

## Comparação de métodos de classificação para reconhecimento de corpos d'água em imagens do sensor OLI do Landsat8

João Bosco Coura dos Reis<sup>1</sup>  
Omar Felipe Chaparro Saavedra<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE  
Caixa Postal 515 - 12227-010 - São José dos Campos - SP, Brasil  
{joaoreis, omar}@dsr.inpe.br

**Abstract.** Information acquired by remote sensing allow to measure and monitor biophysical characteristics and land cover, playing an important role in the area of water resources due to images with adequate spatial, temporal, spectral and radiometric resolutions, low cost of information and quickly in getting results. Among various approaches, the understanding of the interaction of electromagnetic energy with water allows to detect and monitor the temporal variation and the spatial extent of water bodies'. Methods for water bodies' classification have a great importance in the digital image processing and, in this context, the aim of the study was to compare classification methods for recognition of water bodies' in images of OLI sensor / Landsat8, discussing about the differences between classification techniques per-pixels and regions. Three different classifications of water bodies were evaluated: one supervised classification per-pixel through MaxVer algorithm and one region-based using Bhattacharya, both based on the image of the band 5 of OLI sensor, and a unsupervised classification by pixel using k-means algorithm over an image derived from MNDWI, calculated by the green and SWIR band of OLI sensor. The comparison showed that the best method for classification of water bodies' was through the use of the spectral index of water (MNDWI), with the least amount of errors by omission or classification.

**Palavras-chave:** landsat8, processamento digital de imagens, mndwi, área inundada.

### 1. Introdução

A região Sul do Brasil é marcada pela recorrência de eventos extremos (BRASIL, 2012), ligados, principalmente, a eventos hidrometeorológicos. A porção da bacia hidrográfica do rio Uruguai situada no Estado do Rio Grande do Sul (RS) tem apresentado uma periodicidade de ocorrência de eventos de inundações ao longo de sua história, com destaque para o município de São Borja, frequentemente atingido por inundações nos últimos anos, tendo como consequência um grande número de vítimas e diversos danos à economia (RIGHI e ROBAINA, 2010).

De forma concisa, as inundações ocorrem quando a precipitação é intensa ao ponto de que a quantidade de água que chega ao canal é superior a sua capacidade de drenagem (TUCCI, 2002). São comumente deflagrados por chuvas, de acordo com sua intensidade, quantidade, distribuição e frequência, além de estarem relacionadas com as características físicas de cada região e pela interferência antrópica (AMARAL e RIBEIRO, 2011).

Informações adquiridas pelo sensoriamento remoto permitem medir e monitorar características biofísicas e de uso e cobertura do solo, desempenhando um importante papel na área de recursos hídricos devido a imagens com resoluções espacial, temporal, espectral e radiométrica adequadas, baixo custo das informações e rapidez de obtenção de resultados (JENSEN, 2009). Neste aspecto, o entendimento da interação da energia eletromagnética com a água possibilita, entre outras abordagens, detectar e monitorar a variação temporal e a extensão espacial dos corpos d'água.

Existem diversos métodos para identificação de água de imagens de sensoriamento remoto, dentre elas, métodos de classificação supervisionada por *pixel* e região. De forma simplificada, a classificação supervisionada demanda duas fases: treinamento e classificação. O treinamento consiste na seleção de amostras representativas do comportamento espectral dos variados tipos de uso e cobertura do solo da área analisada. As amostras selecionadas treinam o algoritmo de classificação para mapeamento das classes temáticas. Classificadores

por *pixel* utilizam a informação espectral de cada *pixel* para encontrar regiões homogêneas, enquanto os classificadores por região exigem a prévia segmentação da imagem, a qual é dividida em polígonos que contém características espectrais e espaciais relativamente homogêneas, para serem utilizadas como amostras de treinamento. (JENSEN, 2005).

Métodos de classificação ainda podem ser divididas em duas categorias, dependendo do número de bandas utilizadas. Os métodos que utilizam duas ou mais bandas, chamados de multi bandas, são baseados no índice espectral da água, que se aproveita das diferenças de reflectância de cada banda envolvida para extrair informações do corpo d'água, com base na análise das diferenças de comportamento entre a água e outros elementos (XU, 2006).

Métodos de classificação de corpos d'água são de grande importância dentro do processamento digital de imagens e, neste contexto, o objetivo do trabalho foi comparar métodos de classificação para reconhecimento de corpos d'água em imagens do sensor OLI do Landsat 8, abordando diferenças entre técnicas de classificação por *pixels* e por regiões.

## 2. Metodologia de Trabalho

### 2.1 Área de estudo

A área de estudo foi o município de São Borja, localizado às margens do rio Uruguai, no Estado do Rio Grande do Sul, região Sul do Brasil (Figura 1). O município conta, segundo o Censo Demográfico de 2010 (IBGE, 2010), com uma população de, aproximadamente, 61.671 habitantes, ocupando uma área de 3.616,019 km<sup>2</sup>.

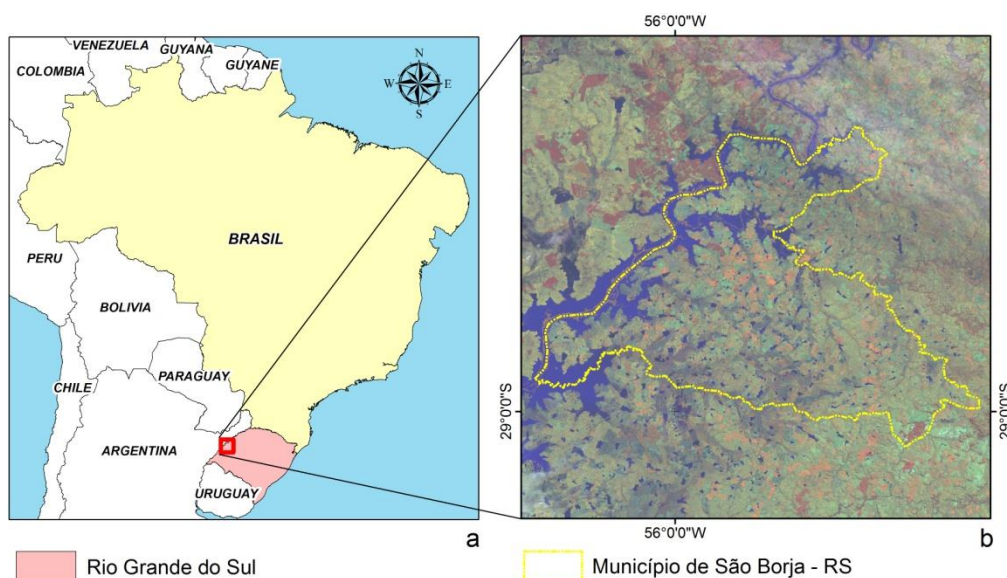


Figura 1. a) Localização do Estado do Rio Grande do Sul e da região do município de São Borja; e b) limite municipal de São Borja sob composição colorida R5G6B4 do Landsat 8.

### 2.2 Material

Para execução deste trabalho foram utilizadas imagens oriundas do sensor *Operational Land Imager* (OLI) a bordo do satélite Landsat 8. As imagens correspondem a órbita/ponto 224/80, adquiridas no dia 5 de julho de 2014, apresentando resolução espacial de 30 metros (exceto para a banda pancromática de 15 metros) e radiométrica de 12 bits (4096 níveis de cinza) (IRONS *et al.*, 2012). Utilizou-se também o vetor do limite municipal, em escala de 1:50.000, e o *software* SPRING, versão 5.2 para *Windows* (CÂMARA *et al.*, 1996).

### 2.3 Metodologia

Tendo em vista o objetivo do trabalho de classificar corpos d'água por diferentes algoritmos de classificação, buscou-se entender como a água absorve e/ou espalha a radiação

eletromagnética ao longo dos comprimentos de onda. Jensen (2009) explica que os melhores comprimentos de onda para discriminar terra de água são o infravermelho próximo e médio (entre 740 e 2.500nm). Nestas regiões os corpos d'água se apresentam mais escuros em razão da alta absorção do fluxo radiante incidente. A distinção entre os elementos terra/água ficam realçadas devido a significativa reflectância da energia no infravermelho próximo e médio por parte da vegetação e do solo exposto. Dessa forma foi definida a banda 5 (845 a 885nm) do sensor OLI, referente ao infravermelho próximo, para classificação supervisionada por região através do classificador *Bhattacharya* e por *pixel* utilizando o classificador Máxima Verossimilhança (*MaxVer*). Uma terceira classificação também foi proposta, fazendo uso de uma imagem resultante do índice espectral da água, por meio de classificação não supervisionada, utilizando o algoritmo de k-médias.

Como o objetivo do trabalho foi de reconhecer corpos d'água, tornou-se relevante o mapeamento de duas classes, identificando o que era água e o que não era água na imagem.

Para capturar uma maior área inundada nas imagens, optou-se pela geração de um raio em torno do limite municipal de São Borja. Por meio da operação Mapa de Distância do *software* SPRING foi definido um raio de 5 km, resultando em uma área de estudo de 5.577,435 km<sup>2</sup>.

A performance dos classificadores foi avaliada pelo Índice Kappa, técnica discreta multivariada para avaliação de precisão (JENSEN, 2005) e pela exatidão global. Para esta finalidade foram gerados 75 pontos amostrais, distribuídos de forma aleatória, para serem utilizados como verdade terrestre, sendo 30 pontos referentes a ocorrência de água e 45 pontos de não água.

A Figura 2 apresenta as etapas de desenvolvimento do trabalho.

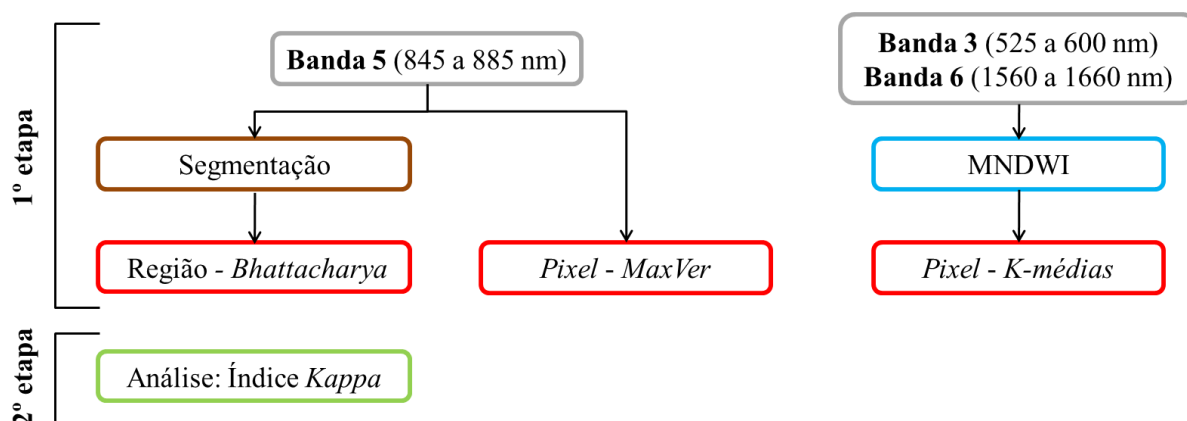


Figura 2. Metodologia do trabalho.

### 2.3.1 Classificação por região

O processo de segmentação consiste na subdivisão da imagem em regiões, podendo ser realizada por meio de duas abordagens: detecção de discontinuidades ou de similaridades. Neste trabalho foi utilizada a segmentação por detecção de similaridades, pelo método de Crescimento de Regiões. Este processo agrupa *pixels* ou sub-regiões em regiões maiores, onde o crescimento inicia-se de um conjunto de pontos, chamados de "sementes", a partir dos quais são anexados *pixels* que possuam propriedades similares (área, forma, parâmetros estatísticos e textura) (GONZALES e WOODS, 2000). Foi utilizado como critério de segmentação da banda 5 do sensor OLI o grau de similaridade 1 e área mínima de 100 *pixels*, de modo que assegurasse que as áreas segmentadas representassem regiões homogêneas.

Para classificação supervisionada por região foi definido o algoritmo de *Bhattacharya*. O algoritmo é baseado na determinação da separabilidade estatística entre duas classes por meio da distância de *Bhattacharya*, que calcula a distância média de cada região em relação às

classes criadas na fase de treinamento, agrupando cada região à classe mais próxima (JENSEN, 2005).

### 2.3.2 Classificação por *pixel*

O processo de classificação supervisionada por *pixel* demandou duas fases: treinamento e classificação. Na fase de treinamento foi selecionado amostras puras e representativas do comportamento espectral da água para treinamento do classificador. O mapeamento das classes temáticas foi realizado pelo algoritmo Máxima Verossimilhança (*MaxVer*). O classificador *MaxVer* baseia-se no cálculo da probabilidade de um *pixel* pertencer a uma classe previamente definida na fase de treinamento - assumindo que a estatística dos dados amostrais de cada classe apresenta distribuição normal -, onde o *pixel* é atribuído à classe com a maior probabilidade de pertencimento (JENSEN, 2005). A classificação foi feita utilizando a imagem da banda 5 do sensor OLI.

### 2.3.3 Índice espectral da água

Métodos de extração de informações de corpos d'água que fazem uso do índice espectral podem apresentar resultados mais precisos do que métodos gerais de classificação (LI *et al.*, 2013). O uso de métodos de índice espectral da água realça o sinal espectral contrastando a reflectância entre diferentes comprimentos de onda, facilitando o processo de classificação da água em relação aos outros elementos presentes em uma imagem, como a área urbana, vegetação e solo.

O *Normalized Difference Water Index* (NDWI) (MCFEETERS, 1996), é calculado a partir de uma banda referente a região espectral do verde e uma do infravermelho próximo (NIR - abreviado do inglês *near infrared*). Li *et al.* (2013), após comparar o NDWI com o *Modified Normalized Difference Water Index* (MNDWI) (XU, 2006) - que substitui o uso da banda do NIR por uma banda do infravermelho de ondas curtas (SWIR - abreviado do inglês *shortwave infrared*) - encontraram melhores resultados quando utilizaram o MNDWI, indicando seu uso para delimitação de corpos d'água.

Foi definido para aplicação neste trabalho o MNDWI (XU, 2006), utilizando as bandas 3 (525 a 600 nm) e 6 (1560 a 1660 nm) do sensor OLI, região espectral do verde e do SWIR, respectivamente. O uso do MNDWI exige, primeiramente, a conversão dos valores de nível de cinza para radiância espectral e posterior transformação em valores de reflectância espectral (LI *et al.*, 2013). O MNDWI é definido pela seguinte equação:

$$MNDWI = \frac{\rho_{verde} - \rho_{SWIR}}{\rho_{verde} + \rho_{SWIR}} \quad (1)$$

Onde  $\rho_{verde}$  é a reflectância espectral na banda do verde e  $\rho_{SWIR}$  na banda do SWIR.

A classificação da imagem resultante do MNDWI foi feita de forma não supervisionada, utilizando o algoritmo de k-médias, método que não requer amostras de treinamento (JENSEN, 2005). O classificador necessita que o usuário determine o número de classes que os espectros serão divididos e a quantidade de iterações (quantas vezes será calculado um novo valor médio). A cada nova iteração, é gerado um novo valor médio e ao fim das iterações, cada espectro é atribuído a uma classe na qual o espectro médio está mais próximo (MACQUEEN, 1967).

## 3. Resultados e Discussões

A figura 3 apresenta a imagem da banda 5 do sensor OLI e as imagens classificadas pelos algoritmos *MaxVer* e *Bhattacharya*. O resultado da classificação utilizando a imagem do MNDWI encontra-se na figura 4.

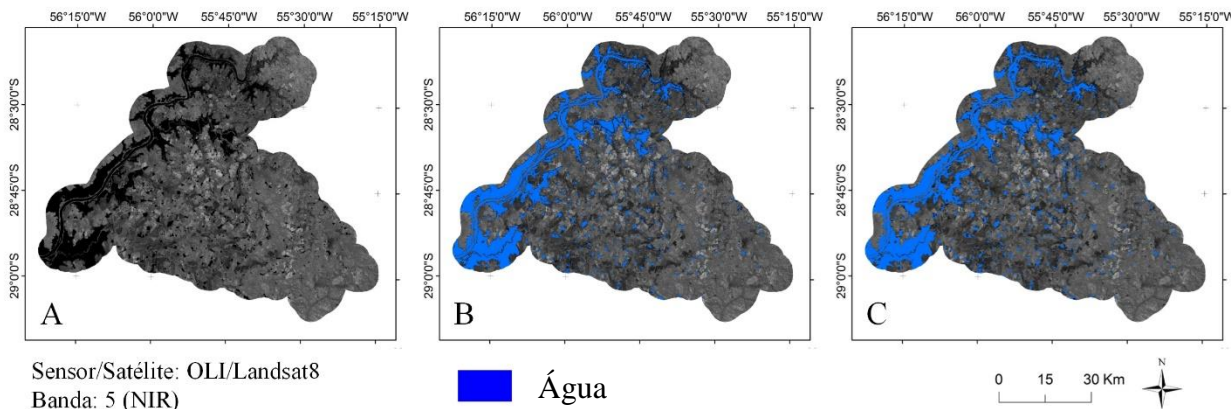


Figura 3. A) Imagem da banda 5 do sensor OLI. B) Classificação por *pixel* (*MaxVer*). C) classificação por região (*Bhattacharya*).

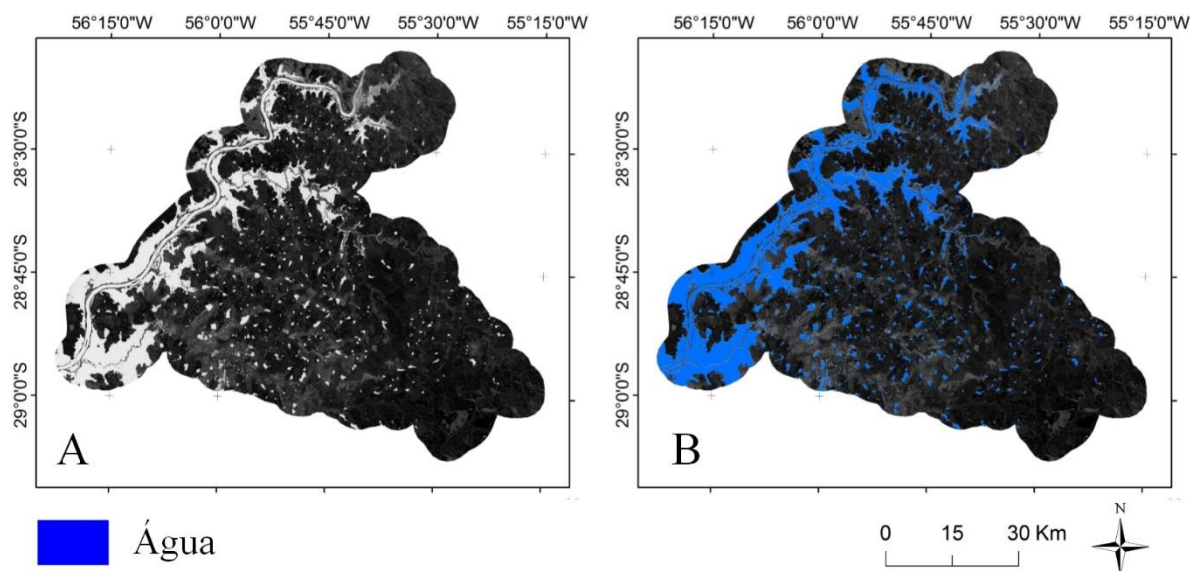


Figura 4. A) Imagem gerada pelo MNDWI. B) Classificação do MNDWI pelo k-médias.

O MNDVI (Figura 4) gerou um forte contraste com os outros alvos da imagem, o que permitiu uma maior eficiência e precisão na identificação dos corpos d'água.

Por meio de inspeção visual foi possível avaliar o resultado das três classificações. A Figura 5 apresenta os resultados das classificações para uma pequena porção da área de estudo. A melhor classificação de corpos d'água foi através da utilização do índice espectral da água (MNDWI), visto que este apresentou a menor quantidade de erros por omissão ou de classificação. De forma geral, as classificações por *pixel* (*MaxVer*) e região (*Bhattacharya*) apresentaram erros, tanto de classificação, quanto por omissão. O classificador por região não identificou pequenas porções d'água, o que pode ser explicado pelo fato de que este não se baseia apenas no valor de nível de cinza, como é o caso do classificador por *pixel*, utilizando também valores médios de níveis de cinza de cada região segmentada.

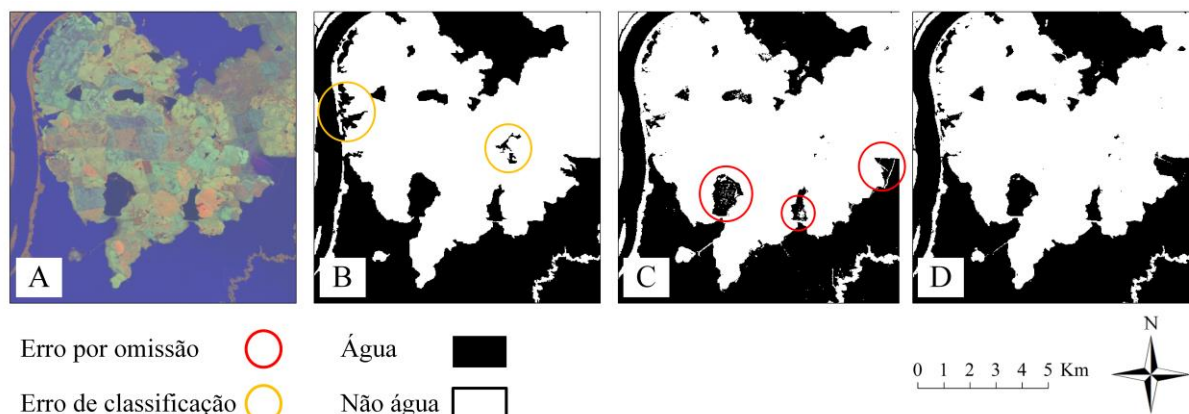


Figura 5. Resultados das classificações: A) imagem Landsat 8 R5G6B4; B) classificação por região (*Bhattacharya*); C) classificação por *pixel* (*MaxVer*); D) MNDWI (*k*-médias).

Os 75 pontos amostrais representando a verdade terrestre foram utilizados para avaliar a precisão dos métodos de classificação (*Bhattacharya*, *MaxVer* e *k*-médias). As tabelas 1, 2 e 3 a seguir mostram as matrizes de confusão das classificações junto com o índice Kappa.

De acordo com os resultados gerados e mostrados nas tabelas, observa-se que o valor do índice Kappa para a classificação da imagem do MNDWI foi de 0,944, configurando-se o índice mais alto, enquanto a classificação por *pixel* foi de 0,888 e por região 0,773. Além destes valores, foi calculado a exatidão global, sendo 0,973 (73/75) para a classificação por *k*-médias, 0,893 (67/75) da classificação por região e 0,947 (71/75) por *pixel*.

Tabela 1. Matriz de confusão da classificação do MNDWI por *k*-médias.

<i>Classificação</i>			
<i>Referência</i>	Água	Não Água	Total
Água	29	1	30
Não Água	1	44	45
Total	30	45	75

**Kappa = 0,944**

Tabela 2. Matriz de confusão da classificação por *Bhattacharya*.

<i>Classificação</i>			
<i>Referência</i>	Água	Não Água	Total
Água	24	2	26
Não Água	6	43	49
Total	30	45	75

**Kappa = 0,773**

Tabela 3. Matriz de confusão da classificação por *MaxVer*.

<i>Classificação</i>			
<i>Referência</i>	Água	Não Água	Total
Água	27	1	28
Não Água	3	44	47
Total	30	45	75

**Kappa = 0,888**

Inicialmente pode-se sugerir que os três métodos de classificações apresentaram resultados satisfatórios, sendo apropriados para o mapeamento de corpos d'água. No entanto, os algoritmos de classificação supervisionada requerem a seleção de amostras representativas na fase de treinamento para poder distinguir as classes de interesse (corpos d'água), o que se traduz em uma desvantagem, visto a subjetividade da escolha das amostras.

Os erros de classificações encontrados podem ser causados pela superestimação de pequenos corpos d'água e a subestimação de canais de rios estreitos e pequenas porções de água presentes em *pixels* impuros (presença de vários elementos dentro de um mesmo *pixel*) (LI *et al.*, 2013). Importante também ressaltar que os resultados das classificações por *pixel* e região presentes neste estudo foram alcançados de acordo com a quantidade e qualidade das amostras colhidas na fase de treinamento dos algoritmos, o que dá um caráter subjetivo aos resultados das classificações supervisionadas.

#### 4. Conclusão

Foram feitas três diferentes classificações de corpos d'água neste trabalho: uma classificação por *pixel* e uma por região baseada na banda 5 do sensor OLI - visto que a água apresenta alto contraste na região espectral do infravermelho próximo em relação aos outros elementos -, e uma classificação sobre a imagem resultante do MNDWI, calculada pela banda do verde e SWIR do sensor OLI. Por meio da análise visual, pelo índice Kappa e exatidão global, conclui-se que a classificação utilizando o MNDWI apresentou os melhores resultados para o mapeamento de superfície da água, facilitado pelo forte contraste entre a água e a superfície terrestre, sendo indicado para trabalhos que necessitem identificar corpos d'água.

Embora não tenham sido tão precisos quanto a classificação do MNDWI, a utilização da banda 5 para classificação supervisionada por *pixel* e região apresentou bons resultados, porém, a subjetividade da escolha das amostras pode alterar de forma significativa os resultados deste tipo de classificação.

#### Agradecimentos

Os autores agradecem ao CNPq (Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico) e a CAPES (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior) pela concessão das bolsas e ao Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) pelo desenvolvimento e disponibilização gratuita do *software* SPRING.

#### Referências Bibliográficas

AMARAL, R.; RIBEIRO, R. R. Inundação e Enchentes. In: TOMINAGA, L. K.; SANTORO, J.; AMARAL, R. **Desastres naturais**: conhecer para prevenir. 1º.ed., 2ª reimpressão – São Paulo: Instituto Geológico, 2011.

BRASIL. Ministério da Integração Nacional. Secretaria Nacional de Defesa Civil. Centro Nacional de Gerenciamento de Riscos e Desastres. **Anuário brasileiro de desastres naturais**: 2012. Centro Nacional de Gerenciamento de Riscos e Desastres - Brasília: CENAD, 2012. 84 p.

CÂMARA, G.; SOUZA, R. C. M.; FREITAS, U. M.; GARRIDO, J. C. P. SPRING: Integrating Remote Sensing and GIS with Object-Oriented Data Modelling. **Computers and Graphics**, v. 20, n. 3, p. 395-403, Maio-Jun 1996.

GONZALEZ, R. C.; WOODS R. E. **Processamento de Imagens Digitais**. Tradução R. M. CESAR JUNIOR e L. F. COSTA. Edgard Blucher, 2000, 509 p.

IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Censo demográfico 2010**. (XII Censo Demográfico). Disponível em: <<http://cidades.ibge.gov.br/xtras/perfil.php?lang=&codmun=431800&search=rio-grande-do-sul|sao-borja>> Acesso em: out. 2014.

IRONS, J. R.; DWYER, J. L.; BARSÍ, J. A. The next Landsat satellite: The Landsat Data Continuity Mission. **Remote Sensing of Environment**, 122, 2012. p. 11–21.

JENSEN, J. R. **Introductory Digital Image Processing**: a remoting sensing perspective. 3ª edição. Universidade da Califórnia: Prentice Hall. 2005. 526 p.

JENSEN, J. R. **Sensoriamento Remoto do Ambiente**: Uma Perspectiva em Recursos Terrestres. Tradução da 2ª edição. J. C. N. EPIPHANIO (org.). São José dos Campos: Parêntese Editora. 2009. 672 p

LI, W.; DU, Z.; LING, F.; ZHOU, D.; WANG, H.; GUI, Y.; SUN, B.; ZHANG, X. A comparison of land surface water mapping using the Normalized Difference Water Index from TM, ETM+ and ALI. **Remote Sensing**. 2013, 5, p. 5530-5549.

MCFEETERS, S.K. The use of the normalized difference water index (NDWI) in the delineation of open water features. **Int. J. Remote Sens.**, 17, 1996, p. 1425–1432.

MACQUEEN, J. B. Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations. **Proceedings of 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability**. University of California Press. 1: 1967, p. 281–297.

RIGHI, E.; ROBAINA, L. E. S. Enchentes do rio Uruguai no Rio Grande do Sul entre 1980 e 2005: uma análise geográfica. **Sociedade & Natureza**, Uberlândia - MG, 22(1): p. 35-54, abr. 2010.

TUCCI, C. E. M (Org.). **Hidrologia**: ciência e aplicação. 3ª ed. – Porto Alegre: Editora da UFRGS / ABRH, 2002.

XU, H. Modification of normalized difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. **Int. J. Remote Sens.**, 27, 2006, p. 3025–3033.