

Extração de vegetação intra-urbana de imagens de alta resolução

Paulina Lopes Hoffmann Domingos
Leila Maria Garcia Fonseca
Antônio Miguel Vieira Monteiro

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE
Caixa Postal 515 - 12201-970 - São José dos Campos - SP, Brasil
{paulina, leila, miguel}@dpi.inpe.br

Abstract. Several attempts of measuring the quality of life in urban centers by means of indices have been done recently. The use of these indices aim to identify the needs of each area in order to improve the practices of urban planning. The inclusion of the item “vegetation” in these indices is still a challenge and remote sensing has been of great help for studies on this subject. The purpose of the present work is to extract urban vegetation from high resolution satellite images. To reach our goal, we develop a method of digital image processing that highlights vegetation and allows the use of a maximum likelihood classification method. The result is an easy and simple method with low computational cost for the extraction of urban vegetation.

Palavras-chave: remote sensing, image processing, urban vegetation, sensoriamento remoto, processamento de imagens, vegetação intra-urbana.

1. Introdução

Neste trabalho, o “espaço intra-urbano” designa apenas o que é essencialmente urbano, ou seja, o espaço cotidiano, estruturado pelas condições de deslocamento do ser humano, seja enquanto portador de força de trabalho, seja enquanto consumidor (Villaça, 1998). Dentro deste espaço intra-urbano existem certos fenômenos cuja medição é de grande importância para a orientação do planejamento urbano.

A exclusão social é um desses fenômenos e atualmente pode ser medida de várias maneiras (Koga, 2003). Sposati (1996) propôs um Índice de Exclusão/Inclusão Social que foi aplicado para a cidade de São Paulo, SP. Este índice foi adaptado por Genovez (2002) para cidades de médio porte. Sua composição parte de quatro utopias: autonomia de renda, desenvolvimento humano, equidade e qualidade de vida. Para cada uma destas utopias são construídos indicadores. O indicador de Qualidade de Vida é o que mais desperta interesse neste trabalho e, mais especificamente, um de seus indicadores, o de Qualidade Ambiental.

O indicador de Qualidade Ambiental é calculado com base em três variáveis, todas relativas à existência de infra-estrutura de saneamento básico e serviços urbanos: abastecimento de água, coleta de lixo e instalações sanitárias ou rede de esgoto (Sposati, 1996 e Genovez, 2002). Estas variáveis são disponibilizadas pelo Censo Demográfico (IBGE) e utilizadas devido ao seu fácil acesso. Contudo, a qualidade ambiental urbana vai além dos itens mencionados e deve retratar também outros aspectos das condições de preservação do homem e do seu bem estar (Lombardo, 1995). A infra-estrutura urbana retrata um desses aspectos, mas não deve ser tratada como fator único na determinação do Índice de Qualidade Ambiental. Ainda hoje, o maior problema para caracterizar a infra-estrutura, de forma completa, é a falta de medidas eficientes que retratem itens relacionados ao meio ambiente natural urbano.

Paralelamente, a adoção de apenas três variáveis de naturezas semelhantes pode ser insuficiente para expressar, no território, as desigualdades de fato ali presentes. No caso particular de algumas cidades de médio porte, isso ocorre porque as variáveis utilizadas no Índice de Qualidade Ambiental passaram a ser praticamente universalizadas. Ou seja, a

grande maioria dos domicílios recebe os serviços de infra-estrutura urbana, o que impossibilita a captação das diferenças territoriais desse aspecto.

Genovez (2002) observou este problema na cidade de São José dos Campos, SP. No caso, esta medida de diferenças sócio-territoriais teve sua eficiência comprometida. Um exemplo disso pode ser observado pela comparação entre os bairros Campo dos Alemães e Jardim Colinas que, embora estejam iguados sob o ponto de vista da cobertura física da rede de infra-estrutura (**Figura 1.1**), não necessariamente dispõem da mesma qualidade ou regularidade destes serviços. Também é verdade que os grupos familiares que vivem nestas duas áreas têm situações sócio-econômicas bastante diferenciadas.

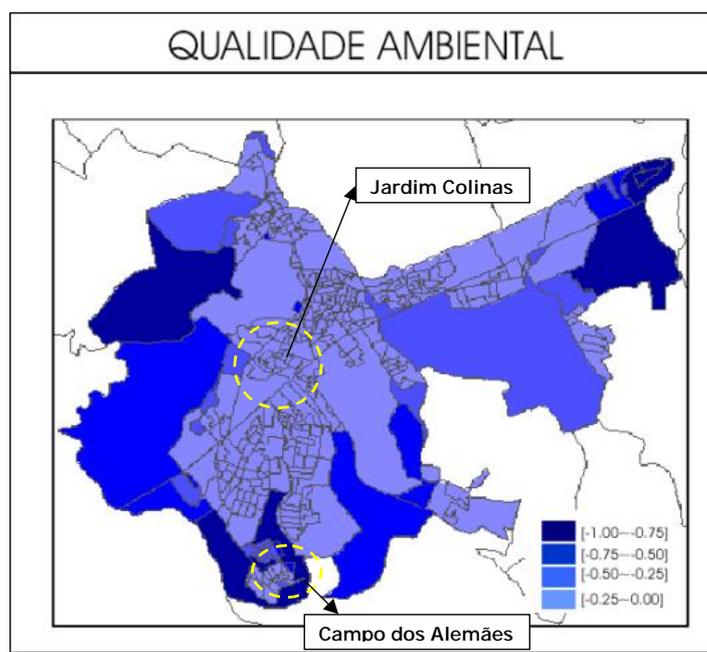


Figura 1.1 – Espacialização do Índice de Qualidade Ambiental.
[Fonte adaptada: Genovez, 2002]

Medidas da qualidade do serviço oferecido, como intermitência no abastecimento de água e na coleta de lixo, são mais difíceis de serem obtidas, uma vez que o Censo – IBGE – não coleta esse tipo de informação. Já medidas que envolvem o meio ambiente urbano, como a presença de vegetação, contam hoje com o Sensoriamento Remoto como um instrumento potencial para a observação e caracterização destes aspectos. O Sensoriamento Remoto, bem como o Geoprocessamento, têm sido bastante utilizados para auxiliar os estudos ambientais urbanos (Escada, 1992 e Lombardo, 1995).

É importante, neste ponto, ressaltar a diferença entre as áreas de simples cobertura vegetal das chamadas “áreas verdes” (**Figura 1.2**). Segundo Geiser et al. (1976) “áreas verdes” são áreas de propriedade pública ou privada, delimitadas pela Prefeitura Municipal, com o objetivo de implantar ou preservar a arborização e ajardinamento para manter a ecologia e resguardar as condições ambientais e paisagísticas. As “áreas verdes” contribuem para uma melhor qualidade ambiental enquanto as de simples cobertura vegetal podem gerar uma série de problemas para o ambiente urbano. Esses problemas podem ser de ordem epidemiológica uma vez que podem alojar centros de proliferação de doenças. Além disso, podem também criar áreas favoráveis ao aparecimento de loteamentos clandestinos, entre outros problemas.



Figura 1.2 – Diferença entre (a) “área verde” e (b) área de cobertura vegetal.

Os trabalhos existentes sobre extração de vegetação intra-urbana não diferenciam estas duas classes de vegetação, pois são formulados em países desenvolvidos como os Estados Unidos, em que praticamente toda a vegetação existente contribui positivamente com a qualidade ambiental urbana (Pozzi, F. e Small, C., 2002). No entanto, a realidade no Brasil e em outros países em desenvolvimento, é bastante diferente. Desta forma, torna-se necessária uma nova metodologia capaz de diferenciar aspectos da vegetação intra-urbana e separá-las entre “áreas verdes” e áreas potenciais de abandono.

Considerando o exposto, o objetivo deste trabalho é extrair a vegetação intra-urbana de imagens de satélite, usando imagens Ikonos de alta resolução espacial capazes de detectar detalhes tão comuns nos centros urbanos.

Este trabalho faz parte de um trabalho mais completo que consiste no desenvolvimento de uma metodologia de processamento para caracterizar as “áreas verdes” e “áreas potenciais de abandono”. De posse destes dados, pretende-se gerar um novo Índice de Qualidade Ambiental que considere também um fator relativo ao meio ambiente natural intra-urbano.

2. Área de estudos

O município de São José dos Campos, que conta hoje com aproximadamente 539.000 habitantes (IBGE, 2000), localiza-se no estado de São Paulo, na região conhecida como Médio Vale do Paraíba (**Figura 2.1**). Segundo o IBGE (2000), possui uma área de 1.102,05km², sendo que 294,13km² estão localizados em áreas urbanas e 126,25km² fazem parte do perímetro de expansão urbana. Pelo seu desenvolvimento industrial e econômico, apresenta todas as características de um importante centro urbano.

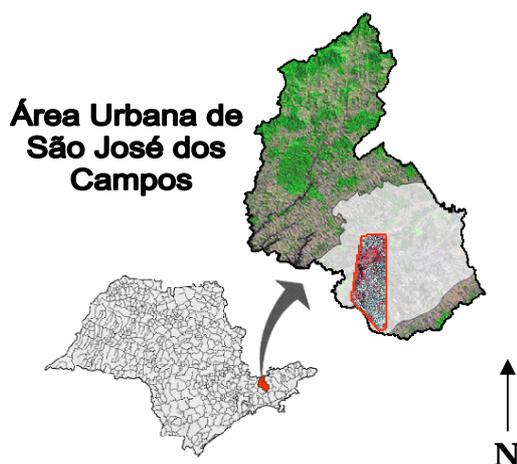


Figura 2.1 – Localização da área urbana de São José dos Campos, SP, com destaque para a área de cobertura da imagem.

Na cidade de São José dos Campos, foi selecionada uma região de estudo (delimitada em vermelho na Fig. 2.1) para testar a metodologia proposta neste trabalho. Esta área de estudo foi escolhida por apresentar uma grande heterogeneidade interna e também pela disponibilidade de estudos prévios (Genovez, 2002).

3. Metodologia

Esta seção apresenta a metodologia utilizada no desenvolvimento deste trabalho. Toda parte computacional foi realizada no programa SPRING 4.1, desenvolvido pela Divisão de Processamento de Imagens do INPE (Câmara et al., 1996). A escolha deste programa foi pelo fato de ser gratuito, o que viabiliza o seu uso por qualquer um que tenha interesse em reproduzir este experimento.

3.1 Pré-processamento: preparação das imagens

O sensor Ikonos possui uma banda pancromática abrangendo comprimentos de onda entre 0,5258 e 0,9285 μm e ainda 4 bandas espectrais, 3 na faixa do visível e 1 na faixa do infravermelho próximo. Neste trabalho, foram utilizadas as bandas 2 (verde, 0,5064 - 0,595 μm), 3 (vermelho, 0,6319 - 0,6977 μm) e 4 (infravermelho próximo, 0,7573 - 0,8527 μm), por ser a melhor combinação de bandas do Ikonos para se observar vegetação (Florenzano, 2002). Na composição R(4)G(3)B(2) a vegetação aparece em tons de magenta e se destaca consideravelmente dos outros alvos urbanos (**Figura 3.1**).



Figura 3.1 – Imagem original: vegetação aparece em tons de magenta.

Estas bandas espectrais apresentam resolução espacial de 4 m, ao passo que a banda pancromática, apresenta resolução espacial de 1 m. Para melhorar a resolução das imagens espectrais, foi realizada uma fusão das bandas espectrais com a banda pancromática. O método utilizado foi o das Componentes Principais (CP), pois preserva melhor a informação espectral das imagens originais (Schowengerdt, 1997). O método IHS foi também testado e verificado que o método das CP gerou melhores resultados.

Embora a imagem teste mostre uma boa separabilidade entre os alvos de interesse, a sua classificação automática pode ser uma limitação em termos computacionais. Por ser uma imagem de alta resolução, o número de pixels a serem avaliados no processo é muito grande (92740672), tornando a classificação muito lenta. Para reduzir o custo computacional e simplificar a metodologia de processamento optou-se por transformar a imagem do sistema de coordenadas de cores RGB para o IHS. Desta forma, as imagens podem ser representadas por seus atributos de cores: intensidade (I), saturação (S) e matiz da imagem (H). A partir deste

ponto foi utilizada apenas a componente H, que contém a informação da cor dominante dos pixels da imagem, a qual caracteriza bem os alvos de interesse. Neste caso, a vegetação aparece em tons de cinza claro como mostra a **Figura 3.2a**.

Considerando que a informação da imagem matiz é representada por medidas angulares (entre 0° e 360°), algum processamento deve ser realizado para ajustar os dados antes do processo de classificação (Gonzalez e Woods, 2002). Na distribuição dos níveis de cinza (NC) da imagem em questão, a cor magenta, que representa a vegetação, está disposta justamente próxima ao valor 360° (NC = 255) e também próximos ao 0° (NC = 0) (**Figura 3.3a**). Isso gera um problema para o classificador automático: valores de níveis de cinza que pertencem mesma classe serão classificados como classes diferentes, já que 0° e 360° que representam os mesmo alvos possuem distâncias diferentes na classificação. A classe de cada pixel é atribuída de acordo com uma medida de distância entre o valor do pixel e o da classe em questão.

Para amenizar este problema, os níveis de cinza da imagem foram deslocados da seguinte forma (rotação de cores):

Se NC da imagem de entrada ≥ 0 $E \leq 85$: valor de entrada + 170

Se NC da imagem de entrada > 85 $E \leq 255$: valor de entrada - 85.

Assim, a vegetação passou a ser representada pelo matiz equivalente à cor ciano, próxima ao 240° (NC = 170) (**Figura 3.3b**). Na imagem monocromática, a vegetação aparece em tons de cinza médio (**Figura 3.2b**).

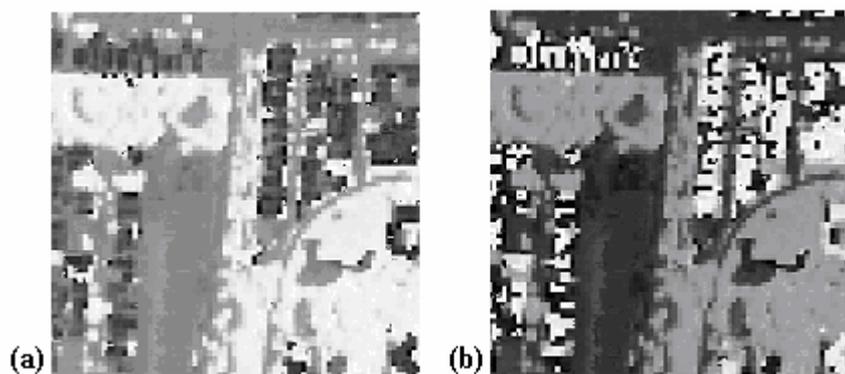


Figura 3.2 – (a) Imagem matiz original e (b) transformada.

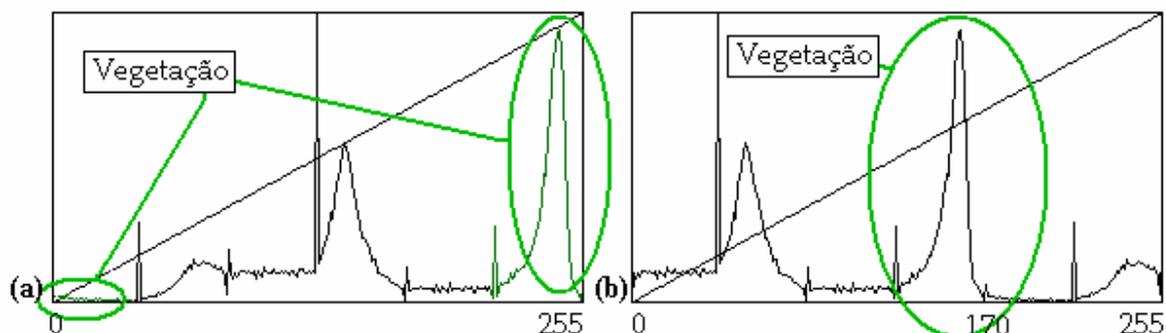


Figura 3.3 – (a) Distribuição dos níveis de cinza na imagem original e (b) transformada.

3.2 Classificação

Durante o pré-processamento, foi possível realçar a resposta da vegetação devido à natureza da imagem utilizada (H), que gerou tanto grandes regiões homogêneas quanto áreas mínimas de vegetação. Um classificador por regiões poderia funcionar neste caso, mas

deveriam ser estabelecidas áreas mínimas de 1 pixel, o que o levaria à excessiva fragmentação e um grande esforço computacional desnecessário.

Neste caso, optou-se, então, pela utilização de um classificador pixel a pixel e, mais especificamente, pelo método da máxima verossimilhança (Maxver). Maxver é um método estatístico que considera a ponderação das distâncias entre médias dos níveis digitais das classes (Mather, 1999). Para isso, são usados conjuntos de treinamento que definem o diagrama de dispersão das classes e suas distribuições de probabilidade.

Conforme a distribuição dos níveis de cinza na imagem foram definidas três classes: uma para vegetação e duas para outros alvos urbanos. O resultado pode ser observado na **Figura 3.4**. Na prática, as classes de não-vegetação 1 e 2 foram tratadas como uma só classe do tipo “não-vegetação”.

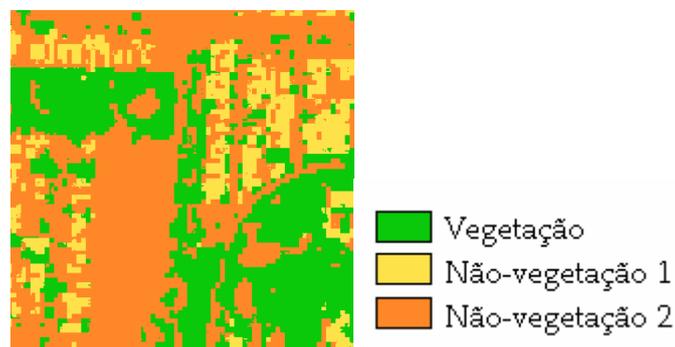


Figura 3.4 – Imagem classificada pelo método da máxima verossimilhança.

3.3 Validação

A validação da imagem classificada foi realizada através do índice Kappa (Congalton, 1999). O índice Kappa mede a precisão de uma classificação considerando que uma parte dos acertos tenha ocorrido casualmente (Congalton e Green, 1999). Para isso, são sorteados pontos aleatórios na imagem classificada que são comparados com uma verdade terrestre, que serve de referência para a validação. Como verdade terrestre, foram utilizadas ortofotos da área de estudos, na escala 1:30000, com resolução espacial de 0,6m (PMSJC, 2003). Para garantir uma boa credibilidade no índice Kappa foram considerados 50 pontos aleatórios por classe avaliada (Congalton e Green, 1999). Neste trabalho com duas classes efetivas, foram gerados 100 pontos para serem averiguados. Alguns destes pontos foram visitados *in situ* para tirar eventuais dúvidas. A **Figura 3.5** ilustra um ponto de amostra utilizado na fase de validação.

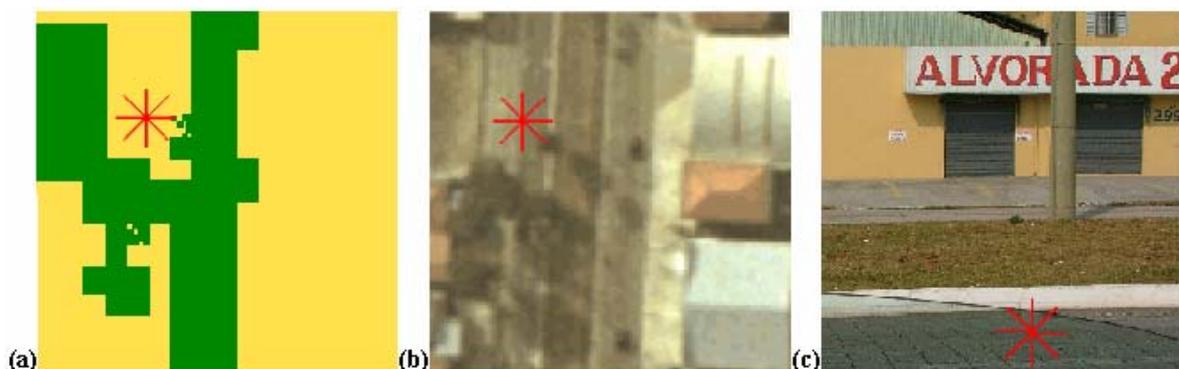


Figura 3.5 – (a) ponto aleatório na classificação, (b) mesmo ponto na fotografia aérea utilizada como verdade terrestre e (c) na fotografia tirada no próprio local.

Do total de pontos de validação (100), 6 apresentaram divergências entre a verdade terrestre e o mapa temático, como pode ser observado na matriz de confusão (**Tabela 3.1**). Três pontos de real cobertura vegetal foram confundidos com alvos da classe não-vegetação. Os outros três erros foram devido à confusão entre outros alvos (telhado, cidade, asfalto, etc) com a classe “vegetação”.

		Verdade terrestre	
		Vegetação	Outros
Classificação	Vegetação	47	3
	Outros	3	47

Tabela 3.1 – Matriz de confusão da classificação.

O valor do índice Kappa encontrado foi de 0,9446, que é considerado quase perfeito (**Tabela 3.2**). O resultado pode ser interpretado como uma grande semelhança entre a realidade e o mapa gerado.

Índice Kappa	Grau de concordância
< 0,00	Pobre
0,00 - 0,20	Muito leve
0,21 - 0,40	Leve
0,41 - 0,60	Moderado
0,61 - 0,80	Substancial
0,81 - 1,00	Quase perfeito

Tabela 3.2 – Grau de concordância do índice Kappa.

4. Considerações finais

O resultado da classificação foi considerado muito bom para a finalidade desejada, que foi de separar a vegetação de outros alvos intra-urbanos. De uma forma geral, o método de classificação é muito simples, fácil de aplicar, de baixo custo computacional e finalmente, atendeu o objetivo do trabalho que é a discriminação entre a vegetação intra-urbana e os outros alvos.

Apesar dos bons resultados obtidos, deve-se alertar para o fato de que este é caso específico para a área de estudos abordada. São necessários novos testes com imagens de outros padrões urbanos e de uma amostra mais variada para se afirmar que a metodologia é segura para casos genéricos.

Referências

Câmara G.; Souza R.C.M.; Freitas U.M.; Garrido J. **SPRING: Integrating remote sensing and GIS by object-oriented data modeling**. Computers & Graphics, v. 20, n. 3, p. 395-403, 1996.

Congalton, R.; Green, K. **Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices**. Boca Raton, FL. CRC/Lewis Press, 1999. 137 p.

Escada, M.I.S. **Utilização de técnicas de sensoriamento remoto para o planejamento de espaços livres urbanos de uso coletivo**. 1992. 133 p. (INPE-5441-TDI/487). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 1992.

Florenzano, T.G. **Imagens de satélite para estudos ambientais**. São Paulo, SP: Oficina de textos, 2002. 104 p.

Geiser, R.R.; Oliveira, M.C.; Bruck, E.C.; Santos, J.B. Implantação de áreas verdes em grandes cidades. Congresso Nacional de Botânica, 27, 1976, São Luiz, MA. **Anais...**

Genovez, P.C. **Território e Desigualdades:** Análise Espacial Intra-Urbana no Estudo da Dinâmica de Exclusão/Inclusão Social no Espaço Urbano em São José dos Campos – SP. 2002. 201 p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2002.

Gonzalez, R.C.; Woods, R.E. **Digital Image Processing.** Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 2002, 2ed. 816p.

IBGE, **Censo demográfico:** São José dos Campos, SP, 2000. <<http://www.ibge.gov.br/>> 03/06/2003

Koga, D.H.U. **Medidas de cidades:** entre territórios de vida e territórios vividos. São Paulo: Cortez, 2003. 300 p.

Lombardo, M.A. **Qualidade ambiental e planejamento urbano:** considerações de métodos. 1995. 490 p. Tese (Livre Docência) – Universidade de São Paulo, São José dos Campos. 1995.

Mather, P.M. **Computer processing of remotely-sensed images:** an introduction. Chuchester, UK: John Wiley&Sons, 1999. 306 p.

Pozzi, F.; Small, C.; Vegetation and population density in urban and suburban areas in the U.S.A.. In: International Symposium of Remote Sensing of Urban Areas, 3., 2002, Istambul, Turkey. **Anais...** p. 489-496.

Prefeitura Municipal de São José dos Campos (PMSJC). **Cidade Viva.** [CD-ROM], 2003.

Schowengerdt, R.A. **Remote sensing:** models and methods for image processing. London, UK: Academic Press, 1997. 525 p.

Sposati, A. Mapa **da exclusão/inclusão social da cidade de São Paulo.** São Paulo: Educ, 1996. 126 p.

Villaça, F.H.U. **Espaços intra-urbanos no Brasil.** São Paulo: Studio Nobel, 1998. 376 p.