

# ÍNDICE INDICADOR DE CORPOS D'ÁGUA PARA IMAGENS MULTIESPECTRAIS

Airton Marco Polidório<sup>1</sup>  
Nilton Nobuhiro Imai<sup>2</sup>  
Antonio Maria Garcia Tommaselli<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Universidade Estadual de Maringá – UEM – Aluno do Curso de Pós-graduação em Ciências Cartográficas da UNESP, Presidente Prudente, em nível de doutorado – [ampolido@din.uem.br](mailto:ampolido@din.uem.br).

<sup>2,3</sup>UNESP – Presidente Prudente – SP – {[tomaseli, nnimai](mailto:tomaseli.nnimai@prudente.unesp.br)}@prudente.unesp.br

## RESUMO

Este trabalho vem ao encontro da necessidade primordial de se localizar e extrair corpos d'água presentes em uma imagem aérea, para, após, estudá-los. Com o objetivo de melhor explorar os dados de sensores de imageamento com baixa resolução espectral, propõe-se aqui um Índice Indicador de Corpos D'água – IIA em imagens aéreas multiespectrais adquiridas nas faixas espectrais associadas com o verde e com o infravermelho-próximo para realçar e extrair com maior facilidade os corpos d'água presentes em uma imagem aérea.

**Palavras-chave:** Corpos d'água, Realce de imagem, Sensoriamento remoto.

## INDICATIVE INDEX OF WATER BODIES FOR MULTIESPECTRAL IMAGES

### ABSTRACT

*This paper overcomes the need for water bodies detection and extraction in digital aerial images, for later investigations. The main contribution of this work is the proposal of an Index Indicative of Water Bodies which enables the use of imaging sensor with low spectral resolution. This index is based on the green and infrared channels to enhance and improve the automatic extraction of water bodies in digital aerial images.*

*Keywords: Water bodies, Image enhance, Remote sensing.*

## 1. INTRODUÇÃO

O uso de equipamentos e técnicas de sensoriamento remoto em apoio aos estudos hidrológicos já se tornou comum. Cita-se o uso de imagens aéreas para mapeamento e delineamento de corpos d'água, verificação, controle da qualidade física da água, mensuração da turbidez e da concentração de sedimentos em suspensão, detecção e classificação de plantas aquáticas, bem como a estimativa de profundidade, com base nos valores de reflectância da água, para grandes rios, canais, lagos e costa marítima, possibilitando a confecção de cartas de navegação confiáveis e atualizadas.

KUMAR et al. (1997) utilizaram imagens da banda 4 (770–860nm) do sensor LISS-2, transportado pelo satélite indiano IRS-P2, para classificar a profundidade de rios. SCHNEIDER et al. (1996) usaram imagens da banda termal do Landsat-5 TM (10400–12500nm) para mensurar, com elevada precisão, a temperatura da superfície de lagos. WILDALLEN et al. (1996) descreveram uma técnica experimental, realizada em laboratório, para classificar e mensurar a concentração de clorofila-A em águas turvas, baseando-se no cálculo da razão simples entre as reflectâncias das bandas 1 (440nm) e 2 (560nm).

O uso de imagens aéreas como recurso de apoio ao estudo de águas faz com que novos problemas sejam adicionados ao problema original, por exemplo: (1) perda de informações devido à resolução espacial da imagem e à limitação da resolução espectral do sensor usado no imageamento; (2) interferências radiométricas adicionadas/subtraídas à imagem pelos efeitos atmosféricos que provocam alterações na radiometria dos alvos; (3) localização e extração de feições de corpos d'água presentes na imagem e; (4) extração das informações desejadas dos corpos d'água segmentados. As vantagens do uso de imagens para realização de estudos de corpos d'água são: (1) diminuição dos custos envolvidos; (2) rapidez e

constância de acesso aos dados; (3) possibilita uma cobertura espacial mais ampla permitindo analisar com facilidade e precisão os relacionamentos de um corpo d'água com outros elementos presentes/ausentes na região estudada.

Quando o sensor tem uma grande resolução espectral, cobrindo uma ampla faixa do espectro separado em várias bandas espectrais, torna-se mais fácil o trabalho de segmentação de corpos d'água, como a razão simples entre as reflectâncias ( $\rho$ ) das bandas espectrais correspondentes a 900 e 970nm, chamada *Water Index* (WI) proposta por PEÑUELAS, et al. (1997), e a diferença normalizada, *Normalized Difference Water Index* (NDWI), proposta por GAO (1996) que usa dados de reflectância de bandas espectrais correspondentes a 860 e 1240nm para computar um indicador de corpos d'água.

**Tabela 1.** Índices indicadores para imagens multiespectrais.

<b>Nome/Referência</b>	<b>Fórmula</b>
Simple Ratio – SR <sub>750/705</sub> GITELSON et al. (1994)	$SR_{750/705} = \frac{R_{750}}{R_{705}}$
Simple Ratio – SR <sub>800/550</sub> SIMS et al. (2002)	$SR_{800/550} = \frac{R_{800}}{R_{550}}$
Normalized Difference – ND <sub>800/680</sub>	$ND_{800/680} = \frac{R_{800} - R_{680}}{R_{800} + R_{680}}$
Normalized Difference – ND <sub>750/705</sub> GITELSON et al. (1994)	$ND_{750/705} = \frac{R_{750} - R_{705}}{R_{750} + R_{705}}$
Modified Simple Ratio – MSR <sub>705/445</sub> SIMS et al. (2002)	$MSR_{705/445} = \frac{R_{750} - R_{445}}{R_{705} - R_{445}}$
Modified Normalized Difference – MND <sub>705/445</sub> Sims et al. (2002)	$MND_{705/445} = \frac{R_{750} - R_{445}}{R_{750} + R_{705} - 2R_{445}}$
Simple Ratio – SR <sub>750/550</sub> GITELSON et al. (1994)	$SR_{750/550} = \frac{R_{750}}{R_{550}}$
Modified Chlorophyll-B sorption in Reflectance Index – MCARI DAUGHTRY et al. (2000)	$MCARI = \left[ (R_{700} - R_{670}) - \frac{1}{5}(R_{700} - R_{550}) \right] \left( \frac{R_{700}}{R_{670}} \right)$
Transformed Chlorophyll Absorption in Reflectance Index – TCARI – HABOUDANE, et al. (2002)	$TCARI = 3 \left[ (R_{700} - R_{670}) - \frac{1}{5}(R_{700} - R_{550}) \right] \left( \frac{R_{700}}{R_{670}} \right)$
Optimized Soil-Adjusted Vegetation Index – OSAVI – RONDEAUX, et al. (1996)	$OSAVI = (1 + 0.16) \frac{R_{800} - R_{670}}{R_{800} + R_{670} + 0.16}$
Plant Senescence Reflectance Index – PSRI MERZLYAK, et al. (1999)	$PSRI = \frac{R_{680} - R_{500}}{R_{750}}$
Structure-Insensitive Pigment Index – SIPI PEÑUELAS, et al. (1995)	$SIPI = \frac{R_{800} - R_{445}}{R_{800} - R_{680}}$
Photochemical Reflectance Index – PRI GAMON, et al. (1992)	$PRI = \frac{R_{531} - R_{570}}{R_{531} + R_{570}}$
Pigment Specific Simple Ratio Chlorophyll-A – PSSRa – BLACKBURN (1998)	$PSSR_a = \frac{R_{800}}{R_{680}}$
Pigment Specific Simple Ratio Chlorophyll-B – PSSRb – Blackburn, 1998	$PSSR_b = \frac{R_{800}}{R_{635}}$
Normalized Difference Water Index – NDWI GAO (1996)	$NDWI = \frac{R_{860} - R_{1240}}{R_{860} + R_{1240}}$
Water Index – WI PEÑUELAS, et al. (1997)	$WI = \frac{R_{900}}{R_{970}}$

A Tabela 1 apresenta um levantamento de alguns índices indicadores para realce de feições ou características de elementos presentes em imagens aéreas, os quais exploram o potencial oferecido pela resolução espectral de alguns sensores.

O atual desenvolvimento tecnológico está permitindo o desenvolvimento e a comercialização de câmaras digitais de alta definição, como: **HRSC-A** – *High Resolution Stereo Camera*, desenvolvida pelo *DLR Institute of Space Sensor Technology and Planetary Exploration*; **ADS40** – Airborne Digital Sensor, da Leica Geosystems; **DMC** – *Digital Mapping Camera*, desenvolvida pela *Z/I Imaging* e; **UltraCamD**, desenvolvida pela *VEXCEL Imaging*.

Essas câmaras são capazes de adquirir imagens em quatro bandas espectrais: azul (B), verde (G), vermelho (R) e infravermelho-próximo (NIR), além do canal pancromático. Desta forma, elas não oferecem condições técnicas para se aplicar os índices relacionados na Tabela 1 pois são de baixa resolução espectral, pois operam somente na faixa do visível e infravermelho-próximo em quatro bandas espectrais (R, G, B e NIR). Entre esses sensores de baixa resolução espectral se insere a câmara CCD do satélite orbital CBERS-1 e 2, a qual adquire imagens nas seguintes faixas do espectro visível: banda 1: azul (0,45 - 0,52 $\mu$ m); banda 2: verde (0,52 - 0,59 $\mu$ m); banda 3: vermelho (0,63 - 0,69 $\mu$ m) e; banda 4: infravermelho-próximo (0,77 - 0,89 $\mu$ m), além da pancromática (0,51 - 0,73 $\mu$ m).

A aplicação dos índices propostos na tabela 1 às imagens destes sensores de baixa resolução espectral poderia levar a resultados pouco confiáveis.

Entretanto, para alguns casos como NDVI – *Normalized Difference Vegetation Index*, é possível obter bons resultados usando imagens das bandas espectrais correspondentes ao vermelho (R) e infravermelho-próximo (NIR) desses sensores (Equação 1).

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \quad (1)$$

Mas, para calcular um índice para corpos d'água com o NDWI - *Normalized Difference Water Index*, GAO, 1996 – Equação 2, seriam encontrados problemas, pois não haveria dados de resposta (lembrando que no caso anterior também não se dispõe da reflectância, mas tão somente de uma resposta – valor quantizado e codificado da energia refletida) para a faixa espectral próxima de 1240nm.

$$NDWI = \frac{\rho_{860} - \rho_{1240}}{\rho_{860} + \rho_{1240}} \quad (2)$$

Sob este contexto, passam ser objetivo desse trabalho:

1. propor um índice indicador de corpos d'água alternativo, que contemple, também, sensores de baixa resolução espectral.
2. propor uma técnica de segmentação de corpos d'água usando esse índice indicador de corpos d'água.

Para realização dos testes, foram usadas imagens dos satélites: LandSat 7/ETM e CBERS e da câmara digital DMC.

## 2. COMPORTAMENTO ESPECTRAL DA ÁGUA, SOLO E VEGETAÇÃO

Regiões de solo exposto têm altas reflectâncias em todas as regiões do espectro eletromagnético, com uma gama de respostas dependente de sua constituição química e umidade. Na região do infravermelho-próximo e médio, assim como a vegetação, os solos, e rochas, apresentam reflectâncias altas. Porém, na banda termal, as distinções entre solos e plantas são mais acentuadas. A reflectância dos solos na banda termal aumenta, enquanto que da vegetação diminui e da água é praticamente zero. No caso de rochas, assim como áreas urbanas, ocorrem fortes reflectâncias na banda azul (460–520nm) – Figura 1.

A água tem a característica de refletir uma parcela muito pequena da luminosa incidida, pois a maior parte da energia luminosa incidente é transmitida, absorvida e dispersada pela água. O espectro da radiação refletida pela água ocupa, em geral, a faixa de comprimentos de onda entre 400-900nm, o que equivale à faixa do visível e o infravermelho-próximo. Corpos d'água mais puros são mais evidentes por apresentarem baixa reflectância, principalmente nas faixas espectrais iguais ou superiores ao infravermelho-próximo – Figura 1. A presença de sedimentos de solo na água provoca uma resposta espectral semelhante àquela emitida pelo solo molhado. Permanecem as proporções da distribuição espectral, porém, as reflectâncias são mais intensas pela presença de solo e, reduzidas pelos efeitos de absorção, transmissão e dispersão da radiação incidente na água. Isso significa que águas com elevado grau de concentração de sedimentos em

suspensão apresentarão reflectâncias bem maiores que águas puras e menores que a reflectância captada de regiões de solos para uma mesma faixa espectral.

Interações da energia luminosa incidente com a água são complexas e dependem de uma série de fatores como: a reflexão especular (rugosidade da superfície); tipo e concentração de materiais em suspensão (clorofila, argilas e nutrientes); tipo e constituição do fundo do corpo d'água; e variáveis climatológicas, alteram o seu comportamento espectral (CHUVIECO, 1990, p.68).

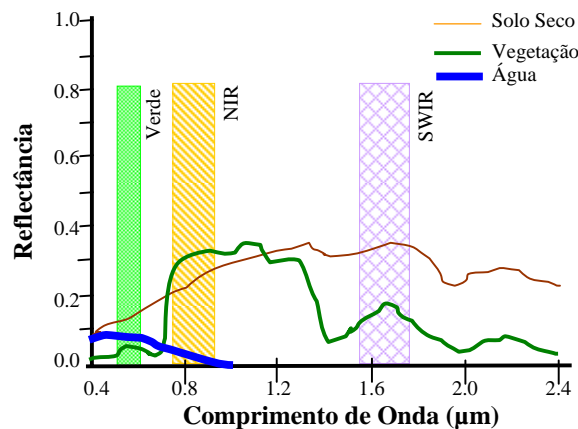


Figura 1. Comportamento espectral do solo seco, da vegetação e da água.

### 3. ÍNDICE INDICADOR DE CORPOS D'ÁGUA

Para realçar corpos d'água, a Equação 2 utiliza dados de reflectância das bandas correspondentes a 860nm e 1240nm, respectivamente. O motivo dessa escolha está no comportamento espectral da água. Na faixa próxima de 860nm a reflectância esperada da água é muito baixa e na faixa de 1240nm, a reflectância esperada é zero. Assim, para corpos d'água, é esperado que a Equação 2 forneça valores  $NDWI \geq 0$  ou seja, nas imagens geradas pelo NDWI os corpos d'água terão alto valor de brilho.

Para se aplicar a Equação 2 em imagens adquiridas pelo LandSat 7/ETM, escolhe-se as bandas 4 (780nm – 900nm) e 5 (1550nm – 1750nm). O resultado dessa aplicação está ilustrado na Figura 2.

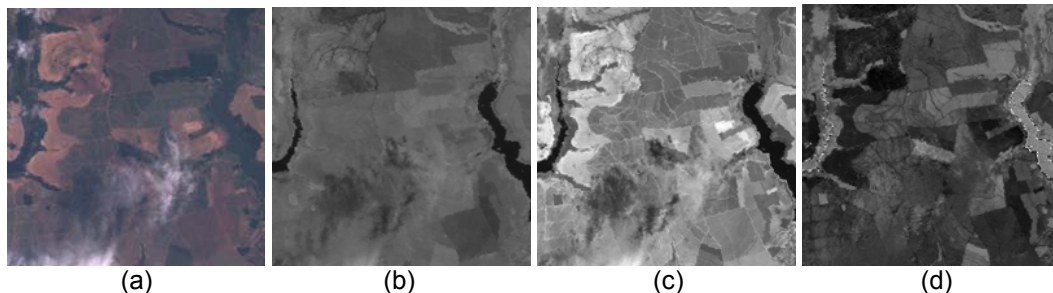
A banda 4, Figura 2b, realça a vegetação com alto valor de brilho e corpo d'água com baixo valor de brilho. A banda 5, Figura 2c, também realça corpo d'água com baixo valor de brilho no entanto, nesta banda, os altos valores de brilho são produzidos por solo exposto, em concordância com o gráfico da Figura 1. Observe que os corpos d'água registrados nessas imagens são realçados pelo NDWI com alto valor de brilho, Figura 2d. O solo exposto aparece com baixo valor de brilho. Entretanto, a vegetação também é realçada com alto valor de brilho, dificultando a análise e a separação de corpos d'água. O uso simples das imagens das bandas 4 e 5 oferece melhor condição de separação de corpos d'água pois, em ambos os casos, eles se apresentam com baixo valor de brilho, contrastando com outras feições presentes. A Figura 2d tem melhor uso como indicador de solo exposto ao invés de indicador de água.

Basicamente, existem três tipos de índices indicadores: a razão simples; a diferença normalizada e; a diferença não normalizada. Optou-se, neste trabalho, por propor um índice do tipo diferença normalizada, justificado por três razões: (1) o comportamento espectral do alvo que se deseja, é perfeitamente conhecido. (2) os comportamentos espectrais dos alvos não desejados são, quase todos, conhecidos (solo exposto, vegetação e sombra. Atributos espectrais de feições artificiais – estradas e edificações – não foram definidos devido à sua extensa variabilidade de cores e materiais). (3) a diferença normalizada produz uma resposta no intervalo  $[-1, 1]$ , facilitando a análise e a interpretação do resultado.

Os índices do tipo diferença normalizada têm a forma geral  $DN = (V_1 - V_2)/(V_1 + V_2)$  onde, os valores de  $V_1$  e  $V_2$  são maiores ou iguais a zero. Considerando as regiões que contém a feição desejada,  $V_1$ , via de regra, deve apresentar valores superiores de  $V_2$  para essa mesma região. Para as feições não desejadas,  $V_2$  deve apresentar valores superiores, ou pelo menos semelhantes, àqueles de  $V_1$ . Dessa forma, a aplicação da equação DN produzirá valores superiores a zero (próximos de 1 para situação ideal) em regiões que contém a feição desejada e, valores próximos de zero ou inferiores (próximos de -1 para situação ideal) para as regiões que contém as feições não desejadas. O melhor exemplo dessa explicação está no cálculo do NDVI – *Normalized Difference Vegetation Index*, Equação 1, que tem como objetivo destacar a vegetação em detrimento de outras feições. Para tanto, usa valores de brilho da banda infravermelho-próximo (NIR), na qual a vegetação reflete muita energia e, assim, resulta num brilho mais acentuado e, por outro lado, usa valores de brilho da banda associado com a banda do vermelho (R) pois, nela a vegetação absorve energia

eletromagnética como parte do processo de fotossíntese e responde com baixos valores de brilho. As feições não desejadas possuem valores de brilho muito próximos nas duas bandas consideradas. Assim, ao associar  $V_1 = NIR$  e  $V_2 = R$ , para o cálculo do NDVI, as áreas que contêm vegetação apresentarão valores de índice inferiores ou próximos de 1 (um) e as áreas sem vegetação apresentarão valores de índice inferiores ou próximos de 0 (zero).

Entretanto, para corpos d'água essa lógica não funciona exatamente da mesma forma como no caso da vegetação porque, em nenhuma banda do espectro a água responde de forma acentuada produzindo valores elevados de brilho aliás, caracteriza-se pelos baixos de valores de brilho. Enquanto a vegetação possui valores de reflectância que oscilam de 0.0 até 0.4 no intervalo espectral de  $0.4\mu m$  a  $1.0\mu m$  (Figura 1), a água, neste mesmo intervalo espectral têm valores de reflectância decrescente de 0.05 até 0.0 ou seja, a variação da reflectância da vegetação é 8 vezes maior que da água.



**Figura 2.** Cálculo do NDWI em imagens LandSat 7/ETM – Barra Bonita - SP. (a) Composição colorida 3-2-1. (b) Banda 4. (c) Banda 5. (d) NDWI.

### 3.1 PROPOSTA DE UM ÍNDICE INDICADOR DE ÁGUA (IIA)

Visto que a variabilidade na reflectância da água é muito pequena e que tais valores são decrescentes e que outras feições como a vegetação e o solo exposto tem a tendência de grandes aumentos de reflectância com o aumento do comprimento de onda da radiação eletromagnética, para computar um Índice Indicador de Água pela diferença normalizada deve-se usar uma lógica diferente daquela empregada no cálculo do NDVI, mas que tenha a capacidade de produzir resultados de destaque equivalentes (enquanto o NDVI destaca a vegetação, o IIA deve destacar a água).

A proposta para cálculo do Índice Indicador de Água, IIA, é dada pela Equação 3.

$$IIA = \frac{G - 4NIR}{G + 4NIR} \quad (3)$$

onde:

$G$  são os valores de brilho dos *pixels* associados com a banda verde

$NIR$  são os valores de brilho dos *pixels* associados com a banda do infravermelho-próximo

A escolha da banda  $G$  (verde) para o cálculo do IIA se deve a três razões:

1. A água responde com maior valor de brilho possível, sem que haja contaminação excessiva com radiação aditiva, principalmente, dos comprimentos de ondas relativo ao azul e violeta, provocado pelo espalhamento atmosférico de Rayleigh (POLIDORIO et al., 2003).
2. A vegetação e o solo exposto têm boa resposta de reflectância na banda verde.
3. A proposta do IIA deve contemplar sensores de baixa resolução espectral (que, pelo menos, adquiram imagens nas bandas  $G$ ,  $R$  e  $NIR$ ).

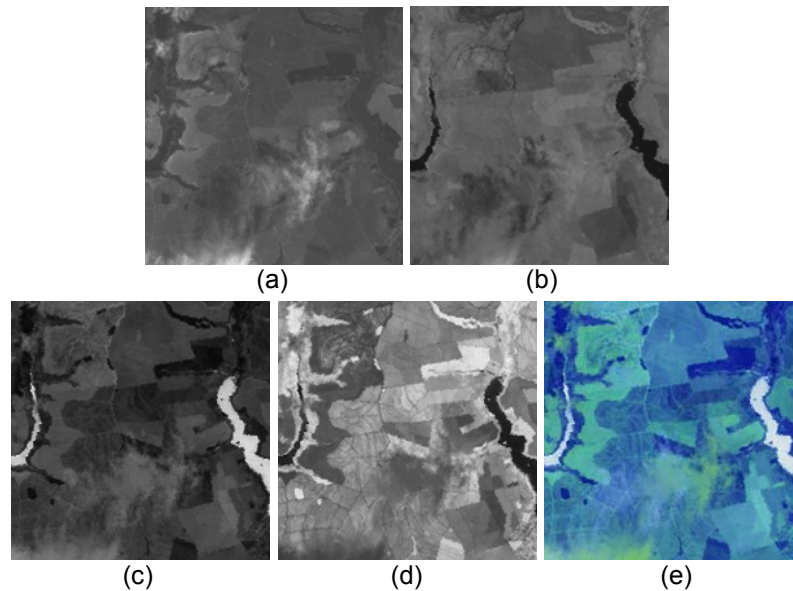
A Equação 3 considera, que uma vez que é impossível associar os corpos d'água com altos valores de brilho, é preferível que os valores IIAs sejam aproximadamente zero para os respectivos corpos d'água e, que para outras feições sejam negativos (próximo de  $-1.0$  como o ideal). Isto é obtido colocando peso 4 para a imagem  $NIR$ , uma vez que nesta banda os corpos d'água têm reflectância próxima de zero e assim, ao ser computado o termo  $G - 4NIR$  da Equação 3, este peso praticamente não modifica os valores de brilho dos corpos d'água uma vez que  $NIR$  está muito próximo de zero, ou seja: ( $G - 4NIR \cong G$ ) para corpos d'água.

O objetivo do peso 4 é elevar o valor de resposta de todas as feições que não sejam corpos d'água, principalmente da vegetação e do solo exposto, as quais tem alta resposta na banda  $NIR$ , forçando a produção de altos valores negativos quando o termo  $G - 4NIR$  for aplicado sobre os *pixels* que compõem essas outras feições.

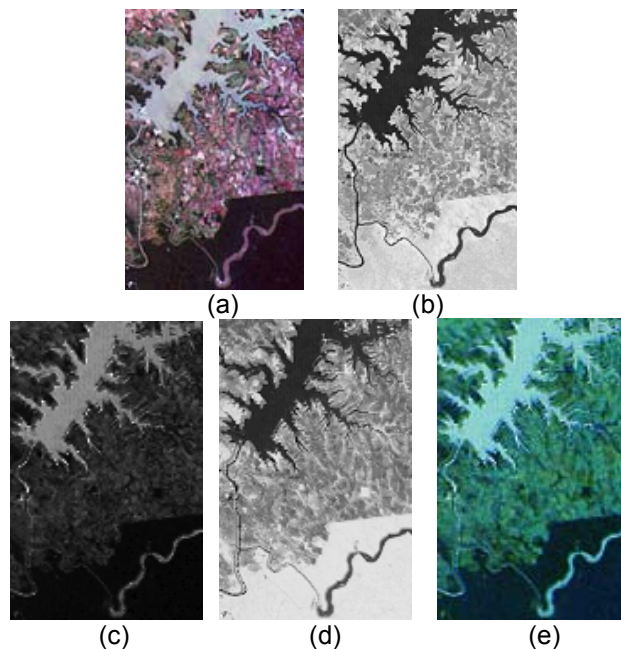
Assim, o cálculo do IIA produzirá valores próximos de 0.0 para corpos d'água e, próximo de  $-1.0$  para as outras feições, introduzindo o realce esperado.

### 3.2 Resultados

Para a realização de testes para o cálculo do IIA, foram usadas imagens do Landsat 7/ETM, da câmara CCD do CBERS-2 e da câmara fotogramétrica digital DMC da ZI/Imaging. Os Resultados estão apresentados nas figuras 3, 4 e 5. Para mostrar o padrão dos resultados, foi feita uma composição colorida associando a imagem obtida pelo IAA (Equação 2), a inversa da imagem obtida pelo NDVI (Equação 1) e a inversa da imagem NIR, respectivamente, com os canais RGB.

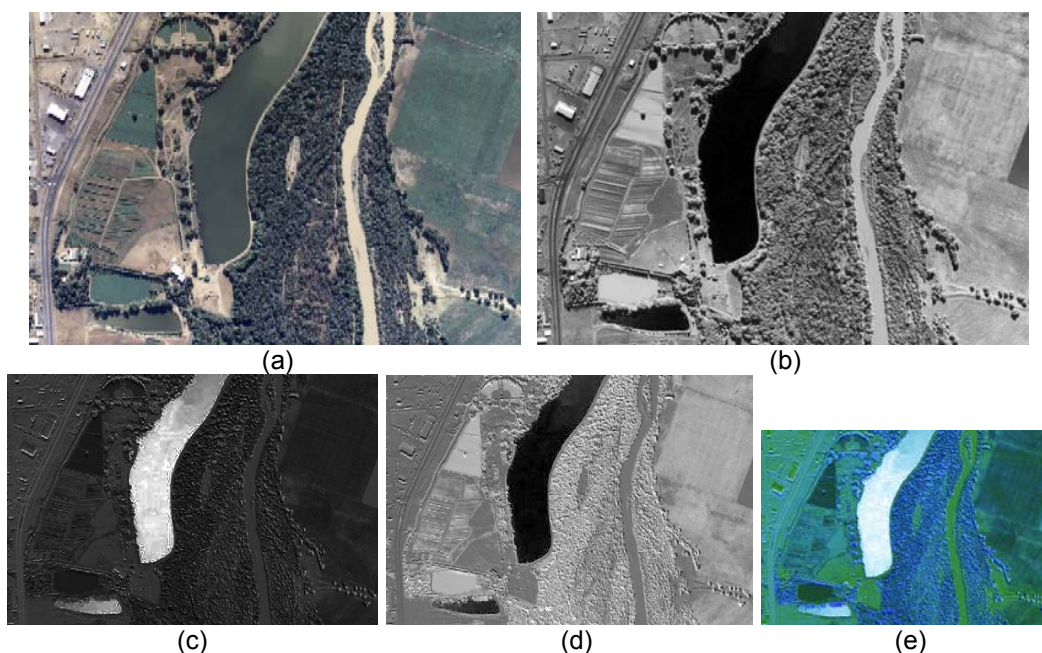


**FIGURA 3.** LANDSAT 7/ETM – BARRA BONITA – SP. (A) G (BANDA 2). (B) NIR (BANDA 4). (C) IIA. (D) NDVI. (E) COMPOSIÇÃO COLORIDA.



**Figura 4.** CBERS – câmara CCD – Imagens originais do lago de Itaipu. (a) RGB – 3-2-1. (b) NIR (Banda 4). (c) IIA. (d) NDVI. (e) Composição colorida.





**Figura 5.** DMC. (a) RGB. (b) NIR (c) IIA. (d) NDVI. (e) Composição colorida.

#### 4. SEGMENTAÇÃO DE CORPOS D'ÁGUA

Para realizar um teste mais eficaz do quão o IIA realça os corpos d'água, foi efetuado um agrupamento, usando o algoritmo *kmeans clustering*, em duas classes distintas: uma com e outra sem corpos d'água.

O algoritmo *kmeans clustering* é um processo iterativo que começa com um valor arbitrário de centróide, formado por um conjunto de atributos, associado com cada classe desejada e, a cada iteração é decidido pelo algoritmo como cada padrão deve ser agrupado, em função de uma medida de similaridade – distância euclidiana por exemplo – a qual determina o quão cada atributo de cada padrão é similar ao centróide de cada classe. O padrão é agrupado na classe do centróide que tem maior similaridade com seus atributos. Após cada iteração, os centróides de cada classe são reavaliados (calculando a média dos atributos dos padrões agrupados na classe) e uma nova iteração de agrupamento é iniciada. O processo termina quando os centróides se estabilizarem ou atingir uma precisão desejada.

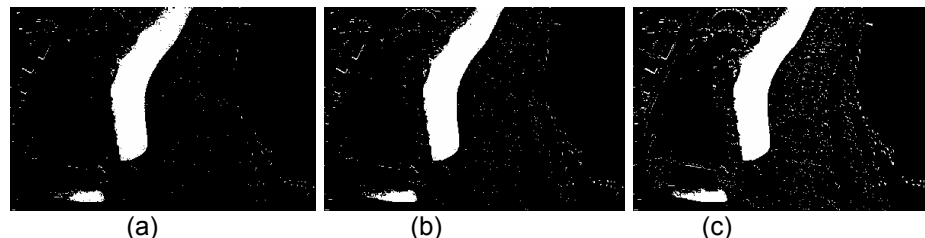
O resultado final do *kmeans clustering* é dependente da escolha dos valores dos centróides iniciais que foram arbitrados para cada classe. Para conquistar resultados qualitativos e diminuir o número de iterações necessárias para estabilização dos centróides, foi adotada a seguinte estratégia para escolha dos centróides iniciais: como se deseja agrupar os padrões em duas classes, uma com atributos de valores altos (os corpos d'água são mais claros nas imagens IIA) e outra com valores baixos, foi calculada a distância euclidiana de cada atributo de cada padrão com a origem de um sistema de referência. O atributo mais próximo da origem foi escolhido como centróide inicial da classe 1 (que não conterá os corpos d'água). Aquele mais distante da origem foi escolhido como centróide inicial da classe 2 (que conterá os corpos d'água). Assim, sempre serão adotados como centróides iniciais atributos que fazem parte dos dados e, que já estão próximos da posição de estabilização.

Um outro aspecto que interfere no resultado final do agrupamento é a escolha de quais atributos serão utilizados para agrupar os padrões. A Figura 6(a) mostra o resultado do agrupamento para corpos d'água da Figura 5 utilizando apenas os *pixels* da imagem IIA como atributo. A Figura 6(b) utiliza como atributos os *pixels* da imagem IIA e da inversa da imagem NDVI. O fator de correlação entre essas duas imagens é 0.9147. Note que o resultado é mais completo. No entanto mais ruídos são inseridos. A Figura 6(c) utiliza como atributos os *pixels* da imagem IIA, da inversa da imagem NDVI e da inversa da imagem NIR. A matriz de correlação entre essas imagens é:

	NIR	NDVI	IIA
NIR	1.0000		
NDVI	0.6389	1.0000	
IIA	0.6947	0.9147	1.0000

O resultado de segmentação dos corpos d'água apresentado na Figura 6(c) é mais completo. Entretanto, apesar da boa correlação entre os atributos, mais ruídos são inseridos.

Os altos graus de correlação entre as imagens IIA, NDVI e NIR permitem a utilização de algoritmos de complexidade simples para segmentar corpos d'água, como mostra o resultado alcançado pelo *kmeans clustering*, em função da complexidade da imagem original (Figura 5(a)). O uso de algoritmos mais sofisticados pode aumentar sensivelmente a qualidade do resultado.



**Figura 6.** Segmentação de corpos d'água da Figura 5 usando o algoritmo *kmeans clustering*. (a) usando a imagem IIA como único atributo. (b) usando as imagens IIA e a inversa do NDVI como atributos. (c) usando as imagens IIA, e as inversas do NDVI e NIR como atributos.

## 5. CONCLUSÃO

A presente proposta de cálculo do Índice Indicador de Corpos D'água (IIA) usando imagens relativas à banda verde e do infravermelho-próximo contempla sensores de baixa resolução espectral.

A boa qualidade do resultado alcançado com a aplicação do IIA, no sentido de realçar corpos d'água, permite a aplicação de algoritmos simples para segmentação dos mesmos. Como mostrou a aplicação do *kmeans clustering*.

Este trabalho deixa como proposta de continuação a elaboração de algoritmos que sejam capazes de realizar a segmentação precisa dos corpos d'água presentes em imagens aéreas, eliminando a presença de ruídos e com baixo custo computacional.

## REFERÊNCIAS

- BLACKBURN, G. A. **Spectral indices for estimating photosynthetic pigment concentrations: a test using senescent tree leaves.** *International Journal of Remote Sensing*, 19, p. 657–675, 1998.
- CHUVIECO, E. **Fundamentos de Teledetección Espacial.** Ediciones Rialp, S.A. Madrid, 1990.
- DAUGHTRY, C. S. T., Walthall, C. L., Kim, M. S., Colstoun, B., E., and McMurtrey III, J. E. **Estimating corn leaf chlorophyll concentration from leaf and canopy reflectance.** *Remote Sensing of Environment*, 74, p. 229–239, 2000
- GAMON, J. A., Peñuelas, J. and Field, C. B. **A narrow-waveband spectral index that tracks diurnal changes in photosynthetic efficiency.** *Remote Sensing of Environment*, 41, p. 35–44, 1992.
- GAO, B. **NDWI—A Normalized Difference Water Index for Remote Sensing of Vegetation Liquid Water from Space.** *Remote Sensing of Environment*. 58, p. 257–266, 1996.
- GITELSON, A. A. and Merzlyak, M. N. **Spectral reflectance changes associate with autumn senescence of *Aesculus hippocastanum* L. and *Acer platanoides* L. leaves. Spectral features and relation to chlorophyll estimation.** *Journal of Plant Physiology*. 143, p. 286–292, 1994.
- HABOUDANE, D., Miller, J.R., Tremblay, N., Zarco-Tejada, P. J. and Dextraze, L. **Integrated narrow-band vegetation indices for prediction of crop chlorophyll content for application to precision agriculture.** *Remote Sensing of Environment*, 81, p. 416–426, 2002.
- KUMAR, K. V., Palit, A. and Bhan S. K. **Cover Bathymetric mapping in Rupnarayan-Hooghly river confluence using Indian remote sensing satellite data.** *International Journal of Remote Sensing*. p. 2269 – 2270. Volume 18, Number 11, 1997.
- MERZLYAK, M. N., Gitelson, A. A., Chivkunova, O. B. and Rakitin, V. Y. **Non-destructive optical detection of pigment changes during leaf senescence and fruit ripening.** *Physiologica Plantarum*, 106, p. 135–141. 1999.
- PEÑUELAS, J., Baret, F., and Filella. **Semi-empirical indices to assess carotenoids / chlorophyll a ratio from leaf spectral reflectance.** *Photosynthetica*, 31, p. 221–230, 1995



PEÑUELAS, J., Pinol, R. O. Ogaya, R., and Filella. **Estimation of plant water concentration by the reflectance Water Index WI (R900/R970)**, International Journal of Remote Sensing, 18, p. 2869–2875, 1997.

POLIDORIO, A. M., Flores, F. C., Imai, N. N., Tommaselli, A. M. G. and Franco, C. **Automatic Shadow Segmentation in Aerial Color Images**. In: Proceedings of XVI Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing, 2003, São Carlos, Brazil, p. 270 – 277.

RONDEAUX, G., Steven, M. and Baret, F. **Optimization of Soil-Adjusted Vegetation Indices. Remote Sensing of Environment**, 55, p. 95–107. 1996.

Schneider, K. and Mauser, W. **Processing and accuracy of Landsat Thematic Mapper data for lake surface temperature measurement**. International Journal of Remote Sensing, vol.17, 11, p. 2027-204, 1996.

SIMS, D. A. and Gamon, J. A. **Relationship between leaf pigment content and spectral reflectance across a wide range of species, leaf structures and developmental stages**. Remote Sensing of Environment, 81, 337–354. 2002.

WILDALLEN K. Tett, P. and Bowers D. **Observations of diffuse upwelling irradiance and chlorophyll in case I waters near the Canary Islands (Spain)**. Optic Laser Technology. 29: (1), p. 3-8, 1997.