura adaptada para o local.

- Modelo conceitual

MAS

Correlação não implica em causalidade.

- auto-correlação por proximidade espacial ?...



Fonte: IBGE. Censo Demográfico 2000 e Imagens Landsat TM de 1990 e 1999 (cena 220/77)

"Modelo qualitativo de correlação e causalidade entre fatores sócio-demográficos, topografia, acesso a infra-estrutura, unidades de conservação e o desmatamento recente da porção central do Vale do Ribeira" (Alves, 2004))

G3. Sensoriamento remoto para estimativas de volume populacional

- Inferência espacial/estimação de parâmetros

Umbelino e Macedo (2008) – fotografias aéreas – BH – inconsistências CS 1991-2000

- setores anômalos – adensamento do n de domicílios



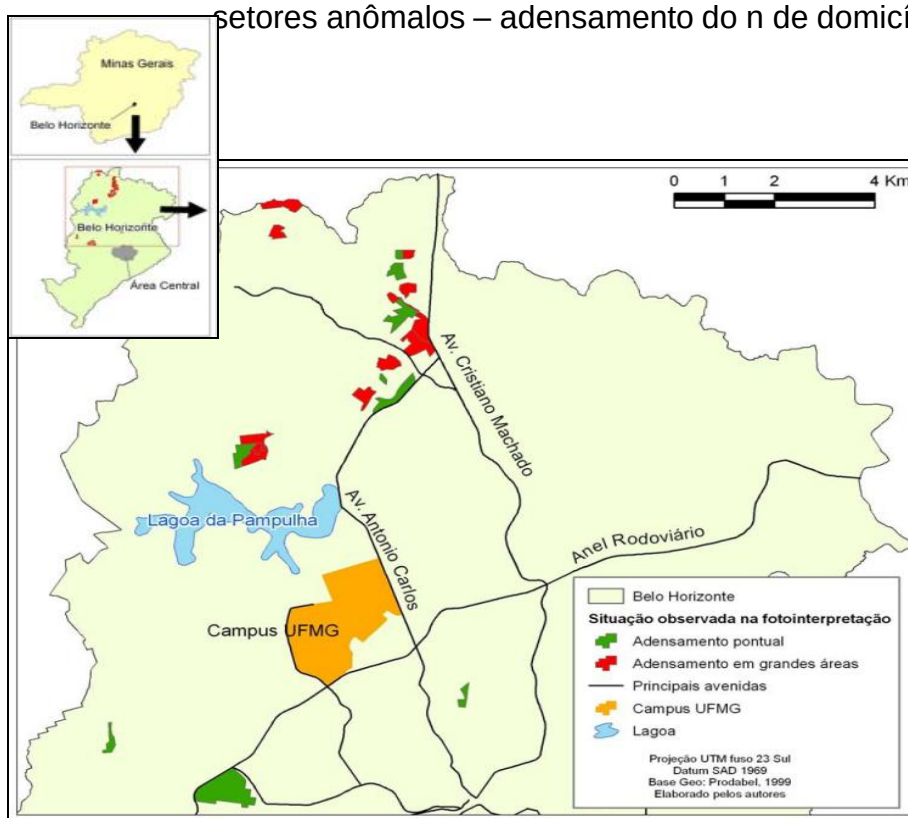
Exemplo de setor censitário de Belo Horizonte cujos domicílios foram identificados nas fotografias aéreas de 1989 (a) e 1999 (b); e mapa final (c) indicando setores que sofreram adensamento pontual (verde) e adensamento em grandes áreas (vermelho).

Fonte: Umbelino e Macedo (2008)

G3. Sensoriamento remoto para estimativas de volume populacional

- Inferência espacial/estimação de parâmetros

Umbelino e Macedo (2008) – fotografias aéreas – BH – inconsistências CS
1991-2000



-Teste de hipótese/análise variância

Confirmação erros de tabulação no Censo 1991

- a análise integrada de dados espaciais de referência, dos dados resultantes de inferência por sensoriamento remoto e do uso de métodos estatísticos → atestou a anomalia dos dados analisados

Exemplo de setor censitário de Belo Horizonte cujos domicílios foram identificados nas fotografias aéreas de 1989 (a) e 1999 (b); e mapa final (c) indicando setores que sofreram adensamento pontual (verde) e adensamento em grandes áreas (vermelho).

Fonte: Umbelino e Macedo (2008)

G4. Caracterizar vulnerabilidade

- Índices sintéticos, Redução de dimensionalidade & Tipologias

Macedo e Bassani (2010) - vulnerabilidade socioeconômica (RM POA) - *Unidades de Desenvolvimento Humano (UDHs)*

Tabela 2 - Descrição das variáveis selecionadas e as respectivas correlações para a primeira (CP1) e segunda (CP2) componente principal

ID	Descrição da variável	CP 1	CP 2
x17	% de pobres	0,9517	
x29	% de ocupados com rendimento do trabalho inferior a 1 SM	0,8941	
X02	mortalidade até 5 anos (por mil nascidos vivos)	0,8791	
X03	razão de dependência	0,8652	
x28	% de ocupados com fundamental incompleto	0,8608	
x21	% das pessoas ocupadas com rendimento do trabalho de 1 a 2 SM	0,8409	
x06	% de pessoas com mais de 25 anos analfabetas	0,8348	
x05	% de mulheres de 25 anos ou mais analfabetas	0,8336	
x24	taxa de desemprego da população de 25 a 29 anos	0,7984	
x10	% de pessoas entre 18 e 24 anos analfabetas	0,7939	
x25	taxa de desemprego da população de 15 anos e mais	0,7791	
x12	% de mulheres responsáveis pelo domicílio com renda até 1 SM	0,7698	
x14	% de homens responsáveis pelo domicílio sem rendimento	0,7661	
x13	% de mulheres responsáveis pelo domicílio sem rendimento	0,7425	
x08	índice de envelhecimento	-0,7119	
x19	média de anos de estudos dos homens responsáveis pelo domicílio	-0,7203	
x20	média de anos de estudos das mulheres responsáveis pelo domicílio	-0,7300	
x07	média de anos de estudos das pessoas de 25 anos de idade ou mais	-0,7481	
x04	% dos alunos de ensino médio em relação à população de 15 a 17 anos	-0,9072	
x01	% de pessoas em domicílios com banheiro e água encanada	-0,9408	
x27	taxa de participação da PEA na PIA de 18 a 24 anos		0,8775
x09	% dos que frequentam fundamental em relação à população de 7 a 14 anos		0,8012
x23	% das pessoas ocupadas com rendimento do trabalho de 2 a 3 SM		0,7364
x18	% de pessoas que vivem em domicílios com computador		-0,7388
x16	renda média das mulheres responsáveis pelo domicílio		-0,7752
x22	rendimento médio mensal das pessoas ocupadas		-0,8018
x15	renda média dos homens responsáveis pelo domicílio		-0,8035
x11	renda per capita		-0,8060
x26	taxa de participação da PEA na PIA de 15 anos e mais		

Fonte: modificado de Macedo e Bassani (2010)

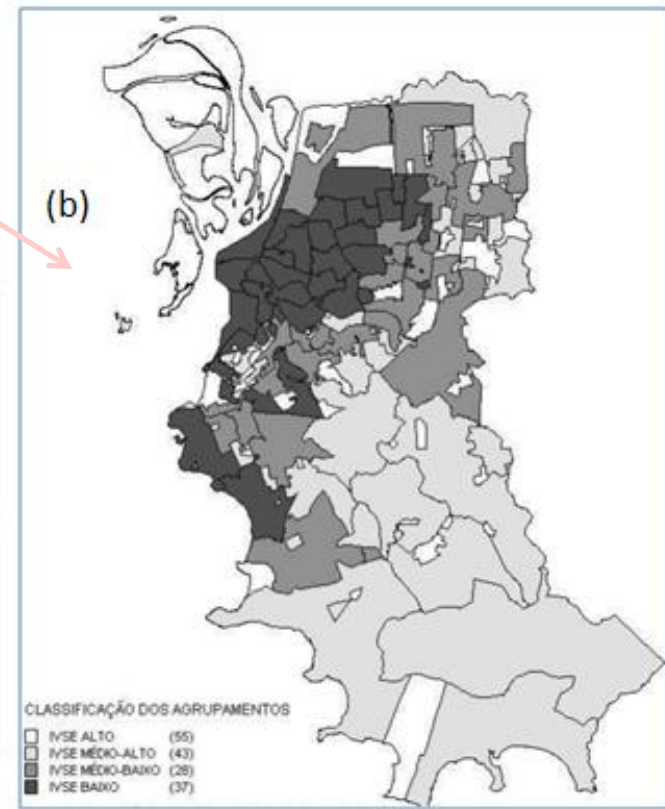
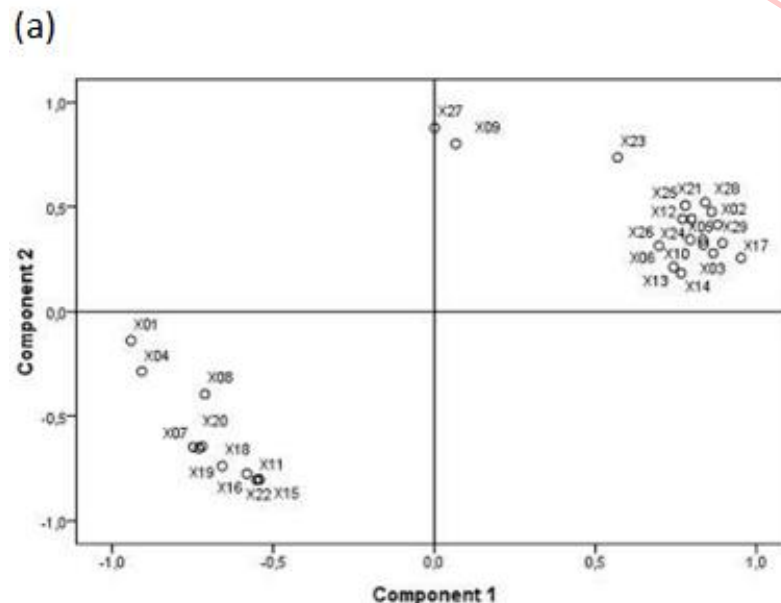
G4. Caracterizar vulnerabilidade

- Índices sintéticos, Redução de dimensionalidade & Tipologias

Macedo e Bassani (2010) - vulnerabilidade socioeconômica (RM POA) – 163 *Unidades de Desenvolvimento Humano (UDHs)*

Propõem um índice que corresponde à média dos escores das CPS ponderada pelos autovalores (variância) das componentes → **Índice de Vulnerabilidade Socioeconômica (IVSE)**, que varia de 0 a 1.

Análise de agrupamento



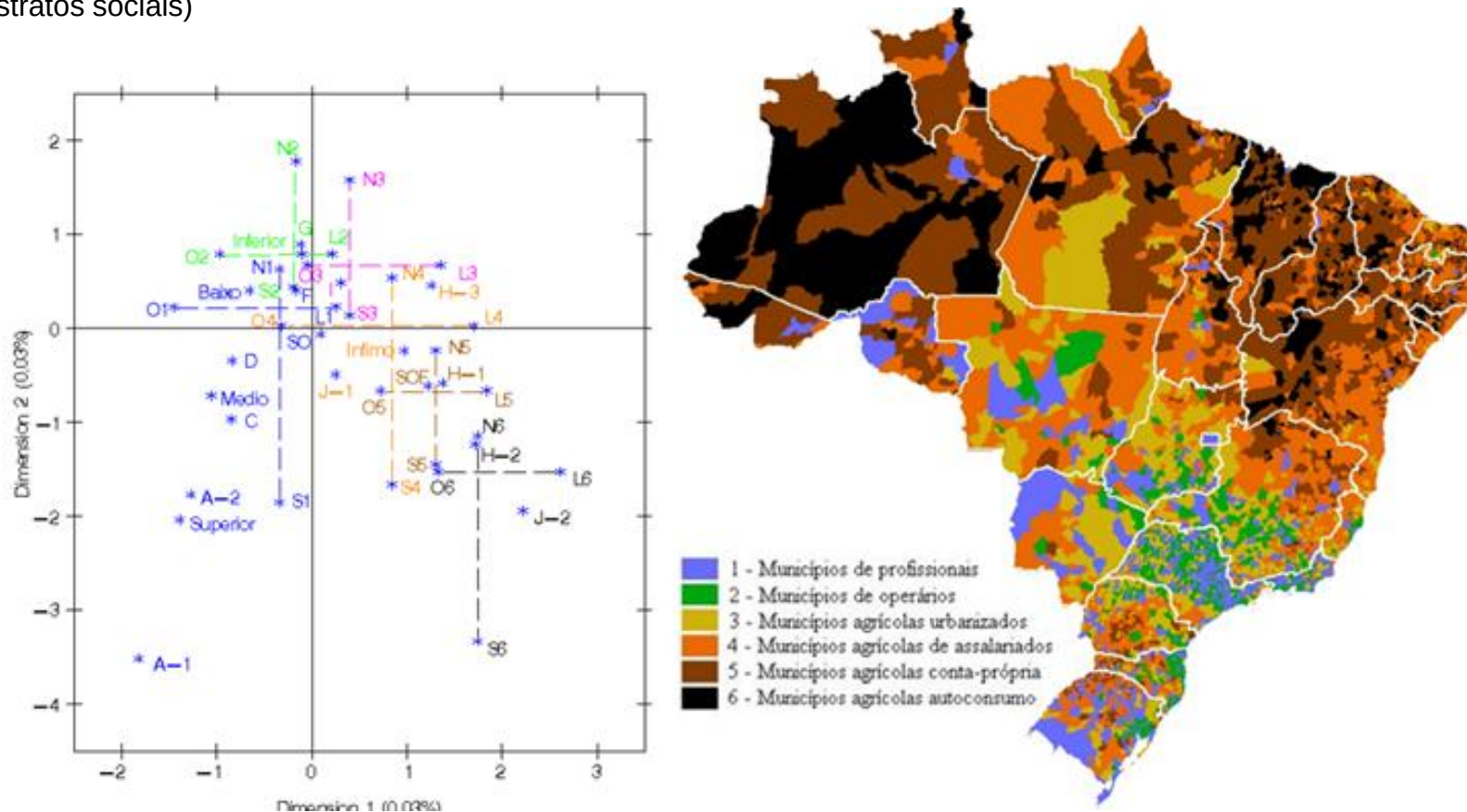
Contribuições (cargas ou autovetores) das variáveis selecionadas, no espaço rotacionado das componentes principais (a). Mapa do Índice de Vulnerabilidade Socioeconômica de Porto Alegre (2000) gerado a partir da análise de agrupamento do IVSE (b)

G2. Caracterizar os municípios em tipologias baseadas em indicadores da estrutura social e de saúde ambiental

• Índices sintéticos, Redução de dimensionalidade & Tipologias

Maia e Quadros (2008) - desigualdade brasileira- municípios – análise de correspondência

Estratificação social: inserção no mercado de trabalho (classes ocupacionais) e os rendimentos familiares *per capita* (estratos sociais)



(a) Análise de correspondência entre os municípios, classes ocupacionais (A-1, A-2, C, D, F, G, H-1, H-2, H-3, I, J-1, J-2, SO, SOF) e estratos sociais (Superior, Médio, Baixo, Inferior e Ínfimo). As tipologias das estruturas sociais resultantes estão representadas pelos eixos ortogonais (grupos de 1 a 6) de cores diferenciadas, com a dispersão indicada pelos pontos cardeais (N, S, L e O). (b) Espacialização dos municípios de acordo com a tipologia de perfil social obtida.

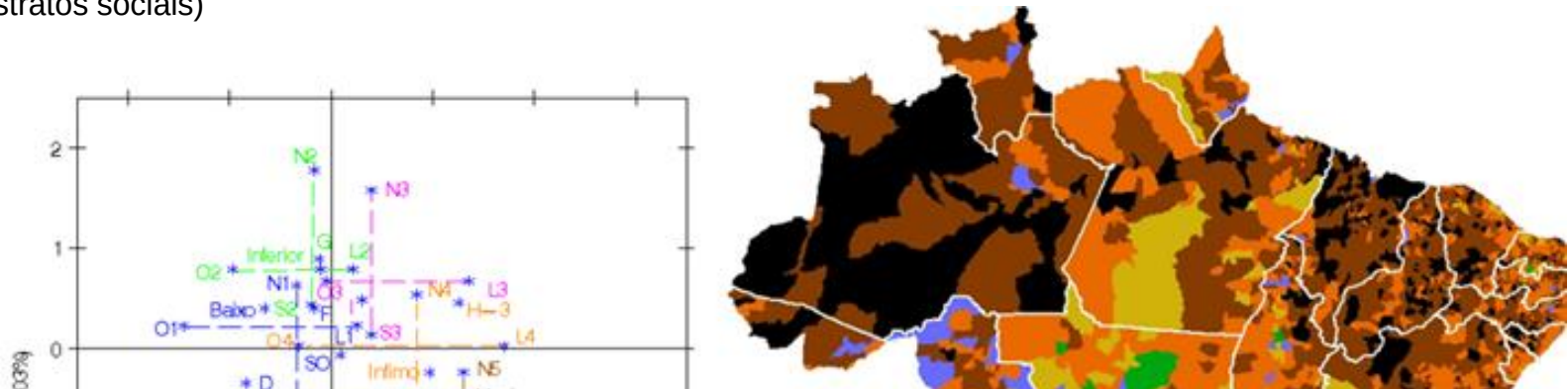
Fonte: Maia e Quadros (2008)

G2. Caracterizar os municípios em tipologias baseadas em indicadores da estrutura social e de saúde ambiental

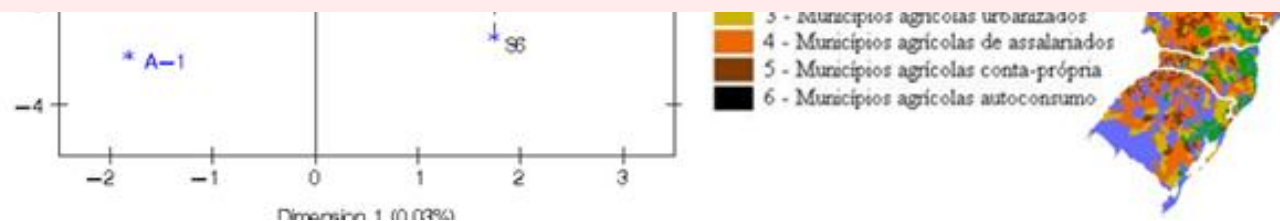
• Índices sintéticos, Redução de dimensionalidade & Tipologias

Maia e Quadros (2008) - desigualdade brasileira- municípios – análise de correspondência

Estratificação social: inserção no mercado de trabalho (classes ocupacionais) e os rendimentos familiares *per capita* (estratos sociais)



- Discutem os perfis/grupo; usam índices de concentração de renda (Gini) para observar desigualdades
- Análises dos agrupamentos frente a outros aspectos das diferenças sociais é central para legitimar a metodologia e tipologia proposta



(a) Análise de correspondência entre os municípios, classes ocupacionais (A-1, A-2, C, D, F, G, H-1, H-2, H-3, I, J-1, J-2, SO, SOF) e estratos sociais (Superior, Médio, Baixo, Inferior e Ínfimo). As tipologias das estruturas sociais resultantes estão representadas pelos eixos ortogonais (grupos de 1 a 6) de cores diferenciadas, com a dispersão indicada pelos pontos cardeais (N, S, L e O). (b) Espacialização dos municípios de acordo com a tipologia de perfil social obtida.

Fonte: Maia e Quadros (2008)

G2. Caracterizar os municípios em tipologias baseadas em indicadores da estrutura social e de saúde ambiental

• Índices sintéticos, Redução de dimensionalidade & Tipologias

Torres et al (2010) – saúde ambiental dos municípios – análise fatorial

Dimensões analíticas: riqueza municipal, meio ambiente e condições de saúde

Análise fatorial → estrutura de ponderação dos indicadores

Indicadores sintéticos seus componentes	Pesos*(%)
RIQUEZA MUNICIPAL (variabilidade explicada 76%)	
PIB municipal per capita (2006)	25
% do valor adicionado da indústria no valor adicionado total (2006)	25
% do valor adicionado da administração pública no valor adicionado total (2006)	25
Renda média do emprego formal (2008)	25
CONDIÇÕES DE SAÚDE (variabilidade explicada: 56%)	
Taxa de mortalidade na infância (2005-2007)	50
Taxa de mortalidade 15-39 (2005-2007)	25
Taxa de Mortalidade 50-69 anos (2005-2007)	25
MEIO AMBIENTE (variabilidade explicada: 51%)	
% de domicílios em assentamentos precários ou aglomerados subnormais (2000)	5
% de pessoas com acesso a abastecimento de água (2000)	19
% de pessoas com acesso a esgotamento sanitário (2000)	20
% de pessoas com coleta de lixo (2000)	22
Número de veículos automotivos / 1.000 habitantes (Dez/2008)	19
Razão entre os empregados na indústria de transformação (alto risco) e a população de 15 anos e mais	15

Pesos obtidos a partir da análise fatorial dos componentes (variáveis) de cada indicador sintético (riqueza, saúde e meio ambiente)

Fonte: Torres et al (2010)

G2. Caracterizar os municípios em tipologias baseadas em indicadores da estrutura social e de saúde ambiental

• Índices sintéticos, Redução de dimensionalidade & Tipologias

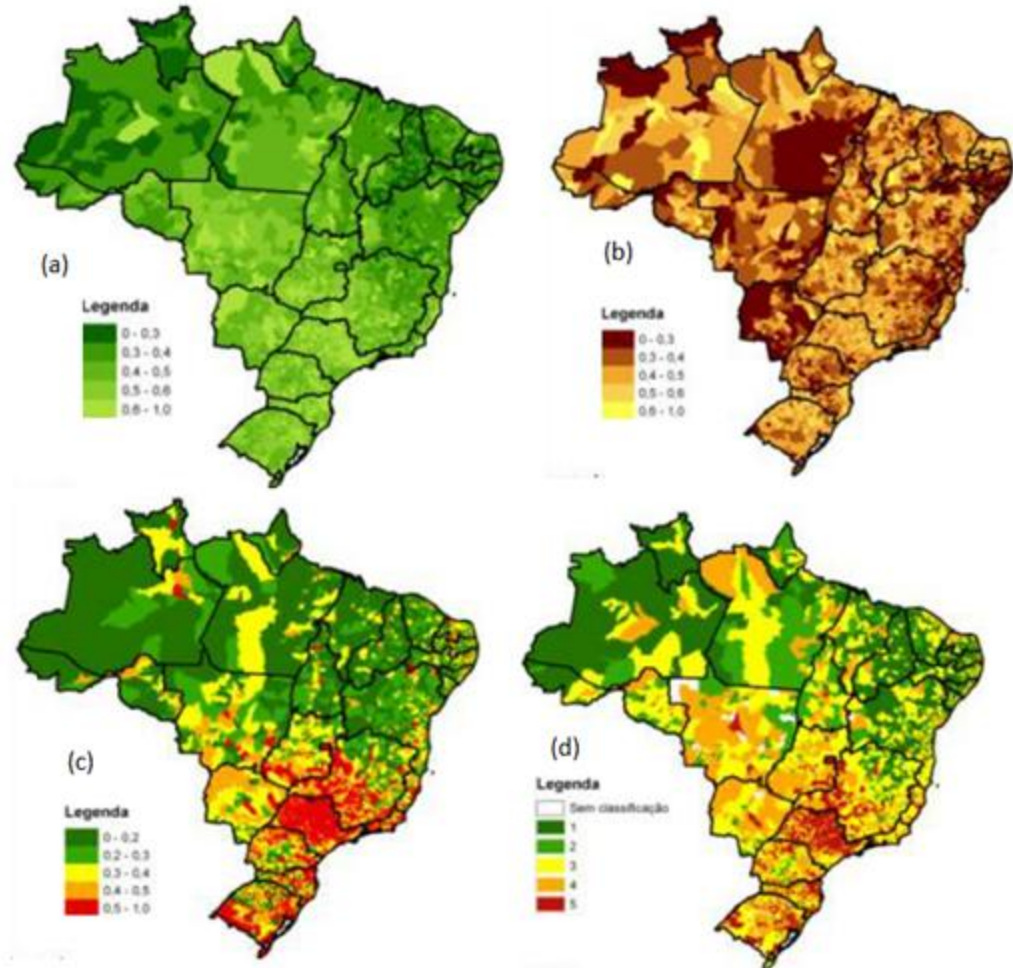
Torres et al (2010)

Análise de clusters e caracterização demográfica, socioeconômica, de saúde e meio ambiente

Critério de Classificação dos Municípios segundo o Indicador de Vulnerabilidade Socioambiental

Riqueza	Saúde	Meio Ambiente		
		De 0,00 a 0,25	Mais de 0,30 a 0,50	Mais de 0,50 a 1,00
De 0,00 a 0,35	De 0,00 a 0,40	Grupo 1		
	Mais de 0,40 a 1,00			
Mais de 0,35 a 0,50	De 0,00 a 0,40	Grupo 2	Grupo 3	
	Mais de 0,40 a 1,00			
Mais de 0,50 a 1,00	De 0,00 a 0,40	Grupo 2	Grupo 4	Grupo 5
	Mais de 0,40 a 1,00			

Fonte: Cebap/PNUD/MS-SVS. Relatório Brasil – Atlas Brasileiro de Vulnerabilidades de Socioambientais.



Municípios brasileiros classificados quanto aos indicadores sintéticos de riqueza(a), saúde (b), meio ambiente (c) e o agrupamento final segundo a classificação de vulnerabilidade socioambiental proposta. Fonte: Torres et al (2010)

G2. Caracterizar os municípios em tipologias baseadas em indicadores da estrutura social e de saúde ambiental

• Índices sintéticos, Redução de dimensionalidade & Tipologias

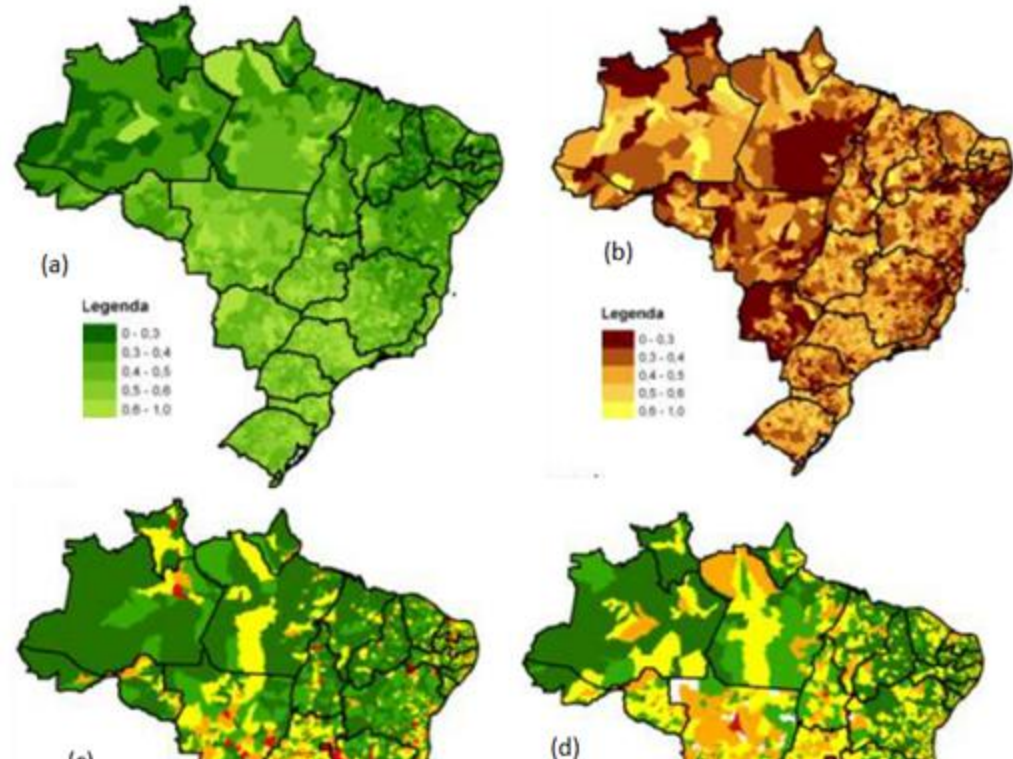
Torres et al (2010)

Análise de clusters e caracterização demográfica, socioeconômica, de saúde e meio ambiente

Critério de Classificação dos Municípios segundo o Indicador de Vulnerabilidade Socioambiental

Riqueza	Saúde	Meio Ambiente		
		De 0,00 a 0,25	Mais de 0,30 a 0,50	Mais de 0,50 a 1,00
De 0,00 a 0,35	De 0,00 a 0,40	Grupo 1		
	Mais de 0,40 a 1,00			
Mais de 0,35 a 0,50	De 0,00 a 0,40	Grupo 2	Grupo 3	
	Mais de 0,40 a 1,00			
Mais de 0,50 a 1,00	De 0,00 a 0,40	Grupo 2	Grupo 4	Grupo 5
	Mais de 0,40 a 1,00			

Fonte: Cebrap/PNUD/MS-SVS. Relatório Brasil – Atlas Brasileiro de Vulnerabilidades de Socioambientais.



- padrões obtidos compatíveis aos existentes na literatura quanto à regionalização do Brasil,
- contribuem para diferenciar o espaço quanto a política de saúde ambiental, "revelando ao mesmo tempo a abrangência e complexidade de situações e algumas especificidades apenas captadas com análises localizadas em termos espaciais e temporais".

G2. Caracterizar os municípios em tipologias baseadas em indicadores da estrutura social e de saúde ambiental

- Índices sintéticos, Redução de dimensionalidade & Tipologias

- A dimensão espacial nestes trabalhos foi considerada apenas nas interpretações dos resultados sobre os mapas resultantes.
- O espaço é um suporte para as variáveis assentadas em suas *unidades espaciais de referência*, fazendo com que a visualização/espacialização tenha sido o recurso técnico mais utilizado para a apresentação e exploração visual dos resultados analíticos.
- Nenhuma técnica que buscasse incluir o espaço como uma variável para os métodos quantitativos estatísticos foi utilizada.
- Os algoritmos de agrupamento (clusters) não trataram a localização das variáveis como elemento para a análise de agregados.
- Os autores discutem a regionalização que emergiu das operações de simplificação e agrupamento das variáveis pertinentes por município, mas não incluíram em sua *abordagem espacial* métodos de agrupamento espacial derivados das metodologias da estatística espacial.

G2. Caracterizar os municípios em tipologias baseadas em indicadores da estrutura social e de saúde ambiental

- Índices sintéticos, Redução de dimensionalidade & Tipologias

- A dimensão espacial nestes trabalhos foi considerada apenas nas interpretações dos resultados sobre os mapas resultantes.
- O espaço é um suporte para as variáveis assentadas em suas *unidades espaciais de referência*, fazendo com que a visualização/espacialização tenha sido o recurso técnico mais utilizado para a apresentação e exploração visual dos resultados analíticos.
- Nenhuma técnica que buscasse incluir o espaço como uma variável para os métodos quantitativos estatísticos foi utilizada.
- Os algoritmos de agrupamento (clusters) não trataram a localização das variáveis como elemento para a análise de agregados.
- Os autores discutem a regionalização que emergiu das operações de simplificação e agrupamento das variáveis pertinentes por município, mas não incluíram em sua *abordagem espacial* métodos de agrupamento espacial derivados das metodologias da estatística espacial.

Análise do uso de técnicas

- O espaço para além de um suporte

Jakob e Young (2008) – análise fatorial - RM Baixada Santista - segregação socioespacial urbana

- Análise de autocorrelação espacial – zonas de segregação para SC e áreas de ponderação

Resultados da análise fatorial (pesos) por setores censitários e áreas de ponderação, para as variáveis selecionadas para o estudo de segregação socioespacial da Região Metropolitana da Baixada Santista. Fonte: Jakob e Young (2008)

Variável	Setores	Áreas Ponderação
% Crianças Analfabetas 7 a 14 anos	0.5972	0.8366
% Chefes de Domicílio Analfabetos	0.7870	0.9317
% Chefes de Domicílio com até 4 Anos de Estudo	0.8680	0.9820
Média de Anos de Estudo dos Chefes de Domicílio	-0.9180	-0.9876
Renda Média dos Chefes de Domicílio	-0.8379	-0.9346
% da Variância explicada com este componente:	69.2	87.6

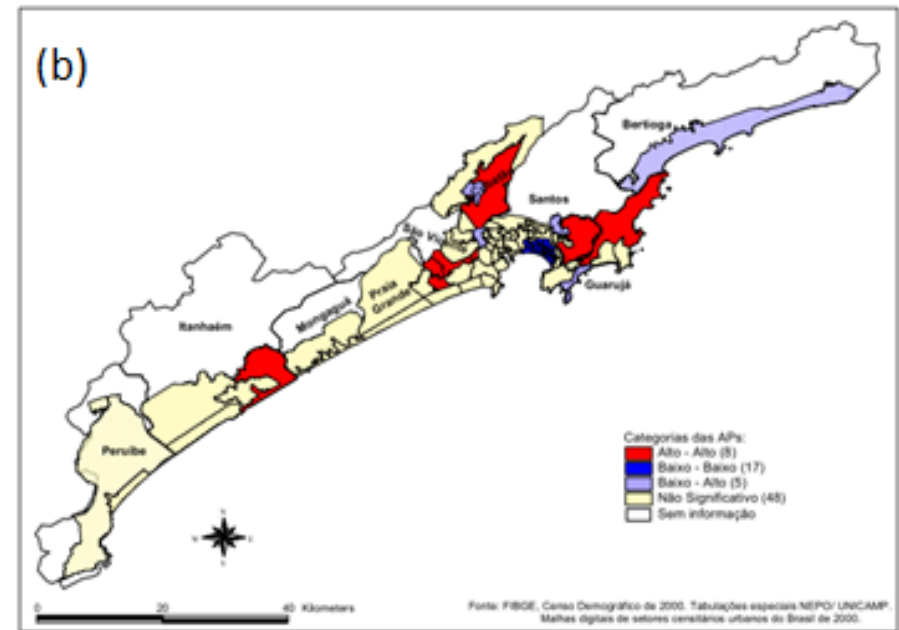
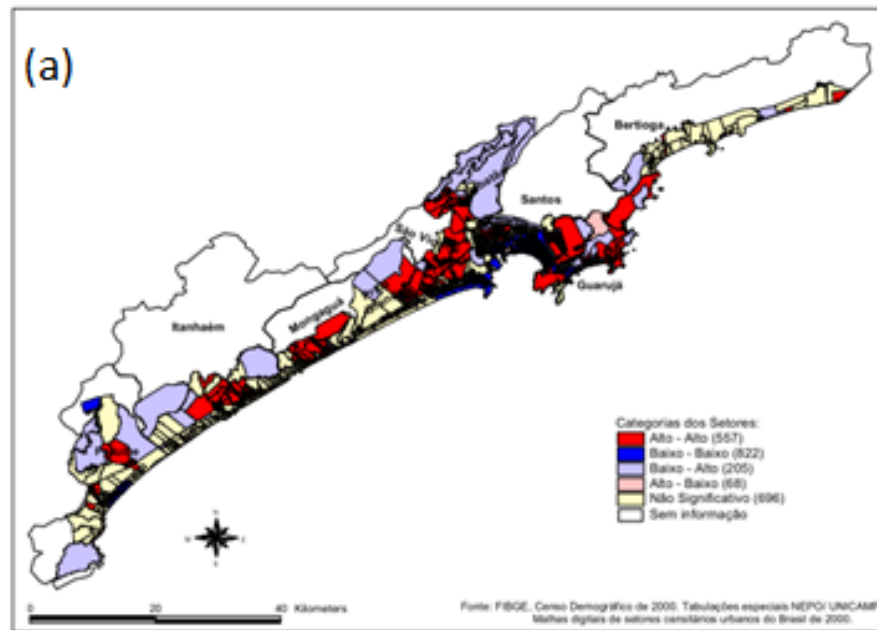
Fonte: FIBGE, Censo Demográfico de 2000. Tabulações especiais NIEPO/UNICAMP.

Análise do uso de técnicas

- O espaço para além de um suporte

Jakob e Young (2008) – análise fatorial - RM Baixada Santista - segregação socioespacial urbana

- Análise de autocorrelação espacial – zonas de segregação para SC e áreas de ponderação
- O recorte por setor mostrou-se mais adequado para descrever a segregação da RMBS que as áreas de ponderação (área de ponderação extensas são mais heterogêneas e dificultam a identificação de áreas de segregação)



Zonas de segregação espacial urbana obtidas para a Região Metropolitana da Baixada Santista por setor censitário (a) e por área de ponderação (b). Fonte: Jakob e Young (2008)

Análise do uso de técnicas

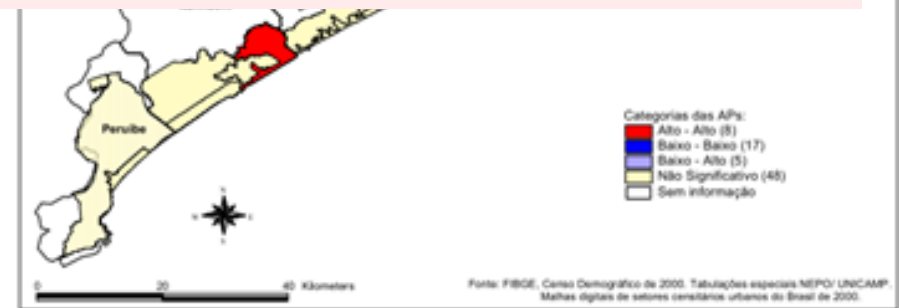
- O espaço para além de um suporte

Jakob e Young (2008) – análise fatorial - RM Baixada Santista - segregação socioespacial urbana

- Análise de autocorrelação espacial – zonas de segregação para SC e áreas de ponderação
- O recorte por setor mostrou-se mais adequado para descrever a segregação da RMBS que as áreas de ponderação (área de ponderação extensas são mais heterogêneas e dificultam a identificação de áreas de segregação)

- Usaram, além da exploração visual para a percepção de padrões espaciais, uma medida estatística de associação que contempla a variável em seu suporte espacial (limite geográfico) e esta mesma variável nos suportes de seus vizinhos.

- Ainda que não se tenha adotado uma metodologia de agrupamento espacial, apresentou-se uma possibilidade de identificação de padrão espacial baseada em métricas e não apenas na interpretação visual.



Zonas de segregação espacial urbana obtidas para a Região Metropolitana da Baixada Santista por setor censitário (a) e por área de ponderação (b). Fonte: Jakob e Young (2008)

G5. Segregação socioambiental

- O espaço para além de um suporte

Rosembach et al (2010) – segregação socioespacial urbana, Índices Espaciais e Locais de Segregação Urbana – SJC/Jacareí e Litoral N SP

- medidas concebidas a partir das dimensões relacionais de dispersão/agrupamento e exposição/isolamento: explicitam relações territoriais e revelam continuidades e descontinuidades no espaço urbano;

Variáveis: “renda de chefes de família” e “anos de instrução de chefes de família”, censo 2000

Índices Globais de Dissimilaridade, Exposição e Isolamento obtidos os espaços urbanos conurbados dos municípios do Vale do Paraíba (São José dos Campos e Jacareí) e do Litoral Norte (São Sebastião, Caraguatatuba e Ubatuba) de São Paulo.

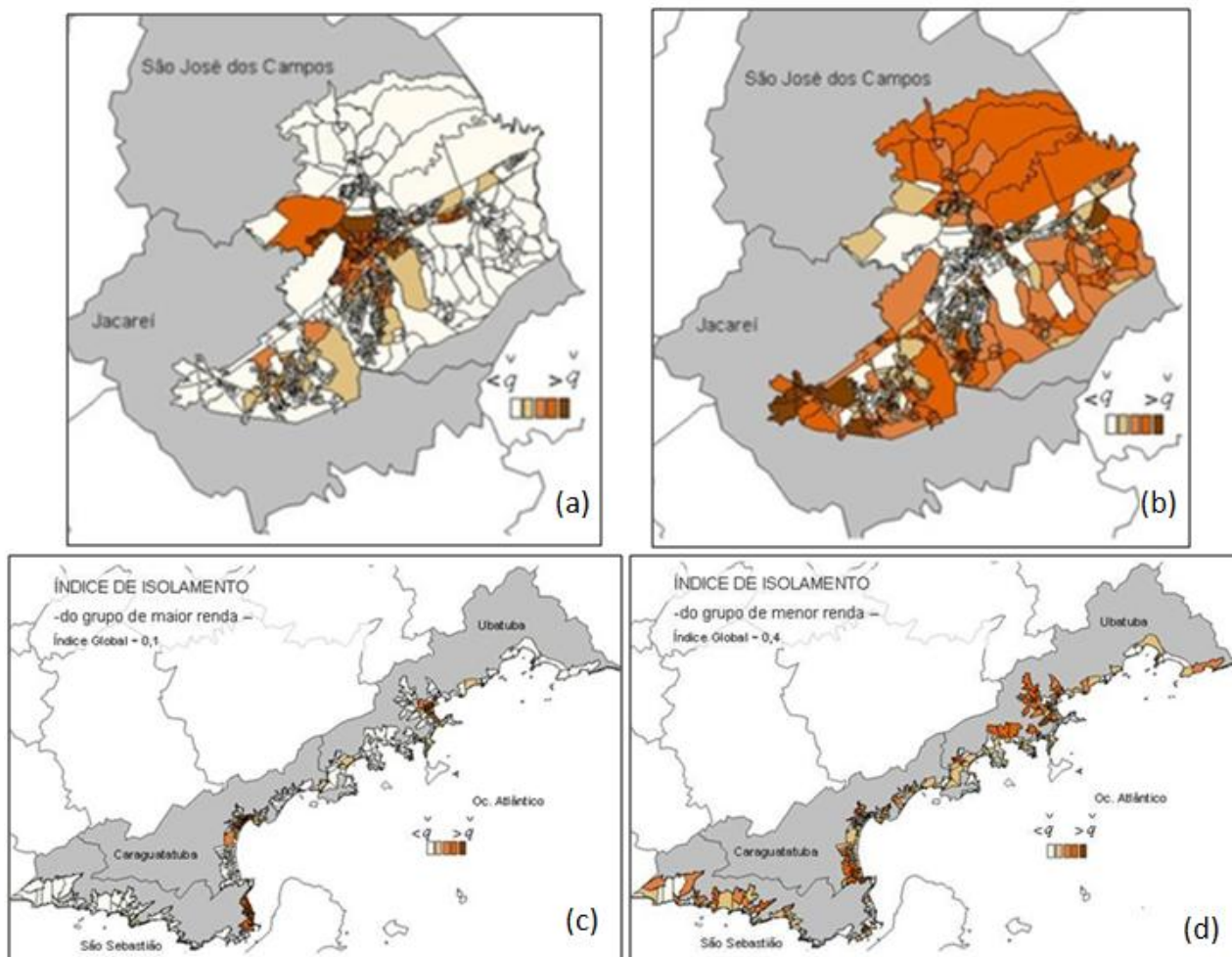
Fonte: Rosembach et al (2010)

		Dissimilaridade	Exposição	Isolamento (> renda)	Isolamento (< renda)
Vale do Paraíba	renda	0.25	0.1	0.36	0.33
	instrução	0.23	0.08	0.34	0.38
Litoral Norte	renda	0.6	0.07	0.1	0.4
	instrução	0.68	0.06	0.14	0.49

G5. Segregação socioambiental

- O espaço para além de um suporte

Rosembach et al (2010) – segregação socioespacial urbana



Índice de Isolamento Local para o grupo de maior renda (a e c) e menor renda (b e d) na região conurbada de São José dos Campos e Jacareí, no Vale do Paraíba(a e b), e no Litoral Norte (c e d) compreendendo São Sebastião, Caraguatatuba e Ubatuba.

G5. Segregação socioambiental

- O espaço para além de um suporte

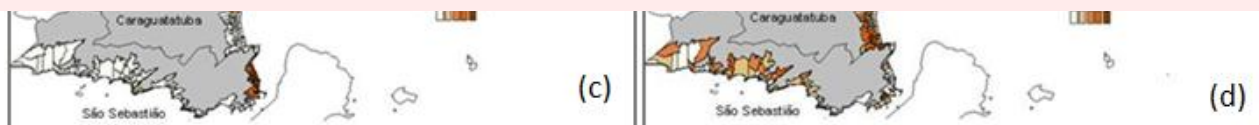
Rosemback et al (2010) – segregação socioespacial urbana



-Diferencial: a incorporação da noção de vizinhança, ou seja, na utilização dos valores das variáveis em *sua unidade espacial* e nas unidades vizinhas integrado ao cálculo do indicador.

- O espaço, através da localização da variável estudada, passa a ser uma variável incorporada ao método.

- Os padrões de segregação socioambiental discutidos anteriormente por Makinodan e Costa (2004) para a bacia do Rio Cumprido, em São José dos Campos, ganhariam expressão espacial se também se valessem de métricas como o índice espacial de segregação urbana para complementar aos aspectos tratados de maneira descritiva na discussão de segregação.



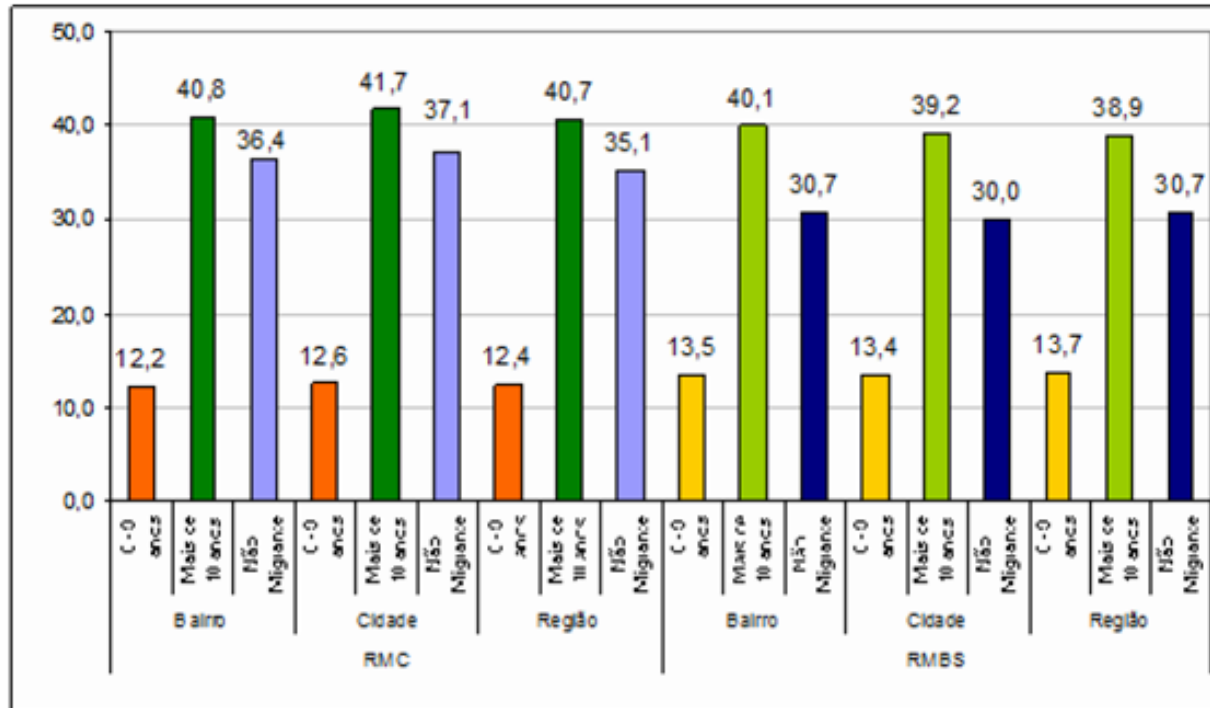
Índice de Isolamento Local para o grupo de maior renda (a e c) e menor renda (b e d) na região conurbada de São José dos Campos e Jacareí, no Vale do Paraíba(a e b), e no Litoral Norte (c e d) compreendendo São Sebastião, Caraguatatuba e Ubatuba.

Análise do uso de técnicas

- A importância da escala de abordagem e a percepção do espaço

Marandola Jr e Santos (2010) – foco na percepção dos perigos ambientais urbanos e da vulnerabilidade nas RM de Campinas (RMC) e Baixada Santista (RMBS)

- construção dos argumentos sobre a importância do lugar a partir dos dados de percepção coletados: a condição migrante e a escala (bairro, cidade e região)
- concluem que região, cidade e lugar se mostraram escalas espaciais necessárias aos estudos de população e ambiente, para compreender e conectar as escalas de percepção, estruturação e produção do espaço.



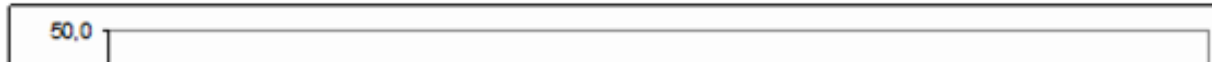
Percepção de Vantagem de Morar no Bairro, Cidade e RM por condição Migratória (Tempo de residência) (%), para as RMs de Campinas (RMC) e da Baixada Santista(RMBS) em 2007. Fonte: Marandola Jr e Santos (2010)

Análise do uso de técnicas

- A importância da escala de abordagem e a percepção do espaço

Marandola Jr e Santos (2010) – foco na percepção dos perigos ambientais urbanos e da vulnerabilidade nas RM de Campinas (RMC) e Baixada Santista (RMBS)

- construção dos argumentos sobre a importância do lugar a partir dos dados de percepção coletados: a condição migrante e a escala (bairro, cidade e região)
- concluem que região, cidade e lugar se mostraram escalas espaciais necessárias aos estudos de população e ambiente, para compreender e conectar as escalas de percepção, estruturação e produção do espaço.

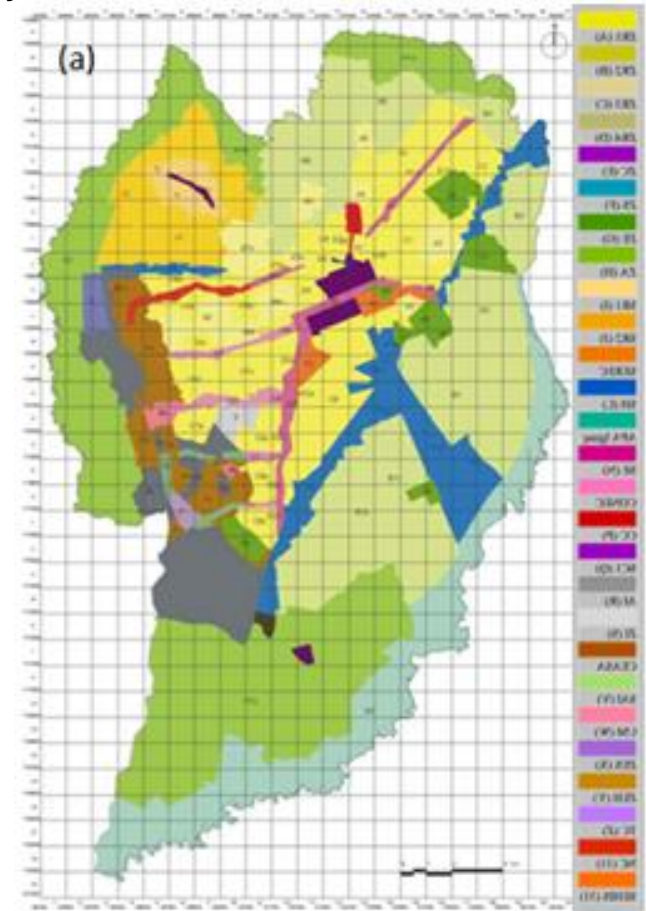


"Uma das virtudes dos estudos P-A no campo da Demografia tem sido a incorporação do espaço como uma dimensão propriamente demográfica dos fenômenos: os efeitos de lugar são uma especificação desta espacialidade, manifesta em escalas diferentes e com processos de constituição, manutenção e difusão diferenciadas. Explorá-los em par com as componentes da dinâmica demográfica é uma necessidade para a consolidação metodológica da consideração do espaço na relação P-A nos estudos populacionais."



G7. Qualidade ambiental - Curitiba

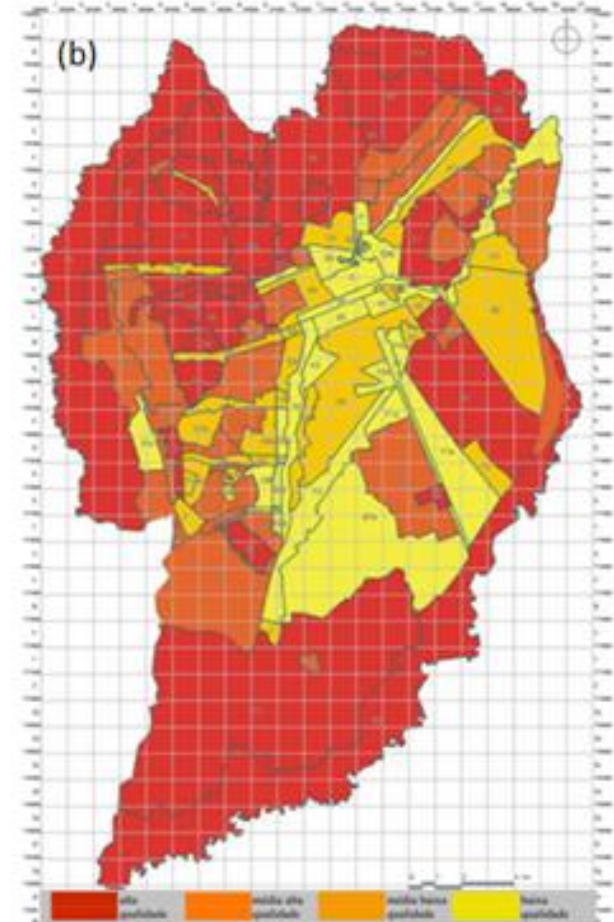
- A importância da escala de abordagem e a percepção do espaço
Hardt e Hardt (2008) – metodologia de avaliação integrada da paisagem de Curitiba;
avaliar a qualidade usando a percepção humana na quantificação da qualidade do ambiente
1) O método indireto analisa a qualidade da paisagem
do "ambiente total" = análise dos componentes físicos- fotos aéreas
para medir proporção de componentes paisagísticos



Classificação da qualidade da paisagem de Curitiba. (a) Setores urbanísticos e compartimentos (zoneamento de uso e ocupação, 2000) e grade; (b) método indireto, ou classificação do ambiente total dos compartimentos; (c) método misto, classificação a partir da experiência humana. Fonte: Hardt e Hardt (2008)

G7. Qualidade ambiental - Curitiba

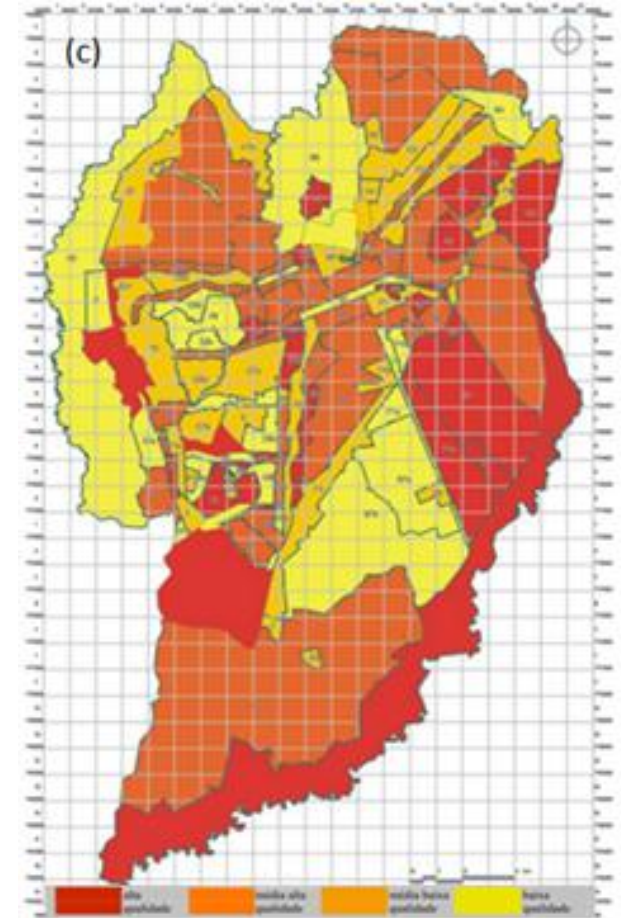
- A importância da escala de abordagem e a percepção do espaço
Hardt e Hardt (2008) – metodologia de avaliação integrada da paisagem de Curitiba;
avaliar a qualidade usando a percepção humana na quantificação da qualidade do ambiente
 - 1) O método **indireto** analisa a qualidade da paisagem do "ambiente total" = análise dos componentes físicos- fotos aéreas para medir proporção de componentes paisagísticos
 - 2) O método **direto** avalia a qualidade da paisagem pela experiência humana, a partir das preferências visuais da população de Curitiba e turistas das 27 unidades amostrais



Classificação da qualidade da paisagem de Curitiba. (a) Setores urbanísticos e compartimentos (zoneamento de uso e ocupação, 2000) e grade; (b) método indireto, ou classificação do ambiente total dos compartimentos; (c) método misto, classificação a partir da experiência humana. Fonte: Hardt e Hardt (2008)

G7. Qualidade ambiental - Curitiba

- A importância da escala de abordagem e a percepção do espaço
Hardt e Hardt (2008) – metodologia de avaliação integrada da paisagem de Curitiba;
avaliar a qualidade usando a percepção humana na quantificação da qualidade do ambiente
 - 1) O método **indireto** analisa a qualidade da paisagem do "ambiente total" = análise dos componentes físicos- fotos aéreas para medir proporção de componentes paisagísticos
 - 2) O método **direto** avalia a qualidade da paisagem pela experiência humana, a partir das preferências visuais da população de Curitiba e turistas das 27 unidades amostrais
 - 3) No método **misto**, um modelo de regressão múltipla *stepwise* foi usado para avaliação final da qualidade da paisagem pela experiência humana, testando alternativas entre modelos gerais, por categorias de avaliadores e seus estratos, e incluindo dados de medição de campo.



Classificação da qualidade da paisagem de Curitiba. (a) Setores urbanísticos e compartimentos (zoneamento de uso e ocupação, 2000) e grade; (b) método indireto, ou classificação do ambiente total dos compartimentos; (c) método misto, classificação a partir da experiência humana. Fonte: Hardt e Hardt (2008)

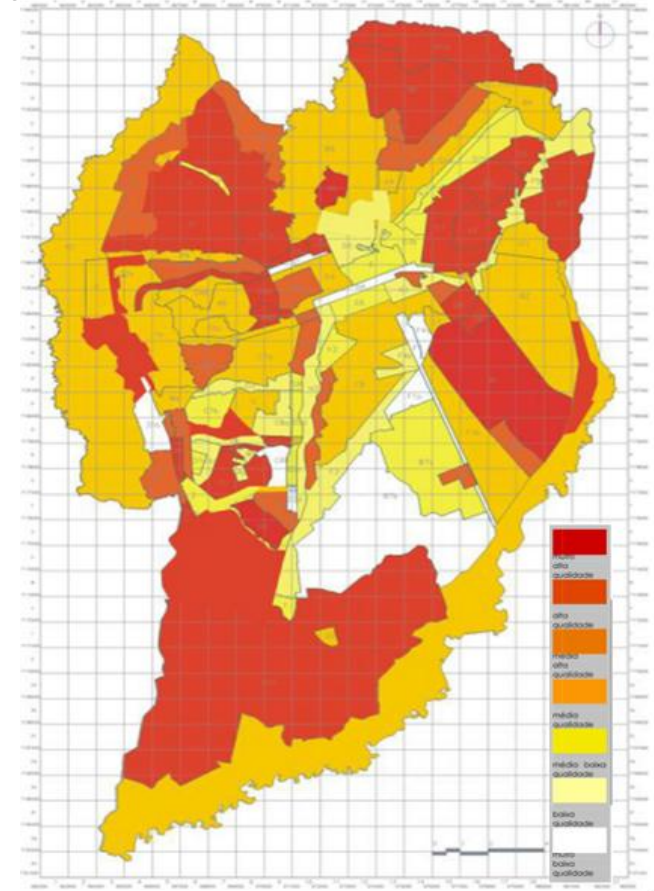
G7. Qualidade ambiental - Curitiba

- A importância da escala de abordagem e a percepção do espaço

Hardt e Hardt (2008) – metodologia de avaliação integrada da paisagem de Curitiba; avaliar a qualidade usando a percepção humana na quantificação da qualidade do ambiente

		AMBIENTE TOTAL				
		VALOR QUARTIL	4	3	2	1
EXPERIÊNCIA HUMANA	4		ci: A ci: E	ce: A ci: E	re: A ci: E	ri: A ci: E
	3		ci: A ce: E	ce: A ce: E	re: A ce: E	ri: A ce: E
	2		ci: A re: E	ce: A re: E	re: A re: E	ri: A re: E
	1		ci: A ri: E	ce: A ri: E	re: A ri: E	ri: A ri: E
E	prioridade para experiência humana					
A / E	prioridade para ambiente total e experiência humana					
ci	conservação intensiva					
ce	conservação extensiva					
re	recuperação extensiva					
ri	recuperação intensiva					

Avaliação integrada - compatibilizou os resultados das classificações anteriores, obteve-se um mapa final de qualidade da paisagem



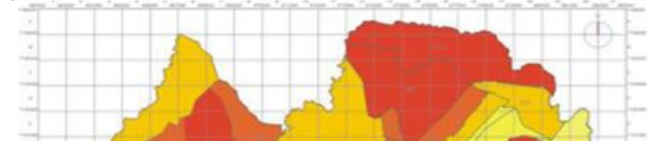
Classificação final da qualidade da paisagem de Curitiba por setores urbanísticos(a); Matriz de relacionamento entre as avaliações da qualidade da paisagem do ambiente total e pela experiência humana e recomendações de prioridades de conservação ou de recuperação das condições paisagísticas específicas para compartimentos urbanísticos de Curitiba(b). Fonte: Hardt e Hardt (2008)

G7. Qualidade ambiental - Curitiba

- A importância da escala de abordagem e a percepção do espaço

Hardt e Hardt (2008) – metodologia de avaliação integrada da paisagem de Curitiba; avaliar a qualidade usando a percepção humana na quantificação da qualidade do ambiente

AMBIENTE TOTAL				
VALOR QUARTIL	4	3	2	1



- Resultados se destinariam a orientar a gestão urbana da qualidade ambiental, da qualidade da paisagem e da vida da população.
- Faz recomendações de prioridades para conservação e recuperação das condições paisagísticas por zona, e por compartimentos, a partir das relações entre a avaliação pela experiência humana (direta) e pelo ambiente total (indireta) da qualidade da paisagem.
- Recomendações não são discutidas no texto, bem como pouco inferência se fez às condições de vida da população
- Autores defendem esta metodologia "como um instrumento simplificado para análise de qualidade de vida, considerando-se o grau de satisfação do cidadão em relação ao seu local de vivência".
- Do ponto de vista das abordagens quantitativas da relação espaço-pop-ambiente o trabalho traz pouca contribuição.

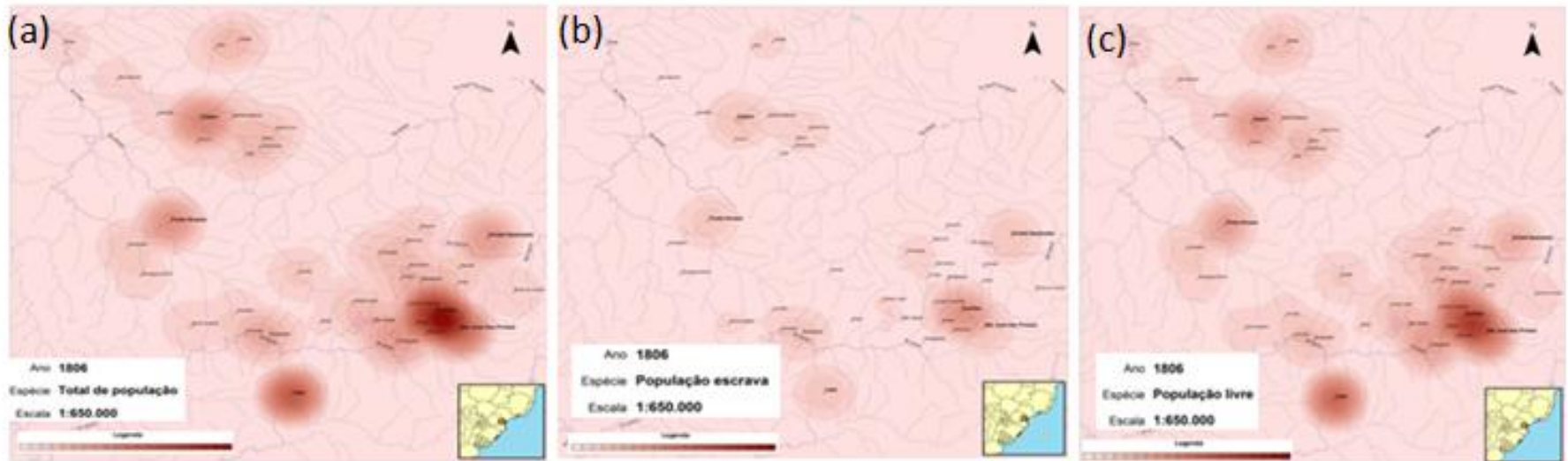
Classificação final da qualidade da paisagem de Curitiba por setores urbanísticos(a); Matriz de relacionamento entre as avaliações da qualidade da paisagem do ambiente total e pela experiência humana e recomendações de prioridades de conservação ou de recuperação das condições paisagísticas específicas para compartimentos urbanísticos de Curitiba(b). Fonte: Hardt e Hardt (2008)

G7. Qualidade ambiental - Curitiba

• Métodos geográficos para representar a história demográfica

Bartela (2011) – história demográfica de Curitiba e Campos Gerais entre 1765 e 1830 –

- GIS georreferenciar a história - evolução da distribuição da população - dois conjuntos de mapas com os mesmos índices de kernel, mas com legendas diferentes:
- Legenda Sincrônica: adotando uma parametrização diferente para cada ano baseado no mapa de total de população - 1806



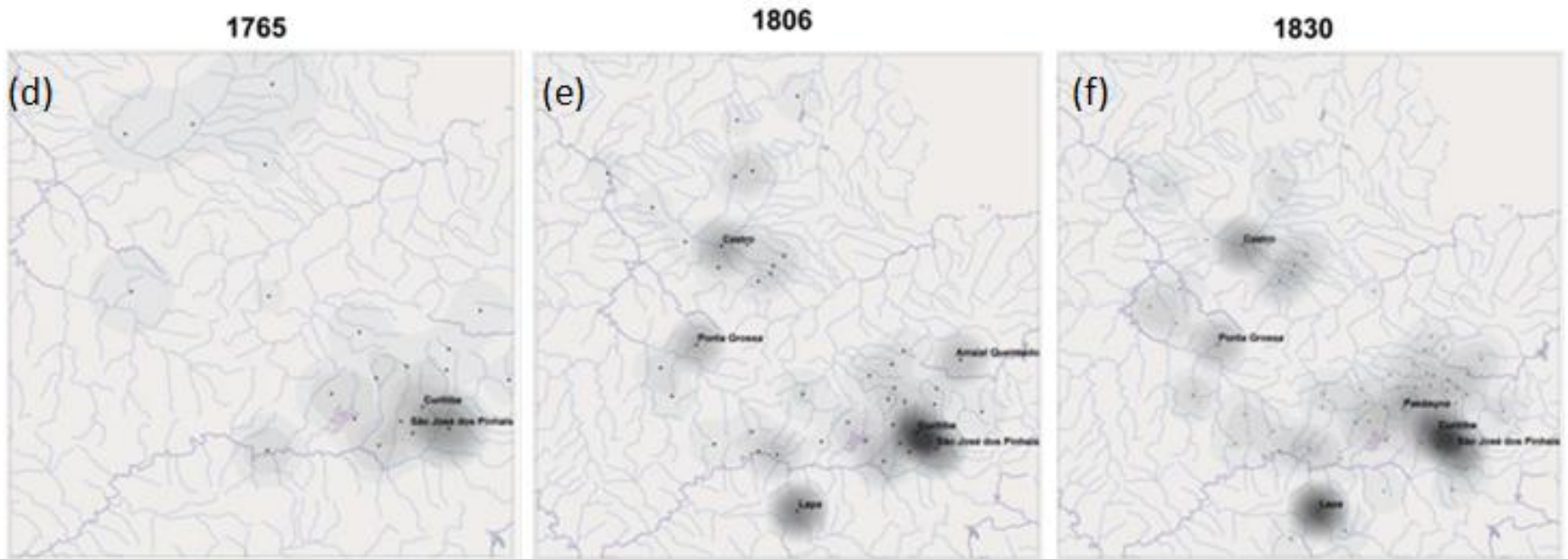
Exemplos dos mapas de distribuição populacional em Curitiba e Campos Gerais. Distribuição População Total (a), Escrava (b) e livre (c) em 1806; e Evolução da População Total em 1765 (d), 1806(e) e 1830 (f) com escala diacrônica. Fonte: Bartela (2011)

G7. Qualidade ambiental - Curitiba

• Métodos geográficos para representar a história demográfica

Bartela (2011) – história demográfica de Curitiba e Campos Gerais entre 1765 e 1830 –

- GIS georreferenciar a história - evolução da distribuição da população - dois conjuntos de mapas com os mesmos índices de kernel, mas com legendas diferentes:
- Legenda Diacrônica: para entender o movimento no tempo, os mapas adotaram uma escala única de referência (1830)



Exemplos dos mapas de distribuição populacional em Curitiba e Campos Gerais. Distribuição População Total (a), Escrava (b) e livre (c) em 1806; e Evolução da População Total em 1765 (d), 1806(e) e 1830 (f) com escala diacrônica. Fonte: Bartela (2011)

G7. Qualidade ambiental - Curitiba

- **Métodos geográficos para representar a história demográfica**

Bartela (2011) – história demográfica de Curitiba e Campos Gerais entre 1765 e 1830 –

- GIS georreferenciar a história - evolução da distribuição da população - dois conjuntos de mapas com os mesmos índices de kernel, mas com legendas diferentes:
- Legenda Diacrônia: para entender o movimento no tempo, os mapas adotaram uma escala única de referência (1830)

- técnica de representação de pontos em superfícies de densidade (*kernel*) serviu tanto para descrever a distribuição da população pretérita, como para representar a evolução da distribuição ao longo do processo histórico.

- A apropriação das técnicas de representação de dados em suas unidades espaciais de referência em sistema de informação geográfica, e das técnicas de manipulação destas representações, usando criatividade, com consistência técnica e domínio conceitual para a formulação das perguntas, e o uso dos novos instrumentos é uma contribuição importantíssima deste trabalho.

- Demonstra as possibilidades da *abordagem espacial* para tratar questões no campo PEA e que “ousar é possível”.

Referências



- Alves, H. D. F. Fatores demográficos e sócio-econômicos associados às mudanças na cobertura da terra no Vale do Ribeira: discussão dos resultados de uma análise integrada de dados censitários e de sensoriamento remoto, através de um sistema de informação geográfica. XIV Encontro Nacional de Estudos Populacionais, ABEP. Caxambú, MG – Brasil. 20- 24 de Setembro de 2004, 2004.
- Barleta, L. B. Dispersão populacional no Brasil meridional: representando a distribuição dos habitantes de Curitiba e Campos Gerais entre 1765 e 1830 a partir de um Sistema de Informação Geográfica. Seminário Internacional População e Espaço na Mudança Ambiental. Cidades, escalas e mudanças climáticas. Campinas (SP). 27 a 29 de abril de 2011, 2010.
- Braga, T. M., E. L. D. Oliveira, et al. Avaliação de metodologias de mensuração de risco e vulnerabilidade social a desastres naturais associados à mudança climática. XV Encontro Nacional de Estudos Populacionais - ABEP. Caxambu (MG). 18 a 22 de setembro de 2006, 2006.
- Conceição, R. S. D. e L. M. A. Dornelles. Avaliação integrada de área urbana costeira com o suporte do geoprocessamento – Estudo de caso: bairro do Leblon, Rio de Janeiro – RJ. XIV Encontro Nacional de Estudos Populacionais - ABEP. Caxambu (MG). 20 a 24 de setembro de 2004, 2004.
- D'antona, Á. D. O. e L. K. Vanwey. Estratégia de amostragem em pesquisas de uso e cobertura da terra. XIV Encontro Nacional de Estudos Populacionais - ABEP. Caxambu (MG). 20 a 24 de setembro de 2004, 2004.
- Dagnino, R. D. S., Á. D. O. D'antona, et al. Espacialização de dados demográficos de setores censitários do Censo 2000: um exercício com os dados de Altamira e São Félix do Xingu, Estado do Pará. XVII Encontro Nacional de Estudos Populacionais - ABEP. Caxambu (MG). 20 a 24 de setembro de 2010, 2010.
- Gonçalves, C. D. a. B., Í. D. M. E. Souza, et al. Análise do ambiente residencial urbano visando a inferência populacional a partir do uso de dados de sensoriamento remoto orbital de alta resolução. XIV Encontro Nacional de Estudos Populacionais - ABEP. Caxambu (MG), 2004.

Referências



- Hardt, L. A. e C. Hardt. Gestão da qualidade da paisagem e de vida da população urbana: ensaio metodológico aplicado a Curitiba, Paraná. XVI Encontro Nacional de Estudos Populacionais - ABEP. Caxambu (MG). 29 de setembro a 03 de outubro de 2008, 2008.
- Jakob, A. a. E. e A. F. Young. Delimitando zonas de segregação socioespacial na Baixada Santista a partir de escalas geográficas diferenciadas. XVI Encontro Nacional de Estudos Populacionais - ABEP. Caxambu (MG). 29 de setembro a 03 de outubro de 2008, 2008.
- Linhares, E. K. Delimitação de áreas para gestão ambiental: uma contribuição ao estudo de bacias hidrográficas urbanas. XIV Encontro Nacional de Estudos Populacionais, ABEP. Caxambú, MG, Brasil. 20- 24 de Setembro de 2004, 2004.
- Macedo, C. E. G. e V. D. S. Bassani. Vulnerabilidade socioeconômica em de Porto Alegre. Uma abordagem com base em Análise Multivariada. XVII Encontro Nacional de Estudos Populacionais - ABEP. Caxambu (MG). 20 a 24 de setembro de 2010, 2010.
- Maia, A. G. e W. J. D. Quadros. Tipologia de classes e desigualdades territoriais no Brasil. XVI Encontro Nacional de Estudos Populacionais - ABEP. Caxambu (MG). 29 de setembro a 03 de outubro de 2008, 2008.
- Makinodan, D. Y. e S. M. F. D. Costa. Estudo das características socioeconômicas e ambientais da microbacia do Rio Comprido. XIV Encontro Nacional de Estudos Populacionais, ABEP. Caxambú, MG – Brasil. 20- 24 de Setembro de 2004, 2004.
- Marandola, E. e F. M. D. Santos. Percepção dos perigos ambientais urbanos: efeitos de lugar ou falácia ecológica? XVII Encontro Nacional de Estudos Populacionais - ABEP. Caxambu (MG). 20 a 24 de setembro de 2010, 2010.
- Rosemback, R., A. M. V. Monteiro, et al. Ampliando o olhar: metodologia para estudo comparativo dos padrões de segregação socioespacial nas regiões de conurbação de São José dos Campos e Jacareí, no Vale do Paraíba e Ubatuba, Caraguatatuba e São Sebastião, no Litoral Norte em SP. XVII Encontro Nacional de Estudos Populacionais - ABEP. Caxambu (MG). 20 a 24 de setembro de 2010, 2010.
- Torres, H. D. G., M. Ferreira, et al. A Saúde Ambiental nos Municípios: uma proposta de tipologia. XVII Encontro Nacional de Estudos Populacionais - ABEP. Caxambu (MG). 20 a 24 de setembro de 2010, 2010.
- Umbelino, G. e D. Macedo. Utilização de Sistemas de Informação Geográficos (SIGs) na validação de Informações Censitárias na escala intra-urbana. XVI Encontro Nacional de Estudos Populacionais - ABEP.