

Revista Brasileira de Cartografia (2013) N° 65/1: 95-109  
Sociedade Brasileira de Cartografia, Geodésia, Fotogrametria e Sensoriamento Remoto  
ISSN: 1808-0936

## **IMAGEM DE ALTA RESOLUÇÃO ESPACIAL NA DETECÇÃO DE MACRÓFITAS SUBMERSAS – ESTUDO DE CASO**

*High Spatial Resolution Image to Detect Submerged Macrophytes – Case Study*

**Luiz Henrique da Silva Rotta; Nilton Nobuhiro Imai  
& Letícia Sabo Boschi**

**Universidade Estadual Paulista – UNESP**  
**Faculdade de Ciências e Tecnologia – FCT**  
**Programa de Pós Graduação em Ciências Cartográficas**  
Rua Roberto Simonsen, 305, 19060-900, Presidente Prudente, SP  
luizhrotta@yahoo.com.br  
nnimai@fct.unesp.br  
leticiasabo@yahoo.com.br

*Recebido em 16 de setembro, 2011/ Aceito em 05 de fevereiro, 2012*  
*Received on september 16, 2011/ Accepted on february 05, 2012*

### **RESUMO**

O mapeamento de vegetação aquática submersa (VAS) é hoje uma tarefa de elevado custo, pois se baseia em dados obtidos com base em levantamentos de campo. Os procedimentos envolvidos nesse tipo de levantamento demandam longo período de tempo e por isso inviabilizam o mapeamento de VAS, principalmente em grandes reservatórios. Uma alternativa baseia-se em dados ecobatimétricos que produzem dados de batimetria e de densidade e altura de VAS. Além disso, imagens de sensoriamento remoto podem fornecer dados do corpo d'água que podem ser utilizados para detecção de dosséis de VAS. A fim de avaliar o potencial de imagem QuickBird para mapeamento de VAS, realizou-se um estudo de caso numa região do Reservatório de Porto Colômbia. Apesar da radiação no infravermelho ser absorvida rapidamente pela coluna d'água sobre o dossel de plantas imersas, considera-se que a radiação no espectro visível pode fornecer informações sobre a presença de VAS em águas opticamente rasas. Assim, avaliou-se a capacidade do conjunto de bandas espectrais do sensor QuickBird para detectar a presença de plantas submersas em um corpo d'água. Nesse sentido, realizou-se um experimento no qual dados de verdade terrestre foram obtidos com base num levantamento ecobatimétrico realizado em datapróxima da tomada de uma imagem do sensor QuickBird. O ecobatímetro BioSonics DT-X foi adotado nesse levantamento. Esses dados amostrais foram interpolados para produzir tanto um modelo do relevo submerso como do dossel das plantas submersas. A avaliação foi conduzida em duas etapas, na primeira foram realizadas classificações: não-supervisionada e supervisionada, bem como uma avaliação da qualidade dos resultados dessas classificações. Na segunda etapa, foram aplicadas técnicas de análise de agrupamento e componentes principais para relacionar as respostas das bandas espectrais ea colonização de VAS e a profundidade do dossel imerso a fim de caracterizar e compreender os tipos de ambigüidades relacionadas com a detecção de plantas imersas. Os resultados da análise de agrupamento permitiram compreender melhor os erros de classificação que comprometeram a qualidade do mapeamento baseado em dados do sensor QuickBird. Esses resultados mostraram que são necessárias bandas espectrais mais adequadas para que esse tipo de mapeamento possa ser realizado com base em imagens de sensoriamento remoto.

**Palavras Chaves:** Sensoriamento Remoto, Vegetação Aquática Submersa, Ecobatímetro, Classificação de Imagem Multiespectral, Estatística Multivariada.

## ABSTRACT

Submerged aquatic vegetation (SAV) mapping is, nowadays, a high cost task since it is based on field survey. The procedures involved in this kind of surveying demand long time so, it is not possible to map SAV at a certain point of time, mainly in large hydroelectric reservoirs. Another alternative is based on two-frequency echosound data that yields profiles of sample data which represents the bathymetry and SAV density and height in discrete locations along the boat trajectory. Remote sensing images could offer reflectance data from the bottom of water body useful to detect SAV. A study case in Porto Colombia was performed in order to evaluate the QuickBird multispectral images for SAV mapping. Most SAV is not in shallow waters when the energy is in the near infrared region because this energy is strongly absorbed by water. On the other hand, most SAV canopy is as deep as it is in shallow waters when the energy is in the visible region. Then, near infrared region of electromagnetic energy is not as useful to discriminate SAV as it is for land vegetation, but visible region is. However, considering that SAV in optically shallow waters must reflect electromagnetic energy, it is necessary to evaluate the ability of Quick Bird multispectral images to recognize where it is colonized by SAV and where it is not. In that sense, a field campaign was performed to collect reference data while Quick Bird images were taken. A Bio Sonic echosounder was used in this survey, and the data related to SAV density and height was collected. All sample data was processed to make a regular grid of bathymetry and canopy height. The evaluation was conducted in two steps, both supervised and unsupervised classifications were applied and then the results were evaluated. After that, cluster analysis and principal components were applied in order to find relations among multispectral bands, SAV depth and regions with or without SAV so that ambiguous data could be distinguished and then understand the different kinds of features related to SAV detection. Cluster analysis results revealed why there were classification errors and the ambiguities which are related to the analyzed features. Besides, it was possible to evaluate the performance of QuickBird multispectral images to identify regions with SAV. The results showed that different spectral bands are necessary to identify SAV through remote sensing images.

**Keywords:** Remote Sensing, Submerged Aquatic Vegetation, Echosounder, Multispectral Image Classification, Multivariate Statistical.

## 1. INTRODUÇÃO

Desde o século XX, Malthus e George (1997) já consideravam o sensoriamento remoto uma ferramenta útil para mapear a distribuição espacial de macrófitas em lagos e em rios por oferecer uma significativa economia de tempo, além de ter potencial de adquirir rapidamente informações sintéticas de grandes áreas.

O uso de sensoriamento remoto tem várias vantagens no monitoramento de áreas úmidas, principalmente em grandes áreas geográficas. Os sistemas de satélites geralmente utilizados são Landsat (TM e MSS) SPOT, além do NOAA AVHRR, IRS-1B LISS-II e sistema radar (JERS-1, ERS-1 e RADARSAT) (OZESMI e BAUER, 2002). De acordo com Ritchie et al. (2003), recentes e futuros lançamentos de satélites com sensores com melhores resoluções espaciais e espectrais devem levar a uma maior utilização do sensoriamento remoto para avaliar e monitorar parâmetros de qualidade da água.

Além da qualidade da água, imagens de satélite são fontes de informação para mapear e monitorar a dispersão de plantas aquáticas em reservatórios de hidrelétricas, cuja ocorrência é um

problema de importância crescente no Brasil (LIMA, 2006).

A detecção espectral da vegetação aquática submersa - VAS é afetada pelas propriedades ópticas aparentes (dependem tanto do meio quanto da estrutura direcional do campo de luz) e inerentes (dependem apenas do meio, e, portanto, são independentes do campo de luz) da água (MOBLEY, 1994). Além disso, o sensoriamento remoto de ambientes aquáticos também é influenciado pela mudança do nível da água, variação de materiais suspensos e dissolvidos ao longo do gradiente geomorfológico, pelas condições meteorológicas, condições de fluxo e práticas de uso da terra. Esses efeitos influenciam a detecção da vegetação aquática submersa, pois a radiação é atenuada com a profundidade, alterando a reflectância (HESTIR et al., 2008).

É essencial que se compreenda a relação entre as propriedades da vegetação aquática submersa e seu comportamento espectral para que se possa interpretar adequadamente as imagens obtidas por sensores remotos. Entretanto, estudos que permitam comparar as propriedades espectrais medidas em campo e aquelas medidas em imagens ainda precisam ser mais explorados (YUAN e ZHANG,

2008). Além disso, vários estudos vêm sendo desenvolvidos com o intuito de detectar e mapear a vegetação aquática submersa por meio de sensoriamento remoto.

Imagens aéreas, GPS e SIG foram integradas e utilizadas para mapear infestações de duas espécies de macrófitas, *Eichhornia crassipes* (flutuante) e *Hydrilla verticillata* (submersa), em um trecho do Rio Grande no Texas. Medições de reflectância em campo mostraram que a espécie flutuante geralmente apresenta maior resposta no IVP (Infravermelho próximo) que a água e outras espécies semelhantes. Já a espécie submersa apresentou características espectrais semelhantes à da água e menor resposta no IVP quando comparadas às espécies semelhantes. Prevê-se que a integração destas tecnologias também pode ser usada em outras aplicações de gestão dos recursos hídricos (EVERITT et al., 1999).

Lima *et al.* (2005) aplicaram o modelo de cores IHS para detectar plantas aquáticas imersas. A abordagem adotada indicou ser viável a detecção de plantas a partir de imagens multiespectrais nos comprimentos de onda do espectro visível, para a detecção de plantas aquáticas imersas.

Yuan e Zhang (2008) em seus estudos investigaram o potencial da utilização de sensoriamento remoto para o mapeamento e monitoramento da vegetação aquática submersa em um lago de Xangai, China. Os autores observaram uma alta correlação entre a cobertura da vegetação aquática submersa e as suas características espectrais de campo.

Portanto, a utilização de sensoriamento remoto, por meio de imagens de alta resolução espacial, para auxiliar a detecção de macrófitas aquáticas submersas pode contribuir para diminuir o esforço realizado em levantamentos de campo.

Apesar dos resultados promissores obtidos por Everitt et al., 1999, Lima *et al.* (2005) e Yuan e Zhang (2008), todos fazem uso dos dados provindo da região do infra-vermelho próximo para classificar a vegetação aquática. Entretanto, a energia radiante nessa banda do espectro é absorvida de maneira muito intensa pela água, a qual limita a possibilidade de obter informações sobre a cobertura do fundo do corpo de água. Nesse sentido, é necessário avaliar o limite que a coluna de água impõe ao uso de imagens multiespectrais, mais especificamente de

imagens de alta resolução espacial do sistema Quick Bird.

O sistema QuickBird oferece dados com 2,4 metros no modo multiespectral em um vasto campo de visada. As bandas multiespectrais do sensor são: azul (450 – 520 nm), verde (520 – 600 nm), vermelho (630 – 690 nm) e infravermelho próximo (760 – 900 nm). Além disso, possui uma resolução radiométrica de 11 bits.

O presente trabalho partiu da hipótese de que imagens multiespectrais de alta resolução espacial possuem conteúdo de informação que torna possível a detecção de macrófitas submersas até uma determinada profundidade, cujo limite pode ser relacionado ao fato de que a água absorve grande parte da radiação. Apesar da alta resolução espacial, tem-se a dúvida de que se as bandas do QuickBird sejam adequadas para detectar o objeto estudado. Assim, o objetivo principal é avaliar a profundidade limite para monitorar a vegetação submersa, acima da qual é possível detectar macrófitas submersas com imagens QuickBird. Para isso, foram testados diferentes algoritmos de classificação (Supervisionado e não-supervisionado), além de técnicas de agrupamentos e de componentes principais. Para analisar os resultados, foram realizadas observações de profundidade e altura do dossel da VAS de forma que a influência da coluna de água pudesse ser avaliada. Adicionalmente foram levantados dados de turbidez e profundidade de Secchi os quais permitem verificar possível influência da variação dos coeficientes de absorção e atenuação da água na resposta espectral.

## **1.1 Estudo de caso**

O estudo de caso foi realizado em um trecho do rio Uberaba, afluente do Rio Grande (Figura 1). Área englobada no reservatório de Porto Colômbia. Essa região, de aproximadamente 500.000 m<sup>2</sup>, foi escolhida por ser uma área com presença de macrófitas submersas e de fácil navegação.

## **2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA**

### **2.1 Sensoriamentos remoto no estudo de sistemas aquáticos**

Propriedades ópticas da coluna de água podem ser estimadas a partir de sensoriamento remoto, são elas: material em suspensão, coeficientes de atenuação vertical da radiação ascendente e descendente, transparência, matéria

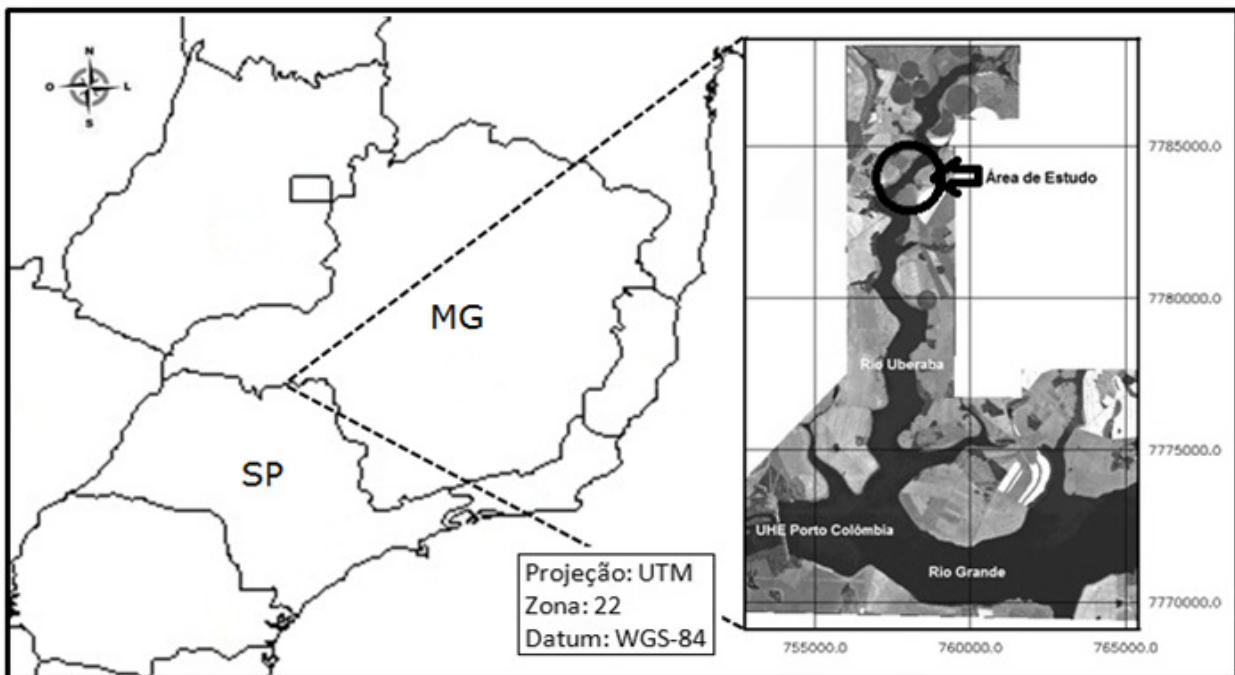


Fig. 1 - Área de estudo: trecho do Rio Uberaba – MG.

orgânica dissolvida, clorofila, e até mesmo marés vermelhas e blooms de algas azuis. Se a coluna de água for suficientemente transparente, e se o substrato estiver em profundidade onde uma quantidade suficiente de luz atinja o fundo e seja refletida de volta para fora do corpo de água, o sinal de sensoriamento remoto pode ser usado para produzir mapas de gramíneas submersas, macro algas, bancos de areia, recifes de corais, e outras características de fundo (Dekker et al., 2002).

A faixa espectral entre 400 nm e 850 nm é normalmente escolhida por pesquisadores para o desenvolvimento de abordagens para estimativa de parâmetros da qualidade da água por sensoriamento remoto (DEKKER, 1993).

A água como objeto de estudo é um alvo complexo, pois na natureza ela pode conter diversos elementos em seu volume, com respostas espectrais distintas. A presença de sedimentos, clorofila, matéria orgânica e outros elementos da natureza imprimem na água uma resposta espectral diferenciada em cada situação. Além disso, outros fatores como o vento, efeito especular da energia refletida, condições de iluminação, etc., fazem com que o uso das técnicas de sensoriamento remoto, em ambientes aquáticos, se torne um grande desafio (PEREIRA FILHO, 2000).

A radiância total medida por um sensor ( $L_t$ ) pode ser decomposta em várias frações: radiância atmosférica ( $L_p$ ) - radiação espalhada pela

atmosfera e proveniente de alvos vizinhos ao elemento de interesse; radiância de superfície ( $L_s$ ): parte da radiância proveniente do sol e do céu que penetra apenas alguns milímetros na coluna d'água ou é refletida diretamente pela superfície d'água; radiância volumétrica ( $L_v$ ): parte da radiância que penetra na interface ar/água e interage com a água e seus constituintes orgânicos e inorgânicos, sem alcançar o fundo; e radiância de fundo ( $L_b$ ): parte da radiância, que penetra na interface da água, alcança o fundo e é propagado de volta para a superfície (JENSEN, 2009).

$$L_t = L_p + L_s + L_v + L_b \quad (1)$$

Assim, a contribuição da radiância de fundo ( $L_b$ ) depende dos diversos processos de interação que ocorrem sobre o dossel da VAS. No caso das interações na coluna de água deve-se considerar que a radiância volumétrica sofre influência da geometria de iluminação e dos componentes opticamente ativos.

Segundo Pereira *et al.* (2007) alguns fatores naturais alteram a composição físico-química da água e, conseqüentemente, sua resposta espectral. Os principais fatores que afetam a detecção dos habitat aquáticos pelos métodos de sensoriamento remoto são: a presença de plantas aquáticas emersas, sólidos em suspensão e concentração de clorofila.

## 2.2 Sensoriamento remoto hidroacústico

Devido às ondas eletromagnéticas serem rapidamente atenuadas nos corpos d'água, ondas acústicas constituem a maneira mais confiável de obter informação sobre alvos submersos. Os sistemas acústicos utilizados para detectar e/ou localizar alvos ou obstáculos são chamados de SONAR - SOund, NAvigation and Ranging – Navegação e Medição de Distância pelo Som (LURTON, 2002). As ondas sonoras geradas viajam pelo corpo d'água até atingir o alvo e retorna, por meio do eco, ao sistema (URICK, 1975).

O ecobatímetro é o sensor de ondas sonoras mais simples e mais utilizado. Tanto a topografia quanto a natureza do fundo do corpo d'água exercem importante influência sobre o desempenho de um ecobatímetro. A onda sonora é modulada pelo ecobatímetro. A emissão deste som é realizada por meio dos efeitos de piezoelectricidade (uma lâmina de cristal é posta em vibração sob a ação de um campo elétrico alternativo) ou de magnetostrição (uma corrente alternada circulando em um solenóide faz variar continuamente o comprimento de uma barra metálica, produzindo os pulsos acústicos) (MIGUENS, 2000).

Segundo Hoffman et al. (2002), estudos indicam que técnicas hidroacústicas são ferramentas eficientes para monitorar e mapear ecossistemas aquáticos. A metodologia utilizada em sua pesquisa mostrou uma maneira eficiente de estudar diferentes habitat e sua influência sobre a distribuição de peixes, bem como mapear e monitorar importantes parâmetros como a batimetria, características do substrato e distribuição de vegetação aquática.

Técnicas hidroacústicas em conjunto com GPS e SIG representam uma ferramenta promissora no monitoramento das mudanças do biovolume da vegetação submersa. Foram feitas medidas da altura da vegetação aquática submersa por meio de ecobatímetro e por mergulhadores. Os resultados mostraram que a diferença não foi significativa (VALLEY e DRAKE, 2005). Isso mostra a viabilidade de se mapear com precisão macrófitas submersas por meio de ecobatímetro.

No presente trabalho foi utilizado o ecobatímetro científico digital BioSonics DT-X (<http://www.biosonicsinc.com/>).

O levantamento batimétrico produz informações de batimetria e, no caso deste trabalho, também da profundidade do dossel da VAS. Os

dados amostrais produzidos devem ser interpolados para produzir uma representação matricial que seja compatível com a representação de imagens multiespectrais. Nesse sentido, a batimetria foi interpolada com o algoritmo de triangulação (TIN – *Triangular Irregular Network*) com ajuste linear. Já as observações amostrais da profundidade do dossel de VAS foram interpoladas por krigeagem ordinária. Rotta et al. (no prelo) mostram que essa abordagem produz representação suave que reproduz as variações de baixa frequência da superfície real.

## 2.3 Classificação de imagens de sensoriamento remoto

Classificação consiste em rotular os pixels de uma cena a partir de suas características espectrais. Para isso, utiliza-se um algoritmo computacional habilitado a reconhecer pixels espectralmente semelhantes (RICHARDS e JIA, 2006).

Há dois tipos de classificação de imagens de sensoriamento remoto: supervisionada e não supervisionada. A classificação não supervisionada é um meio pelo qual pixels são associados às classes espectrais sem o conhecimento prévio da existência ou dos nomes destas classes. Já na classificação supervisionada realiza-se o treinamento de um algoritmo de classificação para definir tipos de cobertura da terra – classes de informação (RICHARDS e JIA, 2006).

Esses tipos de classificação ainda podem ser divididos em: por pixel e por regiões. Os classificadores por pixel utilizam apenas a informação espectral, ou seja, analisam isoladamente cada pixel para encontrar a classe mais provável para ele. Já os classificadores por regiões agrupam pixels vizinhos com características similares e depois classificam esses agrupamentos (regiões) considerando os atributos espectrais e os parâmetros espaciais (VENTURIERI e SANTOS, 1998).

Na classificação por regiões pode-se utilizar a distância de Bhattacharya para medir a separabilidade estatística entre os pares de classes espectrais. O *software* de geoprocessamento *SPRING* disponibiliza a opção de classificação por regiões pela distância de Bhattacharya, o qual requer interação com o usuário, por meio do treinamento. Segundo Moreira (2005), esse classificador é um algoritmo de classificação

supervisionada podendo utilizar as regiões separadas durante o processo de segmentação para a seleção de áreas de treinamento. São utilizadas amostras de treinamento para estimar a função densidade de probabilidade das classes apontadas. Posteriormente, é avaliada, em cada região, a distância Bhattacharya entre as classes (Equação 2).

$$B(p_i, p_j) = \frac{1}{2}(m_i - m_j)^T \sum (m_i - m_j) + \frac{1}{2} \ln \frac{|\sum (m_i - m_j)|}{|\sum_i^{1/2} | \sum_j^{1/2}|} \quad (2)$$

onde:  $B$  = distância de Bhattacharya;  $p_i$  e  $p_j$  = pixels nas classes  $i$  e  $j$ ;  $m_i$  e  $m_j$  = médias das classes  $i$  e  $j$ ;  $T$  = matriz transposta;  $\ln$  = logaritmo neperiano;  $e$

$i$  e  $j$  = classes dentro do contexto.

Com relação à classificação por pixels tem-se o K-Média como um importante algoritmo de classificação não-supervisionada. De acordo com Schowengerdt (2007), K-Média é um algoritmo de agrupamento onde se tem  $k$  números de aglomerados que se deseja obter e que devem ser informados antecipadamente ao determinar as posições iniciais dos  $K$  centroides dos aglomerados. Este algoritmo agrupa cada elemento ao aglomerado no centroide mais próximo e recalcula os centros dos aglomerados a partir dos elementos agrupados. Como critério de convergência pode ser empregado um número máximo de iterações ou executar o algoritmo até que os centros não se movam mais, ou não apresentem mudanças significativas.

## 2.4 Análise de componentes principais e de agrupamentos

A propriedade multiespectral das imagens de sensoriamento remoto permite realizar transformações espectrais que produzem um novo conjunto de imagens, assim, representa uma descrição alternativa para os dados originais.

Segundo Johnson e Wichern (2007), a análise de componentes principais está relacionada com a explicação da estrutura de variância e covariância por meio de algumas combinações lineares dos dados originais. Em geral, os objetivos são: redução e interpretação dos dados.

Procedimentos de análise exploratória são bastante úteis na compreensão da natureza complexa de relações multivariadas. A análise de

Agrupamentos designa uma série de procedimentos estatísticos sofisticados que podem ser utilizados para classificar objetos e pessoas sem preconceitos, ou seja, observando apenas as semelhanças ou distâncias entre elas, sem definir previamente critérios de inclusão em qualquer agrupamento (JOHNSON e WICHERN, 2007).

O método ligação média está entre os mais utilizados em análise de agrupamentos. De acordo com Johnson e Wichern (2007), o método de ligação média trata a distância entre dois grupos como a média entre os pares de itens constituídos pelos elementos de cada grupo. Uma alternativa para medir a dissimilaridade entre os grupos é a distância euclidiana (Equação 3).

$$d^2(y_1, y_2) = \sum_{k=1}^p (y_{1k} - y_{2k})^2 \quad (3)$$

## 3. PROCEDIMENTO METODOLÓGICO

Com o intuito de organizar a descrição do procedimento foi elaborado um fluxograma com as etapas do trabalho (fig. 2)

Uma etapa importante dos trabalhos experimentais refere-se ao planejamento das atividades de coleta dos dados. O planejamento foi feito com base nas possíveis datas de aquisição das imagens de satélite QuickBird, sendo essa altamente dependente das condições climáticas. Essa condição de que a missão de campo seja realizada próxima à aquisição da imagem é fundamental para garantir que as condições de campo sejam correlacionáveis às das imagens.

A imagem QuickBird foi adquirida no dia 17 de setembro de 2009. A correção geométrica foi realizada no aplicativo Leica Photogrammetry Suite (LPS), com base no arquivo dos coeficientes polinomiais RPCs (Rational Polynomial Coefficients) e pontos de controle coletados no terreno com receptores GPS.

A correção dos efeitos atmosféricos foi realizada no módulo FLAASH (Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes) do aplicativo ENVI. Esse módulo utiliza como padrão o modelo físico de transferência radiativa MODTRAN. MODTRAN (MODerate spectral resolution atmospheric TRANsmittance algorithm and computer model) é um algoritmo computacional rigoroso de transferência radiativa usado para

modelar características de absorção, transmissão, emissão e espalhamento da atmosfera (IENTILUCCI, 2007).

A campanha de campo foi realizada no dia 27 de setembro de 2009. Foram coletadas variáveis limnológicas para caracterizar o ambiente onde elas estão se desenvolvendo. Além disso, foram coletadas informações dos alvos submersos por meio do ecobatímetro BioSonics DT-X.

Pode-se notar uma defasagem de 10 dias do levantamento de campo em relação à aquisição da imagem. Apesar do planejamento prévio, não foi possível viabilizar o levantamento de campo concomitante à aquisição da imagem. Essa defasagem temporal pode causar influência na análise dos resultados.

O *transductor* foi fixado num barco de alumínio com uma estrutura metálica (Figura 3). Os equipamentos foram instalados no barco para posteriormente ser colocado no corpo d'água.

O receptor GPS utilizado no sistema foi o Garmin eTrex Vista (GPS de navegação). O sistema de referência adotado no trabalho foi o WGS-84. Os dados foram obtidos no sistema de coordenadas geográficas e no padrão NMEA - *National Marine Electronics Association*.

A amostragem foi feita por transectos de uma margem à outra (Figura 4). Sabol e Johnston (2001) utilizaram distância de 8 metros entre os transectos. Valley et al. (2005) definiram três espaçamentos distintos entre os transectos para avaliar a precisão na interpolação dos dados. Observou-se perda de

detalhes do mapa com o maior espaçamento entre os transectos, de 10 para 20 ou 30 metros.

Istvánovics et al. (2008) estudaram a distribuição de macrófitas submersas no Lago Balaton - Hungria. Para isso utilizaram técnica hidroacústica com distância de 50-100 metros entre transectos.

No presente trabalho, para definir o espaçamento entre os transectos foi realizado um campo exploratório. Neste campo observou-se que a área de estudo estava totalmente colonizada nas margens. Dessa maneira, não houve a necessidade de adensar o levantamento com o ecobatímetro. Assim, foi utilizada uma distância de 50-100 metros entre os transectos.

Para aquisição, análise e processamento dos dados do ecobatímetro foram utilizados os softwares da Biosonics: *Visual Acquisition*, *Visual Analyser* e *EcoSAV*, respectivamente.

Os arquivos processados no EcoSAV foram gravados como tabelas contendo as coordenadas, tempo, profundidade, altura das macrófitas submersas, porcentagem de cobertura vegetal, entre outras. Essas tabelas foram convertidas em formato ASCII para serem importadas no software *SPRING* desenvolvido pelo INPE (Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais).

Os dados amostrais do levantamento ecobatimétrico foram interpolados com aplicação da técnica de Geoestatística, mais especificamente por krigagem ordinária para produzir uma

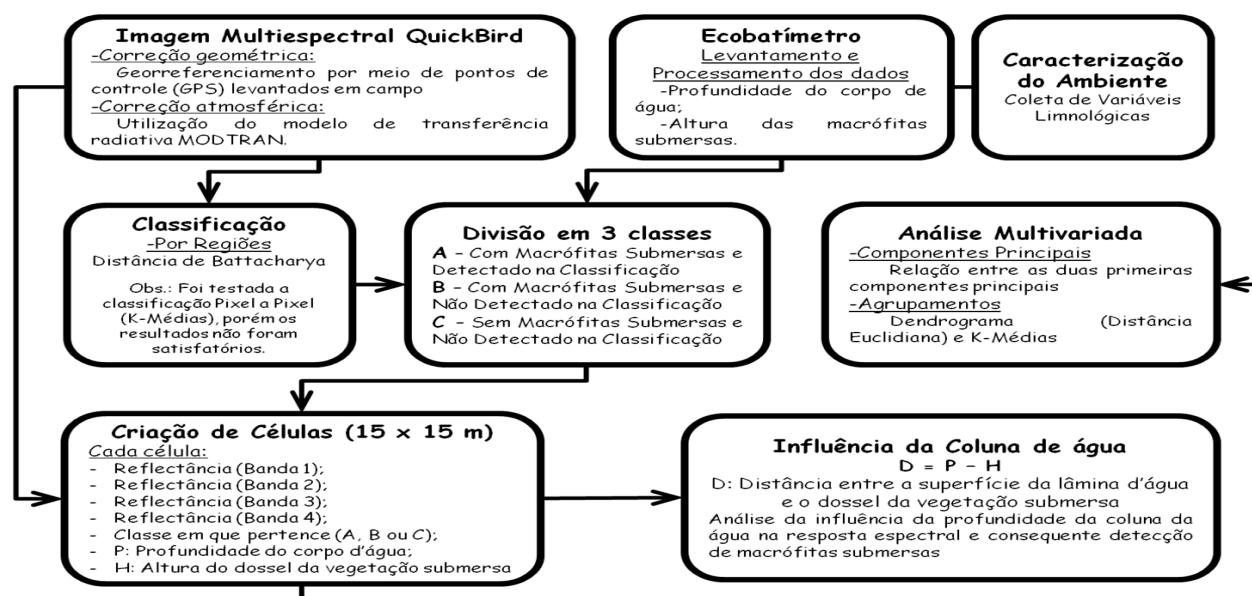


Fig. 2 – Fluxograma com a descrição do procedimento utilizado no trabalho.



Fig. 3 - Instalação do ecobatímetro no barco.

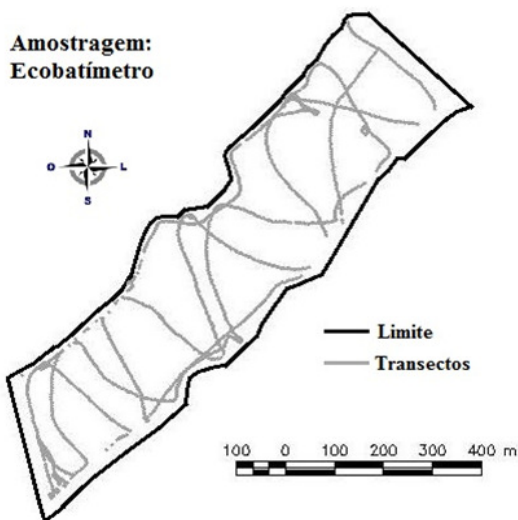


Fig. 4 - Amostragem obtida com o ecobatímetro.

representação matricial adequada. Os dados batimétricos também foram interpolados de forma que foi possível analisar as possíveis relações entre profundidade, altura do dossel e a resposta espectral.

A imagem QuickBird também foi integrada numa base de dados do *SPRING* e recortada de modo que ficasse apenas o corpo d'água nos Planos de Informação. Foram utilizadas as quatro bandas multiespectrais do sensor, sendo três no visível (Azul, Verde e Vermelho) e uma no infravermelho próximo. Para classificar a imagem foram usados classificadores: pixel a pixel e por regiões.

Na classificação baseada em regiões os pixels são agregados em regiões com base num critério de distância espectral. O algoritmo de segmentação espectral utilizado foi o crescimento de regiões e o classificador supervisionado foi baseado na distância de Battacharrya. Os parâmetros para a segmentação foram: Similaridade = 5 e Número máximo de pixels = 10. A definição dos parâmetros foi realizada com base em testes empíricos.

Ao utilizar um classificador supervisionado é necessário, a priori, realizar um treinamento do classificador. Para isso foram adquiridos amostras ao longo das regiões formadas pela segmentação. Assim, adquiriram-se amostras de regiões com macrófitas submersas, com macrófitas flutuantes e sem vegetação.

Na classificação pixel a pixel utilizou-se a classificação não supervisionada por K-Médias. Após alguns testes empíricos, os parâmetros escolhidos para essa classificação foi: Número de Temas = 10 e Número de Iterações = 100.

Com a classificação supervisionada da imagem obtiveram-se três classes temáticas – macrófitas submersas, macrófitas flutuantes e vegetação não detectada. Essa informação, juntamente com a obtida com o ecobatímetro (localização precisa de macrófitas submersas), pôde-se delimitar a área de estudo em três regiões distintas (Tabela 1) para facilitar a análise do potencial da imagem na detecção de macrófitas submersas. Vale resaltar que a classe “Sem Macrófitas Submersa e Detectada na Classificação” não foi considerada, pois não houve ocorrência da mesma.

Para uma análise mais detalhada do potencial da imagem multiespectral na detecção de macrófitas submersas empregaram-se técnicas de análise multivariada. Para isso foram criadas células de 15 por 15 metros (Figura 5) no aplicativo *TerraView*. A resolução da grade foi definida por meio de análises empíricas. Em cada célula foi inserido dados referentes à resposta espectral da imagem (Fator de reflectância das 4 bandas) e classes de acordo com a classificação da imagem (A, B ou C). Com isso foi possível realizar análises de componentes principais e de agrupamentos no aplicativo de estatística *MINITAB*.

Finalmente, para buscar uma melhor compreensão do comportamento da radiação

Tabela 1 - Descrição das classes A, B e C.

CLASSES	DESCRIÇÃO
A	Com Macrófitas Submersas e Detectado na Classificação
B	Com Macrófitas Submersas e Não Detectado na Classificação
C	Sem Macrófitas Submersas e Não Detectado na Classificação



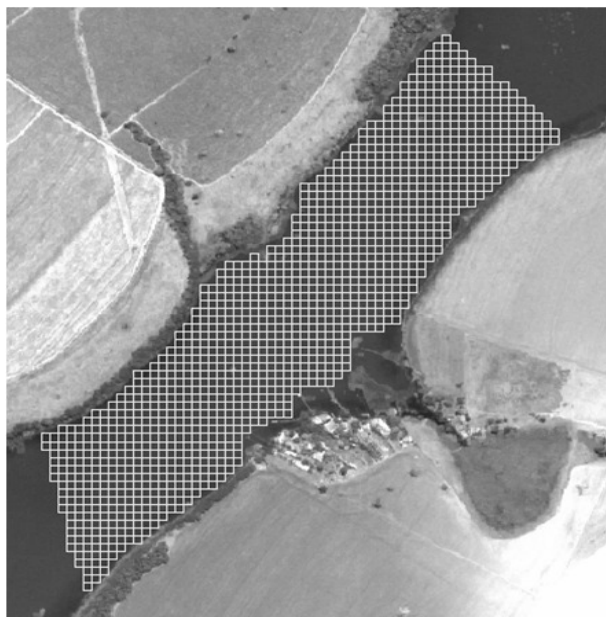


Fig. 5 - Células de 15 x 15 metros.

oriunda da vegetação presente na área de estudo, analisou-se a relação entre a profundidade do corpo de água e a altura das macrófitas submersas em função das classes descritas na tabela 1. Essa análise tem como objetivo verificar o grau de influência exercido pela coluna de água sobre a energia refletida pelo dossel da vegetação submersa. Para isso, foi feita a diferença entre a profundidade e a altura da vegetação aquática submersa (Equação 4), dessa forma tem-se a distância entre a superfície da lâmina d'água e o dossel das macrófitas submersas. Em regiões onde não se encontram plantas, a distância é a própria profundidade.

$$D = P - A \quad (4)$$

onde,

D: Distância entre a superfície da lâmina d'água e o dossel da vegetação submersa;

P: Profundidade do corpo de água;

A: Altura das macrófitas submersas.

Assim, pôde-se analisar como a coluna de água influencia na energia registrada na imagem multiespectral em relação às classes A, B e C e com isso, contribuir no entendimento do potencial da imagem QuickBird na detecção da vegetação de interesse.

#### 4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Foi feita a amostragem de variáveis limnológicas em sete pontos ao longo de todo Rio Uberaba. A tabela 2 mostra as médias e os desvios

padrão das variáveis analisadas. Os resultados mostraram que o ambiente pode ser considerado homogêneo. Dessa forma, não foi necessário realizar um adensamento amostral de variáveis limnológicas na região de interesse, já que a área de estudo é um trecho do Rio Uberaba. Além disso, pode-se dizer que na região estudada não houve variação suficiente para que essas variáveis exercessem influência sobre a variação da resposta espectral.

Para o treinamento do classificador supervisionado por regiões, foram selecionados elementos amostrais totalmente inseridos dentro da região com presença de macrófitas submersas. (Fig. 6). Essa região foi delimitada com base nos dados obtidos com o ecobatímetro. Foram adquiridos vinte elementos amostrais, nas regiões com VAS, para o treinamento do classificador.

Na classificação não supervisionada, pixel a pixel, ocorreu mistura entre classes. Dessa maneira, optou-se pela utilização da classificação supervisionada por regiões nas etapas posteriores do trabalho. A figura 7 mostra o resultado da classificação supervisionada.

Com a aplicação de técnicas de classificação em imagem de alta resolução espacial na área estudada observou-se que esse método conseguiu detectar apenas uma pequena porção de macrófitas submersas situadas nas margens do rio.

Utilizou-se a imagem classificada juntamente com as informações de localização das macrófitas submersas obtidas com ecobatímetro e dividiu-se a região em três classes (Figura 8).

Notou-se que na maioria da área não há vegetação submersa (Classe C). Já nas regiões com macrófitas submersas, a maior parte não foi detectada na classificação da imagem (Classe B) (Tabela 3).

Considerando toda região com vegetação submersa, ou seja, classes A e B têm-se uma área de aproximadamente 112 mil m<sup>2</sup>. Desse total, 21,2% foi detectado por meio de classificação de imagens.

Tabela 2 - Variáveis limnológicas do Rio Uberaba.

	Média	Desv. Padrão
Temperatura (°C)	26.16	1.12
Secchi (m)	1.90	0.67
Turbidez (NTU)	15.14	2.81
Condutividade (µS/cm)	42.29	8.27
OD (mg/l)	7.25	0.94
pH	6.77	0.09

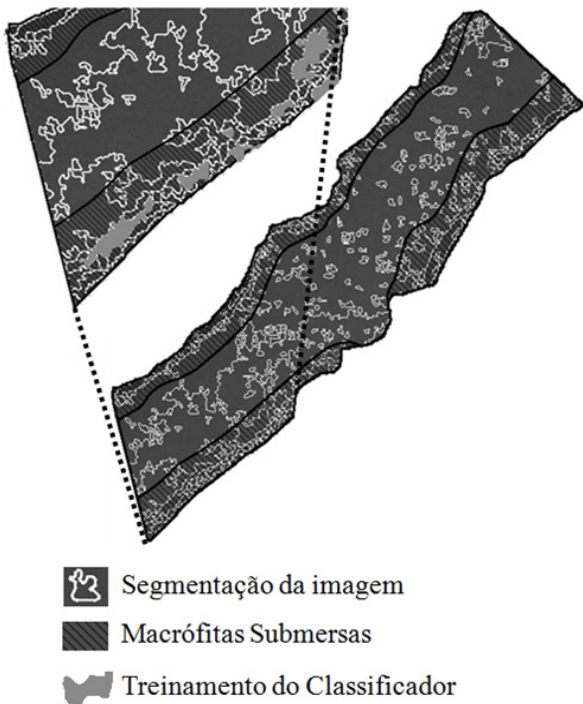


Fig. 6 – Treinamento do classificador supervisionado por regiões.

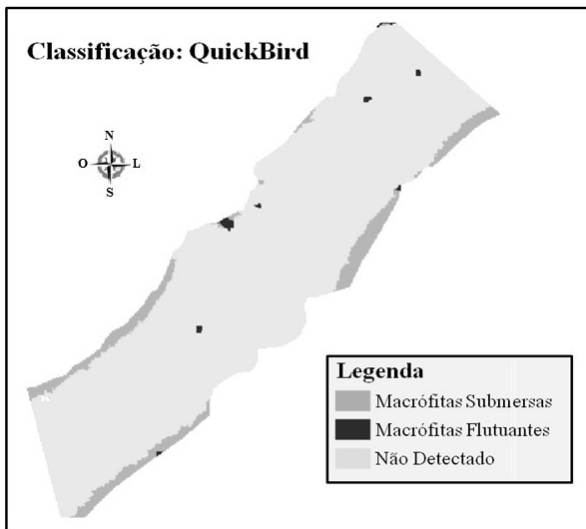


Fig. 7 - Classificação supervisionada por regiões utilizando a distância de Bhattacharrya.

Tabela 3 - Área das classes A, B e C.

	Área (m <sup>2</sup> )	Área (%)
<b>A</b>	23,8*10 <sup>3</sup>	7,9
<b>B</b>	88,3*10 <sup>3</sup>	29,5
<b>C</b>	187,9*10 <sup>3</sup>	62,6
<b>Total</b>	300,0*10 <sup>3</sup>	100

Ao analisar a região não classificada (B e C) tem-se uma área de 276,2 m<sup>2</sup>. Desse total, 187,9 m<sup>2</sup> não tem vegetação submersa, ou seja, houve uma acurácia de 68% na identificação da ausência de macrófitas imersas.

A primeira técnica de análise multivariada utilizada para se obter uma melhor compreensão entre a resposta espectral da imagem QuickBird e as classes A, B e C foi a de componentes principais. Para que cada classe contivesse o mesmo número de células, foi feita uma amostragem aleatória.

A primeira componente principal explicou 55% das informações contidas nas quatro bandas da imagem, já a segunda componente explicou 40%, totalizando com as duas primeiras componentes principais uma explicação de 95%. A relação entre essas componentes na discriminação das classes é mostrada na figura 9.

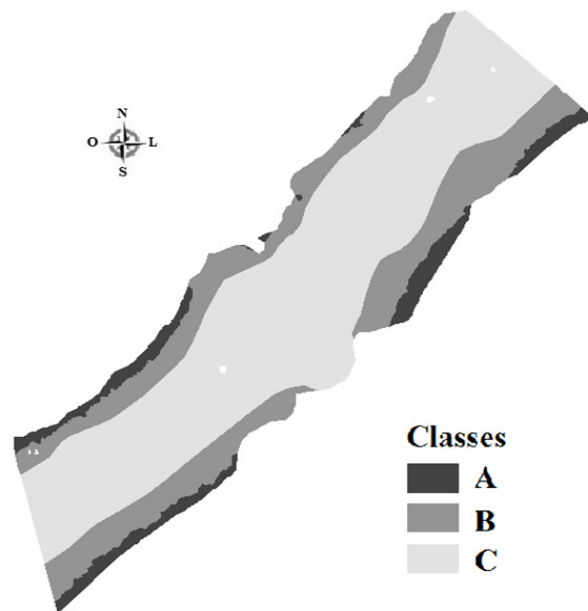


Fig. 8 - Distribuição espacial das classes A, B e C.

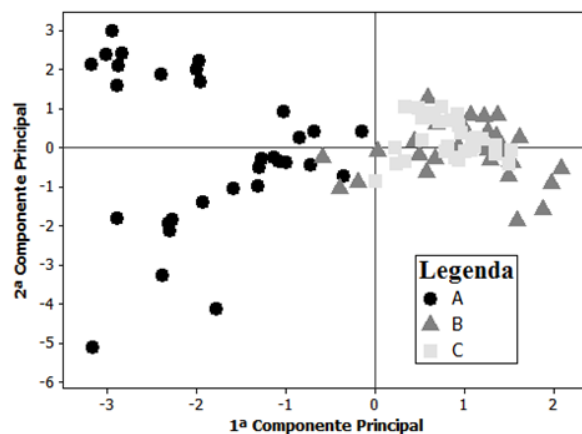


Fig. 9 - Relação entre as duas primeiras componentes principais.

Observou-se claramente que as classes B e C não se diferenciaram, ou seja, há uma grande similaridade entre essas classes. Já a classe A é bem discriminada com relação às outras.

O método de aglomeração utilizado foi o de ligação média. Para medir a dissimilaridade utilizouse a distância euclidiana. A figura 10 mostra o dendrograma no qual são indicadas os agrupamentos obtidos de acordo com as distâncias admitidas ou com o grau de similaridade adotado no processo de agrupamento desde a separação total dos objetos até a inclusão num único grupo.

Novamente nessa análise, a classe A se distingue das demais classes. Considerando uma similaridade de 70%, a classe A se divide em dois agrupamentos, enquanto que as classes B e C permanecem no mesmo, ou seja, há uma forte similaridade entre essas duas últimas classes. Esse mesmo resultado pode ser observado ao se fazer o agrupamento por K-Médias. A figura 11 mostra esse agrupamento. As classes B e C permaneceram no mesmo agrupamento, enquanto houve uma pequena diferenciação entre os elementos da classe A.

Utilizando os elementos amostrais da altura das macrófitas, obtidos com ecobatímetro, realizou-se o boxplot dessa variável separando-a de acordo com as classes A, B e C (Figura 12).

Como na classe C não há vegetação submersa, todos os valores são 0 (Zero). Observou-

se que na classe A (onde a classificação da imagem conseguiu detectar macrófitas imersas) foram encontrados os maiores valores de altura. Já na classe B, de maneira geral, os valores são menores, porém há valores de altura de macrófitas com sobreposição nas classes A e B.

A tabela 4 mostra os dados da distância entre a superfície e o dossel da vegetação. Esses dados são representados por meio do gráfico de Boxplot para avaliar e comparar as distribuições de amostragens (Figura 13).

Observou-se que com os dados da relação entre profundidade e altura das plantas podem se distinguir as regiões onde não há planta (Classe C) das que há planta (Classes A e B). Apesar de a classe A, no geral, apresentar valores menores, observou-se uma sobreposição entre as classes A e B. Assim, pode-se dizer que há pontos com algumas distâncias (D) específicas que em determinadas regiões são detectadas pela classificação da imagem e em outras não.

Para analisar a classificação da imagem em função do comportamento da vegetação aquática submersa foram gerados três perfis aleatórios com base nas informações obtidas com ecobatímetro. A figura 14 mostra esses perfis da relação entre profundidade e altura das macrófitas submersas.

Observou-se que em regiões próximas às margens há um pico nos valores da altura das

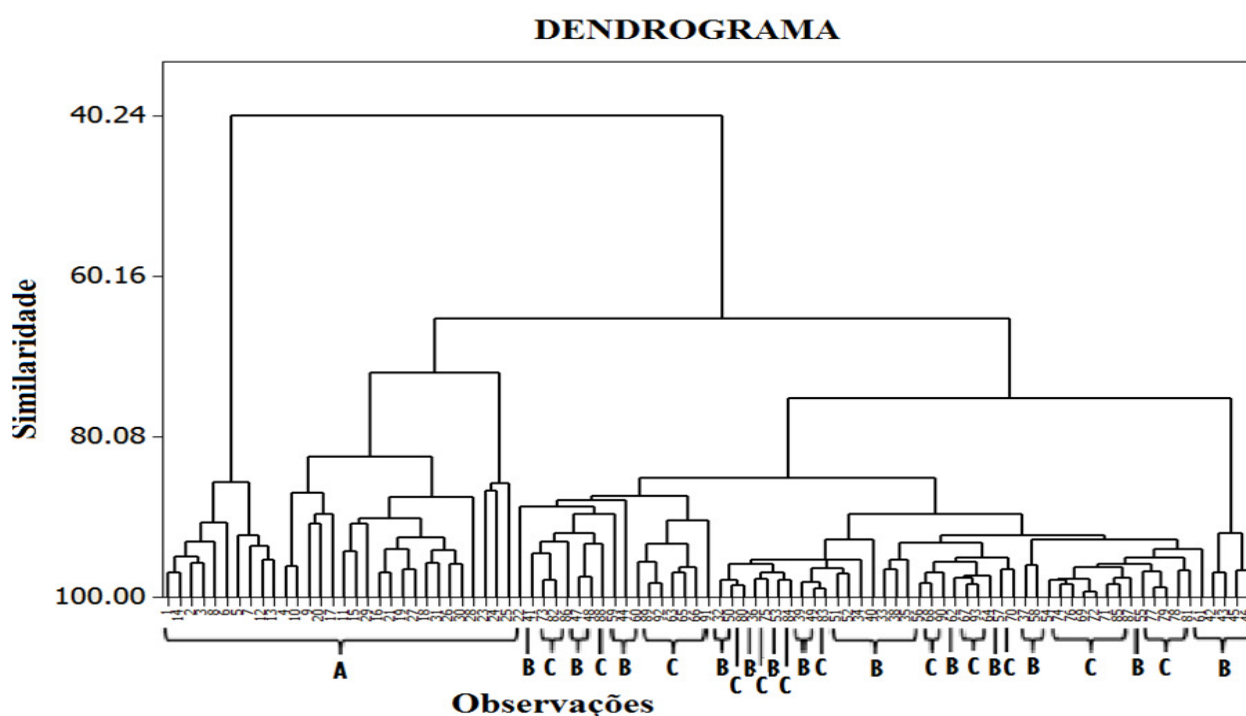


Fig. 10 - Dendrograma das observações: Método de ligação média e distância euclidiana.

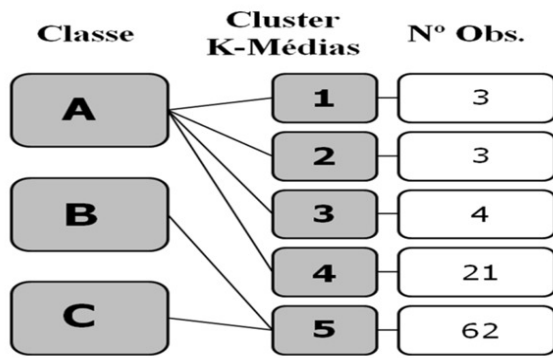


Fig. 11 – Agrupamento das classes (A, B e C) por K-Médias.

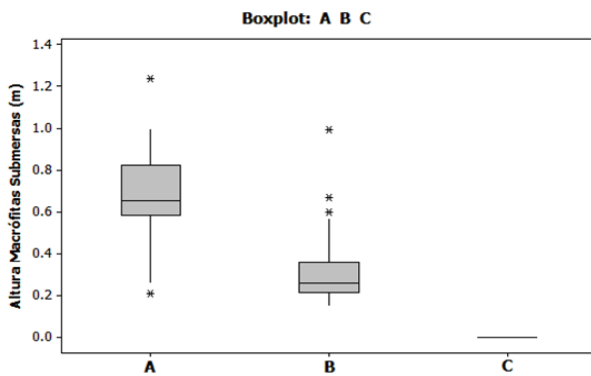


Fig. 12 – Boxplot da altura das macrófitas submersas de acordo com as classes A, B e C.

Tabela 4 - Estatística da distância entre a superfície e o dossel da vegetação.

D	Grupos		
	A	B	C
Média (m)	1.13	3.28	9.88
Desvio Padrão	0.44	1.40	2.95
Valor Mínimo	0.74	0.99	5.30
Valor Máximo	2.73	6.64	15.15

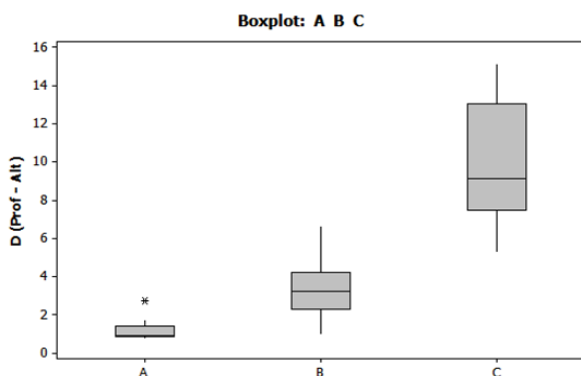


Fig. 13 - Boxplot das distâncias entre a superfície da lâmina d'água e o dossel da vegetação (D) considerando as classes A, B e C.

macrófitas. Além disso, são as regiões com menores valores de profundidade e, conseqüentemente, com menores distâncias entre o dossel da vegetação submersa e a superfície da lâmina d'água (D).

Nas regiões com vegetação submersa não classificadas, observaram-se valores menores para altura das macrófitas. Além disso, essa distância (D) tende a ser maior com o aumento da profundidade. Assim, essa significativa coluna de água acima do dossel da vegetação provoca diminuição acentuada da contribuição da energia refletida pelo dossel,  $L_b$ , na radiância registrada pelo sensor,  $L_r$ , e dificulta a sua detecção por meio de classificação de imagens. De fato a energia refletida pelo dossel pode ser totalmente absorvida pela coluna de água e deixar de contribuir na radiância registrada pelo sensor.

Apesar de a profundidade exercer influência sobre a presença de vegetação submersa, por estar relacionada com a disponibilidade de radiação eletromagnética, observou-se que não há um limite rígido na profundidade que determine a ausência e presença de plantas imersas, mas uma região que caracteriza esse limite (Figura 14 \*). Nos perfis analisados notou-se uma transição entre ausência e presença de SAV (VAS) na região entre 5 e 6 metros de profundidade.

### 5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Devido à alta capacidade de atenuação de energia pela água, a classificação da imagem QuickBird permitiu detectar uma pequena parcela da região infestada por macrófitas submersas. Além disso, a análise estatística multivariada mostrou que a resposta espectral da imagem utilizada não foi capaz de diferenciar as regiões, não classificadas, com presença de vegetação aquática submersa e sem essa vegetação.

Assim, pode-se concluir que a resposta espectral das imagens de alta resolução utilizadas na área de estudo foi capaz de detectar a vegetação aquática submersa até uma determinada altura da coluna de água (D). Porém, observou-se que há uma região de sobreposição entre as classes A e B (Fig. 13), o que indica que há regiões com a mesma altura da coluna de água com respostas espectrais diferentes. Assim, recomenda-se que a relação entre a resposta espectral e a distância entre a superfície da lâmina d'água e o dossel da vegetação submersa seja pesquisada em trabalhos futuros.

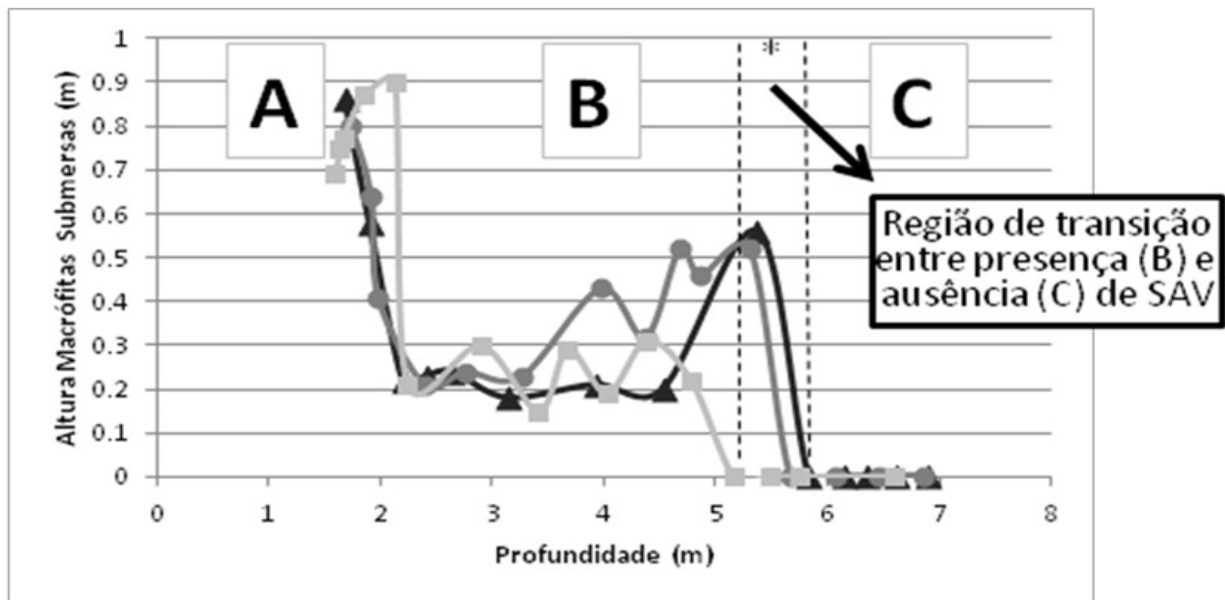


Fig. 14 - Perfis da relação entre profundidade e altura de macrófitas submersas com as respectivas classes (A, B e C).

A análise dos perfis da relação entre profundidade e altura das macrófitas (Fig. 14) mostrou que as regiões em que foram detectadas as macrófitas são as que apresentaram maiores valores de altura da vegetação e menores valores de profundidade, consequentemente menores distâncias entre o dossel da vegetação submersa e a superfície da lâmina d'água. Ou seja, a coluna de água acima do dossel da vegetação dificulta fortemente a sua detecção por meio de imagens de satélite. Esse resultado confirmou a hipótese de que a absorção da radiação eletromagnética pela coluna de água limita o uso de imagens de multiespectrais para o mapeamento de plantas submersas.

Finalmente, observou-se que a profundidade é um fator importante ao desenvolvimento da vegetação aquática submersa, porém não pode ser considerada isoladamente, pois não mostrou ter limites rígidos entre regiões com e sem vegetação submersa.

Com a classificação houve uma detecção de 21% da área colonizada por macrófitas submersas. Já a identificação da ausência de macrófitas teve uma acurácia de 68%. Com esses resultados pode-se concluir que a classificação de imagens QuickBird não apresentaram resultados satisfatórios na detecção da vegetação aquática submersa.

Os resultados mostram que a atenuação da energia radiante ao longo da coluna d'água influencia fortemente no conteúdo de informação de imagens multiespectrais de alta resolução espacial e

consequentemente na qualidade do produto obtido da classificação de VAS. A tese conhecida de que não basta que os dados tenham uma resolução espacial elevada é mais uma vez comprovada e a resposta espectral deve ser melhor avaliada com o objetivo de encontrar uma melhor solução à adoção de sensoriamento remoto como alternativa para esse tipo de mapeamento. Nesse sentido, no caso de VAS é necessário explorar melhor a região espectral do visível, pois a região do infra-vermelho só oferece contribuição para a classificação em regiões onde essa vegetação esteja muito próxima da superfície.

#### AGRADECIMENTOS

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) e à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES). À Fundação de Estudos e Pesquisas Agrícolas e Florestais (FEPAF) pela imagem utilizada no trabalho. Ao Programa Nacional de Cooperação Acadêmica (PROCAD) por viabilizar o trabalho de campo e ao Programa de Pós Graduação em Ciências Cartográficas da Faculdade de Ciências e Tecnologia da UNESP pela estrutura fornecida.

#### REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

BIOSONICS, Inc. **Web Site**. Disponível em: <<http://www.biosonicsinc.com/>>. Acesso: 29 de março de 2010.

DEKKER, A. G. **Detection of optical water quality parameters for eutrophic waters by high**

- resolution remote sensing.** PhD theses. Amsterdam: Free University, 1993. 222 p.
- DEKKER, A. G.; BRANDO, V. E.; ANSTEE, J. M.; PINNEL, N.; KUTSER, T.; HOOGENBOOM, H. J.; PETERS, S. W. M.; PASTERKAMP, R.; VOS, C.; OLBERT, R.; MALTHUS, T.J.M. Imaging spectrometry of water. In: VAN DER MEER, F. D.; DE JONG S. M. (Ed.). *Imaging Spectrometry: Basic Principles and Prospective Applications*. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 2002. 403 p.
- EVERITT, J. H.; YANG, C.; ESCOBAR, D. E.; WEBSTER, C. F.; LONARD, R. I.; DAVIS, M. R. Using Remote Sensing and Spatial Information Technologies to Detect and Map Two Aquatic Macrophytes. *J. Aquat. Plant Manage.* 37: 71-80, 1999.
- HESTIR, E. L.; KHANNA, S.; ANDREW, M. E.; SANTOS, M. J.; VIERS, J. H.; GREENBERG, J. A.; RAJAPAKSE, S. S.; USTIN, S. L. Identification of invasive vegetation using hyperspectral remote sensing in the California Delta ecosystem. *Remote Sensing of Environment*, v. 112, p. 4034-4047, 2008
- HOFFMAN, J. C.; BUREZYNSKI, J.; SABOL, B.; HEILMAN, M. Digital Acoustic System for Ecosystem Monitoring and Mapping: Assessment of Fish, Plankton, Submersed Aquatic Vegetation, and Bottom Substrata Classification. Biosonics, Inc., Seattle, 2002. Disponível em: [http://www.biosonicsinc.com/doc\\_library/docs/lake\\_wa\\_assessment.pdf](http://www.biosonicsinc.com/doc_library/docs/lake_wa_assessment.pdf). Acesso: 13/04/2012.
- IENTILUCCI, E. J. **Using MODTRAN: predicting sensor-reaching radiance.** Chester F. Carlson Center for Imaging Science. Rochester Institute of Technology, 2007. 10 p.
- JENSEN, J. R. **Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres.** Tradução: EPIPHANIO, J. C. (coordenador); FORMAGGIO, A. R.; SANTOS, A. R.; RUDORFF, B. F. T.; ALMEIDA, C. M.; GALVÃO, L. S. São José dos Campos: Parêntese, 2009. 672 p.
- JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. **Applied multivariate statistical analysis.** 6. ed. Upper Saddle River. New Jersey: Pearson Prentice Hall, 2007. 800 p.
- LIMA, D. L.; GALO, M. L. B. T.; IMAI, N. N. Aplicação do modelo de cores IHS na detecção de plantas aquáticas imersas. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, XII, *Anais*, 2005. Goiânia: 16-21 Abr 2005, INPE, p. 4115-4122.
- LIMA, D. L. **Sensoriamento remoto e geoestatística na caracterização espaço-temporal de plantas aquáticas.** 2006. 99p. Dissertação (Mestrado em Ciências Cartográficas) – Universidade Estadual Paulista, Presidente Prudente – SP, 2006.
- LURTON, X. **An introduction to underwater acoustics: principles and applications.** London; Berlin; Heidelberg; New York; Barcelona; Hong Kong; Milan; Paris; Santa Clara; Singapore; Tokyo: Springer; Chichester, UK: Praxis Publ., 2002. 347 p.
- MALTHUS, T.J.; GEORGE, D.G. Airborne remote sensing of macrophytes in Cefni Reservoir, Anglesey, UK. *Aquatic Botany*, v.58, p. 317-332, 1997.
- MIGUENS, A. P. **Navegação: a ciência e a arte.** Volume III – Navegação eletrônica e em condições especiais. 2000. Disponível em: [http://www.mar.mil.br/dhn/bhmn/publica\\_manualnav3.html](http://www.mar.mil.br/dhn/bhmn/publica_manualnav3.html). Acesso: 17 de maio de 2010. p. 1221-1822.
- MOBLEY, C. D. **Light and Water: Radiative Transfer in Natural Waters.** San Diego: Academic Press, 1994. 592 p.
- MOREIRA, M. A. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação.** 3. ed. Viçosa: UFV, 2005. 320 p.
- NOVO, E. M. L. M. **Sensoriamento remoto: princípios e aplicações.** São Paulo: Blucher, 1989. 308 p.
- PEREIRA, A. C. F.; GALO, M. L. B. T.; VELINI, E. D.; NOVO, E. M. L. M. Amostragem em corpos d'água: definição de elementos amostrais, posicionamento e coleta de dados "in situ". In: **II Simpósio brasileiro de geomática e V Colóquio brasileiro de ciências geodésicas**, Presidente Prudente, 2007, p. 866- 874.
- PEREIRA FILHO, W. **Influência dos diferentes tipos de uso da terra em bacias hidrográficas**

- sobre sistemas aquáticos da margem esquerda do reservatório de Tucuruí – Pará.** 2000. 136p. Tese (Doutorado em Geografia Humana) – Universidade de São Paulo, SP, 2000.
- RICHARDS, J. A.; JIA, X. **Remote sensing digital image analysis: An Introduction.** 4. ed. Berlin: Springer-Verlag, 2006. 439 p.
- SABOL, B. M.; JOHNSTON, S. A. **Innovative techniques for improved hydro-acoustic bottom tracking in dense aquatic vegetation.** Aquatic Plant Control Research Program. ERDC/EL MP-01-2, US Army Corps of Engineers, Engineer Research and Development Center, Vicksburg, 2001. 16 p.
- SCHOWENGERDT, R. A. **Remote Sensing: Models and methods for image processing.** 3<sup>a</sup> Edição. London: Academic Press, 2007. 515 p.
- URICK, R. J. **Principles of underwater sound,** 2nd ed. New York: McGraw Hill Book Company, 1975. 295 p.
- VALEY, R. D.; DRAKE, M. T. **Accuracy and precision of hydroacoustic estimates of aquatic vegetation and the repeatability of whole-lake surveys: field tests with a commercial echosounder.** Investigational Report 527. Minnesota Department of Natural Resources, 2005. 12p.
- VALLEY, R. D.; DRAKE, M. T.; ANDERSON, C. S. **Evaluation of alternative interpolation techniques for the mapping of remotely-sensed submersed vegetation abundance.** *Aquat. Bot.* 81, 13–25, 2005.
- VENTURIERI, A.; SANTOS, J. R. Técnicas de classificação de imagens para análise de cobertura vegetal. In: ASSAD, E. D.; SANO, E. E. **Sistema de informações geográficas: aplicações na agricultura.** 2. ed. Brasília: Embrapa, 1998. 434 p.
- YUAN, L.; ZHANG, L. Q. Mapping large-scale distribution of submerged aquatic vegetation coverage using remote sensing. *Aquatic Botany*, v. 3, p. 245-251, 2008.