

Utilização de imagens de satélite como ferramenta de auxílio ao planejamento urbano¹

OLGA KAZUKO IWAI², JOSÉ ALBERTO QUINTANILHA³

RESUMO

A região estudada, o Município de São Bernardo do Campo, é uma importante região localizada no Estado de São Paulo, Brasil, e onde se concentram grandes indústrias e importante manancial hídrico que forma a represa Billings, que faz parte do complexo hidrelétrico da Usina Henry Borden.

A preocupação com a ocupação urbana desordenada e irregular nesta área, levou a prefeitura do município a procurar formas alternativas para monitoramento e mapeamento da região, visto que as formas tradicionais não estavam conseguindo conter a invasão. Assim, desenvolveu-se, uma metodologia de monitoramento da ocupação do solo através do processamento de imagens digitais do satélite Landsat 7 e a classificação, por máxima verossimilhança, dessas imagens. Com essa metodologia o monitoramento pela prefeitura é realizado com mais rapidez e precisão, diminuindo o trabalho e aumentando a eficiência.

ABSTRACT

The studied area, the São Bernardo do Campo Municipal District, is an important area located in the São Paulo State, Brazil, and where are located great industries and important fountainhead that it forms the dam Billings, that is part of the Henry Borden Hydroelectric.

The concern with the disordered and irregular urban occupation in this area, took the municipal district city hall to look for alternative forms for monitoring and mapping of the area, because the traditional forms could not contain the illegal occupation. Thus, a land use monitoring methodology was developed, through Landsat 7 digital image processing, and the image classification with maximum likelihood algorithm. With this methodology the monitoring task is accomplished more quickness and with more precision, reducing the work and increasing the efficiency.

Palavras chave: Planejamento urbano, processamento de imagens, imagens de satélite.

Key words: Urban planning, images processing, satellite images.

¹ Artículo recibido el 12 de julio de 2005 y aceptado el 20 de septiembre de 2005.

² Engenheira Civil, Mestre em Engenharia de Transportes pela Escola Politécnica da Universidade de São Paulo (Brasil). E-mail:oiwai@usp.br

³ Professor Doutor do Departamento de Engenharia de Transportes da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo (Brasil). E-mail:jaquinta@usp.br

No Brasil com sua grande extensão territorial 8.514.215,3 km² (IBGE, 2004), torna o trabalho de monitoramento das áreas urbana muito difícil, pois os recursos existentes devem ser alocados para diversos setores (educação, saúde, segurança, etc.), e nem sempre essa distribuição é suficiente para os trabalhos de monitoramento e fiscalização de área protegidas por lei.

Além disso, o Brasil é um país de contrastes, onde há poucas pessoas com muito poder aquisitivo, e milhares de outras sem qualquer recurso. Essa situação se agrava ainda mais com as diversas crises econômicas que o país enfrenta. O empobrecimento de grande parte da população os afasta dos centros urbanos, onde já existe infra-estrutura, para a periferia ou áreas de risco.

O gerenciamento de um País com essa diversidade é uma tarefa muito difícil e as prefeituras devem otimizar seus recursos ao máximo para suprir as carências de toda a população.

Com as novas tecnologias disponíveis hoje em dia, como as imagens de satélite, os sistemas de posicionamento por satélite e a Internet, o acesso às informações se torna cada vez fácil e rápido, permitindo agilidade na tomada de decisão e um melhor direcionamento dos recursos para as áreas que mais necessitam.

Com a finalidade de propor ferramentas que auxiliem os gestores públicos, em particular aqueles vinculados às prefeituras municipais de regiões metropolitanas, a evitar e/ou monitorar a ocupação indevida de terras dentro do ambiente urbano, desenvolveu-se uma metodologia de mapeamento (identificação) do uso do solo urbano utilizando técnicas de processamento digital de imagens e imagens satélite de sensoriamento remoto. Neste caso, imagens multiespectrais do sensor ETM (Thematic Mapper) do satélite Landsat 7 e algoritmos de classificação supervisionada e de filtros digitais.

No texto que se segue, o item dos apresenta os objetivos deste trabalho; os itens três e quatro trazem a revisão bibliográfica e a apresentação da área de estudo, respectivamente; no item 5 está descrita a metodologia e no item seis os resultados da sua aplicação. Os itens seis e sete trazem, respectivamente, as discussões e conclusões.

O objetivo deste artigo é mostrar como foi desenvolvida a metodologia de mapeamento do uso do solo urbano, no município de São Bernardo do Campo, através do processamento digital de imagens de satélite de sensoriamento remoto e apresentar algumas das possibilidades de uso dessa metodologia pelo tomador de decisões municipal.

As imagens de satélite e planejamento urbano

As imagens de satélite para os estudos urbanos são utilizadas há bastante tempo por diversos pesquisadores, tais como Ridd e Liu (1998) e Mattikalli (1997), que utilizaram imagens do satélite Landsat com os sensores MSS (MultiSpectral Scanner) e TM (respectivamente com 79 m e 30 m de resolução espacial) no mapeamento do uso do solo urbano. Também utilizaram as imagens TM em seus estudos, Schowengerdt (1996) e Serpico *et al.* (1996). Devido à baixa resolução destes sensores, a classificação da cobertura do solo só era possível nos níveis 1 e 2 do Sistema Anderson (Anderson *et al.*, 1996).

Pesquisadores como Baraldi e Parmigiani (1990), chegaram aos níveis 2 e 3 do Sistema Anderson de classificação do uso do solo (Anderson *et al.*, 1996) utilizando imagens do sensor SPOT de 10 e 20 m de resolução espacial.

Os métodos de classificação reduzem a dimensionalidade de uma série de dados complexos agrupando-os em um conjunto de classes. Nos métodos tradicionais de classificação, cada elemento da amostra é

colocada em uma classe ou outra (Schowergerdt, 1996).

Segundo Schowergerdt, os algoritmos de classificação convencionais que definem uma só classe para um pixel ignoram o fato de que muitos pixels em imagens de sensoriamento remoto representam predominância das assinaturas espectrais de duas ou mais categorias nas superfícies. A mistura de assinaturas é devido à mistura natural da maioria das categorias de cobertura do solo da natureza.

Vários autores associam as técnicas de classificação supervisionada por máxima verossimilhança tradicionais com outras técnicas, melhorando o resultado final. Como por exemplo em Foody e Arora (1996), que utilizaram redes neurais, máxima verossimilhança e classificação *fuzzy* nos seus trabalhos. As Redes Neurais Artificiais, segundo Haykin (1994) são processadores paralelos e distribuídos que armazenam o conhecimento proveniente da experiência e o tornam útil. A lógica *fuzzy*, ou difusa, é uma técnica usada em alguns sistemas especialistas para representar valores reais fracionários entre os estados verdadeiro e falso da computação binária normal. A lógica difusa pode expressar um resultado como um estado intermediário, de modo que ele seja mais preciso – por exemplo, “pode ser verdadeiro” ou “provavelmente verdadeiro” (Teixeira e Christofolletti, 1997).

Alguns autores utilizaram ainda a textura nos seus estudos, como em Zhang (1999), que utilizou métodos de análise de textura no reconhecimento e distinção de diferentes características espaciais em imagens digitais. Na execução da análise de textura, os relacionamentos entre os valores de cinza do pixel corrente e os pixels próximos a ele são calculados com base em uma certa medida de textura (média, desvio padrão, contraste, correlação, energia, entropia, etc.). Os valores de cinza da imagem de saída representam o critério de textura local da imagem de entrada.

Segundo Zhang (1999), alguns trabalhos com classificação de imagens de satélite, utilizam métodos de análise de textura para introduzir informações espaciais de diferentes classes de objetos dentro da classificação. As imagens geradas pela análise de textura são classificadas diretamente ou são utilizadas como uma banda adicional junto com outras bandas multiespectrais na classificação.

O contexto de um pixel refere-se a sua relação espacial com qualquer outro pixel ou grupos de pixels através de toda a cena (Campos, 2002). A textura é uma medida contextual que pode ser extraída de uma janela ($n \times n$) pixels e então adicionada ao conjunto de imagens originais antes da classificação (Campos, 2002).

Moller-Jensen (1990), desenvolveu uma metodologia de classificação de imagens TM do satélite Landsat usando sistemas inteligentes para a produção de mapas de uso do solo em áreas urbanas com a incorporação de informações de textura e de contexto bem como as características de refletância (informações espectrais). O propósito geral deste estudo foi estabelecer uma base para examinar o potencial de uso das imagens de satélite como uma fonte de informação para o mapeamento do uso do solo no contexto do planejamento urbano, especialmente para o terceiro mundo onde a expansão espacial das cidades principais faz o uso das imagens de satélites desejável. Os resultados mostraram que as imagens de satélite permitem um melhor entendimento das tendências de desenvolvimento nas grandes cidades do terceiro mundo, com possibilidades de rápida atualização das informações espaciais, detecção de mudanças e visualização de resultados.

Outros estudos urbanos com a utilização de texturas incluem: Moller-Jensen (1997); Berberoglu *et al.* (2000); Franklin *et al.* (1996); Stuckens *et al.* (2000); Olmo e Hernandez (2000).

Para o desenvolvimento da metodologia aqui proposta, foram utilizadas imagens

Landsat 7, sensor ETM (Enhanced Thematic Mapper), de 03/09/99, e o procedimento realizado foi a classificação supervisionada utilizando algoritmos de máxima verossimilhança, com análise de textura, isto é, utilizando-se filtragem digital de uma banda com filtro de média.

Este artigo procura mostrar como essa metodologia desenvolvida pode ser utilizada no dia a dia da prefeitura para o auxílio no planejamento urbano do município.

Área de estudo

A região estudada foi o município de São Bernardo do Campo. Este município localiza-se no Estado de São Paulo, Brasil, fazendo parte da Região Metropolitana (Figura Nº 1).

O município abrange uma área de 407,1 km², sendo que 29% da região é formada por áreas urbanas, 19% é formada pela represa Billings e 52% é considerada área rural (Figura Nº 2). Neste município estão incluídas áreas importantes para os recursos hídricos, como as áreas de proteção aos mananciais hídricos e da Mata Atlântica. (Prefeitura do Município de São Bernardo do Campo, 1998).

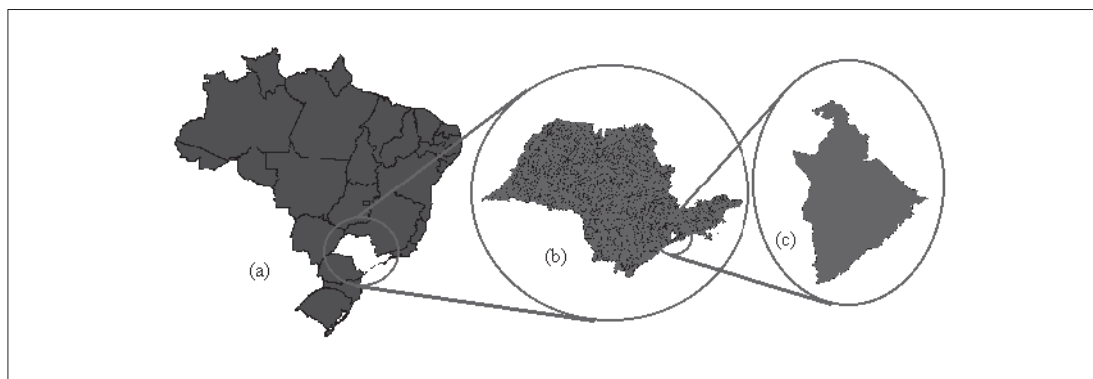
Processo de ocupação urbano

O processo de urbanização da região intensificou-se a partir da década de 50. Antes disso, já existiam na região algumas indústrias de móveis e têxteis, porém com a implantação das grandes indústrias automobilísticas, o processo de urbanização intensificouse.

Diversos fatores contribuíram para o crescimento econômico da região nessa época: incentivos fiscais e isenção de impostos municipais para a implantação de novas indústrias; a proximidade do município com a cidade de São Paulo e com o Porto de Santos, principal porto escoador da produção de São Paulo para o exterior; duas grandes rodovias (Via Anchieta e Imigrantes) que atravessam o município e que ligam São Paulo ao Porto de Santos; existência de espaços vazios não construídos ao longo das rodovias, terrenos relativamente planos, energia elétrica (proximidade com a Usina Henry Borden) e recursos hídricos (Represa Billings).

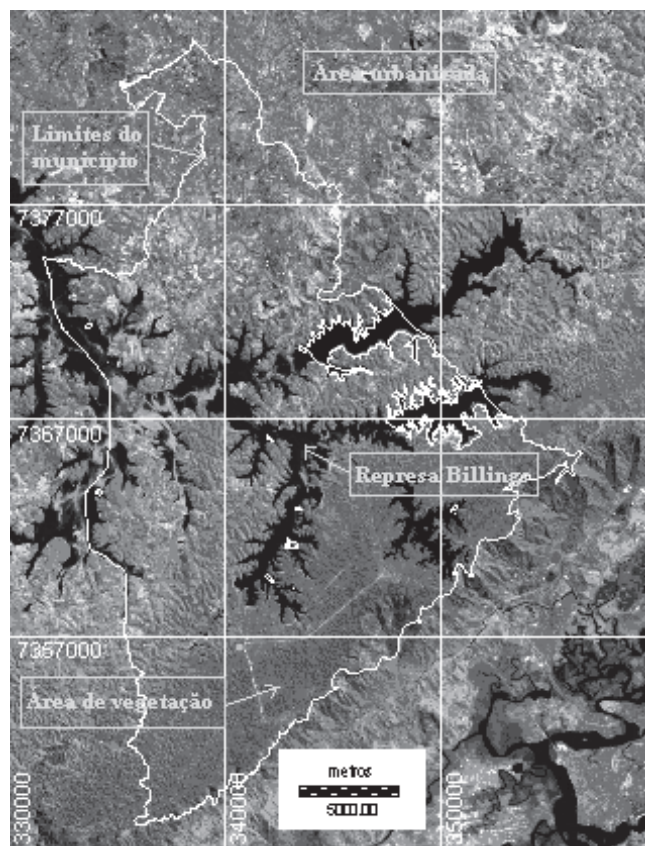
Durante o Governo Kubitschek (1956-1960), a região recebeu grandes montadoras automobilísticas e indústrias com funções complementares (borracharias, in-

FIGURA Nº 1
LOCALIZAÇÃO DO MUNICÍPIO NO BRASIL E NO ESTADO DE SÃO PAULO



(a) Brasil, Estado de São Paulo. (b) Estado de São Paulo, Município de São Bernardo do Campo. (c) Município de São Bernardo do Campo.

FIGURA Nº 2
MUNICÍPIO DE SÃO BERNARDO DO CAMPO (IMAGEM DE SATÉLITE LANDSAT 7, COMPOSIÇÃO COLORIDA 3R4G5B)



Fonte: INPE, órbita-ponto: 219-076/219-077, Ano: 1999.

dústrias químicas, autopeças, etc.), atraindo população de todas as regiões do país.

Na figura Nº 2, as áreas ao norte são as áreas urbanizadas, a área escura no meio da figura é a represa Billings e a região sul são áreas protegidas de mata nativa. A área de proteção aos mananciais corresponde às áreas ao redor da represa e a região sul do município.

O crescimento econômico e populacional dessa época foi intenso. Em 1950, a população que era de aproximadamente 29 mil habitantes, aumentou gradativamente, até atingir aproximadamente 723 mil habitantes em 2000, tendo crescido quase 25 vezes em 50 anos (quadro Nº 1).

Nos anos 70, com a crise do petróleo, o paradigma do “milagre econômico brasileiro” começa a entrar em crise e o país atravessa a década enfrentando uma forte recessão, que tem seu ápice na passagem para a década de 80.

Começa o declínio e a modificação da economia da região com o fortalecimento do setor terciário, dos serviços e comércios, as novas indústrias encontram em regiões próximas, áreas não saturadas e incentivas fiscais; algumas indústrias da região, também se deslocam pra as regiões vizinhas.

Apesar da desconcentração industrial, a região continua recebendo migrantes, não

diminuindo seu crescimento populacional, conforme pode ser visto na quadro N^o 1 e na figura N^o 3.

A tendência observada no Estado de São Paulo e na Grande São Paulo é a redução das taxas de crescimento - nos períodos 1980/91 foi de 2,13%, em 1991/96 foi de 1,55% e em 1996/1999 foi de 1,63% (figura N^o 3). O município de São Bernardo do Campo, porém apresenta crescentes taxas de crescimento anual de 3,07% entre 1996/1999 (figura N^o 3), contrariando a tendência que se observa na Grande ABCD que é de 1,37% entre 1996/1999. O Grande ABCD é a porção da região metropolitana de São Paulo, formado pelos municípios de Santo André (A), São Bernardo do Campo (B), São Caetano (C) e Diadema (D).

A saturação das áreas centrais do município para novas moradias, aumento nos preços dos aluguéis e o empobrecimento da população devido às diversas crises econômicas do país e do mundo, faz com que a população mais pobre procure áreas compatíveis com o seu poder aquisitivo. Em geral, são regiões distantes dos centros urbanos, ou esquecidas pela especulação imobiliária e que requerem ajuda técnica para a construção, pois são áreas de encostas de morros, inundáveis ou protegidas

como as dos mananciais hídricos ou as de florestas.

A ocupação que ocorre nas áreas de mananciais, favelas na sua grande maioria, é incompatível com aquela requerida para a sua proteção. A densidade de ocupação aumenta a cada ano (quadro N^o 2). Segundo a Secretaria do Meio Ambiente *et al.* (1999), "a ocorrência de favelas vem aumentando em ritmo superior ao do crescimento da população dessa bacia e, além da característica precariedade para seus moradores, seus reflexos na qualidade das águas do reservatório são mais acentuados pela concentração de grandes contingentes populacionais, em densidades muito superiores àquelas verificadas nas zonas urbanas mais verticalizadas do Município de São Paulo".

Evolução da população

Ainda segundo dados da Secretaria do Meio Ambiente *et al.* (1999), a população total residente na bacia em 1991 foi estimada em 534 mil habitantes, sendo 429 mil habitantes nas áreas urbanas (80,3%) e 30 mil habitantes nas áreas rurais (5,6%). Cerca de 14,1% da população residiam em favelas. Em 1996, a população residente na

QUADRO N^o 1
CRESCIMENTO VEGETATIVO E MIGRATÓRIO NO MUNICÍPIO DE SÃO BERNARDO DO CAMPO

Ano	População	Taxa Cresc. Anual (%)	Participação (%)		Taxa Cresc. Anual (%)	
			Veget.	Migrat.	Veget.	Migrat.
1950	29.295					
1960	81.255	10,74	30,73	69,27	4,45	8,34
1970	201.662	9,52	29,28	70,72	3,67	7,43
1980	425.602	7,76	38,69	61,31	3,64	5,33
1991	566.893	2,64	83,20	16,80	2,24	0,49
1996	660.396	3,10	48,99	51,01	1,57	1,63
1999*	723.132	3,07	48,39	51,61	1,51	1,61

Fonte: Município de São Bernardo do Campo (2002).

*Estimativa

bacia foi estimada em 711 mil habitantes, sendo 79% da população em áreas urbanas, 15,9% favelada e 5,1% rural (Quadro Nº 2).

Os problemas ambientais nas áreas protegidas, o crescimento descontrolado da ocupação urbana, a taxa de crescimento populacional alta, a falta de fiscalização, a mudança do perfil econômico da cidade e a inerente dinâmica urbana das áreas metropolitanas levaram o governo local a definir uma política efetiva de monitoramento do uso do solo em São Bernardo do Campo.

A prefeitura não consegue conter a ocupação pois ela ocorre de maneira rápida e muitas vezes a ocupação se inicia em áreas de difícil acesso para a fiscalização. Também não possui equipamentos e nem pessoas qualificadas em número suficiente para monitorar e fiscalizar a ocupação dessas áreas pela maneira tradicional (visitas a campo, levantamentos aerofotogramétricos). As novas tecnologias são um meio expedito e mais barato de auxiliar os seus trabalhos e priorizar possíveis intervenções,

dentro de prazos compatíveis com o tipo de intervenção requerida.

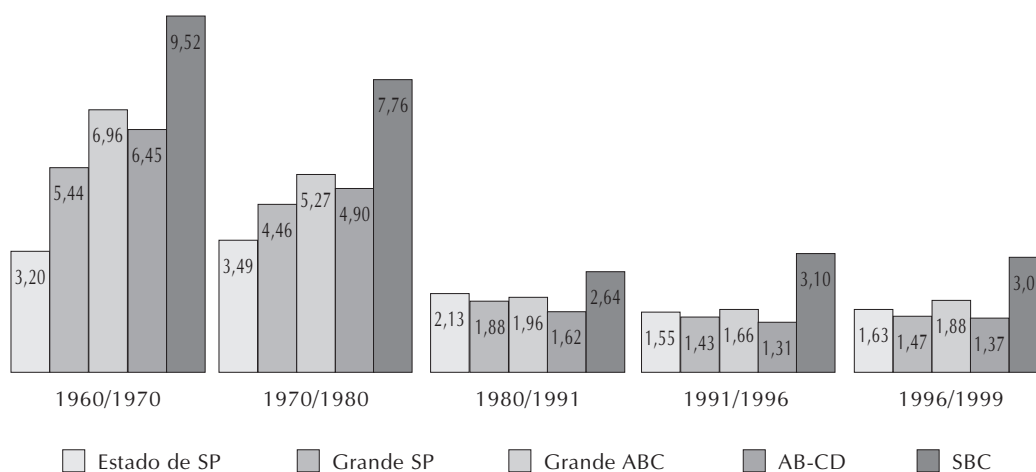
Com os computadores cada vez mais poderosos e a custos cada vez mais acessíveis, a utilização das novas tecnologias tornou-se uma alternativa viável, permitindo acesso a grande volume de informações. A decisões podem assim, ser tomadas com muito mais rapidez e precisão.

Processamento digital de imagens

As imagens de satélite abrangem extensas áreas, passando pela mesma região periodicamente e sem necessidade de programação prévia. Seu custo se torna menor a cada dia e há uma grande variedade de sensores que fornecem imagens com diversas resoluções temporais e espaciais (30m LANDSAT e CBERS, 20m SPOT, 1m IKONOS, etc.) de acordo com a finalidade do uso.

Muitas informações podem ser obtidas através do processamento digital dessas

FIGURA Nº 3
TAXA GEOMÉTRICA DE CRESCIMENTO ANUAL (%) ESTADO DE SÃO PAULO, GRANDE SÃO PAULO, GRANDE ABC, ABCD E SBC



Fonte: Município de São Bernardo do Campo (2002).

QUADRO Nº 2
ACRÉSCIMO POPULACIONAL 91/96, NA BACIA BILLINGS, POR MUNICÍPIOS

Município	Censo 1991		Censo 1996		Acréscimo 91/96		
	Habitantes	%	Habitantes	%	Habitantes	%	Taxa Anual
São Paulo	262.087	49	371.822	51	109.735	42	7,2
Diadema	44.556	8	49.967	8	5.412	12	2,3
São Bernardo	114.613	20	158.328	22	43.715	38	6,7
Santo André	17.518	3	23.653	4	6.134	35	6,2
Ribeirão Pires	69.309	14	77.662	11	8.353	12	2,3
Rio Grande da Serra	26.338	5	29.534	5	3.196	12	2,3
TOTAL	534.421	100	710.965	100	176.544	33	5,8

Fonte: Secretaria do Meio Ambiente *et al.* (1999).

imagens, com a utilização de diversas técnicas já consagradas.

No desenvolvimento do projeto foram utilizadas as imagens do sensor ETM+ do satélite Landsat 7, de 03/09/1999, órbita-ponto: 219-076/219-077, bandas: 2, 3, 4, 5, e 7.

As fotografias digitais de levantamentos aéreos realizado no ano de 1998, escala 1: 5.000, foram admitidas como a verdade terrestre e utilizadas na seleção de amostras das classes. Os processamentos foram feitos através do software IDRIDI 3.2 da Clark University.

As imagens foram inicialmente georreferenciadas ao sistema de coordenadas Universal Transverse Mercator (UTM) Zona 23, Datum WGS 84. O georreferenciamento das informações possibilitou o registro das imagens com as informações vetoriais disponíveis: ruas, limite de município, etc. O registro se deu através do uso de pontos de referência mais visíveis na imagem como cruzamento de grandes avenidas, bifurcações dos rios, etc., e da função linear e do interpolador bilinear, considerado adequado por Eastman (1998).

O erro do registro foi verificado através do RMS (Root Mean Square), que descreve o erro posicional típico de todos os pontos em relação à equação. O resultados RMS

obtido pelo registro das imagens foi de 0,90, que é um valor adequado para esse trabalho.

Para o mapeamento do uso e ocupação dos solos da região, foi realizada uma classificação supervisionada através de algoritmo de máxima verossimilhança. A classificação supervisionada é realizada quando existem regiões da imagem em que o usuário dispõe de informações que permitem a identificação dos tipos específicos de cobertura do solo. O usuário deve identificar na imagem áreas de treinamento que são representativas de cada classe de interesse, onde serão reconhecidas as assinaturas espectrais das classes de interesse.

As assinaturas espectrais são desenvolvidas a partir da análise estatística das refletâncias dos pixels contidas em cada área de treinamento.

Definida as assinaturas espectrais das categorias que se deseja, cada pixel da imagem é comparado a cada uma das assinaturas criadas e então, associado à assinatura mais similar. Foi utilizado o algoritmo de classificação supervisionada multiespectral "pixel a pixel" (Jensen, 1986) de máxima verossimilhança - MAXVER (Eastman, 1998) onde a distribuição dos valores de refletância em uma área de treinamento é descrita por uma função de densidade de probabilidade, desenvolvida com bases na

estatística bayesiana. Este classificador avalia a probabilidade de um determinado pixel pertencer a uma categoria e classifica o pixel para a categoria a qual ele tem a maior probabilidade de associação.

As classificações foram realizadas de maneira interativa: após a realização da classificação algumas classes eram retiradas, outras acrescentadas, de modo a diminuir a confusão (erros de omissão e de comissão) gerada por classes semelhantes.

A confusão entre classes e o resultado geral da classificação foram avaliados pela matriz de confusão e pelo índice Kappa. A matriz de confusão mostra os erros de comissão (pixels incluídos erroneamente em uma classe particular) e os erros de omissão (pixels erradamente excluídos da verdadeira classe a que pertencem). O índice Kappa avalia a concordância entre a verda-

de terrestre (neste experimento, extraída das fotografias aéreas e resultantes de visitas ao campo) e o mapa temático gerado. Estas informações foram usadas para refinar a classificação, avaliar a precisão do procedimento de classificação empreendida e sugerir métodos para melhorá-la.

A matriz de confusão foi calculada a partir da interseção dos resultados da classificação da área de estudo com as áreas testes definidas, especialmente para verificar os resultados obtidos e determinada a partir do uso de dados de verdade terrestre. As áreas testes são áreas da região estudada consideradas como verdade terrestre, utilizadas a para verificar o erro na classificação.

A matriz de confusão, retirada de Jensen (1986), é dada pela quadro N° 3:

QUADRO N° 3
MATRIZ DE ERROS DE OMISSÃO E COMISSÃO

Classes geradas pelo classificador	Classes reais								Erro de Comissão
	1	2	3	4	5	n	Total	
0	x ₀₁	x ₀₂	x ₀₃	x ₀₄	x ₀₅	x _{0j}	x _{0n}	∑x ₀₊	(∑x ₀₊ - x ₀₀) / ∑x ₀₊
1	x ₁₁	x ₁₂	x ₁₃	x ₁₄	x ₁₅	x _{1j}	x _{1n}	∑x ₁₊	(∑x ₁₊ - x ₁₁) / ∑x ₁₊
2	x ₂₁	x ₂₂	x ₂₃	x ₂₄	x ₂₅	x _{2j}	x _{2n}	∑x ₂₊	(∑x ₂₊ - x ₂₂) / ∑x ₂₊
3	x ₃₁	x ₃₂	x ₃₃	x ₃₄	x ₃₅	x _{3j}	x _{3n}	∑x ₃₊	(∑x ₃₊ - x ₃₃) / ∑x ₃₊
4	x ₄₁	x ₄₂	x ₄₃	x ₄₄	x ₄₅	x _{4j}	x _{4n}	∑x ₄₊	(∑x ₄₊ - x ₄₄) / ∑x ₄₊
5	x ₅₁	x ₅₂	x ₅₃	x ₅₄	x ₅₅	x _{5j}	x _{5n}	∑x ₅₊	(∑x ₅₊ - x ₅₅) / ∑x ₅₊
...	x _{i1}	x _{i2}	x _{i3}	x _{i4}	x _{i5}	x _{ij}	x _{in}	∑x _{i+}	(∑x _{i+} - x _{ii}) / ∑x _{i+}
n	x _{n1}	x _{n2}	x _{n3}	x _{n4}	x _{n5}	x _{nj}	x _{nn}	∑x _{n+}	(∑x _{n+} - x _{nn}) / ∑x _{n+}
Total	∑x ₊₁	∑x ₊₂	∑x ₊₃	∑x ₊₄	∑x ₊₅	∑x _{+j}	∑x _{+n}	∑x ₊₊	
Erro de Omissão	(∑x ₊₁ - x ₁₁) / ∑x ₊₁	(∑x ₊₂ - x ₂₂) / ∑x ₊₂	(∑x ₊₃ - x ₃₃) / ∑x ₊₃	(∑x ₊₄ - x ₄₄) / ∑x ₊₄	(∑x ₊₅ - x ₅₅) / ∑x ₊₅	(∑x _{+j} - x _{jj}) / ∑x _{+j}	(∑x _{+n} - x _{nn}) / ∑x _{+n}		(∑x ₊₊ - D) / ∑x ₊₊

Onde:

x_{ij} = número de observações corretamente classificada;

x_{+i} = número total de observações na classe i;

x_{i+} = número total de observações atribuídas à classe;

$$D = \sum_{i=1}^n x_{ii} = \text{soma total dos valores da diagonal principal}$$

x₊₊ = soma total das células da matriz de erro;

x_{ij} = número de observações da classe j atribuída à classe i ;

x_{0+} = número total de observações não classificadas em nenhuma das classes pré-definidas; $(\sum x_{1+} - x_{11})/x_{1+}$ = % de pixels observados erroneamente atribuídos à classe 1.

$(\sum x_{+1} - x_{11})/\sum x_{+1}$ = % de pixels observados da classe 1 erroneamente atribuídos às outras classes

O índice Kappa é dado por:

$$K = \frac{N \sum_{i=1}^n X_{ii} - \sum_{i=1}^n X_{i+}X_{+i}}{N - \sum_{i=1}^n X_{i+}X_{+i}} \quad (1)$$

onde:

n é o número de linhas na quadro de classificação;

N é o número total de células;

Dividindo o numerador e o denominador por N^2

$$K = \frac{\theta_1 - \theta_2}{1 - \theta_2} \quad (2)$$

$$\text{onde } \theta_1 = \frac{\sum_{i=1}^r X_{ii}}{N} \quad (3)$$

$$\theta_2 = \frac{\sum_{i=1}^r X_{i+}X_{+i}}{N^2} \quad (4)$$

Definição das classes

Para a definição destas classes considerou-se que:

- existem classes de uso do solo definidas pela legislação do município;
- existem classes possíveis de serem observadas e obtidas através das imagens orbitais e;
- a distribuição das classes de uso do solo real no município.

A definição das classes foi o resultado da interação entre as necessidades políticas e as técnicas utilizadas, considerando observações de campo e as dimensões das áreas.

As principais classes analisadas inicialmente foram: áreas com vegetação, áreas urbana, água e indústrias. Posteriormente, essas classes foram subdivididas para melhorar a classificação. As classes urbanas foram subdivididas em relação à densidade e verticalização: urbana de alta densidade, urbana de média densidade e urbana de baixa densidade; urbanas irregulares e urbanas verticalizadas (formadas por prédios e edifícios). As áreas de vegetação foram subdivididas em rasteira (parques, jardins, quintais) e florestas.

O resultado final é produto de um processo iterativo, com ativa participação de funcionários da prefeitura, que foram treinados na metodologia (Quintanilha, *et al.* 2000) e houve inclusão e exclusão das classes conforme o resultados das classificações e das discussões.

Classificação

As classes urbanas apresentam muita variabilidade espectral. Isso ocorre devido aos diversos materiais que as compõem como, por exemplo, os telhados das edificações, que podem ser de fibro-cimento, cerâmica, etc. A reflectância desses materiais e a dimensão diminuta dos alvos causam grande confusão nas imagens.

Para reduzir essa confusão, utilizou-se em uma das bandas, um filtro de média que provoca o “borramento” da imagem, permitindo a formação de uma mancha homogênea na classificação (González e Woods, 2000).

A banda 7 foi escolhida por apresentar maior variação de níveis de cinza (5 a 255) e maior desvio padrão em comparação com as outras bandas (desvio padrão = 22) (quadro N° 9). Foram utilizados filtros de média com máscaras de 3x3 e 7x7 ou 90mx90m e 210mx210m, formando assim, duas imagens adicionais. As dimensões das máscaras se justificaram por existir feições proporcionais a elas (quadras de futebol, pátios de estacionamentos, parques, etc.).

As amostras de treinamento dessas classes foram retiradas através de interpretação visual das imagens, auxiliado pelo conhe-

cimento prévio dos técnicos da região e com o apoio das fotografias aéreas do ano de 1998, escala 1: 5.000, disponíveis em formato digital. Desta forma foi possível a retirada de amostras mais específicas, como telhados e pátios de estacionamento, com maior precisão.

As imagens geradas pela filtragem foram utilizadas diretamente na classificação como bandas adicionais junto às outras bandas multiespectrais, introduzindo informações espaciais às análises.

Foram gerados os padrões de níveis de cinza das amostras com o processamento de 7 bandas: 2, 3, 4, 5, 7, banda 7 filtrada com máscara 3x3 e a banda 7 filtrada com máscara 7x7.

Os histogramas e as estatísticas das amostras (média, variância, desvio padrão) também foram analisados. Cada pixel da área de estudo possui um valor diferente em cada uma das bandas da imagem. Estes valores formam um padrão de níveis de cinza único, que permite que seja comparado aos outros padrões criados (figura N° 4).

Os demais pixels da imagem foram associados à assinatura a que mais assemelhavam.

QUADRO N° 4
ANÁLISE DOS NÍVEIS DE CINZA DAS BANDAS DA IMAGEM LANDSAT 7

Banda	Valor mínimo	Valor máximo	Média	Desvio padrão	Coef. Variação
1	29	254	83,41	7,26	0,088
2	31	235	60,44	8,60	0,142
3	25	227	54,76	14,36	0,262
4	23	231	70,38	17,34	0,247
5	3	248	55,87	22,37	0,400
6h	96	205	150,72	8,76	0,058
6l	115	170	143,72	4,51	0,031
7	5	255	37,87	21,98	0,579

Resultado da classificação

Os resultados obtidos foram analisados visualmente e pelas matrizes de erros e índices Kappa.

A quadro N° 5 mostra a legenda utilizada nas matrizes de erros de cada classificação.

QUADRO N° 5
LEGENDA DAS MATRIZES DE ERROS

Legenda
0 não classificado
1 indústria
2 urbano alta
3 urbano média
4 urbano baixa
5 urbano irregular
6 urbano vertical
7 vegetação rasteira
8 vegetação alta
9 água
10 fundo
ErrorO - Erros de Omissão (expressos em proporção)
ErrorC - Erros de Comissão (expressos em proporção)

Os índices Kappa foram obtidos nas classificações foram reunidos na quadro N° 9.

Primeira classificação

Na primeira classificação as classes inicialmente escolhidas foram: indústria, urbana (alta, média, baixo, áreas irregulares, verticais), água e florestas (figura N° 5).

Segunda classificação

Na segunda classificação, foram utilizadas as classes anteriores e uma nova classe: classe vegetação rasteira (figura N° 6).

Comparando as figuras N° 5 e N° 6, pode-se notar que áreas antes classificadas como não identificadas, foram classificadas como Vegetação rasteira, aumentando a precisão (quadros N° 7 e N° 9).

Terceira classificação

Na terceira classificação, as classes urbanas de alta densidade e irregular foram unidas numa única classe, pois elas apresentavam as mesmas características físicas, isto é, lotes pequenos e irregulares, ausência de jardins e quintais, adensamento populacional. Este procedimento, diminuiu ainda mais a confusão entre classes, o que foi verificado pela matriz de confusão (quadro N° 8) e o índice Kappa (quadro N° 9).

FIGURA N° 4
GERAÇÃO DE NÍVEIS DE CINZA DAS CLASSES A PARTIR DAS AMOSTRAS

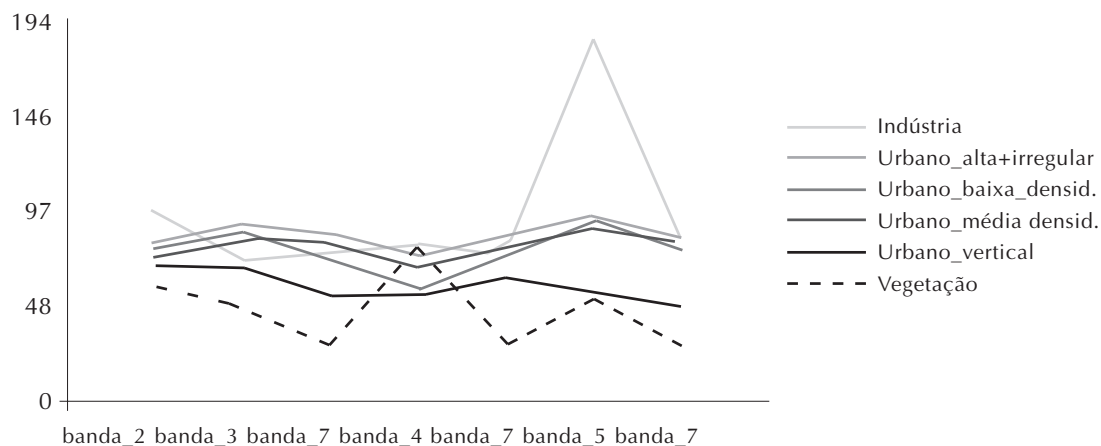


FIGURA Nº 5
CLASSIFICAÇÃO Nº 1

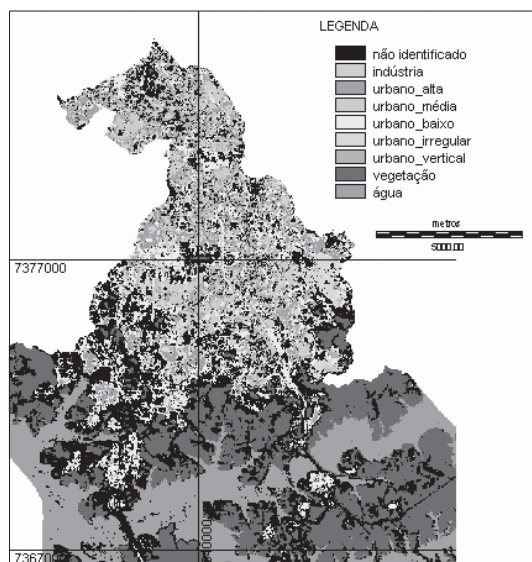
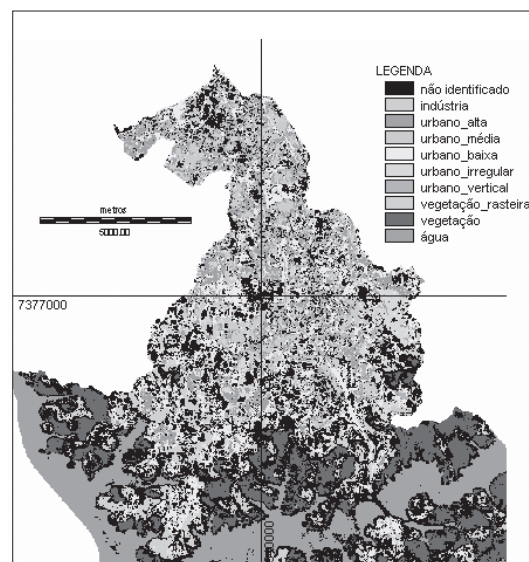


FIGURA Nº 6
CLASSIFICAÇÃO Nº 2



QUADRO Nº 6
MATRIZ DE ERRO DA CLASSIFICAÇÃO Nº 1

Classes	1	2	3	4	5	6	8	9	10	Total	ErrorC
0	212	40	49	11	78	48	113	0	0	551	1,0000
1	310	6	19	0	12	12	0	0	0	359	0,1365
2	45	195	150	11	214	13	0	0	0	628	0,6895
3	0	13	282	3	30	7	0	0	0	335	0,1582
4	22	80	48	58	127	26	4	0	0	365	0,8411
5	14	6	11	0	387	2	0	0	0	420	0,0786
6	79	35	8	2	56	100	0	0	0	280	0,6429
8	0	0	0	0	0	0	5256	0	0	5256	0,0000
9	0	0	0	0	0	0	0	65645	0	65645	0,0000
10	0	0	0	0	0	0	0	0	846471	846471	0,0000
Total	682	375	567	85	904	208	5373	65645	846471	920310	
ErrorO	0,5455	0,4800	0,5026	0,3176	0,5719	0,5192	0,0218	0,0000	0,0000		0,0017

A classe urbano_vertical foi retirada da classificação. A principal dificuldade apresentada por essa classe era a presença de sombras. Como as sombras estavam presen-

tes em quase todas as classes (sombra de árvores, das casas, etc.), a confusão gerada era grande. Com a sua retirada houve uma melhoria no resultado final.

QUADRO Nº 7
MATRIZ DE ERRO DA CLASSIFICAÇÃO Nº 2

Classes	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Total	ErrorC
0	211	40	49	10	76	48	36	294	0	0	764	1,0000
1	310	6	19	0	12	12	0	0	0	0	359	0,1365
2	45	195	150	11	214	13	1	0	0	0	629	0,6900
3	0	13	282	3	30	7	1	0	0	0	336	0,1607
4	22	80	48	58	127	26	31	4	0	0	396	0,8535
5	14	6	11	0	387	2	0	0	0	0	420	0,0786
6	79	35	8	2	56	100	5	0	0	0	285	0,6491
7	1	0	0	1	2	0	4	60	0	0	68	0,9412
8	0	0	0	0	0	0	0	5015	0	0	5015	0,0000
9	0	0	0	0	0	0	0	0	65645	0	65645	0,0000
10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	846471	846471	0,0000
Total	682	375	567	85	904	208	78	5373	65645	846471	920388	0
ErrorO	0,5455	0,4800	0,5026	0,3176	0,5719	0,5192	0,9487	0,0666	0,0000	0,0000	0	0,0021

Análise do resultado da classificação

O mapeamento realizado mostrou que a expansão urbana já atingiu as áreas protegidas dos mananciais, confirmando os estudos da Secretaria do Meio Ambiente *et al.* (1999) e de outros pesquisadores citados anteriormente.

As áreas classificadas como “não identificadas” foram visitadas no campo e conforme hipótese anterior, eram áreas de lixões e de cemitérios.

As “indústrias e as áreas urbanas verticalizadas” se distribuíam ao longo da Via Anchieta. Isso foi comprovado através de diversos documentos da Prefeitura do Município de São Bernardo do Campo.

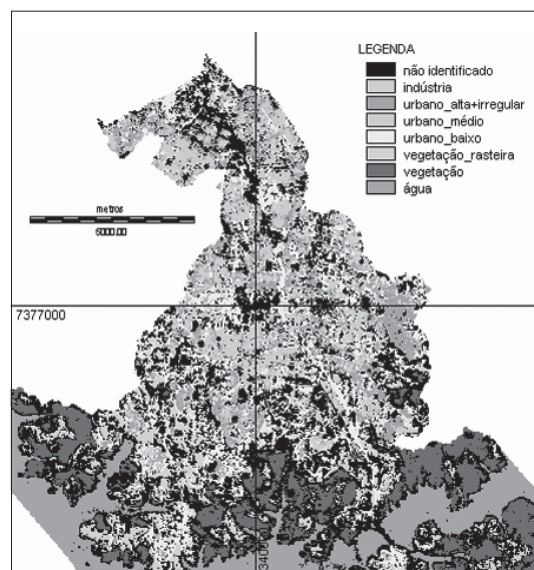
As matrizes de confusão geradas após cada classificação (quadros Nº 6, 7 e 8), mostraram que as maiores confusões ocorreram nas classes urbanas (classes 2, 3, 4, 5, e 6). Isso já era esperado, pois são classes que apresentam muita variabilidade es-

pectral devido às diversas composições de materiais que formavam essas classes: telhados com diversos materiais (fibrocimento, telhas cerâmicas, etc), asfalto das ruas, jardins, solo exposto, etc.

A união das classes “urbanas de alta densidade” e “irregulares” (classes 2 e 6), diminuiu a confusão e melhorou a classificação de maneira geral (Índice Kappa da classif. Nº 3 – quadro Nºa 9). Estas duas classes eram muito parecidas fisicamente, com lotes irregulares, grande aglomeração das ocupações, ausência de jardins e quintais e presença de solo exposto. A retirada da classe “vertical” (classes 6) também melhorou a classificação, pois a sombra que era a principal característica desta classe estava presente em quase todas as outras.

As classes que apresentaram melhores resultados foram: indústria (classe 1), água (classe 9) e vegetação (classes 7 e 8). Isso se explica devido às dimensões dessas feições no município e pelas características espectrais.

FIGURA Nº 7
CLASSIFICAÇÃO Nº 3



QUADRO Nº 9
ÍNDICES KAPPA PARA AS TRÊS CLASSIFICAÇÕES

Categoria	Índice Kappa		
	Classif.1	Classif.2	Classif.3
1	0,4543	0,4543	0,4558
2	0,5197	0,5197	0,6110
3	0,4972	0,4972	0,6206
4	0,6822	0,6822	0,7411
5	0,4278	0,4278	
6	0,4806	0,4806	
7		0,0512	0,0512
8	0,9781	0,9330	0,9330
9	1,0000	1,0000	0,9998
Todas	0,9883	0,9860	0,9887

QUADRO Nº 8
MATRIZ DE ERRO DA CLASSIFICAÇÃO Nº 3

Classes	1	2	3	4	7	8	9	10	Total	ErrorC
0	207	86	37	10	39	294	0	0	673	1,0000
1	311	13	20	0	0	0	0	0	344	0,0959
2	134	782	116	4	2	0	0	0	1038	0,2466
3	4	182	352	7	1	0	0	0	546	0,3553
4	25	214	42	63	32	4	0	0	380	0,8342
7	1	2	0	1	4	60	0	0	68	0,9412
8	0	0	0	0	0	5015	11	0	5026	0,0022
9	0	0	0	0	0	0	65634	0	65634	0,0000
10	0	0	0	0	0	0	0	846471	846471	0,0000
Total	682	1279	567	85	78	5373	65645	846471	920180	
ErrorO	0,5440	0,3886	0,3792	0,2588	0,9487	0,0666	0,0002	0,0000		0,0017

As indústrias (classe 1) se destacam principalmente pelo padrão construtivo: grandes dimensões, formatos regulares, presença de pátios e estacionamentos, material construtivo. Elas também se concentram em determinadas regiões do município e ao longo da Via Anchieta.

A água (classe 9), além de ser bem definida espectralmente, está bem representada pela represa Billings; e toda a região sul do município é de vegetação, ainda não ocupada pela urbanização. Além disso, a vegetação também é bem definida espectralmente.

Áreas classificadas como não identificadas (classe 0) foram visitadas no campo, e em sua maior parte, são áreas de uso misto e de lixões e cemitérios. Por isso, não se enquadravam em nenhuma das classes previamente definidas.

Discussão

A filtragem de uma banda utilizada na classificação diminuiu a variabilidade espectral das áreas urbanas, permitindo a formação de classes intra-urbanas. As áreas urbanas apresentam grande variabilidade espectral devido aos vários materiais existentes nestas áreas (asfalto, telhados de diversos materiais, árvores, solo exposto, etc).

Além disso, o município de São Bernardo do Campo apresenta características que permitem a formação de zonas homogêneas, isto é, as classes são facilmente definidas e identificadas, com a concentração das indústrias ao longo das rodovias, e as áreas que apresentam água e vegetação. A confusão maior foi nas áreas urbanas, o que já era esperado.

O conhecimento da região e a experiência dos técnicos do município contribuíram para que as amostras retiradas da imagem para as análises fossem bem caracterizadas, diminuindo assim os erros na classificação.

Conclusão

Para a região escolhida, a metodologia atingiu o objetivo proposto que era o mapeamento do uso do solo urbano e a identificação de regiões onde as classes escolhidas se concentravam. Neste sentido, os resultados obtidos pela classificação mostraram que as classes escolhidas concentram-se determinadas regiões do município, formando zonas homogênea e possíveis de serem identificadas pelo mapeamento com imagens de satélite (formam manchas de fácil reconhecimento). A utili-

zação de imagens de satélite como ferramenta para o planejamento do município mostrou-se bastante eficaz, fornecendo uma visão global do município. Além disso, as imagens podem ser obtidas em curto espaço de tempo entre elas e a um custo inferior quando comparados aos levantamentos de campo ou por helicópteros (alternativa proposta pela prefeitura).

Ficou patente no decorrer dos trabalhos, a necessidade de:

- técnicos com considerável conhecimento da região, de maneira a garantir bons resultados quando da aplicação da metodologia;
- treinamento e capacitação dos técnicos envolvidos na gestão municipal, de forma a garantir que os produtos gerados tenham sua utilidade plena e haja continuidade dos trabalhos.

Considerando as restrições e condições ressaltadas neste texto, a utilização desta técnica é recomendável para trabalhos em áreas e propósitos similares aos aqui abordados.

Bibliografia

ANDERSON, J.; HARDY, E.; ROACH, J. & WITMER, R. *Sistemas de classificação de uso da terra e do revestimento do solo para utilização com dados de sensoriamento remoto*. Trad. de H. Strang. Rio de Janeiro: IBGE, 1996, N° 78.

BARALDI, A. & PARMIGGIANI, F. Urban area classification by multispectral SPOT data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1990, Vol. 28, N° 4, p. 674-680.

BERBEROGLU, S.; LLOYD, C.; ATKINSON, P. & CURRAN, P. The integration of spectral and textural information using neural networks for land cover mapping in the Mediterranean. *Computers & Geosciences*, 2000, Vol. 26, N° 4, p. 385-396.

- CAMPOS, M. *Incorporação de dados auxiliares no processo de classificação*, 2002. Disponível em Internet: <http://www.geoc.ufpr.br/~gfoto/pdi/dadosaux/dadosaux.html>.
- EASTMAN, J. *IDRISI for Windows: Manual do usuário. Introdução e Exercícios tutoriais*. Trad. de Heinrich Hasenack e Eliseu Webwe. Porto Alegre: UFRGS/ Centro de Recursos Idrisi, 1998. Disponível em Internet: <http://www.ecologia.ufrgs.br/idrisi/download/tutorial.pdf>.
- FOODY, G. & ARORA, M. Incorporating mixed pixels in the training, allocation and testing stages of supervised classifications. *Pattern Recognition Letters*, 1996, Vol. 17, Nº 13, p. 1389-1398.
- FRANKLIN, S.; WULDER, M. & LAVIGNE, M. Automated derivation of geographic window sizes for use in remote sensing digital image texture analysis. *Computers & Geosciences*, 1996, Vol. 22, Nº 6, p. 665-673.
- GONZALEZ, R. & WOODS, R. *Processamento de imagens digitais*. São Paulo: Edgard Blucher, 2000.
- HAYKIN, S. *Neural Networks - A Comprehensive Foundation*. New York: Macmillan, 1994.
- IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística). *Brasil em síntese. Dados geográficos*. Disponível em Internet: <http://www.ibge.gov.br>.
- JENSEN, J. *Introductory digital image processing*. New Jersey: Prentice-Hall, 1986.
- MATTIKALLI, N. Soil color modeling for the visible and near-infrared bands of Landsat sensors using laboratory spectral measurements. *Remote Sensing of Environment*, 1997, Vol. 59, Nº 1, p. 14-28.
- MOLLER-JENSEN, L. Knowledge-based classification of an urban area using texture and context information in Landsat TM imagery. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1990, Vol. 56, Nº 6, p. 899-904.
- MOLLER-JENSEN, L. Classification of urban land cover based on expert systems, object models and texture. *Computers, Environment and Urban Systems*, 1997, Vol. 21, Nº 3-4, p. 291-302.
- MUNICÍPIO DE SÃO BERNARDO DO CAMPO. *Evolução da população*. 2002. Disponível em Internet: http://www.saobernardo.sp.gov.br/sec_administracao/evolucao populacao.htm.
- OLMO, M. & HERNANDEZ, F. Computing geostatistical image texture for remotely sensed data classification. *Computers & Geosciences*, 2000, Vol. 26, Nº 4, p. 373-383.
- PREFEITURA DO MUNICÍPIO DE SÃO BERNARDO DO CAMPO. *Compêndio Estatístico*. São Bernardo do Campo: Prefeitura do município de São Bernardo do Campo, 1998.
- QUINTANILHA, J.; IWAI, O. & HAMBURGUER, D. Technology transfer in digital image processing techniques. In: *International IT Conference in Geo Spatial Education, Hong Kong*, 2000. Hong Kong: Hong Kong Polytechnic University, 2000. Disponível em Internet: <http://www.lsgi.polyu.edu.hk/publications/proceedings/ITCGSE?Proceedings.pdf>
- RIDD, M. & LIU, J. A Comparison of Four Algorithms for Change Detection in an Urban Environment. *Remote Sensing of Environment*, 1998, Vol. 63, Nº 2, p. 95-100.
- SECRETARIA DO MEIO AMBIENTE; CETESB; SECRETARIA DE RECURSOS HÍDRICOS, SANEAMENTO E OBRAS e SABESP, GOVERNO DO ESTADO DE SÃO PAULO. *Termo de referência para o Programa de Recuperação Ambiental da Bacia da Billings*. São Paulo: Technical Report, 1999.

SERPICO, S.; BRUZZONE, L. & ROLI, F. An experimental comparison of neural and statistical non-parametric algorithm for supervised classification of remote sensing images. *Pattern Recognition Letters*, 1996, Vol. 17, N° 13, p.1331-1341.

SCHOWENGERDT, R. On the estimation of spatial-spectral mixing with classifier likelihood functions. *Pattern Recognition Letters*, 1996, Vol. 17, N° 13, p. 1379-1387.

STUCKENS, J.; COPPIN, P. & BAUER, M. Integrating contextual information with per-pixel classification for improved land

cover classification. *Remote Sensing of Environment*, 2000, Vol. 71, N° 3, p. 282-296.

TEIXEIRA, A. & CHRISTOFOLETTI, A. *Sistemas de Informação Geográfica. Dicionário Ilustrado*. São Paulo: Editora Hucitec, 1997.

ZHANG, Y. Optimisation of building detection in satellite images by combining multispectral classification and texture filtering. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 1994, Vol. 54, N° 1, p. 50-60.